



UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO
DOUTORADO EM ADMINISTRAÇÃO

DIEGO VINÍCIUS DE CASTRO PEREIRA

**ALGORITMO *VERSUS* HUMANOS: A ASSERTIVIDADE E COMPORTAMENTO
DA RACIONALIDADE E INTUIÇÃO NO PROCESSO DE TOMADA DE DECISÃO**

BRASÍLIA, DF

2021

DIEGO VINÍCIUS DE CASTRO PEREIRA

**ALGORITMO *VERSUS* HUMANOS: A ASSERTIVIDADE E COMPORTAMENTO
DA RACIONALIDADE E INTUIÇÃO NO PROCESSO DE TOMADA DE DECISÃO**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em
Administração (PPGA/UnB), como requisito à
obtenção do grau de Doutor em Administração.

Orientador: Prof. Edgar Reyes Junior, Dr.

BRASÍLIA, DF

2021

DIEGO VINÍCIUS DE CASTRO PEREIRA

ALGORITMO *VERSUS* HUMANOS: A ASSERTIVIDADE E COMPORTAMENTO DA RACIONALIDADE E INTUIÇÃO NO PROCESSO DE TOMADA DE DECISÃO

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração (PPGA/UnB), como requisito à obtenção do grau de Doutor em Administração.

Orientador: Prof. Edgar Reyes Junior, Dr.

Data de aprovação: 30 de julho de 2021.

Comissão Examinadora:

Prof. Dr. Edgar Reyes Junior – Orientador – Presidente (Universidade de Brasília – PPGA/Unb)

Prof. Dr. Valmir Emil Hoffmann – Examinador Externo (Universidade Federal de Santa Catarina – PPGA/UFSC)

Prof^ª. Dr^ª. Janaina Macke – Examinadora Externa (Universidade de Caxias do Sul – PPGA/UCS)

Prof. Dr. Daniel Pires Vieira – Examinador Interno (Universidade de Brasília – PPGA/Unb)

BRASÍLIA, DF

2021

Dedico a Deus, Jesus, minha família, meus pais, irmãs, os quais sempre depositaram amor e confiança em mim.

AGRADECIMENTOS

A DEUS, JESUS e o ESPÍRITO SANTO, que todos os dias de minha vida me deram forças para nunca desistir.

Aos familiares, namorada e amigos (as) que sempre me incentivaram e apoiaram nessa jornada.

A UnB, por ter me dado a oportunidade de aprimorar meus conhecimentos.

Aos meus colegas de doutorado, pela troca de conhecimento e pelos bons momentos que passamos juntos.

Ao meu orientador, Professor Dr. Edgar Reyes Junior, pelo apoio e amizade, além da dedicação, competência e especial atenção nas revisões e sugestões, fatores fundamentais para a conclusão deste trabalho.

Aos doutores e acadêmicos que destinaram parte de seu precioso tempo para participarem desta pesquisa.

A todos os professores do doutorado que de alguma forma contribuíram para a minha formação.

Ao amigo Rennan Alves pela contribuição significativa neste trabalho.

A todos que de alguma forma contribuíram e oraram para que esta etapa pudesse ser concluída.

Bem-aventurado o homem que não anda segundo o conselho dos ímpios, nem se detém no caminho dos pecadores, nem se assenta na roda dos escarnecedores. Antes tem o seu prazer na lei do Senhor, e na sua lei medita de dia e de noite. Pois será como a árvore plantada junto a ribeiros de águas, a qual dá o seu fruto no seu tempo; as suas folhas não cairão, e tudo quanto fizer prosperará.

Salmos 1:1-3

RESUMO

A perspectiva de tomada de decisão tem sido mais elaborada na pesquisa normativa, que prescreve como as decisões devem ser tomadas. Esse tipo de pesquisa define os critérios para uma decisão racional. Porém, a racionalidade total só poderia ser alcançada por fórmulas matemáticas ou programas de computador. Por outro lado, o uso da intuição é um aspecto importante do processo de decisão. Mas a literatura apresenta uma aparente dicotomia, com autores defendendo o uso da intuição e defendendo a racionalidade na tomada de decisão. Diante desta dicotomia, o presente trabalho tem como objetivo investigar decisões racionais e intuitivas. Para a decisão racional foram utilizados algoritmos de aprendizagem de máquinas, subcampo da inteligência artificial. Assim, foi desenvolvido um modelo para recomendação e classificação de potenciais candidatos a bolsas de Pós-doutorado no exterior. Inicialmente foi realizada uma pré-seleção dos atributos, sendo computados ao final do pré-processamento 51 variáveis. O treinamento do algoritmo foi realizado por meio de 887 currículos lattes de pós-doutores no exterior, no qual identificaram-se quatro grupos. Os grupos foram nomeados conforme suas características, apresentando a seguinte ordem de relevância: Score, Trabalhos_Orientações, IES_baixo_rank e Pesquisador_Sênior. Para a decisão intuitiva foi realizado um quase-experimento composto por dois grupos experimentais (Avaliadores Ad Hoc e Doutores) e um grupo controle (Discentes). Os participantes de cada grupo foram classificados posteriormente em intuitivos ou racionais. Após a análise dos dados, os resultados foram apresentados em três cenários distintos, sendo que no cenário de alta validade, o algoritmo apresentou uma assertividade maior em relação aos humanos, embora os especialistas intuitivos também apresentaram uma assertividade significativa. Por sua vez, no cenário incerto, o qual apresenta as variáveis de internacionalização, o algoritmo apresentou assertividade inferior aos humanos e novamente os especialistas intuitivos se sobressaíram em relação aos demais grupos. Por fim, no cenário que mescla incertezas e validade, o algoritmo e os especialistas intuitivos apresentaram assertividades similares em suas decisões. Ressalta-se que para verificar a assertividade foram utilizadas as técnicas da acurácia e *recall* e a mesma consiste em recomendar corretamente candidatos antes e após a realização do pós-doutorado no exterior. Além disso, por meio das principais variáveis utilizadas para a decisão, identificou-se que o algoritmo apresentou comportamento mais similar ao especialista intuitivo. Assim, este trabalho apresenta como contribuição teórica o pressuposto de que pode ser falsa a dicotomia entre racional e intuição. As decisões racionais e de especialistas intuitivos podem apresentar bons resultados e ambas podem ser relevantes em um cenário de decisão. Além disso, este trabalho demonstrou que as ferramentas computacionais são limitadas e o que algoritmo utilizado para a decisão racional apresentou comportamento mais similar a um especialista intuitivo humano, portanto, este comportamento mais similar a um especialista intuitivo e a possibilidade de processamento de diversos formatos de dados podem afetar a racionalidade das decisões. Por fim, este trabalho sugere o perfil de candidatos ideais para serem contemplados com bolsas de pós-doutorado no exterior, sendo os mais indicados os que apresentam baixo número de publicações, porém com alto impacto. Além disso, estes candidatos ideais apresentaram um menor número de orientações, baixa apresentação de trabalhos e participação em eventos, ou seja, o foco destes pesquisadores foi apenas o alto impacto em suas publicações. Em relação aos mais indicados para avaliadores Ad Hoc, identificou-se o perfil especialista intuitivo como o mais assertivo.

Palavras-chave: intuição; racionalidade, tomada de decisão, especialistas, aprendizagem de máquina.

ABSTRACT

The decision-making perspective has been more elaborated in normative research, which prescribes how decisions should be made. This type of research defines the criteria for a rational decision. However, total rationality could only be achieved by mathematical formulas or computer programs. On the other hand, the use of intuition is an important aspect of the decision-making process. But the literature presents an apparent dichotomy, with authors defending the use of intuition and defending rationality in decision making. In view of this dichotomy, the present work aims to investigate rational and intuitive decisions. For the rational decision, machine learning algorithms were used, a subfield of artificial intelligence. Thus, a model was developed for the recommendation and classification of potential candidates for Postdoctoral fellowships abroad. Initially, a pre-selection of the attributes was carried out, and 51 variables were computed at the end of the pre-processing. The training of the algorithm was carried out by means of 887 lattes curricula of post-doctorates abroad, in which four groups were identified. The groups were named according to their characteristics, with the following order of relevance: Score, Jobs_Orientations, IES_baixo_rank and Researcher_Senior. For the intuitive decision, a quasi-experiment was carried out composed of two experimental groups (Ad Hoc Evaluators and Doctors) and a control group (Students). The participants in each group were later classified as intuitive or rational. After analyzing the data, the results were presented in three different scenarios, and in the high validity scenario, the algorithm showed greater assertiveness in relation to humans, although intuitive specialists also showed significant assertiveness. In turn, in the uncertain scenario, which presents the internationalization variables, the algorithm showed assertiveness inferior to that of humans and again the intuitive specialists stood out in relation to the other groups. Finally, in the scenario that mixes uncertainties and validity, the algorithm and the intuitive specialists presented similar assertions in their decisions. It is noteworthy that the accuracy and recall techniques were used to verify the assertiveness and it consists in correctly recommending candidates before and after conducting the postdoctoral study abroad. In addition, through the main variables used for the decision, it was identified that the algorithm behaved more similarly to the intuitive specialist. Thus, this work presents as a theoretical contribution that the dichotomy between rational and intuition may be false. Rational and intuitive expert decisions can deliver good results and both can be relevant in a decision scenario. In addition, this work demonstrated that the computational tools are limited and that the algorithm used for the rational decision presented a behavior more similar to an intuitive human specialist, therefore, this behavior more similar to an intuitive specialist in machine learning algorithms and the possibility processing of different data formats can affect the rationality of decisions. Finally, this paper suggests the ideal candidate profile to be awarded postdoctoral scholarships abroad, the most suitable being those with a low number of publications, but with a high impact. In addition, these ideal candidates presented a lower number of orientations, low presentation of papers and participation in events, that is, the focus of these researchers was only high impact on their publications. Regarding the most suitable for Ad Hoc evaluators, the intuitive specialist profile was identified as the most assertive.

Keywords: intuition; rationality, decision making, specialists, machine learning.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Defensores da Racionalidade e da Intuição.....	27
Figura 2: Análise de similitude dos assuntos “Decision making”, “intuition” e “computational tools to support the decision”	28
Figura 3: Nuvem de palavras do tema intuição	30
Figura 4: Análise de similitude dos assuntos dos artigos selecionados do tema intuição.....	31
Figura 5: Racionalidade total e racionalidade limitada na tomada de decisão.....	47
Figura 6: Teoria do Processo Dual.....	49
Figura 7: Decisão Humana e Decisão Racional através da aprendizagem de máquina e hipóteses.....	79
Figura 8: Resumo e Formação Acadêmica do CL.....	93
Figura 9: Atuação Profissional e Projetos do CL.....	94
Figura 10: Produções do CL.....	95
Figura 11: Modelo Relacional do Instrumento.....	100
Figura 12: Fluxograma do processo de construção e aplicação da recomendação.....	106
Figura 13: Dataset gerado pelo EC.....	108
Figura 14: Funcionamento do Algoritmo k-means.....	114
Figura 15: Participantes da Pesquisa.....	121
Figura 16: Gênero dos Participantes da Pesquisa.....	121
Figura 17: Histograma de distribuição dos participantes pela idade.....	122
Figura 18: Atuação dos Participantes em Cargos de Liderança ou Chefia.....	122
Figura 19: Gênero dos Avaliadores Ad Hoc.....	123
Figura 20: Histograma de distribuição dos avaliadores Ad Hoc pela idade.....	124
Figura 21: Atuação dos Avaliadores Ad Hoc em Cargos de Liderança ou Chefia.....	125
Figura 22: Gênero dos Participantes Doutores.....	126
Figura 23: Histograma de distribuição dos Doutores pela idade.....	126
Figura 24: Atuação dos Doutores em Cargos de Liderança ou Chefia.....	127
Figura 25: Gênero dos Participantes Discentes.....	128
Figura 26: Histograma de distribuição dos Discentes pela idade.....	128
Figura 27: Atuação dos Discentes em Cargos de Liderança ou Chefia.....	129
Figura 28: Para que serve um pós-doutorado no Exterior (Avaliadores Ad hoc).....	130

Figura 29: Para que serve um pós-doutorado no Exterior (Doutores).....	131
Figura 30: Para que serve um pós-doutorado no Exterior (Discentes).....	138
Figura 31: Comparativo da avaliação dos atuais critérios de seleção	140
Figura 32: Avaliação dos Atuais Critérios de Seleção para Pós-doutorado no Exterior.....	141
Figura 33: Sugestões para Melhorias da Seleção de Candidatos para Pós-doutorado no Exterior.....	142
Figura 34: Resultados Esperados (Avaliadores Ad hoc).....	149
Figura 35: Resultados Esperados (Doutores).....	150
Figura 36: Avaliação dos Avaliadores Ad Hoc sobre os Investimentos versus Resultados...157	
Figura 37: Avaliação dos Doutores sobre os Investimentos versus Resultados.....	158
Figura 38: Escolha da quantidade de clusters	162
Figura 39: Raking dos clusters.....	164
Figura 40: Tempo médio do término da graduação em relação ao início do pós-doutorado.....	168
Figura 41: Tempo médio do término do doutorado em relação ao início do pós-doutorado..	169
Figura 42:Frequências relativas dos níveis das questões da capacidade intuitiva e racional..	175
Figura 43: Boxplot da Decisão rápida de acordo com a Capacidade Intuitiva.....	179
Figura 44: Boxplot da Decisão rápida de acordo com o Indicador de Classificação.....	182
Figura 44: Boxplot da comparação entre Classificação e Decisão rápida.....	183
Figura 45: Boxplot da comparação da Classificação quanto ao Tempo de decisão (s).....	184
Figura 46: Assertividades dos Avaliadores Ad Hoc Intuitivos versus Racionais (Cenário de Alta Validade).....	185
Figura 47: Assertividades dos Avaliadores Ad Hoc Intuitivos versus Racionais (Cenário Incerto).....	186
Figura 48 Principais atributos para escolha dos currículos (Avaliadores Ad Hoc).....	187
Figura 49: Principais atributos para escolha dos currículos (Avaliadores Ad Hoc Intuitivos).....	187
Figura 50: Principais atributos para escolha dos currículos (Avaliadores Ad Hoc Racionais).....	188
Figura 51: Assertividades dos Doutores Intuitivos versus Racionais (Cenário de Alta Validade).....	189
Figura 52: Assertividades dos Doutores Intuitivos versus Racionais (Cenário Incerto).....	189
Figura 53: Principais atributos para escolha dos currículos (Doutores).....	190

Figura 54: Principais atributos para escolha dos currículos (Doutores Intuitivos).....	191
Figura 55: Principais atributos para escolha dos currículos (Doutores Racionais).....	191
Figura 56: Assertividades dos Discentes Intuitivos versus Racionais (Cenário de Alta Validade).....	192
Figura 57: Assertividades dos Discentes Intuitivos versus Racionais (Cenário Incerto).....	193
Figura 58: Principais atributos para escolha dos currículos (Discentes).....	194
Figura 59: Principais atributos para escolha dos currículos (Discentes Intuitivos).....	194
Figura 60: Principais atributos para escolha dos currículos (Discentes Racionais).....	195
Figura 61 Assertividade do Algoritmo versus os Grupos Participantes no Cenário de Alta Validade.....	196
Figura 62: Assertividade do Algoritmo versus os Grupos Participantes no Cenário Incerto.....	197
Figura 63: Comparação entre “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” no cenário de alta validade.....	200
Figura 64: Comparação entre os grupos experimentais no cenário de alta validade.....	201
Figura 65: Comparação entre “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” no cenário incerto.....	202
Figura 66: Comparação entre os grupos experimentais no cenário incerto.....	204
Figura 67: Boxplots de “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” separadas por cenários.....	204
Figura 68: Boxplots dos grupos de “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes”.....	206
Figura 69: Boxplot de “Algoritmo”, “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” para o grupo “Intuitivo”.....	208
Figura 70: Boxplot de “Algoritmo”, “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” para o grupo “Racional”.....	209
Figura 71: Boxplots de “Algoritmo”, “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes”.....	211

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Características e semelhantes entre Intuição e as atuais ferramentas computacionais para apoio à decisão.....	32
Quadro 2: Definições de intuição.....	55
Quadro 3: Critérios de análise e julgamento da Chamada 22-2018 de Bolsas Especiais no País e Exterior.....	84
Quadro 4: Constructo Tomada de Decisão Intuitiva e variáveis utilizadas para a elaboração do Módulo de Seleção de Currículos.....	90
Quadro 5: Etapas e especificações para desenvolvimento do Módulo de Seleção de Currículos.....	92
Quadro 6: Constructo e variáveis.....	96
Quadro 7: Pacotes e bibliotecas utilizados para o desenvolvimento do instrumento	99
Quadro 8: Resultado das Hipóteses.....	232

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Pontuação para publicação bibliográfica em periódicos.....	110
Tabela 2: Pontuação para formação de Recursos Humanos.....	110
Tabela 3: Cômputo para atributos da Chamada 22-2018.....	110
Tabela 4: Distribuição dos Participantes por tempo de atuação como docente.....	123
Tabela 5: Distribuição dos Avaliadores Ad Hoc por tempo de atuação como docente.....	125
Tabela 6: Distribuição dos Participantes Doutores por tempo de atuação como docente.....	127
Tabela 7: Distribuição dos Discentes por tempo de atuação como docente.....	129
Tabela 8: Resultado do Teste Anova para a avaliação dos critérios de seleção.....	141
Tabela 9: Relevância de atributos.....	163
Tabela 10: Ranqueamento dos melhores candidatos.....	166
Tabela 11. Ranqueamento final dos melhores candidatos e clusters de origem.....	166
Tabela 12: Resultado do Teste Anova em relação ao tempo médio do término de graduação.....	168
Tabela 13: Resultado do Teste Anova em relação ao tempo médio do término do doutorado.....	169
Tabela 14: Análise descritiva das variáveis categóricas.....	173
Tabela 15: Análise descritiva da variável numérica da amostra.....	173
Tabela 16: Análise descritiva das questões da Capacidade Intuitiva e Racional.....	174
Tabela 17: Análise descritiva de forma numérica de cada questão.....	176
Tabela 18: Análise descritiva dos indicadores.....	177
Tabela 19: Análise descritiva do Indicador de Classificação.....	178
Tabela 20: Análise descritiva da Classificação dos indivíduos.....	178
Tabela 21: Comparação das variáveis categóricas e o Indicador Capacidade Intuitiva.....	179
Tabela 22: Correlação entre Tempo de decisão (s) e Capacidade Intuitiva.....	180
Tabela 23: Comparação das variáveis categóricas e o Indicador Capacidade Racional.....	180
Tabela 24: Correlação entre Tempo de decisão (s) e Capacidade Racional.....	181
Tabela 25: Comparação das variáveis categóricas e o Indicador de Classificação.....	181
Tabela 26: Correlação entre Tempo de decisão (s) e Indicador de Classificação.....	182
Tabela 27: Comparação das variáveis categóricas e a Classificação.....	183
Tabela 28: Comparação entre Classificação do Perfil e o Tempo de decisão (s).....	184
Tabela 29: Análise descritiva no cenário de alta validade.....	199

Tabela 30: Análise descritiva dos grupos experimentais no cenário de alta validade.....	200
Tabela 31: Análise descritiva no cenário incerto.....	202
Tabela 32: Análise descritiva dos grupos experimentais no cenário incerto.....	203
Tabela 33: Comparação da acurácia entre grupos para “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes”.....	205
Tabela 34: Comparação da acurácia entre “Algoritmo”, “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” para o grupo “Intuitivo”.....	207
Tabela 35: Comparação da acurácia entre “Algoritmo”, “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” para o grupo “Racional”.....	209
Tabela 36: Comparação entre “Algoritmo”, “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes”.....	210
Tabela 37: Variáveis semelhantes entre o algoritmo e os grupos de “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes”.....	212
Tabela 38: Variáveis semelhantes entre o algoritmo e os grupos.....	213

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 1: Método Elbow.....	112
Equação 2: Medida de Recall.....	117
Equação 3: Medida da Acurácia.....	117
Equação 4: Distância Euclidiana n-dimensional.....	165

LISTA DE SIGLAS

AC - Alfa de Cronbach.

AE – Área Específica.

CL – Currículo Lattes.

CNPq - Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico.

CSV – Comma Separated Values.

D.P. - Desvio Padrão.

DMI - *Decision-Making Inventory*.

E.P. - Erro Padrão.

EC - Extrator de Currículos.

GPL - *General Public License*.

HTML - HyperText Markup Language.

I.C. - Intervalo de confiança.

IA – Inteligência Artificial.

IDPE - Inventário da Decisão e Pós-doutorado no Exterior.

IGC - Índice Geral de Curso.

MVC - *Model-View-Controller*.

PL – Plataforma Lattes.

QS - World University Rankings.

RF - *Random Forest*.

XML - Extensible Markup Language.

GLOSSÁRIO

Valor-p: É uma estatística utilizada para sintetizar o resultado de um teste de hipóteses. Formalmente, o p-valor é definido como a probabilidade de se obter uma estatística de teste igual ou mais extrema que aquela observada em uma amostra, assumindo como verdadeira a hipótese nula. Como geralmente define-se o nível de significância em 5%, um p-valor menor que 0,05, gera evidências para rejeição da hipótese nula do teste.

D.P. - Desvio Padrão: É uma das principais medidas de dispersão dos dados. Pode ser definida como a raiz quadrada da variância. Sua medida representa o quanto os dados se afastam da média.

E.P. - Erro Padrão: O erro padrão é uma medida da precisão da média amostral. O erro padrão é obtido dividindo o desvio padrão pela raiz quadrada do tamanho da amostra.

1ª Q. - 1ª Quartil: O primeiro quartil é uma medida de posição que representa que pelo menos 25% das respostas são menores que ele.

2ª Q. - 2ª Quartil: O segundo quartil, também conhecido como mediana é uma medida de posição que representa que pelo menos 50% das respostas são menores que ele.

3ª Q. - 3ª Quartil: O terceiro quartil é uma medida de posição que representa que pelo menos 75% das respostas são menores que ele.

I.C. 95% - Intervalo de 95% de confiança: É um intervalo estimado para um parâmetro estatístico. Em vez de estimar o parâmetro por um único valor é dado um intervalo de estimativas prováveis. Um intervalo de 95% de confiança garante que o parâmetro pontual estimado com 95% de confiança estará dentro do intervalo estimado em outras amostras da mesma população.

AC - Alfa de Cronbach: Indicador que representa a proporção da variância total da escala que é atribuída ao verdadeiro escore do construto latente que está sendo mensurado. O AC deve ser maior que 0,70 para uma indicação de confiabilidade do constructo, em pesquisas exploratórias valores acima de 0,60 também são aceitos.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	22
1.1	Problematização.....	22
1.2	Objetivos.....	25
1.2.1	Objetivo geral.....	25
1.2.2	Objetivos específicos.....	26
1.3	Justificativa.....	26
2	REFERENCIAL TEÓRICO.....	34
2.1	A Tomada de Decisão.....	34
2.2	Decisão Racional.....	38
2.2.1	Racionalidade Limitada versus Racionalidade Total.....	41
2.3	Tomada de Decisão Não Racional: A Intuição.....	48
2.3.1	Processos Cognitivos Humano: A teoria do Processo Dual.....	49
2.3.2	A Intuição no Processo Decisório.....	51
2.3.3	Conceito.....	52
2.3.4	Características da Intuição.....	56
2.3.4.1	Processo inconsciente.....	56
2.3.4.2	Associações holísticas.....	57
2.3.4.3	Produzido rapidamente.....	57
2.3.4.4	Julgamento afetivamente carregado.....	58
2.3.5	Fontes da Intuição.....	59
2.3.6	Condições Ideais para a Intuição.....	60
2.3.7	Influências do Coletivo e da Moral.....	62
2.4	Ferramentas Computacionais na Tomada de Decisão: A Aprendizagem de Máquina.....	63
2.5	Intuição Versus a Racionalidade Total com Ferramentas Computacionais.....	70
3	MÉTODO.....	80
3.1	Delineamento.....	80
3.2	Abordagem da Pesquisa.....	81
3.3	Objeto.....	83
3.4	Coleta de Dados.....	85

3.5	Quase-Experimento: Decisão Humana.....	87
3.5.1	Participantes.....	87
3.5.2	Instrumentos para a Coleta de Dados.....	88
3.5.2.1	Bloco de Seleção de Currículos.....	90
3.5.2.2	Inventário da Decisão e Pós-doutorado no Exterior (IDPE).....	95
3.5.2.3	Decision-Making Inventory (DMI).....	96
3.5.2.4	Identificação dos Participantes.....	97
3.5.2.5	Documentação Técnica do Instrumento.....	97
3.5.3	Análise dos Dados.....	100
3.6	Decisão Racional: Algoritmo de Recomendação e Classificação.....	103
3.6.1	Aquisição e seleção do dataset.....	106
3.6.2	Pré-processamento de dados.....	107
3.6.2.1	Pré-seleção de atributos e Estruturação dos dados.....	107
3.6.2.2	Contagem dos atributos.....	108
3.6.2.3	Pesquisa documental e rotulação dos atributos.....	109
3.6.3	Treinamento e aprendizagem do algoritmo.....	112
3.6.3.1	Método Elbow.....	112
3.6.3.2	k-means.....	112
3.6.3.3	Random Florest Classifier.....	115
3.6.3.4	Recomendação e Classificação dos Candidatos.....	116
3.6.3.5	Validação do Algoritmo.....	116
3.7	Análise dos Dados da Decisão Intuitiva versus Decisão Racional.....	118
4.	ANALISES E RESULTADOS.....	120
4.1	Perfil dos Participantes da Pesquisa.....	120
4.1.1	Perfil dos Participantes.....	120
4.1.2	Perfil dos Avaliadores Ad Hoc.....	123
4.1.3	Perfil dos Doutores.....	125
4.1.4	Perfil dos Discentes.....	127
4.2	Visões Sobre o Pós-doutorado no Exterior.....	129
4.2.1	Para que serve um Pós-Doutorado no Exterior.....	130
4.2.2	Como os participantes avaliam e quais melhorias sugerem para os critérios de seleção do Pós-doutorado no Exterior.....	140
4.2.3	Resultados Esperados de um Pós-doutorado no Exterior.....	148

4.2.4	Investimentos <i>versus</i> resultados obtidos no Pós-Doutorado no Exterior.....	157
4.3	Resultado da Decisão Racional: Algoritmo de Recomendação.....	161
4.4	Classificação dos Partipantes em Intuitivos e Racionais.....	172
4.4.1	Análise Descritiva.....	173
4.4.2	Criação dos indicadores.....	177
4.4.3	Classificação do Perfil.....	177
4.4.4	Comparação das variáveis de caracterização com os indicadores.....	178
4.4.5	Comparação das variáveis de caracterização com a Classificação do Perfil.....	182
4.5	Resultados da Decisão Humana.....	184
4.5.1	Resultados da decisão do Grupo Experimental Primário - Avaliadores Ad Hoc.....	185
4.5.1.1	Cenário de Alta Validade (Ad hoc).....	185
4.5.1.2	Cenário Incerto (Ad Hoc).....	186
4.5.1.3	Atributos Relevantes Para a Tomada de Decisão dos Avaliadores Ad Hoc.....	186
4.5.2	Resultados da decisão do Grupo Experimental Secundário – Doutores.....	188
4.5.2.1	Cenário de Alta Validade (Doutores).....	188
4.5.2.2	Cenário Incerto (Doutores).....	189
4.5.2.3	Atributos Relevantes Para a Tomada de Decisão dos Doutores.....	190
4.5.3	Resultados da Decisão do Grupo de Controle – Discentes.....	192
4.5.3.1	Cenário de Alta Validade (Discentes).....	192
4.5.3.2	Cenário Incerto.....	193
4.5.3.3	Atributos Relevantes Para a Tomada de Decisão dos Discentes.....	193
4.5.4	Comparação da Assertividade entre o Algoritmo e os Grupos Participantes.....	195
4.5.4.1	Cenário de Alta Validade.....	195
4.5.4.2	Cenário Incerto.....	197
4.5.5	Comparação entre os Grupos Ad Hoc, Doutores e Discentes no Cenário de Alta Validade.....	199
4.5.6	Comparação entre os Grupos Ad Hoc, Doutores e Discentes no Cenário Incerto.....	201

4.5.7	Comparação entre os Grupos Ad Hoc, Doutores e Discentes no Cenário que Mescla Validade e Incertezas.....	205
4.5.8	Comparação das Variáveis Mais Relevantes para a Decisão do Algoritmo e Humanos.....	211
5	DISCUSSÃO.....	214
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	233
	REFERÊNCIAS.....	239
	Apêndice A – IPDE, DMI e identificação dos participantes.....	268
	Apêndice B – Bloco de Seleção de Currículos (Área dos Participantes).....	272
	Apêndice C – Bloco de Seleção de Currículos (Área do Administrador do Sistema).....	275
	Apêndice D – Atributos Identificados na Pré-seleção do Algoritmo de Recomendação.....	279
	APÊNDICE E – Rotulação de cada cluster em um cenário de alta validade pertencente a cada candidato após o Pós-Doutorado.....	280
	APÊNDICE F – Rotulação de cada cluster em um cenário incerto pertencente a cada candidato após o Pós-Doutorado.....	281
	APÊNDICE G – Rotulação de cada cluster pertencente a cada candidato anterior ao Pós-Doutorado (Algoritmo).....	282
	APÊNDICE H – Rotulação dos grupos pertencentes a cada candidato Ad Hoc, Doutores e Discentes (Intuitivos e Racionais).....	283
	APÊNDICE I – Média de tempo do término da graduação e doutorado dos currículos utilizados para a decisão racional e humana dividido por clusters.....	284
	APÊNDICE J – Assertividade do Algoritmo e Humanos nos cenários de Alta Validade e Incerto.....	285

1. INTRODUÇÃO

1.1. Problematização

As organizações são sistemas abertos que operam sob condições de turbulência substancial, risco (incógnitas conhecidas) e incerteza (incógnitas desconhecidas) em que buscam equilibrar estabilidade e coerência com flexibilidade e mudança em busca de níveis mais altos de eficácia, excelência, relevância contínua, resiliência e sustentabilidade (Carayannis *et al.*, 2017; Walter *et al.*, 2015). As organizações possuem sistemas cognitivos, memórias, sistemas de comunicação que preservam e compartilham conhecimento, comportamentos, normas e valores. Além disso, o processamento de informação organizacional é a principal tarefa dos principais gerentes, que interpretam importantes eventos comerciais, tomam decisões estratégicas e criam planos de ação organizacionais. O processamento de informações ao nível organizacional e a tomada de decisões estratégicas envolvem a coordenação e o compartilhamento de informações entre os principais gerentes em vários departamentos para detectar e responder a ambientes que mudam rapidamente em tempo hábil (Park *et al.*, 2017).

As organizações são melhores vistas como sistemas de papéis inter-relacionados (Simon, 1991). Esses papéis dizem aos membros da organização como raciocinar sobre os problemas e as decisões que enfrentam: onde procurar locais informativos apropriados e legítimos e premissas de objetivo (avaliação), e quais técnicas (Simon, 1991). Assim, as organizações e seus membros operam em ambientes cada vez mais complexos, dinâmicos e até perturbadores, com riscos e incertezas, o que torna cada vez mais necessária a qualidade da tomada de decisões dos seus gestores (Carayannis *et al.*, 2017). Para isso, as organizações reúnem, agregam, estruturam e avaliam informações relevantes de diversas fontes internas e externas para entender as implicações dos eventos capturados em seus negócios, a fim de definir oportunidades e ameaças (Haeckel *et al.*, 1993; Houghton *et al.*, 2011; Mendonça, 2007; Park *et al.*, 2017).

Uma decisão envolve metas ou valores, alguns fatos sobre o meio ambiente, e algumas inferências a partir dos valores e fatos. As metas e os valores podem ser simples ou complexos, consistentes ou contraditórios; os fatos podem ser reais ou supostos, com base na observação ou nos relatos de outros; as inferências podem ser válidas ou falsas (Simon, 1959).

Porém a maioria das organizações nem sabem quais são suas decisões mais importantes e não podem dizer se suas decisões estão melhorando ou não (Pauleen, 2017).

Para Simon (1960), a tomada de decisão é sinônimo de todo o processo de gerenciamento. A tomada de decisão é fundamental para o que os gerentes fazem (Hickson *et al.*, 1989; Michel, 2007; Stewart, 2006) e está integrada a todos os tipos de funções de gestão (Harrison, 1999). Tomar decisões estratégicas efetivas é uma das habilidades críticas que os gerentes devem possuir e desenvolver para liderar suas organizações no mundo empresarial cada vez mais volátil e competitivo. Como Porter (1985) enfatiza, o sucesso ou o fracasso de uma empresa depende principalmente da capacidade competitiva dos gerentes de tomar decisões estratégicas (Intezari *et al.*, 2017).

Os processos através dos quais uma organização toma decisões podem ser estruturados ou não estruturados (Intezari *et al.*, 2017; Langley *et al.*, 1995). Essa tipologia classifica as decisões com base na complexidade dos problemas de decisão (ou seja, problemas simples / estruturados *versus* problemas complexos / mal estruturados) (Intezari *et al.*, 2017; Turban *et al.*, 2005).

Decisões estruturadas exigem que os gerentes categorizem o problema que enfrentam e, em determinadas circunstâncias, exigem o uso da análise para encontrar a resposta correta. É uma decisão baseada na racionalidade analítica (Intezari *et al.*, 2017). Uma organização pode ter processos estruturados e procedimentos pré-definidos para tomar decisões estratégicas com base em dados estruturados. Ela pode seguir instruções e processos pré-definidos para tomar decisões efetivas (Intezari *et al.*, 2017).

As decisões não estruturadas referem-se aos processos de decisão que não foram encontrados na mesma forma e para os quais não existe um conjunto predeterminado e explícito de respostas ordenadas na organização (Mintzberg *et al.*, 1976). Como os problemas de decisão não estruturados são vagos, incertos e difusos, para os quais não existe um processo predefinido e uma solução ótima, a intuição, a experiência e o julgamento humano são muitas vezes a base para a tomada de decisões (Intezari *et al.*, 2017; Zhang *et al.*, 2015). É importante ressaltar que cada pessoa tem suas próprias crenças, preferências e capacidades (Chisholm, 1995; Smith, 1989). Portanto, a decisão pode seguir as regras racionais ou não. A intuição e o raciocínio são formas alternativas de resolver problemas (Kahneman, 2003).

Vale ressaltar que intuição ocorre rapidamente, sem esforço e automaticamente, de modo que o resultado, mas não o processo, seja acessível à consciência, enquanto o raciocínio ocorre mais devagar, requer algum esforço analítico e envolve pelo menos algumas etapas

acessíveis à consciência (Haidt, 2001). O raciocínio é feito deliberadamente e com esforço, mas os pensamentos intuitivos são espontâneos, sem consciência, e sem esforço. Segundo Kahneman (2003), a maior parte dos pensamentos e ações é intuitiva.

A distinção entre intuição e raciocínio tem sido um tema de interesse considerável, mas, os pesquisadores têm acumulado evidências de que a tomada de decisão humana é, de fato, longe de ser racional (Ariely *et al.*, 2003; Sjöberg, 2007; Tversky *et al.*, 1974), guiadas por emoção (Bechara, 2004; Damasio, 1994).

Todavia, há na literatura uma forte dicotomia quando se trata de decisões intuitivas *versus* decisão racional, com autores defendendo o uso da não racionalidade através da intuição (Agor, 1984; Dane *et al.*, 2007; McCarthy, 1998; Okoli *et al.*, (2019) e outros autores defendendo a substituição da intuição pelo uso de um modo racional/analítico de decisão (Meehl, 1957; Zhu, 2014; O'Connor *et al.*, 2017).

Assim, um corpo crescente da literatura defende que, para certas pessoas, sob condições apropriadas, a intuição pode ser tão boa quanto, ou mesmo superior, a outras abordagens de tomada de decisão (Blattberg *et al.*, 1990; Dane *et al.*, 2007), entretanto, um corpo substancial de pesquisadores defende que o uso da intuição na tomada de decisão é geralmente inferior a outros modelos mais racionais e há autores inclusive que sugerem que a intuição não deva ser utilizada, como Gigerenzer *et al.* (1996), Kahneman *et al.* (1982), que afirmam que a inferência humana é sistematicamente tendenciosa a erros; também Matzler *et al.* (2007) que reforçam a ideia de que o uso da intuição deve estar fora de cogitação nas tomadas de decisões dos executivos ou Constantiou *et al.* (2015) que ressaltam que em uma era científica e tecnológica, sentimentos devem ser dominados, enquanto os dados revelam o caminho correto. Para Felin *et al.* (2018), algoritmos e inteligência artificial deveriam desempenhar um papel maior nas decisões estratégicas, visto que os algoritmos desempenham um papel cada vez mais central na vida cotidiana (Pedwell, 2020). Neste contexto, autores como Brunsson (1982); Mansourian *et al.* (2007); Murdick *et al.* Ross (1975) defendem a racionalidade total nas decisões por meio do uso de modelos estatísticos e ferramentas computacionais.

Contudo, diferente da intuição que é um processo não-consciente, existe, de fato, uma ação racional por trás do uso de ferramentas computacionais, ou seja, é necessário “codificar” a máquina para que o algoritmo possa realizar sua busca. Porém, em muitos casos as buscas não representam mais do que o conteúdo gerado pelo usuário ao ar livre, como em mídias sociais, *sites* de internet ou outros contextos de vida social que são registrados digitalmente

(por exemplo, *facebook*, *blogs*, YouTube, localizador do *smartphone*, entre outros), podendo apresentar os sentimentos, frustrações, opiniões, intuições de seus usuários (Constantiou *et al.*, 2015). Além do contexto emocional, as ferramentas computacionais podem fazer uso de dados preconceituosos e tendenciosos (McEvoy, 2019) e muitos dos resultados oriundos dessas ferramentas são resultados de algoritmos que funcionam como uma caixa preta, em que não se percebe a relação lógica de como o algoritmo chegou ao resultado (Wainberg *et al.*, 2018; Pelaccia *et al.*, 2019).

Por sua vez, existe também uma racionalidade limitada para as ferramentas computacionais, sendo elas limitadas a tarefas específicas (Pelaccia *et al.*, 2019), não possuindo a capacidade de processar todas as informações disponíveis, nem de avaliar todas as alternativas (Simon, 1975; Chisholm, 1995), portanto, tomam decisões dentro de parâmetros definidos (Bhattacharya *et al.* 2010; Leicht-Deobald *et al.*, 2019).

Deve-se ressaltar também que as ferramentas computacionais, através de seus algoritmos, têm apresentado características cada vez mais similares a cognição humana, como aprendizagem implícita e explícita, aprendizado por meio da experiência, reconhecimento através de associações de padrões, ou seja, processam rapidamente mais dados, todavia apresentam mecanismos de funcionamento similares a intuição humana (Russel *et al.*, 2009). Logo, essas ferramentas, que são meios para se buscar a racionalidade total, também são limitadas e têm apresentado funcionamento cada vez mais semelhante a intuição.

Assim, diante desta problematização, a seguinte pergunta foi formulada: Como a racionalidade por meio da aprendizagem de máquina e a intuição se assemelham em comportamento e assertividade no processo de tomada de decisão?

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo geral

Comparar decisões intuitivas humanas e decisões racionais por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina, a fim de verificar se a aprendizagem de máquina e a intuição apresentam similaridade em comportamento e assertividade de seus resultados.

1.2.2 Objetivos específicos

Como desdobramento do objetivo geral, foram definidos os seguintes objetivos específicos:

OE 1 - Avaliar a assertividade de uma decisão racional total, por meio de um algoritmo de aprendizagem de máquina, e de uma decisão humana intuitiva e racional, por meio de especialistas e não especialistas, em um cenário de alta validade, incerto e em um cenário que mescla validade e incertezas;

OE 2 – Comparar a assertividade da decisão racional total obtida por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina e a assertividade dos especialistas (intuitivos e racionais) e não especialistas (intuitivos e racionais) e avaliar se apresentam similaridades;

OE 3 - Avaliar se um algoritmo de aprendizagem de máquina apresenta comportamento mais especialista, intuitivo ou racional, através da identificação da representatividade dos atributos que o algoritmo identificou como relevante para a sua decisão em relação aos atributos de cada grupo participante da pesquisa;

OE 4 - Identificar os melhores perfis de pesquisadores para serem contemplados como bolsistas de pós-doutorado no exterior e o melhor perfil de avaliadores para realizar o processo de seleção de candidatos.

1.3. Justificativa

Este trabalho contribui teoricamente com o campo da tomada de decisão intuitiva *versus* racional, por meio da investigação de como a decisão racional através de algoritmos de aprendizagem de máquina se assemelha em comportamento e desempenho com a decisão intuitiva.

A lacuna teórica deste estudo se mostrou importante por meio da revisão de literatura no Portal de Periódicos *Proquest*, considerando as publicações até 2021. O propósito da revisão de literatura foi identificar artigos no idioma inglês, revisados por pares, que apresentassem no *abstract* os termos “*intuition*”, “*decision making*”, “*rational*”, “*rationality*”. Outros trabalhos foram também pesquisados de forma avulsa, somando-se 136 artigos. Desses artigos foram analisados os *abstracts* e as palavras-chave e manualmente foi feita uma associação entre os termos “*intuition*” OR “*rational*” com as demais chaves de busca. As expressões combinadas possibilitaram um retorno de 92 artigos que foram lidos

integralmente, resultando em 62 artigos, considerados como contribuições relevantes à construção da agenda de pesquisa que culminou na elaboração desta tese. Com a análise dos 62 artigos que apresentaram relativa aderência à temática deste estudo, identificou-se uma forte dicotomia na literatura quando se trata de decisões intuitivas *versus* racionais. Nesta dicotomia, há um corpo substancial de pesquisadores que defendem que o uso da intuição na tomada de decisão é geralmente inferior a outros modelos mais racionais, e que esta não deve ser utilizada na tomada de decisão e há também um corpo crescente de pesquisadores que defendem que, para certas pessoas, sob condições apropriadas, a intuição pode ser tão boa quanto, ou mesmo superior, a outras abordagens de tomada de decisão (Blattberg *et al.*, 1990; Dane *et al.*, 2007). Assim, elaborou-se o mapa mental retratado na Figura 1, em que foi possível vislumbrar a existência da dicotomia tratada nesta tese.

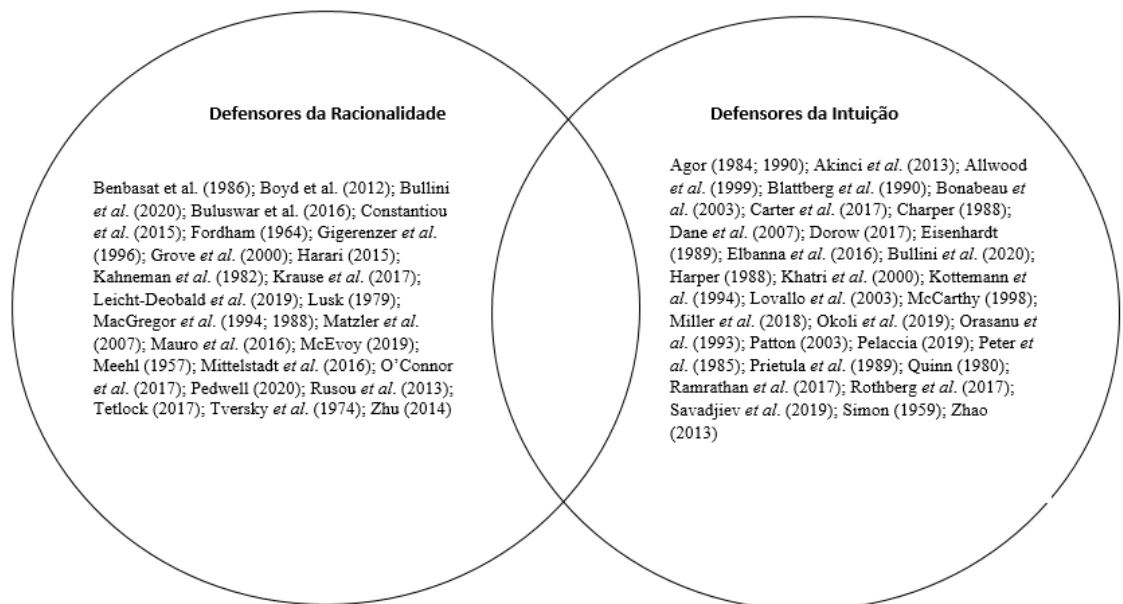


Figura 1: Defensores da Racionalidade e da Intuição.

Nesse contexto, Herbert Simon (1976) argumentou que a racionalidade total humana não é possível, existem limitações de processamento, tempo, conhecimento, dentre outros. Assim, autores como Brunsson (1982); Mansourian *et al.* (2007); Murdick *et al.* Ross (1975); Leicht-Deobald *et al.* (2019); Zhu (2014); Mittelstadt *et al.* (2016) defendem que a racionalidade total é possível por meio de ferramentas computacionais. Diante disso, foi realizado um estudo bibliométrico sobre os temas “*Decision making*”, “*intuition*” e “*computational tools to support the decision*”. A bibliometria foi realizada no Portal de Periódicos Proquest, e foram consideradas as publicações até 2020. Dessa forma, 57 artigos atenderam aos critérios de busca. No entanto, 15 artigos foram eliminados por apenas citarem

o tema, sem ter foco principal nele. Ao se verificar o assunto dos artigos selecionados, a partir de uma análise de similitude realizada por meio do *software* iramuteq (Figura 2), percebe-se que o assunto “tomada de decisão” tem espaço central na correlação dos temas. Os temas “*Big data*”, “Algoritmo”, “Análise de dados” e “Mineração de dados” tem forte correlação com “tomada de decisão”, mas mostram-se independentes dos demais assuntos abordados.

É possível identificar também que o assunto “intuição” apresenta fraca correlação com o tema “tomada de decisão”. Ao verificar os temas correlacionados com tomada de decisão, de forma geral, é possível identificar que a grande maioria dos temas são subtemas das ferramentas computacionais, o que demonstra que os pesquisadores buscam, principalmente, associar temas relacionados às ferramentas computacionais à tomada de decisão, dando menor ênfase ao tema intuição. Essa análise também permitiu identificar que poucos estudos abordam simultaneamente os temas “tomada de decisão intuitiva” e “decisão realizada por algoritmos de aprendizagem de máquina”, e, quando abordam, não apresentam estudos empíricos, mas estudos teóricos para justificar a melhor forma para a tomada de decisão.



Figura 2: Análise de similitude dos assuntos “*Decision making*”, “*intuition*” e “*computational tools to support the decision*”

Para maior entendimento do tema intuição, mediante uma forte divergência conceitual existente na literatura e a necessidade de maior direcionamento das características da intuição, foi realizada uma análise de conteúdo do tema intuição. Para a realização dessa análise foram selecionados e fichados 102 trabalhos, divididos entre artigos científicos, livros e teses de doutorado dos anos 1900 até 2020.

A pesquisa foi realizada principalmente na base de dados *Proquest*, embora tenha ocorrido de se pesquisar também artigos e livros de forma avulsa. O conteúdo desses artigos foram coletados e tiveram sua análise de dados textuais realizada por meio do *software* Iramuteq, baseado no ambiente estatístico R e na linguagem *Python*. Essa análise é feita a partir da Classificação Hierárquica Descendente (CHD) e Análise Fatorial de Correspondência (AFC), as quais consistem, respectivamente, na categorização dos segmentos de texto em função dos seus respectivos vocabulários e na representação de um plano cartesiano das diferentes palavras e variáveis associadas às classes. (Camargo *et al.*, 2013).

A identificação da representatividade em relação ao que os estudos mais abordam em comum foi obtida através do método de nuvem de palavras. A formação lexicográfica das palavras com maior representatividade são: intuição (325), decisão (180), intuitivo (154), experiência (105), processo (96), conhecimento (80), julgamento (78), inconsciente (70), padrão (associação de padrão) (61) conforme apresentado na Figura 3.

partir dessa análise, baseada na teoria dos grafos, é possível identificar as ocorrências entre as palavras e as indicações de conexidade entre as palavras, o que auxilia na identificação da estrutura do conteúdo de um corpus textual. Observa-se que há três palavras que mais se destacam nos discursos: "intuição", "decisão" e "intuitivo", conforme Figura 4.

Também se observa que existem poucas ramificações, o que sugere que grande parte dos temas estão diretamente relacionados ao tema central “intuição”, algumas com conexões significativas como experiência, inconsciente, conhecimento, informação, padrão e rápido, o que acaba por reforçar a tendência em conceituar a intuição baseada nessas características. E outros temas com conexões menos significativas, embora relacionadas.

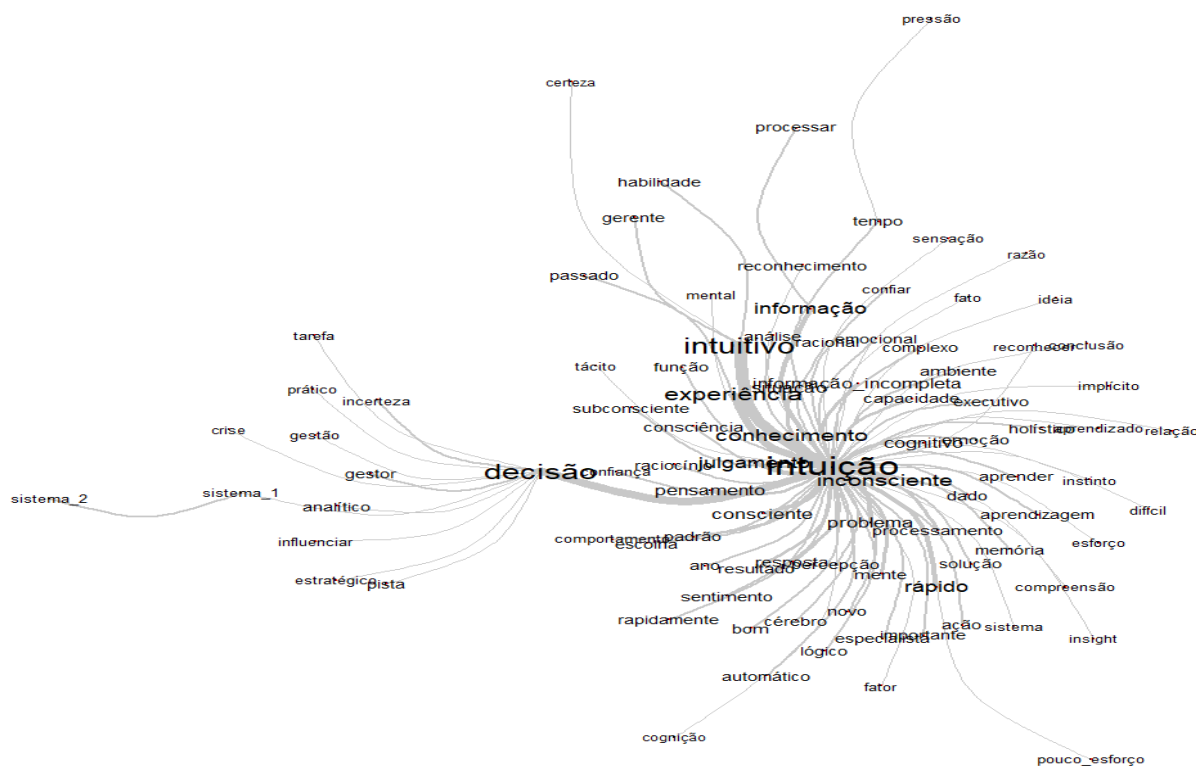


Figura 4. Análise de similitude dos assuntos dos artigos selecionados do tema intuição.

As poucas ramificações e a centralização dos assuntos no tema “intuição” demonstra que o tema analisado apresenta um vasto conjunto de temas diretamente relacionados, o que confirma a dificuldade em se definir a intuição de maneira específica e direcionada, visto que ao longo dos anos os estudos a relaciona a variados tipos de características, origens e conceitos. Ainda de acordo com a análise de similitude, a intuição tem a mais forte correlação com o tema decisão, reforçando também que a intuição está diretamente relacionada com estudos sobre o processo de tomada de decisão. Essa correlação sugere o interesse dos

pesquisadores em se conseguir um maior entendimento sobre a influência que a intuição tem no processo de tomada de decisão.

Assim, a identificação das características mais relevantes da intuição foi o ponto de partida para a definição da ferramenta computacional utilizada neste trabalho para a decisão racional. Segundo Yang *et al* (2016) e Mitchell (1997) a aprendizagem de máquina se desenvolve também através do reconhecimento de padrões adquiridos por meio da aprendizagem e experiência em relação a uma classe de tarefas, características similares às principais características da intuição.

Ao fazer uma analogia, através da análise da literatura, identificou-se que embora relacionada a racionalidade total, as decisões oriundas de ferramentas computacionais, por meio de seus algoritmos inteligentes, têm apresentado características cada vez mais similares à intuição (Russel *et al.*, 2009). Pode-se, portanto, observar que diante de um cenário de tomada de decisão, o uso de (1) algoritmos de aprendizagem de máquina apoiado com tecnologias de processamento e armazenamento de dados e a (2) intuição apresentam características em comuns, conforme Quadro 1.

Intuição	Aprendizagem de Máquina apoiada com Tecnologias de Processamento e Armazenamento de dados
<ol style="list-style-type: none"> 1. Baseada no Reconhecimento e Identificação de padrões (Vaughan, 1979; Simon, 1992; Junges, 2015). 2. Desenvolvida através da Aprendizagem focada (Omotola, 2012, Sankaran <i>et al.</i>, 2020). 3. Aprimorada através da aquisição de experiência (Barnard, 1938; Lieberman, 2000; Klein, 1998, 2003; Simon, 1991; Matzler <i>et al.</i>, 2007; Tversky <i>et al.</i>, 1971; Kahneman <i>et al.</i>, 2009; Kahneman, 2003). 4. Baseada em conhecimento formal e informal, crenças, fatores emocionais, preconceitos, políticos (Wild, 1938; Simon, 1991; Tversky <i>et al.</i>, 1971; Kahneman <i>et al.</i>, 2009; Davenport <i>et al.</i>, 1998, 2000; Wiig, 2011; Roth, 2003; McKenzie <i>et al.</i>, 2011; Bierman, 2005). 5. Ideal para especialista (Hayashi, 2019; Prietula <i>et al.</i>, 1989; Nuthall <i>et al.</i>, 2018). 6. Decisões rápidas (Dane; Pratt, 2007, 2009; Lieberman, 2000). 7. Decisões em tarefas estruturadas e tarefas não estruturadas (vagos, incertos e difusos) (Mintzberg <i>et al.</i>, 1976; Intezari <i>et al.</i>, 2017; Zhang <i>et al.</i>, 2015). 8. Baseada em conhecimento explícito e tácito (Okoli <i>et al.</i>, 2016). 9. Ideal para ambientes em rápida mudança ou em 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Baseada no Reconhecimento e Identificação de padrões (Hayes, 1981; Simon, 1987; Russel <i>et al.</i>, 2009; Venkatalakshmi, 2020; Isenman, 2018; Bhavsar <i>et al.</i>, 2017; Yang <i>et al.</i>, 2016) 2. Desenvolvida através da Aprendizagem (Samuel, 1959; Yang <i>et al.</i>, 2016). 3. Aprimorada através da aquisição de experiência (McCarthy, 1998; Russel <i>et al.</i>, 2009, Michie, 1968, Mialhe, 2018, Mitchell, 1997) 4. Baseada em conhecimento formal e informal. Os dados não estruturados podem apresentar emoção, crenças, preconceitos dos usuários, dentre outros (McCarthy, 1998, Russel <i>et al.</i>, 2009; Mitchell, 1997; Klan <i>et al.</i>, 2016; Botes <i>et al.</i>, 2019). 5. Busca funcionar como um especialista (Mitchell, 1997). 6. Decisões rápidas (Venkatakshmi, 2020). 7. Pode tomar decisões baseadas em Dados não estruturados (vagos, incertos e difusos) e estruturados (Khan <i>et al.</i>, 2016; Interazi <i>et al.</i>, 2017; Modi <i>et al.</i>, 2020; Kaplan <i>et al.</i>, 2009; Ferrell, 2012; Pagani, 2017) 8. Captura conhecimento explícito e tácito (Khan <i>et al.</i>, 2016). 9. Pode apresentar bons resultados em ambiente

configurações de crise, incertos e complexos (Agor, 1990b; Pelaccia <i>et al.</i> , 2019). 10. Decisões em Tempo real (Dane <i>et al.</i> , 2009). 11. Ideal para novidades (Felin, 2018).	incertos, dinâmicos, complexos (Miaillhe, 2018, Pelaccia <i>et al.</i> , 2019; Grove <i>et al.</i> , 2000). 10. Decisões em Tempo real (Eisenhart <i>et al.</i> , 2000; Ricciardi <i>et al.</i> , 2016; Sumbal <i>et al.</i> , 2017). 11. Pode identificar padrões e sugerir informações para novos produtos e serviços (McGuire <i>et al.</i> , 2012; Tian, 2017).
--	---

Quadro 1: Características e semelhanças entre Intuição e as atuais ferramentas computacionais para apoio à decisão.

Além dessas semelhanças, ressalta-se que as ferramentas computacionais são limitadas a tarefas específicas (Pelaccia *et al.*, 2019), não possuem a capacidade de processar todas as informações disponíveis, nem de avaliar todas as alternativas (Simon, 1975; Chisholm, 1995). Portanto, a racionalidade total, conforme descrita para o irreal homem econômico, também pode ser um mito para as ferramentas computacionais. Assim, a racionalidade total pode ser algo inalcançável nas tomadas de decisões da sociedade, servindo apenas de uma referência de onde se quer chegar, digna apenas de um Deus, todo poderoso, onisciente e onipresente.

Ressalta-se também que muitos desses sistemas computacionais funcionam como uma caixa preta com interior complexo e desconhecido (Breiman, 2001). Isso torna quase impossível entender porque ou como o algoritmo alcança certas decisões (Bostrom *et al.*, 2018). Não se sabe como o algoritmo chegou a sua decisão. O algoritmo criou sua própria inteligência, com mecanismos de funcionamento semelhantes à cognição humana. Se não se percebem as relações lógicas pelas quais o algoritmo chegou a sua decisão, se os mecanismos de funcionamento são semelhantes ao da intuição e ainda existem limitações, a decisão do algoritmo pode ser um *insight* ou quem sabe, uma intuição. Algoritmos inteligentes podem apresentar comportamento semelhante à intuição humana e conseqüentemente podem apresentar resultados semelhantes. Portanto, os mecanismos intuitivos podem afetar a racionalidade da decisão racional obtida por meio da aprendizagem de máquina. Assim, pode existir uma intuição tecnológica.

Por fim, diante das similaridades, ambos, intuição e racionalidade, por meio de ferramentas computacionais podem ser atores importantes na tomada de decisão. Intuição ou racionalidade total por meio de ferramentas computacionais podem apresentar características e assertividade semelhantes, assim, ambos podem apresentar bons resultados na tomada de decisão. Diante disso, pode ser falsa a dicotomia existente na literatura, racionalidade total por meio de ferramentas computacionais e intuição podem apresentar uma convergência em suas características de funcionamento e em assertividade, o que se configura em uma lacuna teórica.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. A Tomada de Decisão

A decisão é algo presente no dia a dia de todos, em qualquer esfera, pessoal ou profissional. Ao longo dos anos, tem havido muitos debates sobre como descrever com precisão os processos de tomada de decisão (Fulup, 2006). Há um consenso universal que diz que o sucesso ou o fracasso de uma organização depende principalmente da capacidade competitiva dos gestores de tomar decisões estratégicas (Porter, 1985; Intezari *et al.*, 2017).

Assim, tomar decisões efetivas é uma das habilidades críticas que os gestores devem possuir e desenvolver para liderar suas organizações no mundo empresarial cada vez mais volátil e competitivo (Intezari *et al.*, 2017).

Tomar boas decisões pode ser um desafio, muitas vezes é subjetivamente esforçada, demorada e parece levar aos limites da capacidade cognitiva humana. Tipicamente, é dado como certo que o padrão normativo de decisão pode ser o caminho mais preciso (Payne *et al.*, 1988; Söllner *et al.*, 2013).

Segundo Gomes *et al* (2006), a palavra decisão se origina da palavra *DECIDERE*, em latim. É formada por “*de*” que significa “fora” “extrair”, “interromper”, juntamente com a palavra “*caedere*” que significa “cortar”. Ao pé da letra, a palavra decisão significa “cortar fora”. Muitas vezes uma decisão implica em cortar fora uma das possibilidades, visto que uma decisão precisa ser tomada sempre que se está diante de um problema que possui mais de uma alternativa para a sua solução.

Simon (1965) diz que, na prática, decidir pode ser definido como a arte de “se conseguir realizar algo”, fazendo com que, dessa forma, um objetivo se transforme no principal critério para determinar o que deverá ser feito. Simon (1965) ainda ressalta que cada decisão envolve a seleção de uma meta e de um comportamento a ela relacionado.

Shull *et al.* (1970) definem a tomada de decisão como um processo consciente e humano, que envolve fenômenos individuais e sociais, baseados em premissas factuais e de valor, que inclui a escolha de uma atividade comportamental entre uma ou mais alternativas com a intenção de se mover em direção a algum estado ou objetivo desejado. Esse foco na tomada de decisão como um processo é expandido em Simon (1960) que equipara a tomada de decisão com todo o processo de gerenciamento. Segundo o autor, a tomada de decisão compreende três fases principais, sendo elas: (1) encontrar ocasiões para tomar uma decisão;

(2) encontrar possíveis cursos de ação; e (3) escolher entre os cursos de ação. Emory *et al.* (1968) concentram sua atenção na decisão em si. O tomador de decisão escolhe a opção preferida, a tarefa mais razoável ou o melhor curso de ação. Harrison (1975) também enfoca seus estudos na decisão, definindo-a como um momento, em um processo contínuo de avaliação de alternativas relacionadas a um objetivo, nas quais as expectativas do tomador de decisão em relação a um determinado curso de ação o impulsionam a fazer uma seleção ou compromisso com o qual dirigirá seu intelecto e energias com o objetivo de alcançar seu objetivo (Omotola, 2012).

Park *et al.* (2017) ressaltam em seu trabalho que a tarefa de tomada de decisão refere-se a várias atividades inter-relacionadas que interpretam os eventos capturados e definem oportunidades e ameaças. As organizações reúnem, agregam, estruturam e avaliam informações relevantes de diversas fontes internas e externas para entender as implicações dos eventos capturados em seus negócios. Por meio dessas atividades, elas definem oportunidades e ameaças. Em seguida, decidem e fazem um plano de ação de atividades para maximizar o efeito das oportunidades e minimizar o efeito das ameaças.

Por sua vez, Robinson *et al.* (2017) diz que a tomada de decisão é uma atividade humana multifacetada, socialmente construída, que muitas vezes não é racional nem linear. Embora a literatura de tomada de decisão tenha começado a reconhecer o efeito das emoções sobre as decisões, ela continua a tratar os vários processos envolvidos na tomada de decisão como compartimentada e estática.

Os seres humanos tomam decisões de maneira diferente, a depender das circunstâncias. As circunstâncias podem ser em relação a um determinado critério subjetivo (como preferência pessoal) ou um critério objetivo (Söllner *et al.*, 2013).

As decisões podem ser estruturadas ou não estruturadas (Intezari *et al.*, 2017; Langley *et al.*, 1995). Essa tipologia classifica as decisões com base na complexidade dos problemas de decisão, ou seja, problemas simples/estruturados versus problemas complexos/mal estruturados (Intezari *et al.*, 2017; Turban *et al.*, 2005).

Decisões estruturadas exigem que os gerentes categorizem o problema que enfrentam e, em determinadas circunstâncias, exigem o uso da análise para encontrar a resposta correta. É uma decisão baseada na racionalidade analítica (Intezari *et al.*, 2017). Uma organização pode ter processos estruturados e procedimentos pré-definidos para tomar decisões estratégicas com base em dados estruturados. Pode seguir instruções e processos pré-definidos

para tomar decisões efetivas, de modo que se pode fazer uso de ferramentas de análise de dados como, por exemplo, *Big Data* e algoritmos (Intezari *et al.*, 2017).

A tomada de decisão estruturada como um processo ordenado ou sequencial é bem ilustrada por Drucker (1967). Drucker argumenta que a decisão efetiva de um executivo é feita através de um processo sistemático com elementos claramente definidos e em uma sequência distinta de etapas. De acordo com o autor, o processo sistemático geralmente envolve seis etapas principais, sendo elas: (1) a classificação do problema; (2) a definição do problema; (3) as especificações que a resposta ao problema deve satisfazer; (4) a decisão sobre o que é certo, e não o que é aceitável, para cumprir as condições de fronteira; (5) o planejamento de ação incorporado na decisão; e por fim, (6) o *feedback* que testa a validade e a eficácia da decisão contra o curso real dos acontecimentos (Drucker, 1967).

Já as decisões não estruturadas não possuem um conjunto predeterminado e explícito de respostas ordenadas na organização (Mintzberg *et al.*, 1976). Como os problemas de decisão não estruturados são vagos, incertos e difusos, para os quais não existe um processo pré-definido e uma solução ótima, a intuição, a experiência e o julgamento humanos são muitas vezes a base para a tomada de decisões (Intezari *et al.*, 2017; Zhang *et al.*, 2015). Portanto, a decisão pode seguir as regras racionais ou não. A intuição e o raciocínio são formas alternativas de resolver problemas (Kahneman, 2003).

Thompson (1967) ressalta que a tomada de decisão envolve duas grandes dimensões, sendo elas: a (1) crença sobre relações causa / efeito; e (2) preferências em relação a possíveis resultados. Dependendo do nível de incerteza em cada dimensão, são necessárias diferentes estratégias de tomada de decisão. A “estratégia da computação” será preferida onde haja certeza, ou seja, onde as preferências de resultados são claras. Mas quando os relacionamentos causa / efeito são incertos, a "estratégia de julgamento" para realizar a decisão é a mais adequada (Khatri *et al.*, 2000).

Nas últimas décadas, à medida que as complexidades do comércio global se aprofundaram, tomar decisões tornou-se mais difícil do que nunca. Os principais executivos agora têm que tomar grandes decisões em um clima caracterizado por mudança e ou em meio a crises (Agor, 1986).

As decisões, mesmo as estratégicas, são, cada vez mais, tomadas dentro de um contexto que pode ser caracterizado como pressionado pelo tempo, dinâmico, incerto e com acesso a informações inadequadas. Em alguns casos, a situação é tão nova que existem

poucos dados históricos disponíveis. Em outros casos, há grandes volumes de informações, mas não tempo suficiente para processá-los (Robinson *et al.*, 2017).

Assim, os gestores passaram a decidir em ambientes nos quais há muitas variáveis, risco elevado, alto nível de incerteza e uma crescente necessidade de agir rapidamente para aproveitar oportunidades e evitar potenciais ameaças. Já é realidade que grande parte do tempo (59%) dos gestores é gasto em resolver problemas urgentes (Freitas *et al.*, 2017).

Diante dessas complexidades e incertezas, o estilo de decisão individual de cada gestor pode ser adequado para determinados cenários e inadequados para outros. Scott *et al.* (1995) apresenta cinco estilos de tomada de decisão individual e ressalta que os indivíduos tendem a utilizar mais de um estilo e exibem consistentemente um estilo de tomada de decisão primário e secundário. Os cinco estilos são descritos como (1) racional: pelo qual abordagens lógicas e estruturadas para a tomada de decisão são empregadas; (2) intuitivo: pelo qual os indivíduos confiam em palpites, sentimentos e impressões ao tomar decisões; (3) dependente: que depende da direção e apoio de outros; (4) evitação: por meio do qual a tomada de decisão tende a ser adiada ou evitada e (5) espontânea: o que é exemplificado por decisões impulsivas (Scott *et al.*, 1995).

Harren (1979) propôs um esquema de classificação do estilo de decisão que inclui duas categorias que contrastam fortemente: racional e intuitiva. No entanto, Harren (1979) também acrescentou uma terceira categoria à conceituação da tomada de decisão ao propor que os indivíduos variem de acordo com o grau de responsabilidade pessoal que assumem para a tomada de decisão, propondo também a classificação dependente. Aqueles que exibem um estilo de decisão dependente tendem a negar a responsabilidade pelas decisões e projetar essa responsabilidade sobre outros (Omotola, 2012).

Mas, existe um acordo considerável entre os pesquisadores em que a tomada de decisão envolve apenas dois modos de pensamento qualitativamente diferentes: (1) um modo intuitivo caracterizado por processos rápidos e paralelos de natureza afetiva, holística e associativa e (2) um modo deliberativo / analítico (Epstein, 1994; Evans, 2008; Kahneman, 2003; Sloman, 1996; Rusou *et al.*, 2013).

Entretanto, Morselli (2015) diz que os procedimentos cognitivos processados e empregados permanecem em silêncio e os tomadores de decisão desconhecem a racionalidade / irracionalidade de suas decisões.

Apesar dos avanços na compreensão da tomada de decisão, ainda há muito trabalho a ser feito para esclarecer como os tomadores de decisão fazem julgamentos sábios ou éticos

(Boynton *et al.*, 2016). Um consenso tem se formado sobre como os humanos tomam decisões, mas persistem conflitos sobre como os humanos devem tomar decisões, qual a melhor forma de se tomar uma decisão e, por extensão, como a tomada de decisão humana pode ser melhorada (Boynton *et al.*, 2016).

2.2. Decisão Racional

Grandes esforços foram dedicados a prescrever como a melhor escolha deve ser feita, dado um problema específico, alternativas específicas e informações específicas. Nesse contexto, a perspectiva de tomada de decisão tem sido mais elaborada na pesquisa normativa, que prescreve como as decisões devem ser tomadas. Esse tipo de pesquisa define os critérios para uma decisão racional (Brunsson, 1982).

O modelo racional é baseado na visão econômica da tomada de decisão. Envolve metas e objetivos, alternativas, consequências e otimização, assumindo que as informações completas referentes à decisão devem estar disponíveis e uma concepção correta do problema pode ser obtida (Pugh *et al.*, 2007).

Na teoria tradicional, o modelo utilizado é o do homem capaz de lidar com toda a complexidade do mundo real. O homem seleciona racionalmente o melhor curso de ação, dentre todos disponíveis, com vistas a maximizar seus retornos (Pugh *et al.*, 2007).

De acordo com Simon (1993), o comportamento é racional, e as decisões que conduzem ao comportamento são racionais se verificar que o comportamento prescrito está bem adaptado a seus objetivos. Racionalidade corresponde a um conjunto de habilidades ou aptidões que são usados para encontrar cursos de ação que levem à realização dos objetivos. A ação é racional à medida que está bem adaptada a esses objetivos.

Pesando por probabilidades, os tomadores de decisão determinam os cenários esperados para cada alternativa e escolhem o cenário mais esperado. Todas as consequências devem ser avaliadas de acordo com critérios predeterminados. Os tomadores de decisão que desejam tomar decisões racionais devem considerar todas as consequências relevantes que as alternativas têm. As consequências positivas e negativas devem obter a mesma atenção (Brunsson, 1982).

Herbart (1776-1841) concebe a razão como a capacidade de reflexão (Jung, 1933). Jung (1933) diz que do ponto de vista empírico, os valores objetivos são o produto da experiência, mas do ponto de vista ideológico eles são o resultado de um ato positivo de

avaliação racional, que no sentido kantiano seria a capacidade de julgar e agir de acordo com princípios fundamentais. Para Kant, a razão é a fonte da ideia, que ele define como um conceito racional cujo objeto não é encontrado na experiência (Jung, 1933).

Jung (1933) conclui que a razão humana nada mais é do que a expressão da adaptabilidade do homem às ocorrências médias, que gradualmente se depositaram em complexos de ideias firmemente estabelecidos os quais constituem valores objetivos. Assim, as leis da razão são as leis que designam e governam a atitude adaptada média, “correta”. Tudo é racional se estiver de acordo com essas leis, tudo o que as contraria é irracional (Jung, 1933).

Nas ciências sociais, a noção de racionalidade usualmente adotada envolve a formulação de hipóteses sobre o comportamento de indivíduos e grupos de indivíduos em uma ampla variedade de arranjos institucionais a serem avaliados por sua capacidade de descrever, explicar e/ou prever ações e padrões de interação social, trata-se da racionalidade do tomador de decisões. Por sua vez, a filosofia aborda a questão da racionalidade a partir de uma análise lógica e conceitual, e procura estabelecer a priori as condições que tornam racionalmente justificada a aceitação de crenças e teorias, com base em critérios intersubjetivos de racionalidade (Kuhn, 1991; 1992).

Na economia, a racionalidade é vista como algo substantivo. Você decide o que é racional ao analisar as ações tomadas. Isso realmente atinge os objetivos? Já na psicologia, a preocupação com a racionalidade é processual. Que processos mentais ocorrem? Quais os processos mentais que devem ter lugar para que sejam tomadas decisões que sejam racionais e bem adaptadas às metas (Simon, 1993).

Scott *et al.* (1995) ressaltam que as decisões racionais são tomadas de forma lógica e sistemática, e que se baseiam em inferências e fatos (Etzioni, 1988). Por adotar um processo de planejamento passo a passo e fornecer atenção focalizada, resolvem problemas e tomam decisões a um ritmo mais lento (Betsch, 2004; Verma *et al.*, 2015), além disso, os tomadores de decisão racionais abordam a tomada de decisão sem emoção (Phillips *et al.*, 1985; Verma *et al.*, 2015).

As organizações buscam a tomada de decisão racional, ditando regras rigorosas e procedimentos padronizados (Cyert *et al.*, 1963, Fredrickson, 1984;1989), ao mesmo tempo que restringem o comportamento criativo e proativo (White *et al.*, 1980). As funções organizacionais dizem aos membros da organização como raciocinar sobre os problemas e as

decisões que enfrentam, onde procurar locais informativos apropriados e legítimos e premissas de objetivo (avaliação) e quais técnicas.

March *et al.* (1993) dizem que a estrutura organizacional não apenas impõe fronteiras de racionalidade que acomodam as limitações cognitivas dos membros organizacionais, mas também permitem que seus membros obtenham resultados organizacionais racionais (Simon, 1976; Matzler *et al.*, 2014).

De acordo com Brunsson (1982), existem dois tipos de racionalidade: a racionalidade de decisão e a racionalidade de ação. Uma não é melhor do que a outra, mas servem a propósitos diferentes e implicam em normas diferentes. A racionalidade de decisão pode ser usada para formar ideologias e a racionalidade de ação pode ser usada para formar ações (Brunsson, 1982).

À primeira vista, os modelos puros de escolha racional parecem ser obviamente apropriados como guias para a ação inteligente, mas são problemáticos. Em uma crítica ao modelo racional, Simon (1997) diz que uma das características marcantes da teoria do homem racional é que todas as alternativas entre as quais o homem racional escolhe são dadas no início. Ele vive em um mundo estático (imaginário) que apresenta um repertório fixo de bens, processos e ações. Essa visão clássica da racionalidade não fornece nenhuma explicação de onde se originam cursos alternativos de ação, simplesmente os apresenta como um presente gratuito para os tomadores de decisão.

Simon (1965) ainda argumenta que os economistas atribuem ao homem racional uma onisciência racional absurda, tornando-o senhor de um sistema de preferências completo e congruente, o que lhe permite: (1) escolher sempre entre as várias alternativas com que se defronta; (2) saber em que elas consistem; (3) realizar avaliações cuja complexidade é ilimitada, a fim de determinar quais alternativas são mais desejáveis; e (4) executar complicadíssimos cálculos de probabilidade que não o amedrontam nem apresentam qualquer mistério.

Outro ponto problemático está relacionado à informação. A abordagem racional-analítica trata a informação e o conhecimento como se fossem o mesmo (Harper, 1990). Baseia-se em dados objetivos, mas também subjetivos (Jung, 1933). No entanto, os dados não estão livres de viés de interpretação e questões de validade, nem as formas de obtenção e as fontes sempre credíveis (Daellenbach, 1994; Khatri *et al.*, 2000).

Por fim, a abordagem racional considera que não há vieses envolvidos no processo de tomada de decisão. Assim, trata-se de um modelo fora da realidade, uma vez que os

tomadores de decisão, geralmente, carregam consigo uma carga de experiências passadas e modelos mentais. Pugh *et al.* (2007) defendem que este modelo está claramente divorciado da realidade, visto que tanto o pensamento quanto o comportamento humano comportam elementos não racionais.

2.2.1. Racionalidade Limitada versus Racionalidade Total

Desde que Herbert Simon começou a revelar o processo pelo qual os seres humanos realmente chegam às decisões (Simon, 1955), a noção de agentes racionais, deliberadamente examinando todas as informações relevantes, foi abalada (Matzler *et al.*, 2014).

Simon foi um dos primeiros teóricos mais influentes que rejeitou a ideia da escolha racional. Segundo Simon (1965), nos últimos anos a teoria racional atingiu um estágio de considerável interesse, todavia, que possui muito pouca relação com o comportamento real ou potencial de indivíduos. O modelo racional baseia-se em premissas que fogem à realidade, como a disponibilidade infinita de tempo, a disponibilidade completa de informações e a capacidade de interpretá-las para tomar a melhor decisão possível entre todas disponíveis (Choo, 1996).

Cada organismo humano vive em um ambiente que gera milhões de *bits* de novas informações a cada segundo, mas a mente humana não é capaz de processar grandes quantidades de informações (Evans, 2003; Miller, 1956; Matzler *et al.*, 2014). O gargalo do aparato perceptivo não admite mais de 1.000 *bits* por segundo. Além disso, há limitações no conhecimento, limites à capacidade de cálculo, para descobrir as consequências do que se sabe. Também existe o problema dos valores sociais. Mesmo diante disso, tem-se que encontrar uma maneira de alcançar boas decisões, de uma forma consistente e compatível com as limitações das capacidades mentais (Simon, 1993).

Gigerenzer *et al.* (1996) afirmam que humanos e animais fazem inferências sobre o mundo sob tempo e conhecimento limitados. As pessoas tomam decisões baseadas em um montante de informações que não é ótimo, em expectativas ou crenças que não são inteiramente justificadas de forma racional e por meio da utilização de critérios de escolha que não realizam uma comparação exaustiva de todas as alternativas possíveis (Simon, 1976).

Diante disso, simplesmente não há condições em dizer: "Aqui estão todos os possíveis cursos de ação alternativos; isso vai funcionar melhor, então essa será a opção". Existem limites, por exemplo, um especialista em qualquer campo mantém na memória apenas cerca

de 50.000 pedaços (unidades familiares) de informações relevantes e até mesmo para os especialistas quando confrontados com problemas simples, podem surgir fatores específicos, como a variação súbita dos contextos de apresentação, que desencadeiam processos de tomada de decisão os quais podem levar a decisões inesperadas (Simon, 1972; 1993; Morselli, 2015). Nem mesmo os especialistas podem ser totalmente racionais (Brunsson, 1982).

Assim, deve-se renunciar à ilusão de que a tomada de decisão humana é um processo de descobrir o curso de ação ideal no mundo real e complexo. A tomada de decisão programada deve ser vista como um processo para fazer escolhas dentro da estrutura definida por modelos altamente simplificados de problemas do mundo real (Simon, 1958).

Simon (1965) diz que parece óbvio que o comportamento humano nas organizações é, se não totalmente, pelo menos em boa parte, intencionalmente racional. Parece igualmente evidente, de outro lado, a quem observa o comportamento dos indivíduos em uma organização que a racionalidade aí manifestada não possui, nem de longe, resquícios da onisciência global que é atribuída ao homem econômico. Diante dessas ambiguidades e níveis de incerteza no mundo real, pode-se considerar que o processo decisório, em geral, assemelha-se mais ao modelo racional limitado.

Assim, em uma crítica à tomada de decisão totalmente racional, Herbert Simon propôs a teoria da racionalidade limitada (Simon, 1955, 1972; Jones, 2003), ao argumentar que devido às restrições de tempo e limitações cognitivas, não é possível para os humanos considerar todos os resultados de decisões possíveis e, então, fazer escolhas totalmente fundamentadas e puramente racionais. Ele sugeriu que os humanos operam racionalmente dentro de limites práticos ou dentro dos limites da racionalidade limitada (Agosto, 2001).

A teoria da Racionalidade Limitada tem como referência os limites naturais de atenção, memória ou capacidade de computação que forçam a processos de exemplificação sempre que as pessoas enfrentam realidades que não são fundamentadas nos protocolos cognitivos adquiridos (Simon, 1972; Morselli, 2015). Simon (1959) diz que os seres humanos satisfazem, em vez de otimizarem, quando confrontados com alternativas de escolha que exigem processamento cognitivo altamente exigente. Assim, as pessoas tendem a ancorar seus julgamentos com as primeiras pistas que eles consideram relevantes (Slovic, 1972; Tversky *et al.*, 1974; Brunsson, 1982). As ideias de racionalidade limitada enfatizam até que ponto os indivíduos e os grupos simplificam um problema de decisão devido às dificuldades de antecipar ou considerar todas as alternativas e todas as informações (March, 1978).

Em contraste com a visão de racionalidade predominante na economia clássica, a qual busca a maximização da utilidade, a racionalidade limitada não está centrada no resultado de uma deliberação, mas na natureza do processo de deliberação. Ou seja, o foco está no processo de busca racional, o qual permite aos tomadores de decisão, diante da escassez de recursos organizacionais e das limitações de tempo, contentarem-se em obter um número limitado de informações, em um nível satisfatório, que lhes permitam resolver os problemas (Morselli, 2015).

A teoria da racionalidade limitada basicamente sugere que em situações reais as pessoas são apenas “racionais o suficiente” ou “parcialmente racionais” ao invés de serem “absolutamente racionais” (Mansourian *et al.*, 2007).

March (1978) corrobora com o pensamento de Simon quanto ao conceito de racionalidade limitada, por meio da argumentação de que a mente daquele que toma decisão pode apenas abranger certo limite, ao lidar com uma quantidade limitada de informação e alternativas. Ressalta ainda que mesmo se a tomada de decisão pretendia ser racional, sua racionalidade tem severos limites (Pugh *et al.*, 2007).

Pugh *et al.* (2007) sustentam que Simon (1965) propôs o modelo de homem administrativo no lugar do homem econômico. Enquanto o segundo faz escolhas ótimas, o primeiro faz escolhas suficientemente boas. Os tomadores de decisão se satisfazem com simplificações e contentam-se em considerar apenas aqueles fatores que suas mentes são capazes de reconhecer e lidar. Acrescenta que o homem econômico lida com o mundo real em toda sua complexidade. O homem administrativo reconhece, contudo, que o mundo por ele percebido é apenas um modelo drasticamente simplificado do agitado e confuso mundo real. Ele se conforma com essa simplificação porque acredita que o mundo real é em sua grande parte vazio, isto é, a maioria dos fatos que o integram não possui muita relevância para qualquer situação específica com que se defronta e que as relações de causa e efeito mais importantes são simples e breves.

A noção de Simon de racionalidade limitada tem dois lados, um cognitivo e um ecológico (Gigerenzer *et al.*, 1996). Ele enfatizou que as mentes são adaptadas aos ambientes do mundo real. Os dois lados vão em conjunto. O autor diz que o comportamento racional humano é moldado por uma tesoura cujas duas lâminas são a estrutura dos ambientes das tarefas e as capacidades computacionais do ator (Simon, 1990; Gigerenzer *et al.*, 1996). Diante disso, Simon (1979) ressalta que (i) indivíduos e organizações possuem sempre uma capacidade limitada de coletar, processar e interpretar informações; (ii) existem

complexidades do problema decisório com o qual o agente se defronta, resultante de atuar em um ambiente cujas relações causais e regularidades são difíceis de serem discernidas; e (iii) há incerteza em relação a eventos exógenos. Na presença de tais condições, a teoria das decisões deve desenvolver modelos nos quais se reconheça explicitamente que: alternativas de busca devem ser procuradas, visto que as consequências de escolher uma alternativa particular são conhecidas apenas de forma muito imperfeita, devido tanto a limites no poder computacional quanto devido à incerteza do mundo externo. Além disso, o tomador de decisões não possui uma função de utilidade geral e consistente para comparar alternativas heterogêneas (Simon, 1979).

Simon (1979) complementa que, ao longo do tempo, tanto a base de conhecimento a partir da qual emergem as alternativas quanto os critérios que guiam as decisões mudam e evoluem, em parte como resultado das próprias decisões. Assim, não é possível identificar um conjunto fixo de regras ou procedimentos de decisão racionais que sejam universalmente válidos.

A racionalidade limitada possui quatro princípios, sendo eles: (1) o princípio da racionalidade pretendida; (2) o princípio da adaptação; (3) o princípio da incerteza e por fim (4) o princípio dos trade-offs (Jones, 2003).

O Princípio da racionalidade pretendida começa com a noção de que as pessoas são orientadas para objetivos, mas muitas vezes falham em realizá-los devido às interações entre aspectos de suas arquiteturas cognitivas e as complexidades fundamentais dos ambientes que enfrentam (Simon 1976). Intelectualmente, essa noção não começou com Simon; provavelmente começou com Vilfredo Pareto (1935). Em *Mind and Society*, Pareto (1935) distinguiu entre comportamentos lógicos, ilógicos e não lógicos. O comportamento lógico é uma escolha racional, é o raciocínio de fins-meios, no qual os meios são apropriados aos objetivos. O comportamento ilógico é o comportamento não enraizado no pensamento de fins-meios. Pareto achava que o comportamento humano era parcialmente ilógico. Já o pensamento não lógico envolve sentimento e emoção, o que poderia interferir no pensamento lógico. O princípio da racionalidade pretendida implica que se olhe para os comportamentos direcionados a um objetivo e investigue a maneira pela qual suas constituições cognitivas e emocionais concomitantemente promovem e interferem nos comportamentos direcionados ao objetivo. Também implica que a racionalidade não determina o comportamento. Em vez disso, o comportamento é determinado pelos elementos irracionais e não racionais que delimitam a área da racionalidade (Simon 1947; Jones, 2003).

No Princípio de Adaptação, Newell e Simon (1956) afirmam que a maior parte do comportamento humano é explicada pela natureza do ambiente de tarefas. Com tempo suficiente, o pensamento humano assume a forma das tarefas que enfrenta, ou seja, o pensamento humano é adaptativo e basicamente racional. Simon (1996) afirma que existem apenas algumas características intrínsecas do ambiente interno dos seres pensantes que limitam a adaptação do pensamento à forma do ambiente problemático. Tudo o mais no pensamento e no comportamento de resolução de problemas é aprendido e está sujeito a melhorias. A partir desse princípio surge a inferência de que, em geral, quanto mais tempo um tomador de decisão gasta em um problema, mais provável que sua compreensão do problema se aproxime do ambiente real da tarefa e as limitações da arquitetura cognitiva humana enfraquecem (Newell 1990; Jones, 2003).

Já o Princípio da Incerteza apresenta que as pessoas possuem grandes dificuldades em trabalhar com probabilidades, avaliar riscos e fazer inferências quando a incerteza está envolvida. Se a compreensão dos fatores causais envolvidos em um problema for nebulosa ou ambígua, então a incerteza não é contida, mas reverbera por todo o processo de pensamento. Se alguém está incerto sobre como especificar os resultados, então também deve estar incerto sobre como especificar sua função de utilidade (Jones, 2003).

Por fim, o Princípio de Trade-Offs propõe que o ser humano possui dificuldade em trocar escolhas ao fazer uma seleção (Slovak, 1990; Tetlock, 2000). Ressalta que uma pessoa dentro de uma organização escolhe a primeira alternativa que considera boa o suficiente, o que Simon (1979) denominou de *Satisficing* (Jones, 2003).

Gigerenzer *et al.* (1996) explicaram a origem do termo *Satisficing*, o qual dizem que corresponde a uma mistura de suficiência e satisfação. É uma palavra de origem escocesa, a qual Simon usa para caracterizar situações que lidam com condições de tempo limitado, conhecimento ou capacidades computacionais, reforçando que um organismo escolheria o primeiro objeto que satisfaça seu nível de aspiração em vez de uma sequência intratável, a qual demanda tempo para pesquisar todas as alternativas possíveis, estimar probabilidades e utilidades para os possíveis resultados associados a cada alternativa (Gigerenzer *et al.*, 1996). As decisões são tomadas por aproximação, ou seja, quando as pessoas estão próximas ao ponto ao qual desejam chegar, interrompem o processo decisório (Mellers *et al.* 1998; Plous, 1993).

Choo (1996) reforça que uma alternativa é considerada ótima se for superior a todas as outras disponíveis, segundo todos os critérios usados para compará-las. Uma alternativa é

considerada satisfatória quando satisfaz os critérios que definem as alternativas minimamente satisfatórias. Nem a otimização, nem a solução satisfatória existem em uma forma pura. Dependendo da situação e da natureza dos objetivos, os responsáveis pelas decisões às vezes buscam a otimização de algumas dimensões do problema, enquanto aceitam uma solução satisfatória em outra.

Em um experimento, Griffiths *et al.* (2005) relataram que as pessoas nem sempre precisam se preocupar com buscas exaustivas, que abrangem muitos recursos, a fim de estarem certos de que possuem as melhores informações que podem obter. Os autores afirmam que esta é a era da satisfação da informação, ou seja, quando algo é bom o suficiente para o propósito já serve, em vez de se buscar otimizar o resultado (Simon, 1957; Mansourian *et al.*, 2007).

Outro ponto relevante para a teoria da Racionalidade limitada é a inclusão dos conceitos de experiência e emoção, as quais são características inerentes da intuição. Jones (2003), em seu trabalho, diz que na racionalidade limitada: (1) as pessoas aprendem codificando a experiência direta ou secundária em regras que especificam ações a serem tomadas em resposta a categorias de estímulos, (2) as capacidades cognitivas humanas incluem um *front-end* que extrai recursos do mundo ao seu redor, classifica-os como relevantes ou irrelevantes e os prioriza, (3) o principal mecanismo para ponderar a relevância dos estímulos é a emoção, (4) quando a atenção e a emoção são despertadas, o processamento da informação muda para análise e busca de problemas e quando não são despertados, o tomador de decisão depende de soluções pré-definidas, e por fim, (5) as pessoas se identificam emocionalmente com as soluções previamente preparadas que codificaram na memória. Elas se agarram emocionalmente ao seu repertório de soluções codificadas, mesmo que os problemas que enfrentam tenham evoluído.

Berg (2005) diz que a compreensão da racionalidade limitada não representa apenas um conceito, mas uma tradição de pesquisa, na qual pesquisadores se dedicam à descrição e ao mapeamento do processo decisório como de fato ocorre, muitas vezes caracterizado mais propriamente como intuitivo. Okoli *et al* (2016) cita que muitos estudiosos sugerem o uso da intuição como a solução final para racionalidade limitada.

Atualmente, a teoria da racionalidade limitada é amplamente aceita em todos os campos científicos, não apenas fundamenta muitas das pesquisas atuais de tomada de decisão, mas também fundamenta a pesquisa atual em comportamento animal e humano (Bower, 1999; Agosto, 2001).

Entretanto, conforme aqui relatado, a plena racionalidade requer capacidades cognitivas ilimitadas. O homem totalmente racional é um herói mítico que conhece as soluções para todos os problemas matemáticos e pode realizar imediatamente todos os cálculos, independentemente de quão difíceis sejam. Os seres humanos são muito diferentes. Suas capacidades cognitivas são bastante limitadas. Só por essa razão, o comportamento de decisão dos seres humanos não pode se conformar com o ideal da racionalidade plena (Selten, 2001; Mansourian *et al.*, 2007).

Mas Brunsson (1982) diz que a racionalidade total é possível. Segundo o autor a racionalidade total só pode ser alcançada por fórmulas matemáticas ou programas de computador. O autor ressalta que no processo de tomada de decisão há informações incompletas ou há mais informações do que os seres humanos podem entender, assim a pesquisa normativa carece da necessidade de sistemas para coleta e processamento de dados (Brunsson, 1982).

Mansourian *et al.* (2007) expõem que na racionalidade os problemas são resolvidos dividindo-os em partes gerenciáveis e, em seguida, abordados sequencialmente, sempre confiando na lógica e nos dados como ferramentas no processo. Os computadores são os principais assistentes tecnológicos usados.

Murdick e Ross (1975) ressaltam que a pesquisa normativa deve projetar sistemas para coletar e processar dados, a fim de se obter a racionalidade total nas decisões. Conclui argumentando que os gestores esperam que os sistemas de informação baseados em computadores resolvam os vários problemas de gestão (Murdick *et al.*, 1975).

A Figura 5 apresenta, conforme a literatura, os atores envolvidos na racionalidade total e racionalidade limitada.

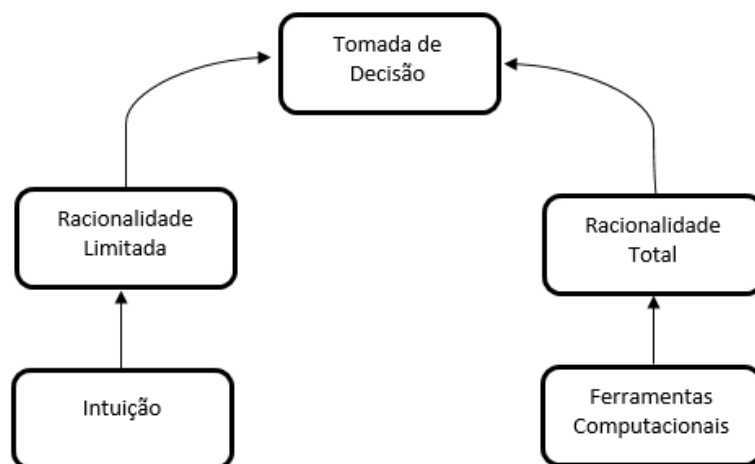


Figura 5: Racionalidade total e racionalidade limitada na tomada de decisão

Através da Figura 5, tem-se a intuição como solução final para a racionalidade limitada, conforme sugerido por Okoli *et al.* (2016) e as ferramentas computacionais para a racionalidade total, conforme citado por Brunsson (1982). Os temas intuição e ferramentas computacionais, os quais são focos dessa pesquisa, serão abordados nos tópicos seguintes.

2.3. Tomada de Decisão Não Racional: A Intuição

A intuição é um assunto legítimo da investigação científica social com implicações importantes para a educação da tomada de decisão (Hodgkinson *et al.*, 2011). Entretanto, a intuição foi negligenciada por muito tempo nas pesquisas científicas (Bastick, 1982), talvez por parecer o oposto de rigoroso, lógico ou formal. A lógica parece ser claramente entendida e a intuição parece indescritível (Bastick, 1982).

Somente na década de 1980 pôde-se considerar que a intuição finalmente ganhou aceitação como uma ferramenta poderosa para a tomada de decisão, ao ser testemunhado um crescente interesse dos altos executivos e estudantes de gestão (Agor, 1986). Nesse mesmo período, John Naisbitt (1985) apontou em seu livro, *Reinventing the Corporation*, que o uso da intuição na decisão corporativa ganhava nova respeitabilidade (Agor, 1986).

A busca pelo entendimento da intuição está presente na filosofia, psicologia, administração e outras áreas do conhecimento. O filósofo Emmanuel Kant (1724-1804) diz que todos os conhecimentos humanos começam por intuições, avançam para concepções e terminam com ideias. Já o renomado Albert Einstein (1979-1955) disse que não existe nenhum caminho lógico para a descoberta das leis do Universo, o único caminho é o da intuição. Autores, inclusive, sugerem o uso da intuição como a solução final para racionalidade limitada (Okoli *et al.*, 2016). No entanto, ainda existe uma confusão sobre o seu conceito, sua origem, os cenários ideais para seu uso. Pouco se sabe sobre a importância dos fatores que influenciam a intuição de um gestor.

Diante disso, esta seção apresenta uma descrição sobre a intuição, com o intuito de unir pesquisas de diversas áreas de conhecimento, a fim de buscar um entendimento único sobre este tema.

Nesta seção são abordadas considerações sobre os modos de pensamento humano; a intuição no processo decisório; o conceito da intuição e suas características; as fontes da intuição, as condições ideais para sua eficácia; as influências do coletivo e da moral e por fim uma análise de conteúdo sobre o tema.

2.3.1. Processos Cognitivos Humanos: A teoria do Processo Dual

Os indivíduos possuem dois processos cognitivos complementares que podem ser utilizados em situações de tomada de decisão, paralelamente ou não (Epstein, 2002; Junges, 2015). Kahneman (2011) explica esses dois processos através da teoria do processo dual, por meio da qual distingue os modos de pensar em intuitivos e deliberativos (Markovits *et al.*, 2019). A Figura 6 representa o funcionamento do processamento dual em um problema clínico.

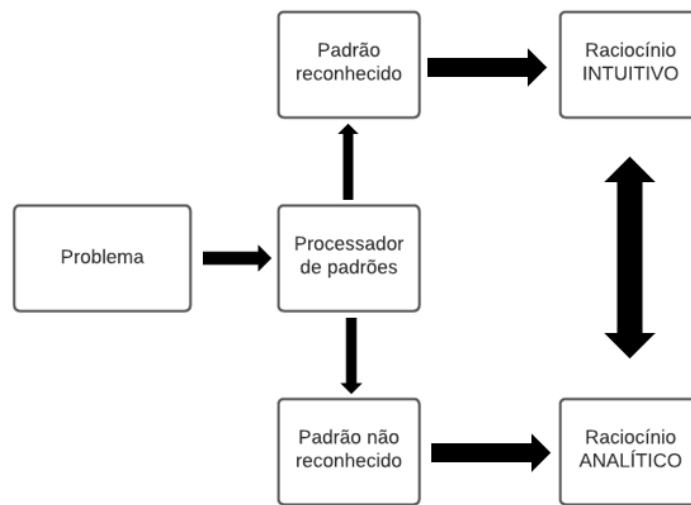


Figura 6. Teoria do Processo Dual. Fonte: Tversky e Kahneman (1981).

Stanovich *et al.* (2000) propuseram rótulos a estes modos de pensar, definindo-os como Sistema 1 e Sistema 2. Os processos do Sistema 1 são assumidos como automáticos, inconscientes, holísticos, associativos, principalmente não-verbais e intimamente associados ao afeto (Matzler *et al.*, 2014, Manrique *et al.*, 2019). O sistema 1 é intuitivo e rápido. Na verdade, esse sistema é um atalho cognitivo, que o ser humano utiliza toda vez em que sentem razoavelmente seguros de alguma coisa. Esses atalhos costumam ser úteis, contudo, podem levar a desvios sistemáticos das normas racionais (Matzler *et al.*, 2014).

Esse modo de processamento das informações produz uma constante representação do mundo e permite que os indivíduos façam coisas simples como caminhar evitando obstáculos, apreciar mais de uma coisa ao mesmo tempo ou simplesmente realizar coisas naturalmente, sem que tenha que focar consciência em sua realização (Junges, 2015).

O sistema 2, por outro lado, é lento, esforçado e baseado em regras. Pode lidar com decisões mais deliberativas, são predominantemente conscientes, intencionais e analíticos (Epstein *et al.*, 1996). Esse sistema está envolvido no desempenho de algumas tarefas de raciocínio e tomada de decisão, bem como no monitoramento contínuo da qualidade do raciocínio (Kahneman *et al.*, 2009).

Quando há pistas de que um julgamento intuitivo pode estar errado, o Sistema 2 pode impor uma estratégia diferente, através da substituição da intuição por um raciocínio cuidadoso. Verificar a intuição é uma operação trabalhosa do Sistema 2 (Kahneman *et al.*, 2009).

Kahneman (2011) sugere que ambos os sistemas estão ativos sempre que acordados. O Sistema 1 funciona automaticamente e não pode ser “desligado”, enquanto o Sistema 2 está normalmente em confortável modo de pouco esforço, em que apenas uma fração de sua capacidade está envolvida (Junges, 2015). O Sistema 1 gera continuamente sugestões para o Sistema 2: impressões, intuições, intenções e sentimentos, mas apenas quando o Sistema 2 endossa um impulso do Sistema 1 é que se tornam ações voluntárias (Junges, 2015).

Há de se considerar que o próprio Sistema 2 possui lacunas em relação ao conhecimento necessário em uma determinada situação. Mesmo que o Sistema 2, racional, objetivo e analítico, assuma o controle em uma determinada situação e passe a controlá-la, ele não poderá fazer nada para aprimorar a decisão se o indivíduo não possuir os conhecimentos ou as ferramentas adequadas para compreender o contexto adequadamente (Hammond *et al.*, 1987).

Em uma análise com executivos empreendedores, Ehringer (1995) identificou dois padrões que podem ser associados ao processo decisório: (1) a intuição suportada pela análise, em que primeiro a intuição é utilizada para avaliar a oportunidade, e que depois uma análise com informações objetivas confirma a decisão; (2) e a identificação pela análise, confirmada pela intuição, em que o indivíduo identifica as alternativas por meio da análise e depois utiliza a intuição para escolher a melhor decisão a ser tomada (Junges, 2015).

Não se advoga necessariamente por um jogo de soma zero, em que uma característica só pode ser desenvolvida em detrimento à outra (Hodgkinson *et al.*, 2007), ainda que evidências empíricas sugerem que ao longo do tempo os indivíduos desenvolvem uma característica cognitiva própria, colocando em evidência alguns destes aspectos (Allinson *et al.*, 1996).

2.3.2. A Intuição no Processo Decisório

Hoje em dia, a intuição é vista como um elemento necessário no processo de resolução de problemas e tomada de decisão (Andersen, 2000). O seu uso é um aspecto importante do processo de decisão em quase todos os setores da sociedade. Muitas empresas não têm a estrutura ou experiência para seguir o processo formal, nem a determinação ou o desejo de fazê-lo. Seja decisões táticas ou estratégicas, a maioria dos gerentes usa sua intuição para chegar a uma conclusão (Evans, 1989; Nuthall, 2012).

O uso da intuição é um recurso em diferentes momentos da decisão. A intuição está sempre presente, seja ao fornecer indícios de que uma informação não está correta, até casos nos quais todos os dados apontam para uma determinada solução e a intuição acaba por levar o gestor a agir de outra forma (Freitas *et al.*, 2017; Seggelen *et al.*, 2020).

Pesquisas revelam vários benefícios da intuição na tomada de decisão, sendo eles: (1) acelerar o processo de tomada de decisão, (2) melhorar os resultados da decisão e (3) resolver problemas menos estruturados (por exemplo, planejamento de novos produtos) (Dayan *et al.*, 2011).

William G. McGinnis, gerente da *Crescent City* na cidade da Califórnia, apresentou uma humorística e inteligente explicação sobre a eficácia da decisão intuitiva, sendo ela: boas decisões intuitivas são proporcionais aos anos de experiências mais desafiadores, somado a quantidade de anos relacionados a bons treinamentos, dividido pela falta de confiança ou o medo de ser substituído no trabalho (Agor, 1986).

Andersen (2000) ressalta que os gestores intuitivos lidam mais naturalmente com questões mais amplas, que também podem ser vistas pelas organizações como um comportamento líder.

Gestores com boa intuição podem ver novas possibilidades em qualquer situação. Eles têm um sentido ou visão do futuro e, portanto, estão melhor equipados para mover sua organização em resposta a isso. Esses gestores são particularmente adeptos da geração de novas ideias e fornecem novas soluções engenhosas aos antigos problemas. Geralmente, eles funcionam melhor em ambientes com rápidas mudanças ou configurações de crise (Agor, 1986). Esses gestores também podem resolver problemas anteriormente insolúveis e lidar com problemas em que os dados estão ausentes ou incompletos. Eles são bons em motivar os outros (Agor, 1988). São características dos gestores intuitivos ver oportunidades e ameaças (Andersen, 2000). Harper (1990) reforça que essa qualidade julgadora, mais do que qualquer

outra, pode ser o que separa os grandes líderes das centenas de milhares de gerentes (Khatri *et al.*, 2000).

2.3.3. Conceito

Embora a intuição tenha uma longa história nas ciências organizacionais, na literatura os estudiosos ainda não chegaram a um acordo sobre o que é a intuição e o que ela faz (Dane *et al.*, 2007). Há uma certa confusão na sua definição e na sua origem (Goings *et al.*, 2020). Para alguns é algo mais intangível e para outros a definição é mais palpável, como uma habilidade (Freitas *et al.*, 2017). Segundo Woiceshyn (2009), não se sabe de onde ela vem e como ela se relaciona com a análise racional.

Assim, sua definição é aparentemente difícil, visto que é principalmente voltado para o conhecimento tácito, o que é em si difícil de verbalizar e articular (Okoli *et al.*, 2016). Lehrer (2009) diz que a intuição não é fácil de verbalizar e de difícil identificação, pois pode se manifestar de diferentes maneiras e, sobretudo, em razão de cada indivíduo reconhecê-la de uma forma distinta, como uma informação interior, natural, algo para o qual não se é treinado ou uma energia que se tem.

Leslie Belton (1946) em seu trabalho intitulado como "O Significado e Uso do Termo Intuição" diz que nenhuma palavra de uso comum entre os filósofos apresenta uma necessidade tão urgente de uma definição como o termo intuição.

Essa confusão conceitual vem, em parte, das várias perspectivas usadas para entender a intuição, sendo sob a ótica da filosofia, da psicologia, administração, emanando de campos tão díspares quanto à psicanálise junguiana e a psicologia cognitiva. Todas apresentando sua própria literatura e seu próprio conjunto de conceitos (Dane *et al.*, 2007).

Atualmente, com o progresso científico e tecnológico dos últimos anos, pesquisadores tem buscado (1) esclarecer a natureza da intuição, ao trazer a necessária precisão conceitual para diferenciá-la de vários conceitos relacionados, (2) identificar os processos psicológicos e mecanismos neurobiológicos que sustentam seu funcionamento e uso, (3) esclarecer as circunstâncias em que é implantado de forma eficaz e (4) propor métodos relativamente robustos pelos quais ela pode ser avaliada e desenvolvida (Hodgkinson *et al.*, 2009).

Assim, antes de dar uma definição mais formal, a intuição deve ser distinguida de outros conceitos relacionados, como do *insight* (Schooler *et al.*, 1993). Embora sejam dois processos pelos quais ocorrem interações do conhecimento tácito com o pensamento

consciente, o *insight* súbito também parece confiar em processos não conscientes, mas quando a consciência é derivada do *insight*, não é um julgamento, como geralmente acontece na intuição. O *insight* é um processo em que de repente se percebem as relações lógicas entre um problema e a resposta. No caso da intuição, geralmente não há discernimento sobre as relações lógicas, mas simplesmente um ímpeto, julgamento, pressentimento ou resposta comportamental (Lieberman, 2000).

Isenman (2018) viu o *insight* e a intuição como meios opostos de apreender o mundo externo, de absorver e integrar informação. As sutis distinções entre *insight* e intuição têm começado a ser mapeadas por neurocientistas usando técnicas de ressonância magnética funcional. Neurocientistas identificaram a região do giro temporal superior anterior do hemisfério direito do cérebro como um local das conexões que ocorrem no momento do *insight*, por outro lado, neurocientistas identificaram que o córtex órbito-frontal e a amígdala são ativados em julgamentos intuitivos, os quais ambos são regiões também envolvidas em decisões motivadas por emoções (Hodgkinson *et al.*, 2009).

Outra peculiaridade da intuição é que também não é percepção sensorial, nem sentimento, nem inferência intelectual, embora possa aparecer nessas formas (Jung, 1933). Entretanto, mesmo com esses avanços científicos, vários autores e administradores ainda associam esses conceitos (Hodgkinson *et al.*, 2009).

O termo intuição deriva do latim *intueri* que significa “olhar para” ou “ver dentro” (Goldberg, 1985). Muitas definições de intuições surgiram ao longo do tempo, em várias áreas do conhecimento. Herbert Simon (1992) definiu a intuição como o reconhecimento de padrões armazenados na memória. Tratou a intuição e o julgamento como conceitos sinônimos, dizendo que são simplesmente análises congeladas em hábitos e na capacidade de resposta rápida através do reconhecimento. Simon (1992) descreveu a intuição como o que acontece quando uma situação fornece uma sugestão. A sugestão dá ao especialista acesso a informações armazenadas na memória e as informações fornecem respostas possíveis para o problema em questão.

Fischbein (1987), por sua vez, buscou conceituar a intuição, não de maneira descritiva, mas funcional. A intuição, segundo seu entendimento, tem a função de criar a aparência de certeza, de vincular a várias interpretações ou representações do atributo da certeza intrínseca e inquestionável. O autor justifica sua abordagem com numerosas e contraditórias descrições da intuição que ele havia encontrado na literatura. E ressalta que o conceito de intuição, embora aparentemente vago e inconsistente, expressa uma tendência fundamental e muito

consistente da mente humana, sendo este: a busca da certeza. Ao avaliar as chances, prever resultados, tomar decisões, naturalmente, tende-se a produzir representações (conceituais ou pictóricas) que oferecem um alto nível de credibilidade direta (Fischbein, 1987).

Embora apresente conceitos conflitantes, pode-se afirmar que a intuição não é o oposto da análise quantitativa, nem é uma tentativa de eliminar a análise quantitativa (Charper, 1988). Carl Jung (1933) observou que a intuição não indica algo contrário à razão, mas algo fora da província da razão. Não é uma espécie de sexto sentido mágico nem mesmo um processo paranormal. A intuição não é o oposto da racionalidade, nem é um processo aleatório de adivinhação. É uma forma sofisticada de raciocínio baseada em "fragmentação" que um especialista aprimora durante anos de experiência específica do trabalho (Prietula *et al.*, 1989). A intuição não é fácil, exige anos de experiência na resolução de problemas e se baseia em uma compreensão sólida e completa dos detalhes do negócio (Isenberg, 1984). Na medida em que as lições da experiência são lógicas e bem fundamentadas, a intuição também é (Isenberg, 1984). A intuição significa ser capaz de enfrentar a situação de tudo o que se viu, sentiu e provou. Por fim, Jung (1933) ressalta que a intuição é uma função que explora o desconhecido e percebe possibilidades e implicações que podem não ser prontamente aparentes.

Sob uma perspectiva filosófica, a intuição era frequentemente percebida como a maneira mais pura e imediata de conhecimento. Ainda sob a perspectiva filosófica, Osbeck (2001) diz que envolve apreensão direta que não é mediada por outro raciocínio ou representação.

Sob a ótica da psicologia, a psicóloga Frances E. Vaughan (1979) define a intuição como uma maneira de saber, reconhecer as possibilidades em qualquer situação. Ela também ressalta que percepção extrassensorial, clarividência e telepatia fazem parte da função intuitiva. Khatri *et al.* (2000) definiram a intuição como uma função psicológica sintética, que permite a uma pessoa analisar dados específicos combinados com experiências passadas e integrar isso em uma visão única (Khatri *et al.*, 2000; Ramrathan *et al.*, 2017).

Já no campo da gestão, Laurence R. Sprecher (1983) prefere pensar na intuição como meramente uma subespécie do pensamento lógico, em que os passos do processo estão ocultos na parte subconsciente do cérebro. Chester Barnard (1938) em *The Functions of the Executive* alegou que algumas decisões são tomadas sem um processo de raciocínio evidente, e a atividade além da decisão é tão inexplicável que a chamam de intuição (Orlandi *et al.*, 2020). Bruce Henderson, fundador do *Boston Consulting Group*, em 1977, chamou a intuição

de a integração subconsciente de todas as experiências, condicionamentos e conhecimentos de uma vida inteira, incluindo os preconceitos culturais e emocionais daquela vida (Bonabeau, 2003).

Lieberman (2000) já busca explicar a intuição através da neurociência, e a descreve como uma experiência subjetiva de um processo predominantemente inconsciente, rápido, alógico e inacessível à consciência, que, dependendo da exposição ao domínio ou espaço do problema, é capaz de extrair com precisão as contingências probabilísticas.

Ao longo dos anos, muitos outros autores buscaram conceituar a intuição nas diversas área de conhecimento, assim, no Quadro 2, pode-se perceber numerosas e contraditórias descrições da intuição encontrados na literatura, conforme já ressaltado no trabalho de Fischbein (1987).

Fonte	Definição de Intuição
Wild (1938)	Representa o acesso ao conhecimento divino ou inato.
Bastick (1982)	Descreve a intuição como um enigma semântico e a última fronteira da mente.
Damáσιο (1994)	Misterioso mecanismo pelo qual chega-se à solução de um problema sem raciocinar em direção a ele.
Klein (2003)	Ato de traduzir a experiência em ação.
Weick (2009)	Especialidade comprimida.
Dane e Pratt (2009)	Julgamentos afetivamente carregados que surgem através de associações rápidas, não conscientes e holísticas.
Dayan e Elbanna (2011)	A intuição é considerada uma forma de processamento de informações associada a sentimentos viscerais, palpites e <i>insights</i> místicos.
Cifuentes <i>et al.</i> (2019)	A intuição é o que permite ver a essência do que é experienciado.
Goings <i>et al.</i> (2020)	A intuição funciona como um palpite holístico que corresponde ao julgamento ou escolha feita através de uma síntese subconsciente de informações extraídas de diversas experiências.

Quadro 2: Definições de intuição.

Terziyan *et al.* (2015) afirmam que a intuição supera o fosso entre as partes consciente e inconsciente da mente. E ressalta que não há magia, visto que as decisões intuitivas têm fundamentos dentro de uma memória implícita (uma espécie de conhecimento inconsciente), que, de acordo com Augusto (2010), é um produto da percepção e da cognição inconsciente.

A intuição também é associada à espiritualidade. Isenman (2018) aborda que a busca intuitiva geralmente termina no reino espiritual. No campo do Espiritismo, Cavalcanti (2008) diz que o médium consciente é também chamado de intuitivo, em que a intuição é pensada como uma forma sutil de comunicação espiritual, ou como lembranças que o eu guarda de recordações de vidas pretéritas ou de ideias formuladas no estado de espírito.

2.3.4. Características da Intuição

Para compreender melhor a intuição, é preciso entender suas propriedades. A intuição não é um processo irracional. Baseia-se em uma profunda compreensão da situação (Khatri *et al.*, 2000). Por sua própria natureza é relativamente intangível (Charper, 1988), pode refletir grande quantidade de processamento de informação (Cavojová *et al.*, 2014).

Alguma convergência em suas características foi alcançada quando autores como Agor (1990a); Khatri *et al.* (2000); Epstein (2010) definiram a intuição como um modo de processamento de informação não sequencial, que inclui elementos cognitivos e afetivos e resulta em conhecimento direto sem uso de raciocínio consciente (Ramrathan *et al.*, 2017).

Dane *et al.* (2007) buscaram conectar aspectos da intuição que são comuns e centrais para os temas da psicologia, filosofia e administração. Através da revisão das várias literaturas sobre intuição houve uma tendência a se convergir para quatro características, a saber: (1) processo inconsciente; (2) envolve associações holísticas; (3) são produzidas rapidamente e (4) resultam em julgamentos afetivamente carregados; essas características serão descritas nos próximos subtópicos.

2.3.4.1. Processo inconsciente

Indica que o processo ocorre fora do pensamento consciente do indivíduo e pode se representar em diversos níveis de sofisticação, sendo os julgamentos intuitivos mais complexos do que simples percepções ou *insights*. Embora os resultados da intuição sejam acessíveis ao consciente, o caminho, conhecimentos utilizados e conexões realizadas até sua consciência fica subjugado ao pensamento não consciente (Dane *et al.*, 2007; Khatri *et al.*, 2000).

Durante as últimas duas décadas, evidências experimentais revelaram que a mente inconsciente é muito mais ativa do que muitos pensavam ser possível (Isenman, 2018). A mente inconsciente é capaz de processar informações complexas, pode entender frases simples, distinguir entre adjetivos compostos como “não bom” e “muito bom”, e também realizar aritmética simples. Assim, o inconsciente é capaz de considerável inteligência (Isenman, 2018).

A neurociência, por sua vez, sugere que o que é agora para a mente consciente é, na verdade, meio segundo atrás para o inconsciente (Isenman, 2018). O subconsciente não é só

mais rápido que o pensamento consciente, mas também é mais flexível. O pensamento consciente é de natureza linear e propenso à visão de túnel. O subconsciente é capaz de pensamento lateral, quando a mente corre livremente através da quantidade infinita de informação armazenada no cérebro. Com o pensamento lateral, a mente pode combinar fatos aparentemente não relacionados e propor abordagens inovadoras para lidar com problemas que o pensamento consciente não havia resolvido (Charper, 1988). O inconsciente é responsável por filtrar e definir o que têm acesso à consciência (Dacorso, 2010; Junges, 2015).

2.3.4.2. Associações holísticas

Sugere um processo no qual os estímulos do ambiente geram conexões com categorias, padrões ou características gravadas no inconsciente. Esse processo de reconhecimento recebe o nome de associação holística, através do qual padrões não conscientes são identificados por meio das estruturas cognitivas dos indivíduos (Junges, 2015);

A cognição intuitiva começa com as partes, os detalhes e suas interações e se concentra no todo (Isenman, 2018). Como Agor (1984) sublinhou os gerentes que implantam um processo intuitivo de tomada de decisão estão mais interessados em resolver problemas olhando para o todo de uma maneira mais informal (Orlandi *et al.*, 2020).

Duas categorias de associações holísticas podem ser definidas: A primeira refere-se às heurísticas, formas mais simples de estruturas cognitivas utilizadas pelos indivíduos na geração de associações, compreendidas como atalhos mentais que reduzem a complexidade da tarefa de avaliação e predição para simples julgamentos, e que por vezes pode aparecer na forma de armadilhas intuitivas. A segunda categoria refere-se ao uso de estruturas cognitivas mais complexas para a realização das associações através da mobilização de um grande volume de informações armazenadas na memória, ainda sem esforço consciente (Klein, 1989; Kahneman, 2003; Dane *et al.*, 2007; Junges, 2015).

2.3.4.3. Produzido rapidamente

A intuição geralmente é vista como uma capacidade de processamento automático, ou seja, as decisões são rápidas, quase instantaneamente (Cavojová *et al.*, 2014). Embora a

realização (ou flash intuitivo) possa chegar a um momento aparentemente mágico, vem geralmente após um longo e difícil reflexo de um problema (Rowan, 1990).

O processo de associação confere à intuição uma velocidade geralmente superior em relação a análise racional em uma determinada situação (Kahneman, 2003b; Dane *et al.*, 2007), e a velocidade com que intuição é gerada configura um importante motivador para o desenvolvimento da intuição nos processos decisórios organizacionais (Agor, 1986).

2.3.4.4. Julgamento afetivamente carregado

Sugere que os processos intuitivos geralmente envolvem emoção (Dane *et al.*, 2007; Sayegh *et al.*, 2004) e que o tomador de decisão geralmente vivencia excitação e harmonia quando os estímulos cognitivos geram decisões baseadas na intuição (Agor, 1986; Khatri *et al.*; Junges, 2015).

Há um contraste padrão entre intuição e emoção, mas de acordo com Hayashi (2019), as emoções e sentimentos podem não apenas ser importantes na capacidade intuitiva de tomar boas decisões, mas sim essenciais.

As emoções moldam as preferências humanas e fornecem a ligação crucial entre decidir e agir (Pfister *et al.*, 2008; 2012). Além disso, um olhar sobre os papéis funcionais das emoções sugere que as decisões individuais e sociais podem ser mapeadas em emoções específicas (Pfister *et al.*, 2008; 2012; 2014).

Em busca de abordagens para aprimorar a intuição, Agor (1990a) revela que a tensão física e/ou emocional, a ansiedade, o medo, são concebidos como fatores que impedem o uso da intuição. Por sua vez, sentimentos positivos como excitação levam a um maior senso de confiança nos próprios julgamentos (Grant *et al.*, 2006).

Nos últimos anos, a pesquisa em neurociência tem sugerido um elo entre intuição e afetividade (Lieberman, 2000). Essa linha de investigação mostrou que a glândula basal está engajada por meio de estímulos afetivos positivos e experiência emocional positiva, e esses mesmos mecanismos neurais exercem um papel central no engendramento de associações não-conscientes que estimulam julgamentos intuitivos. Em essência, ambas as intuições e avaliações emocionais parecem surgir através de vias neurológicas muito similares. Em conjunto, evidências da psicologia organizacional, cognitiva e neurológica sugerem que o afeto e as emoções são um componente integral dos juízes intuitivos (Dane *et al.*, 2007).

Um ponto que chama a atenção é encontrar um acordo comum sobre quais são as emoções básicas (primárias) e como elas influenciam a intuição (Ortony *et al.*, 1990). A visão popular sugere que há apenas duas emoções básicas, sendo elas o amor e o medo, e todas as outras provêm de um lugar de amor ou de um lugar de medo (Kurus, 2002; Terziyan *et al.*, 2015). Executivos intuitivos comumente descrevem os sentimentos que eles experimentaram em um momento de decisões importantes, como uma sensação de excitação, quase euforia; crescente excitação sentidas no estômago, sensação de ansiedade, desconforto, noites sem dormir ou alteração de humor (Agor, 1986).

2.3.5. Fontes da Intuição

Patton (2003) identificou três fontes de intuição que os tomadores de decisão usam quando tentam lidar com situações de tomada de decisão incertas e imprevisíveis devido a mudanças rápidas e complexas no meio ambiente: resposta inata- o instinto que traz reações subconscientes, mas geralmente ainda reações apropriadas a situações, algo que não é aprendido, mas é inato; Experiência geral- o aprendizado que ocorre no processo normal de envelhecimento e de acumulação de experiência; e Aprendizagem focada- a aprendizagem que decorre de efeitos deliberados para desenvolver hábitos e alcançar reações intuitivas (Omotola, 2012, Sankaran *et al.*, 2020). A literatura também sugere uma fonte religiosa, chamada de intuição religiosa, a qual se encontra com base na experiência mística, ou seja, não se dá segundo as leis naturais ou físicas, mas sim espirituais (Whitehead, 1996).

O estudo sobre intuição de Weston Agor (1986) relatou que muitos altos executivos enfatizaram que as boas decisões intuitivas foram, em parte, baseadas em conhecimentos e experiências obtidas ao longo dos anos, combinadas e integradas a uma sensibilidade ou abertura a outros processos mais inconscientes (Charper, 1988).

Cada indivíduo possui uma história, uma gama diferente de experiências, ou seja, este nasceu, estudou, trabalhou em ambientes com características diversas, possui crenças e ideologias próprias e isso tudo acaba influenciando na sua personalidade e na sua forma de agir (Freitas *et al.*, 2017). Essa experiência adquirida ao longo da vida desempenha um papel crucial nas decisões intuitivas (Sayegh *et al.*, 2004).

A experiência corresponde à memória acumulada de impressões, ações e conquistas passadas (Harung, 1993). Cada indivíduo é incorporado em um contínuo fluxo de experiência ao longo da vida, conscientemente ou inconscientemente (Eraut 2004; Okoli *et al.*, 2016).

Muitos anos de preparação e trabalho fornecem matérias-primas e condições para a incubação de ideias no subconsciente (Ray *et al.*, 1990).

Michael Eisner, *CEO da Walt Disney Company*, diz que boas habilidades intuitivas devem convocar a mente inteira, sendo assim, informações históricas sobre si mesmo, do que você se lembra de quando era criança, por exemplo, podem surgir em sua mente. Boas habilidades intuitivas correspondem a soma total dessas experiências, milhões e milhões delas (Hayashi, 2019).

Assim, uma ampla experiência em um domínio pode resultar em uma grande base de conhecimento estruturado, que leva ao reconhecimento automático e rápido de padrões (Roeth *et al.*, 2020).

A intuição também é resultado de aprendizado, prática e treinamentos (Patton, 2003). Derivada de processos de aprendizagem explícitos e implícitos, na qual a educação formal precisa ser aliada a um programa de desenvolvimento profissional contínuo (Hodgkinson *et al.*, 2009).

2.3.6. Condições Ideais para a Intuição

Agor (1990b) sugeriu as condições sob as quais a capacidade intuitiva parece funcionar melhor no processo de tomada de decisão, sendo elas: (1) quando existe um alto nível de incerteza, (2) quando um pequeno precedente anterior existe, (3) quando as variáveis são menos previsíveis cientificamente, (4) quando os fatos são limitados, (5) quando os fatos não indicam claramente o caminho a seguir, (6) quando os dados analíticos são de pouca utilidade, (7) quando existem várias soluções alternativas plausíveis para escolher, com bons argumentos para cada, e, por fim, (8) quando o tempo é limitado e existe uma certa pressão para chegar à decisão correta. Outra condição está relacionada a cenários onde há pouca informação, o fato de que a intuição desempenha um papel fundamental ao preencher os espaços em branco quando não há informação suficiente, embora possa ser útil também quando há muita informação (Charper, 1988).

Kahneman e Klein (2009), embora rivais no assunto, concordaram que há certas condições sob as quais o julgamento humano é muito confiável: (1) quando um ambiente é suficientemente regular para ser previsível, ou seja, o ambiente deve fornecer pistas adequadamente válidas para a natureza da situação e (2) quando houver oportunidade de aprender essas regularidades através de prática prolongada (McEvoy, 2019).

Kahneman (2011) chama os cenários onde existem essas condições de ambientes de alta validade, nos quais é possível encontrar pistas objetivamente identificáveis. Por outro lado, em ambientes de validade zero, os resultados das decisões são imprevisíveis (McEvoy, 2019). Sem essas oportunidades de aprendizado, uma intuição válida só pode ser devido a um acidente de sorte ou à magia (Kahneman *et al.*, 2009).

A literatura de gestão estratégica argumenta que o uso efetivo da intuição nessas condições ideais, em tempos de crise, em condições de turbulência ou quando houver falta de informação relevante, depende do nível de especialização (Dayan *et al.*, 2011).

Especialistas parecem absorver e avaliar rapidamente grandes quantidades de informação. Eles não necessariamente examinam o ambiente ou processam as informações mais rapidamente do que uma pessoa inexperiente, em vez disso, aprenderam a cultivar o significado de certos padrões de operações e atividades (Patton, 2003).

Shanteau (1992) sugere que especialistas são definidos operacionalmente como aqueles que foram reconhecidos em sua profissão como possuidores das habilidades necessárias para desempenhar o mais alto nível da sua profissão (Kahneman *et al.*, 2009).

Um especialista aprende a ignorar os padrões ou informações irrelevantes e concentrar-se nos críticos (Prietula *et al.*, 1989); haja vista que se precisa de poucos dados para gerar bons diagnósticos (Pelaccia *et al.*, 2019).

Ótimas intuições são baseadas em encontrar padrões válidos na memória; de sorte que algumas pessoas executam muito melhor que outras (Kahneman *et al.*, 2009). O gênio instintivo que permite a um executivo elaborar a estratégia perfeita exige uma habilidade incomum de detectar padrões que outras pessoas ignoram ou confundem com ruídos aleatórios (Hayashi, 2019).

Prietula e Simon (1989) afirmam que especialistas podem ativar automaticamente qualquer parte do conhecimento relacionado a memória de longo prazo para uso. Esse rico estoque de partes em constante mudança formam o banco de dados de conhecimento humano e fornecem a capacidade de responder de maneira intuitiva, com muita rapidez e obter boa assertividade em suas decisões.

Novos gerentes, sem experiência ou compreensão de produção, acham difícil tomar decisões de sucesso (Wright *et al.*, 2012). Com o tempo e a prática, as habilidades da maioria dos gerentes melhoram por meio da observação e a reflexão, especialmente em relação a erros (Nuthall *et al.*, 2018). O conhecimento e experiência fazem com que o especialista esteja preparado (mas apenas no domínio da especialização) para responder a muitas situações

intuitivamente, através do reconhecimento da situação (Simon, 1991), o que possibilita que especialistas possam apresentar bons resultados em suas decisões (Nuthall *et al.*, 2018).

Diante disso, postula-se a seguinte hipótese:

Hipótese 1: Independente do cenário de decisão, quanto maior o nível de especialização de um decisor humano maior a assertividade na tomada de decisão.

2.3.7. Influências do Coletivo e da Moral

A ideia da humanidade como um todo tornou-se biologicamente fundamentada, também no modo de pensar (Isenman, 2018). Todos estão indiretamente influenciando uns aos outros (Isenman, 2018). Pfister *et al.* (2014) articulam que a tomada de decisão é socialmente influenciada, ou seja, as pessoas inconscientemente copiam o que os outros fazem.

Existe uma força de conexão que une a experiência e emoção das pessoas que não estão diretamente ligadas umas às outras, ou em grupos e até na humanidade como um todo (Isenman, 2018). As influências amplamente inconscientes que resultam dessa interconexão unem-se a outros fatores emocionais mais pessoais que governam o humor das pessoas e as escolhas que fazem (Isenman, 2018).

O efeito potencial do coletivo está cada vez maior devido às tecnologias de comunicação e informação. Além de conectar cada vez mais as pessoas em um nível informativo, a tecnologia também tem criado crescentemente uma interconexão em um nível emocional (Isenman, 2018). A receptividade nesse nível é involuntária, todas as pessoas são participantes da mente comum, aprovem ou não. Mesmo tendo pontos de vista que se opõem aos da mente comum, é importante tornar-se consciente da influência que ela exerce (Isenman, 2018).

A intuição pode ser fundida a esse conteúdo do inconsciente coletivo e determinada por eles (Jung, 1933). Assim, ela permite acesso a um vasto armazém de conhecimento que inclui não apenas tudo o que se tem experimentado ou aprendido, mas também a um reservatório infinito do coletivo ou inconsciente universal (Isenman, 2018).

Outra forte influência que a intuição recebe está relacionada à moral. Sidgwick (1907) afirma que a intuição moral é um julgamento ou percepção aparente de que um ato é em si mesmo certo ou bom. A intuição moral refere-se a processos rápidos, automáticos e (geralmente) carregados de afetos, nos quais um sentimento avaliativo de

bem-mal ou desagradável (sobre as ações ou o caráter de uma pessoa) aparece na consciência sem qualquer evidência de ter passado por etapas de pesquisa, pesagem de evidências ou de se inferir uma conclusão (Ingram *et al.*, 2014; Egorov *et al.*, 2019).

É importante ressaltar que a coletividade apresenta influência sobre a moral. Para Makarenko (1987), a coletividade é responsável pelo desenvolvimento moral do ser humano. O autor ainda diz que o conceito de coletivo é pressuposto fundamental para a formação da consciência moral.

2.4. Ferramentas Computacionais na Tomada de Decisão: A Aprendizagem de Máquina

A tecnologia tem passado por um renascimento nos últimos 20 anos, como resultado do crescimento na capacidade de computação e memória, desenvolvimentos em computação em nuvem, processamento distribuído e paralelo, além da disponibilidade de grandes bancos de dados. Além disso, a capacidade técnica dos algoritmos em obter significados relevantes através das análises de dados expandiu-se amplamente (Amoore *et al.*, 2015; Ananny *et al.*, 2018; Dourish, 2016; Leicht-Deobald *et al.*, 2019).

Assim, o moderno ambiente de trabalho tem se tornado cada vez mais tecnológico, quantificado e monitorado por algoritmos (Ball 2010; Leicht-Deobald *et al.*, 2019). A tecnologia tem influenciado cada vez mais o processo de tomada de decisão nas organizações. Ramrathan e Sibanda (2014) dizem que a tecnologia tem desempenhado um papel cada vez mais fundamental na forma como as decisões são tomadas (Ramrathan *et al.*, 2014; 2017), influenciando a força de trabalho e estimulando que os indivíduos se tornem gradativamente de natureza racional e analítica (Ramrathan *et al.*, 2017).

Um campo da tecnologia que tem auxiliado crescentemente a tomada de decisão nas organizações é o campo da Inteligência artificial (IA). Diante disso, investimentos nessa área tem crescido paulatinamente. Segundo Ramrathan *et al.* (2017), o impacto potencial da IA está estimado para impulsionar o PIB global em até US\$ 15,7 trilhões até 2030, e 85% das interações com o cliente poderão ser gerenciadas sem um humano (Ramrathan *et al.*, 2017).

Embora a IA tenha alcançado maior destaque nos últimos anos, sua origem remonta a meados da década de 50. Segundo Pelaccia *et al.* (2019), o conceito de IA foi desenvolvido na década de 1950 e foi inicialmente definido como a utilização de um computador com o objetivo de modelar o comportamento inteligente com o mínimo de intervenção humana, ou seja, uma alternativa à inteligência humana.

O artigo de 1950 de Alan Turing, denominado como *Computing Machinery and Intelligence* (Turing, 1950), discutiu as condições para considerar uma máquina inteligente. O autor argumentou que se a máquina pudesse simular um ser humano para um observador experiente, então certamente deveria ser considerada inteligente (McCarthy, 1998).

Em 1957, Newell, Simon e Clifford Shaw publicaram um artigo intitulado *Empirical Implication of the Logic Theory Machine*. Nesse artigo, os autores argumentaram que os computadores de fato podiam ser usados para modelar o pensamento humano; esse foi um avanço significativo no campo da inteligência artificial (Newell *et al.*, 1957; Newell *et al.*, 1956; Jones, 2003).

A inteligência artificial consiste em um modelo de inteligência humana processada por máquinas e *softwares*. É um ramo da Ciência de dados que se concentra na construção de máquinas e algoritmos inteligentes, capazes de realizar uma ampla gama de tarefas que geralmente requerem inteligência e cognição humana. Essas máquinas inteligentes estão imbuídas de aprendizagem através da experiência adquirida por meio de dados históricos, através da análise dos ambientes circundantes (McCarthy, 1998).

Segundo Hayes (1981) e Simon (1987), a IA baseia-se em padrões desenvolvidos através da exposição contínua a situações reais. Podem-se identificar também padrões em grandes conjuntos de dados (De Mauro *et al.*, 2016).

Coloquialmente, o termo inteligência artificial é aplicado quando uma máquina simula as funções cognitivas dos seres humanos, como aprendizagem, reconhecimento de padrões, aquisição de habilidades e resolução de problemas através da experiência, sendo assim, a inteligência artificial tem como objetivo fazer com que os computadores pensem e sejam tão inteligentes quanto os seres humanos (Russel *et al.*, 2009).

Venkatalakshmi (2020) ressalta que a IA pode reconhecer diferentes padrões nos dados e como os humanos podem tomar decisões rápidas e responder às situações facilmente. Quando combinados com métodos eficientes, a IA permite que o computador, por meio da prática prolongada, vá, por exemplo, do *status* de iniciante de um jogador de torneio de xadrez para o *status* avançado (Michie, 1968).

Além disso, a IA possui a capacidade de adaptar-se e operar em ambientes dinâmicos e incertos (Miaillhe, 2018). Para conseguir isso, os sistemas inteligentes usam algoritmos avançados que aprendem com cada registro de dados e continuamente ajustam e aprimoram suas previsões. Com o surgimento da aprendizagem automática, mais e mais algoritmos se desenvolvem independentemente, ao aprimorar a si mesmos e aprender com os próprios erros.

Eles analisam quantidades astronômicas de dados, as quais nenhum humano é capaz de abranger, e aprendem a reconhecer padrões e a adotar estratégias (Mialhe, 2018).

De acordo com Pelaccia *et al.* (2019), os sistemas de inteligência artificial são compostos de: (1) um modelo que representa o conhecimento aprendido; (2) uma função de decisão, a qual torna possível responder aos problemas quando uma nova entrada é fornecida e (3) uma métrica de avaliação para avaliar a qualidade da resposta fornecida pela IA em comparação com a verdade básica.

Isenman (2018) diz que a Inteligência artificial pode reproduzir muitos aspectos da inteligência animal e humana que tendem a ocorrer abaixo da consciência. O autor ressalta que a inteligência artificial reconhece padrões, e pode imitar e melhorar muitos aspectos do registro sensorial humano, bem como algumas das capacidades preditivas da intuição (Isenman, 2018).

Gomes *et al.* (2006) expõem que a IA tenta reproduzir, com perfeição, os resultados que seriam obtidos por especialistas humanos, mediante o uso de um conjunto de regras para a decisão. Busca compreender o conhecimento de um especialista e alcançar alto nível de desempenho em um problema específico, podendo admitir informações incompletas e inexatas. Assim, sistemas de IA tornam-se especialistas para as decisões para as quais foram treinados.

Hind *et al.* (2018) descreveram quatro características essenciais para sistemas de IA confiáveis, sendo elas: justiça (os dados e modelos de treinamento devem ser livre de preconceitos para evitar tratamento injusto de certos grupos), robustez (os sistemas de IA devem ser seguros), explicabilidade (as decisões fornecidas pela IA devem ser compreensíveis pelos usuários) e transparência (os sistemas de IA devem incluir detalhes de seu desenvolvimento, implantação e manutenção) (Pelaccia *et al.*, 2019).

Vários métodos podem ser utilizados na IA, porém, a maioria dos diagnósticos de Inteligência Artificial são baseados em algoritmos de aprendizado de máquina, os quais são algoritmos inteligentes o suficiente para lidar com dificuldades e problemas complexos (Pelaccia *et al.*, 2019).

A expressão aprendizagem de máquina ou *machine learning* é usada para definir um grupo de métodos ou algoritmos que permitem aos computadores mecanizar a programação de modelos baseados em dados e construir modelos por meio de uma detecção metódica de padrões em dados estatisticamente significativos (Bhavsar *et al.*, 2017). Na década de 1930, Thomas Ross fez a primeira tentativa de desenvolver uma máquina que simulasse o

comportamento de um ser vivo (Ross *et al.*, 1938). Mais tarde, Samuel (1959) definiu aprendizagem de máquina como um campo de estudo que dá aos computadores a capacidade de aprender sem serem explicitamente programados (Samuel, 1959; Pineda-Jaramillo *et al.*, 2019).

A aprendizagem de máquina é um subcampo da inteligência artificial que se desenvolveu a partir do estudo de reconhecimento de padrões e teorias de aprendizagem computacional (Yang *et al.*, 2016). A aprendizagem de máquina explora o estudo e construção de algoritmos e técnicas que permitem ao computador aprender e fazer previsões sobre os dados. Tais algoritmos operam por intermédio da construção de um modelo baseado no conjunto de entradas, a fim de fazer previsões dos dados. Mitchell (1997) define aprendizagem de máquina como um programa que aprende a partir da experiência em relação a uma classe de tarefas.

Os métodos de aprendizado de máquina consistem em algoritmos computacionais para relacionar todo ou parte de um conjunto de variáveis preditoras a um resultado. Para estimar o modelo, eles buscam, de maneira estocástica (aleatória) ou determinística, o melhor ajuste (Conduto *et al.*, 2010; Goldstein *et al.*, 2017).

A aprendizagem de máquina pode extrair padrões dos dados e perceber tendências que são muito complexas para serem observadas por humanos ou outros métodos de computador, através da excelente capacidade de derivar significado de dados que são complexos ou imprecisos (Karlik, 2014; Bishop, 1995; Pineda-Jaramillo *et al.*, 2019).

As técnicas de aprendizado de máquina estão sendo aplicadas, cada vez mais, a novos tipos de problemas, incluindo descoberta de conhecimento em bancos de dados, processamento de linguagem, controle de robôs e otimização combinatória, bem como a problemas mais tradicionais, como reconhecimento de fala, reconhecimento facial, reconhecimento de caligrafia, análise de dados médicos e jogos (Pineda-Jaramillo *et al.*, 2019).

Algoritmos de aprendizagem de máquina executados em conjunto, por exemplo, com ferramentas de *Big data*, oferecem um meio para identificar padrões, informações e conhecimentos não triviais de grande quantidade de dados estruturados e não estruturados (os quais podem fornecer uma visão aprofundada do comportamento humano) que, de outra forma, não podem ser visíveis (Khan *et al.*, 2016). Além de poder ajudar a combinar o conhecimento tácito com conhecimento explícito, aumentando assim ainda mais a capacidade de tomada de decisão (Sumbal *et al.*, 2017).

Os sistemas agora podem ler e dar sentido a enormes quantidades de dados (Pauleen, 2017). O crescimento exponencial da quantidade de dados em formato digital para suportar operações e decisões empresariais é conduzido por dois fatores principais. Por um lado, os *softwares* e plataformas sociais, e sua disponibilidade em múltiplos dispositivos portáteis tornaram as partes interessadas nos ciclos de vida de produtos e serviços. Clientes, fornecedores e parceiros, cada vez mais conectados e interagindo a uma frequência sem precedentes através de diferentes canais (Erevelles *et al.*, 2016). Por outro lado, produtos e serviços podem ser instrumentados diretamente para gerar dados enquanto eles são produzidos e entregues, por exemplo, através de redes de sensores (Wang *et al.*, 2009; McAfee *et al.*, 2012; Comuzzi *et al.*, 2016).

A riqueza desses dados pode oferecer novas perspectivas sobre a vida social e comportamentos específicos e, assim, possibilitar uma compreensão aprofundada das tendências de mercado, sociais, dentre outras, se analisadas efetivamente (Constantiou *et al.*, 2015). A identificação de padrões e conhecimentos nesses dados permitirá o desbloqueio de um valor significativo, o que pode gerar a descoberta de informações valiosas, melhorar a tomada de decisão e lançar uma nova geração de produtos (McGuire *et al.*, 2012; Tian, 2017).

Atualmente, os dados podem ser visualizados em tempo real, armazenados em um banco de dados, o que cria a disponibilidade a longo prazo (um aumento no volume de dados). Quando o mercado é altamente dinâmico, as empresas podem beneficiar-se de informações em tempo real e, conseqüentemente, de processos de tomada de decisões em tempo real, obtendo assim vantagem competitiva (Eisenhardt *et al.*, 2000; Ricciardi *et al.*, 2016). Os gerentes podem facilmente saber sobre todos os detalhes de seus negócios através de análises de dados e podem colocar o conhecimento adquirido em prática para melhorar a tomada de decisão (McAfee *et al.*, 2012; Waller *et al.*, 2013; Sumbal *et al.*, 2017).

As diferentes formas de disponibilidade de dados estruturados e não estruturados influenciarão a inteligência dos relatórios (Botes *et al.*, 2019). As análises são usadas para converter dados brutos em conhecimento e sabedoria (Botes *et al.*, 2019).

O aprendizado da máquina pode ser de forma dedutiva ou indutiva; na dedutiva a análise lógica é utilizada para construir argumentos, por meio da utilização de premissas para obter uma conclusão, como por exemplo, humanos usam raciocínio dedutivo para deduzir nova informação a partir de informação relacionada logicamente. Enquanto que na indutiva, extrai regras e padrões de grandes conjuntos de dados e partindo deste conjunto obtêm-se uma

conclusão. O aprendizado de máquina indutivo pode ser dividido em aprendizagem supervisionada e aprendizagem não supervisionada (Conduto *et al.*, 2010).

A aprendizagem supervisionada é a tarefa de aprendizagem de máquina de inferir uma função a partir de dados de treinamento rotulados (Mohri *et al.*, 2012). O objetivo é induzir conceitos a partir de exemplos que estão pré-classificados, ou seja, exemplos que estão rotulados com uma classe conhecida, que são utilizados como conjunto de treinamento. Na aprendizagem supervisionada, cada objeto (instância ou padrão) é descrito por um vetor de características (atributos) e pelo rótulo ou atributo de saída a ele associado. O objetivo do indutor é construir um classificador ou regressor que possa determinar corretamente o rótulo de novos objetos ainda desconhecidos. Sendo assim, o algoritmo de aprendizagem supervisionado analisa os dados de treinamento e produz uma suposta função que pode ser utilizada para o mapeamento de novos objetos (Mohri *et al.*, 2012). Alguns exemplos de técnicas de aprendizado supervisionado são: Rede neural, percepção multicamada, árvore de decisão, dentre outros (Dubey *et al.*, 2017).

A aprendizagem não supervisionada, por sua vez, é a tarefa de aprendizagem de máquina de inferir uma função para descrever a estrutura oculta a partir de dados no qual seus rótulos não são apresentados. O indutor analisa os exemplos fornecidos e tenta determinar se alguns deles podem ser agrupados de alguma maneira, formando agrupamentos ou *clusters*. Após a determinação dos agrupamentos, em geral, é necessária uma análise para determinar o que cada agrupamento significa no contexto do problema analisado (Faceli, 2011). Um agrupamento é uma coleção de objetos próximos ou que possuem alguma relação espacial. A análise de agrupamento, ou clusterização, é uma técnica de mineração de dados para fazer agrupamentos automáticos de dados, levando em consideração seu grau de semelhança ou de dissimilaridade. Em outras palavras, a análise de agrupamento busca reunir um conjunto de objetos de tal maneira que os objetos no mesmo grupo (*cluster*) são mais semelhantes (em algum sentido) entre si do que com os de outros grupos (*clusters*), fato que diferencia essa técnica da aprendizagem supervisionada (Faceli, 2011). Alguns exemplos de Aprendizado Não-Supervisionado: Mistura Gaussiana, *Manifold Learning*, *K-Means*, *Affinity Propagation*, DBSCAN, *Cluster Hierárquico*, Análise de Componentes Principais (PCA) e Independentes (ICA) e Modelos Escondidos de Markov, entre outros (Holmes, 2002).

Neste cenário, autores como Mittelstadt *et al.* (2016); Leicht-Deobald *et al.* (2019); McEvoy (2019) defendem que a aprendizagem de máquina superam o ser humano por considerável margem, contudo, problemas relacionados a IA também são citados na literatura.

Um grande problema identificado na IA corresponde à transparência dos algoritmos, visto que algoritmos de IA não são transparentes na maioria dos casos. Logo, vieses podem ser incorporados, tanto intencionalmente quanto não intencionalmente (Pelaccia *et al.*, 2019).

As decisões de IA podem ser responsáveis por codificar e propagar informações preconceituosas e tendenciosas (McEvoy, 2019). Sistemas de recomendação, por exemplo, podem empurrar imagens, produtos, favorecer candidatos em processos seletivos ou gerar outros tipos de recomendações inadequadas (McEvoy, 2019).

Os sistemas atuais de IA emitem decisões tendenciosas por vários motivos, sendo eles: (1) são treinados em conjuntos de dados que já contêm vieses; (2) os conjuntos de dados são simplesmente incompletos ou não representativos das categorias que pretendem representar, além disso, (3) esses sistemas, orientados para metas, não se importam com as consequências para atingir seus objetivos finais, que são, é claro, determinados e programados pelos seres humanos, os quais podem ser necessariamente tendenciosos (McEvoy, 2019).

A cientista de dados e ativista social Cathy O’Neill (2016), em seu livro *Weapons of Math Destruction*, apresenta detalhes perturbadores de como os sistemas orientados a dados podem arruinar vidas (McEvoy, 2019). Diante disso, pesquisadores técnicos têm refletido sobre como podem incorporar a moralidade humana à IA (Conitzer *et al.* 2017; McEvoy, 2019). Alguns cientistas éticos, sociológicos, filosóficos estão envolvidos no desenvolvimento de uma IA mais moral, justa, diversificada e transparente (McEvoy, 2019).

Outra crítica relacionada a IA diz respeito ao funcionamento dos algoritmos, uma vez que muitos sistemas de IA funcionam como uma caixa preta com interior complexo e desconhecido (Breiman, 2001). Isso torna quase impossível entender por que ou como o algoritmo está alcançando certas decisões (Bostrom *et al.*, 2018). Outro grande desafio da IA corresponde a transformação dos dados; a IA requer transformação de dados para identificação de padrões, o qual é um processo complexo e demorado. Através da integração ou pré-processamento de dados, os dados devem ser transformados para ser computacional, o que significa que todas as informações precisam ser digitalizadas e categorizadas para serem interpretadas pela máquina (Smeulders *et al.* 2000; Pelaccia *et al.*, 2019).

Portanto, conforme aqui descrito, Mitchell (1997) define a aprendizagem de máquina como um programa que adquire conhecimentos a partir da experiência em relação a uma classe de tarefas específicas, tornando-se um *software* especialista, em que autores como Mittelstadt *et al.* (2016); Leicht-Deobald *et al.* (2019); McEvoy (2019) defendem que supera o ser humano em assertividade por considerável margem.

Entretanto, algoritmos de aprendizagem de máquina também apresentam dificuldades e limitações. Por sua vez, um especialista humano pode realizar boas decisões através de conhecimentos e experiências previamente adquiridas, pois mantém na memória cerca de 50.000 pedaços (unidades familiares) de informações relevantes em uma área específica (Simon, 1972; 1993; Morselli, 2015).

Desse modo, são apresentadas as seguintes hipóteses:

Hipótese 2: Independente do cenário de decisão, especialistas humanos apresentam assertividade similar ou superior na tomada de decisão em relação a uma decisão racional realizada por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina.

Hipótese 3: Um Não Especialista humano, ao tomar uma decisão, apresentará em qualquer cenário uma assertividade inferior a uma decisão racional realizada por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina.

2.5. Intuição *Versus* a Racionalidade Total com Ferramentas Computacionais

Um dos principais desafios da gestão contemporânea é o processo decisório. Atualmente os gestores decidem em um ambiente em rápida mudança e instável, onde as decisões estratégicas precisam ser feitas rapidamente e na ausência de dados ou precedentes anteriores (Eisenhardt, 1989). Melhores alternativas podem ser encontradas se o processo de decisão for mais racional (Janis, 1972). Todavia, a tomada de decisão não pode considerar somente uma perspectiva racional (Motta, 2007). Assim, a não racionalidade pode tornar-se relevante, e pode apresentar resultados tão bons quanto, ou mesmo superior, a outras abordagens de tomada de decisão (Blattberg *et al.*, 1990; Dane *et al.*, 2007).

Porém, há na literatura uma aparente dicotomia com autores defendendo o uso da não racionalidade através da intuição e outros que defendem a substituição da intuição pelo uso de um modo racional/analítico de decisão, por exemplo, a utilização de ferramentas computacionais, como algoritmos de inteligência artificial. De fato, a aplicação da intuição na tomada de decisão indubitavelmente gerou uma grande dose de controvérsia na literatura científica, talvez sem surpresa, uma vez que a intuição opera no subconsciente e lida com conhecimento tácito que é difícil de verbalizar e articular (Okoli *et al.*, 2019). Há também a crença generalizada de que a intuição e o julgamento intuitivo podem promover vieses cognitivos e heurísticos, os quais, por sua vez, distorcem o pensamento racional (Tversky *et al.*, 1974; Kahneman, 2003; Okoli *et al.*, 2019).

Assim, diante dessa dicotomia, um corpo substancial de pesquisadores defende que o uso da intuição na tomada de decisão é geralmente inferior a outros modelos mais racionais e há autores inclusive que sugerem que a intuição não deva ser utilizada, por exemplo, Gigerenzer *et al.* (1996); Kahneman *et al.* (1982); Constantiou *et al.* (2015).

No mundo ocidental, por exemplo, grande ênfase é dada ao modo analítico de resolver problemas (Fordham, 1964). Em geral, superestimam os racionais e subestimam os intuitivos. Técnicas de gerenciamento superestimam o pensamento, enquanto os valores individuais, intuição, comprometimento e motivação são frequentemente ignorados (Keegan, 1984). No entanto, Keegan (1984) diz que apenas um quarto do que os gerentes fazem requer recursos lógicos. Outros aspectos do trabalho gerencial, como a supervisão das atividades cotidianas, a motivação dos subordinados e a criatividade exigem muitas outras maneiras de reagir (Keegan, 1984).

Por muito tempo a intuição foi negligenciada nas pesquisas científicas (Bastick, 1982), talvez por parecer o oposto de rigoroso, lógico ou formal e existir a concepção de que o homem racional era detentor da melhor decisão (Bastick, 1982). Todavia, um corpo crescente da literatura passou a defender que, para certas pessoas, sob condições apropriadas, a intuição pode ser tão boa quanto, ou mesmo superior, a outras abordagens de tomada de decisão (Blattberg *et al.*, 1990; Dane *et al.*, 2007).

Por exemplo, Okoli *et al.* (2016) apontam que a mente intuitiva não pode ser substituída por nenhuma forma de dados, análise ou regras. Rothberg *et al.* (2017); Zhao (2013) argumentam que os pontos de vista realmente importantes são extraídos dos dados por análise humana e a intuição se faz necessária. Matzler *et al.* (2007), em seu trabalho ressaltam que para muitas decisões complexas, a análise não pode superar a experiência de vida que nutre o instinto ou a intuição. Assim, gerentes especialistas e com experiência tendem a ter boa intuição e podem ver novas possibilidades em qualquer situação. Gigerenzer *et al.* (1996), por sua vez, apresentam como resultado de seu artigo que mecanismos psicológicos simples podem produzir quase (ou mais) inferências corretas em menos tempo do que modelos estatísticos que incorporam propriedades clássicas de inferência racional.

Assim, é perceptível que a literatura apresenta uma clara divisão, na qual não consegue identificar qual é o melhor formato para a tomada de decisão, visto que em muitas situações a tomada de decisão racional ou intuição apresentam sucesso e em outros contextos ambas fracassam. Entretanto, ressalta-se que a intuição ainda é fortemente criticada, embora haja defensores da intuição no processo de tomada de decisão. Assim, tem-se a seguinte

hipótese:

Hipótese 4: Independente do cenário de decisão, decisores humanos intuitivos apresentam assertividade similar ou maior na tomada de decisão em relação a decisores humanos racionais.

Não obstante, vale ressaltar que a literatura aponta algumas condições ideais para o uso da intuição. Agor (1990a); Eisenhardt (1989); Harper (1990); Khatri *et al.* (2000); Prietula *et al.* (1989); Quinn (1980) sugerem que a intuição é ideal para ambientes em alta velocidade e instáveis, visto que um cenário instável apresenta três desafios para processamento ou análise de dados, como: (1) restrição de tempo na coleta de dados / informações; (2) necessidade de coletar uma grande quantidade de dados para lidar com a instabilidade ambiental; e (3) falta de confiabilidade dos dados ou informações (Khatri *et al.*, 2000).

Nesse cenário instável e em rápida mudança, de fato, as ferramentas de análise de dados tradicionais não conseguem auxiliar de forma efetiva nas tomadas de decisões (Iqbalab *et al.*, 2020). Porém, é nesse contexto, que algoritmos de aprendizagem de máquinas, apoiados por outras ferramentas, como *big data*, podem ser um diferencial em relação as outras ferramentas computacionais, visto que as análises realizadas são diferentes das realizadas com as ferramentas de dados tradicionais em muitos aspectos (Akter *et al.*, 2016). Essas ferramentas permitem processar uma grande variedade e volume de dados, além de poderem também estar relacionadas a eventos em tempo real (Constantiou *et al.*, 2015), permitindo que as organizações adotem ações imediatas (Intezari *et al.*, 2017).

Nesse contexto, autores sugerem que a utilização das atuais ferramentas de análises de dados substitui a necessidade do uso da intuição. Por exemplo, Zhu (2014) afirma que a utilização de algoritmos inteligentes leva à mudança do modelo de tomada de decisão. A decisão é baseada em dados e racionalidade em vez de experiência e intuição, logo o processo de tomada de decisões passa a ser uma análise lógica, encontrando a relação causal. O'Connor *et al.* (2017), por sua vez, expressam que o papel das ferramentas de análise de dados modernas na tomada de decisões contraria o pensamento e a maneira como os gerentes tomam decisões orientadas pela experiência e intuição, visto que a decisão passa a ser baseada em dados e racionalidade.

Leicht-Deobald *et al.* (2019) ressaltam que a tomada de decisão baseada em algoritmos ajuda a tornar as decisões mais racionais e mais orientadas a fatos (Mittelstadt *et al.* 2016). McEvoy (2019) defende a superioridade da computação sobre os julgamentos humanos; o autor argumenta que, ao contrário do julgamento e cognição humana, os

algoritmos de IA não apresentam baixo nível de açúcar no sangue e não possuem crenças pessoais subjetivas sobre questões importantes, nesse sentido, pelo menos, eles parecem objetivos. McEvoy (2019) ainda conclui que a aprendizagem de máquina geralmente é extremamente precisa em suas previsões e julgamentos, mesmo em ambientes turbulentos e complexos, assim superam os seres humanos por considerável margem.

Segundo Grove *et al.* (2000), em ambientes altamente complexos, cerca da metade dos estudos sobre IA, os algoritmos de inteligência artificial apresentam bom desempenho e na outra metade apresentam desempenho neutro, além de apresentarem um desempenho extremamente bom em ambientes de alta validade. Assim, Grove *et al.* (2000) colocam que parece justo concluir que algoritmos são uma opção tão boa quanto os seres humanos, e frequentemente melhores quando se trata de fazer julgamentos (McEvoy, 2019).

Harari (2015) diz que não se pode confiar na intuição, já que o ser humano não tem o tempo nem capacidade mental para analisar cuidadosamente todas as faces de uma situação complexa, e conseqüentemente não fará as escolhas mais inteligentes. Para ele, os humanos não são mais capazes de lidar com os enormes fluxos de dados, ou seja, não conseguem mais refiná-los para obter informação, muito menos para obter conhecimento ou sabedoria. O trabalho de processamento de dados deveria, portanto, ser confiado somente a algoritmos eletrônicos, cuja capacidade excede muito a do cérebro humano. O autor ainda declara que em pleno século XXI, a intuição e os sentimentos já não são mais as melhores opções no mundo para a tomada de decisão, pois os seres humanos têm desenvolvido algoritmos superiores que utilizam um poder computacional inédito e bases de dados gigantescas e conseqüentemente, os gestores deveriam parar de ouvir seus sentimentos e começar a ouvir esses algoritmos externos. Desse modo, a tecnologia é a chave para o sucesso das decisões. Programas de computadores sofisticados têm sido desenvolvidos para suplementar ou eliminar as habilidades de tomada de decisão das pessoas.

Entretanto, deve-se ressaltar que as ferramentas computacionais por meio de algoritmos tem apresentado mecanismos de funcionamentos cada vez mais similares à intuição humana, como o reconhecimento de padrões adquiridos por meio da aprendizagem e experiência (Yang *et al.*, 2016). Todavia, diferente da intuição que é um processo não-consciente, existe uma ação racional por trás do uso das ferramentas computacionais, ou seja, é necessário “codificar” a máquina para que o algoritmo possa realizar sua busca. Porém, em muitos casos as buscas não representam mais do que o conteúdo gerado pelo usuário ao ar livre, como em mídias sociais, sites de internet ou outros contextos de vida social que são

registrados digitalmente (por exemplo, facebook) (Constantiou *et al.*, 2015; Iqbalab *et al.*, 2020). Grande parte desse conteúdo é formado por dados não estruturados, os quais não possuem um formato fixo e, principalmente, derivam das interações humanas (Intezari *et al.*, 2017; Modi *et al.*, 2020). Todos os dias, milhões de pessoas compartilham seus acontecimentos por meio da atualização de seus *status*. Essas milhões de pessoas compartilham opiniões, ideias, experiências e perspectivas (Kaplan *et al.*, 2009); expressam seus desejos, preferências e paixões (Ferrell, 2012). Além de também compartilharem dicas, avaliações e comentários sobre produtos e marcas (Pagani, 2017), sendo que esses comentários podem ser declarações positivas ou negativas (Feng *et al.*, 2011). Essas informações, de certa forma, refletem o momento em que essas pessoas estão vivendo, e muitas dessas informações trazem consigo as experiências, os conhecimentos, as crenças, os valores políticos e outras formas de expressão de seus usuários. Elas expressam de certa forma, suas intuições e experiências sobre determinado tema, produto, marca, serviço, localidades e entre outros.

Nesse cenário, a interpretação desses dados, pode inspirar “*insights*”. Entretanto, esses *insights* podem apenas representar uma solução baseada nas diversas experiências e emoções dos usuários, portanto, um *insight* tendo como base a intuição dos diversos usuários da rede. Além do contexto emocional, esses *insights* podem apresentar resultados preconceituosos e tendenciosos. Ao contrário das numerosas críticas apresentadas pelos pensadores racionais dataistas que dizem que os julgamentos humanos são frequentemente comprometidos por uma infinidade de preconceitos cognitivos e que apenas as ferramentas computacionais prometem resultados justos, sem preconceitos e não tendenciosos, algoritmos também podem apresentar preconceitos raciais, de gênero, dentre outros. Para algoritmos de aprendizado de máquina, esses vieses podem resultar dos dados com os quais o algoritmo foi treinado (O’Neil, 2016; Leicht-Deobald *et al.*, 2019; McEvoy, 2019). Esses dados podem ser tendenciosos de acordo com um ponto de referência externo (Barocas *et al.*, 2016; Martin, 2018; Leicht-Deobald *et al.*, 2019).

Assim, Leicht-Deobald *et al.* (2019) sugerem que ferramentas de tomada de decisão baseadas em algoritmos podem ser tendenciosas, preconceituosas e refletir o sistema de crenças de seus desenvolvedores e empreendedores. O autor conclui que quando uma máquina está errada, pode estar errada de uma maneira muito mais dramática, com resultados mais imprevisíveis do que um ser humano. Além disso, é importante considerar que muitos desses *insights* oriundos da IA são resultados de algoritmos que funcionam como uma caixa

preta, ou seja, não se sabe ao certo como o algoritmo chegou a sua decisão (Wainberg *et al.*, 2018; Pelaccia *et al.*, 2019).

Por sua vez, é importante reforçar que na racionalidade total, conforme dito por Brunsson (1982); Pugh *et al.*(2007); Simon (1993), todas as possibilidades devem ser analisadas e consideradas até se chegar a melhor decisão, algo impossível para a racionalidade limitada humana, pois o ser humano vive em um ambiente que gera milhões de *bits* de novas informações a cada segundo e a mente humana não é capaz de processar grandes quantidades de informações (Evans, 2003; Miller, 1956; Matzler *et al.*, 2014).

De fato, o gargalo do aparato perceptivo humano não admite mais de 1.000 *bits* por segundo, há limitações no conhecimento, limitações à capacidade de cálculo (Simon, 1993). Mas, as ferramentas computacionais também são limitadas. Diferentemente dos seres humanos que conhecem milhares de pequenas informações, a IA é limitada às informações específicas fornecidas por uma tarefa específica. Para cada nova tarefa, os sistemas de IA devem geralmente começar do zero (Pelaccia *et al.*, 2019).

Simon (1975); Chisholm (1995) apontam que, para problemas do mundo real, os espaços não são meramente grandes, mas sim imensos. Não há a menor chance para o ser humano ou computador buscá-los exaustivamente para a solução que é absolutamente a melhor (Simon, 1975; Chisholm, 1995). Os indivíduos e computadores não possuem a capacidade de processar todas as informações disponíveis, nem de avaliar todas as alternativas, logo, a capacidade de processamento do ser humano, tal qual um computador, é limitada (Simon, 1975; Chisholm, 1995).

Li *et al.* (2016) relatam que reunir e analisar mais dados nem sempre se correlaciona com o desempenho operacional melhorado, visto que nem tudo pode ser digitalizado, pois a capacidade de lidar com grande quantidade de dados (em tempo real) e usá-los para fazer intervenções operacionais rápidas e eficazes, também é limitada até para ferramentas computacionais (Mehmood *et al.*, 2017).

Assim, algoritmos tomam decisões dentro de parâmetros definidos e sob restrições, seguindo princípios reducionistas (Bhattacharya *et al.* 2010; Leicht-Deobald *et al.*, 2019). Eles são, portanto, incapazes de operacionalizar critérios qualitativos e pensar fora da caixa. Dessa forma, cenários eticamente desafiadores que exigem criatividade, por exemplo, para resolver dilemas, são problemas além do domínio do que as análises por ferramentas computacionais podem resolver.

Os algoritmos podem lidar com fenômenos quantificáveis, mas ainda

lutam para lidar com questões qualitativas ou controversas (Bhattacharya *et al.* 2010; Leicht-Deobald *et al.*, 2019). Assim, mesmo diante de tamanha evolução tecnológica nos dias atuais e uma busca incessante de se alcançar uma inteligência superior para as ferramentas computacionais, autores continuam defendendo a intuição.

Kottemann *et al.* (1994), por exemplo, examinaram programas de computador de apoio à decisão. Os autores mostraram que esses programas geram uma ilusão de controle, que faz com que os tomadores de decisão substituam sua eficácia, o que resulta em estimativas de desempenho infladas (Kottemann *et al.*, 1994).

Por sua vez, Van Dijck (2014) sugere que os recentes avanços tecnológicos em torno da IA são acompanhadas por uma ideologia do dataísmo, criando uma crença na quantificação e racionalidade do comportamento.

Essa tendência em direção à análise exerce pressão sobre indivíduos a não confiar em suas habilidades especificamente humanas, tais como emoções e intuições. Desse modo, os gestores passam a depositar toda a sua confiança nos algoritmos (Leicht-Deobald *et al.*, 2019). Peter e Waterman (1985) descreveram esse fenômeno com paralisia por análise; ao descrever as qualidades de empresas excelentes, eles descobriram que as ferramentas computacionais não substituem o pensamento humano.

Leicht-Deobald *et al.* (2019) conclui argumentando que algoritmos de inteligência artificial, por mais sofisticados que sejam, não podem competir com a intuição humana e a sinceridade emocional, as quais por si só garantem o sucesso dos líderes humanos.

Felin (2018) afirma que criar novas estratégias valiosas exige ver o mundo de maneiras novas e únicas. É preciso fazer novas perguntas que induzam a novos conhecimentos, pois mesmo os computadores ou algoritmos mais sofisticados e com melhor aprendizado simplesmente não podem gerar tais perspectivas.

Ramrathan *et al.* (2017) defendem que a computação cognitiva é a próxima ruptura da era da tecnologia da informação, ao propor reduzir ainda mais a necessidade de intuição humana. Entretanto, o autor reforça que mesmo que os avanços na tecnologia reduzam o uso da intuição no local de trabalho, a intuição sempre terá sua importância, até mesmo por que a tecnologia da informação por si só não consegue produzir resultados, o ser humano deve ser a força orientadora habilitada para isso.

A IA pode aprender com os dados e por meio de treinamento contínuo, mas nunca alcançará o processo de pensamento exclusivo dos humanos. Embora os sistemas alimentados por IA possam executar tarefas específicas muito bem, podem levar anos para aprenderem um

conjunto de funções completamente diferente para uma nova área de aplicação (Carter *et al.*, 2017). No momento, a IA ainda está se desenvolvendo e avançando. O tempo necessário para treinar sistemas de IA é consideravelmente alto, o que não é possível sem a intervenção humana. A IA não pode funcionar de maneira ideal sem depender de atributos humanos inatos, como a intuição humana (Carter *et al.*, 2017).

Segundo Theodore Roznak (2001), é um paradoxo interessante que, no meio da revolução dos computadores, a habilidade intuitiva de filtrar toda a informação, ver árvores através das florestas em qualquer ambiente de decisão, pode ser tão importante quanto a própria tecnologia. Dessa maneira, diante das características em comuns entre intuição e algoritmos de aprendizagem de máquina, apresentam-se as seguintes hipóteses:

Hipótese 5: Em um ambiente de alta validade, um especialista intuitivo ao tomar uma decisão apresenta assertividade similar ou superior a uma decisão racional realizada por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina.

Hipótese 6: Em um ambiente incerto, um especialista intuitivo ao tomar uma decisão apresenta assertividade similar ou superior do que uma decisão racional realizada por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina.

Hipótese 7: Em um ambiente que mescla validade e incertezas, um especialista intuitivo ao tomar uma decisão apresenta assertividade similar ou superior a uma decisão racional realizada por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina.

Todavia, é importante ressaltar que o homem racional por muitas décadas foi visto como o detentor das melhores decisões, assim, tem-se a seguinte hipótese:

Hipótese 8: Independente do cenário de decisão, onde houver informações incompletas e pressão do tempo, especialistas racionais apresentam assertividade similar ou superior na tomada de decisão em relação a uma decisão racional realizada por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina.

Por fim, conforme aqui descrito, um algoritmo cria sua própria inteligência, com mecanismos de funcionamento similares à cognição humana, em que se pode funcionar como uma caixa preta, não sabendo como o algoritmo chegou a uma determinada decisão, além de apresentar mecanismos de funcionamento em comuns aos da intuição e ainda possuir limitações. Diante disso, apresenta-se a seguinte hipótese:

Hipótese 9: Um algoritmo de aprendizagem de máquina apresenta um comportamento mais especialista intuitivo, visto que as variáveis utilizadas para basear suas decisões, tendem

a apresentar maior semelhança com as variáveis que os decisores intuitivos baseiam suas decisões e menor semelhança com a dos decisores racionais.

A Figura 7 apresenta um resumo da decisão racional por meio da aprendizagem de máquina, da decisão do especialista e não especialista humano e as hipóteses relacionadas.

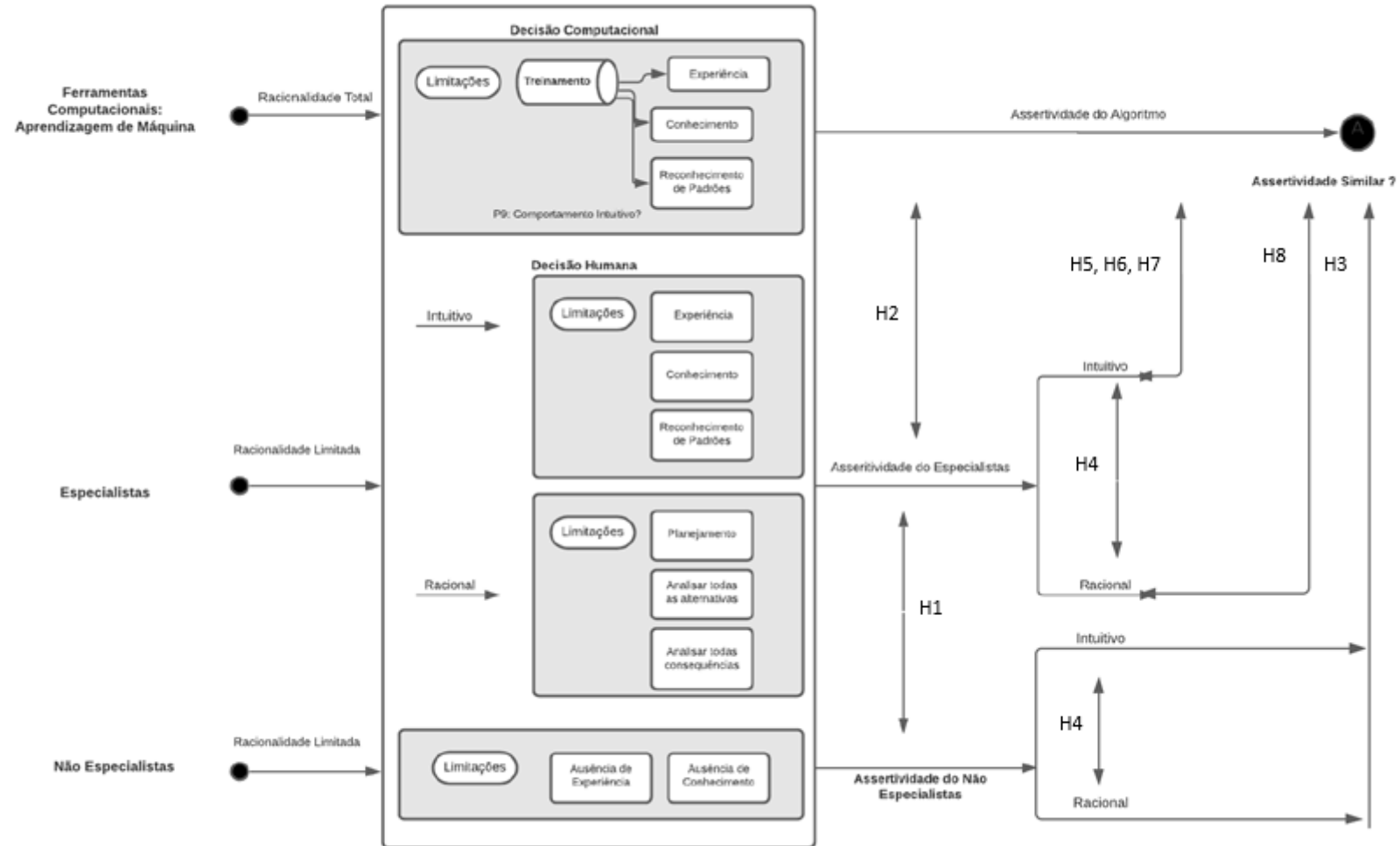


Figura 7: Decisão Humana e Decisão Racional através da aprendizagem de máquina e hipóteses.

3. MÉTODO

Neste capítulo são apresentados os aspectos e processos metodológicos com a finalidade de alcançar os objetivos propostos. A metodologia descreve as etapas da pesquisa, a qual apresenta como temas centrais a decisão intuitiva e a decisão racional.

Para a Decisão Intuitiva foi realizado um quase-experimento que visa estimular os participantes a realizarem uma tomada de decisão através do uso da intuição. Para a decisão racional, foi desenvolvido um algoritmo de aprendizagem de máquina, subcampo da inteligência artificial, o qual realizou a mesma decisão que os humanos. Assim, neste capítulo estão descritas as etapas da decisão racional, por meio do desenvolvimento e aplicação do algoritmo e as etapas para a realização do quase-experimento. Por fim, é apresentado o método utilizado para a análise dos dados e a comparação dos resultados da Decisão Racional e Decisão Intuitiva.

O presente capítulo apresenta a seguinte estrutura: Delineamento da Pesquisa, Abordagem da Pesquisa, Perguntas e Hipóteses de Pesquisa, Objeto, Coleta de Dados, Decisão Intuitiva, Decisão Racional, Análise dos Resultados.

3.1. Delineamento

Esta pesquisa apresenta um delineamento quase-experimental. Os delineamentos quase-experimentais surgiram da necessidade de realizar pesquisas aplicadas, em situações em que não é possível atingir o mesmo grau de controle que nos delineamentos experimentais propriamente ditos (Cozby, 2003).

Os estudos quase-experimentais são assim chamados por não contemplarem todas as características de um experimento verdadeiro, pois um controle experimental completo nem sempre é possível, principalmente no que se refere à randomização e aplicação da intervenção (LoBiondo-Wood *et al.*, 2010). A randomização, ou aleatorização, determina a distribuição dos participantes em grupos experimental e grupo-controle. Nesse tipo de distribuição, cada indivíduo tem uma probabilidade igual ou conhecida de pertencer a qualquer um dos grupos, eliminando tendências relacionadas a atributos que possam afetar a variável de interesse do estudo (LoBiondo-Wood *et al.*, 2010).

Já um quase-experimento não possui randomização, sendo as pesquisas feitas com grupos intactos, ou seja, grupos que já estavam formados antes do experimento (Campbell *et*

al., 1963). Outro ponto que merece destaque é que em uma pesquisa quase-experimental o grupo controle é comumente chamado grupo de comparação, visto que não atende aos requisitos de aleatorização e pode não ser completamente equivalente ao grupo experimento (Campbell *et al.*, 1963).

Na literatura de ciências sociais, os estudos quase-experimentais são divididos em quatro grupos de design de estudo, sendo eles: (1) projetos quase-experimentais sem grupos de controle; (2) projetos quase experimentais que usam grupos de controle, mas nenhum pré-teste; (3) projetos quase-experimentais que usam grupos de controle e pré-testes e (4) projetos de séries temporais interrompidas (Cook *et al.*, 1979; Harris *et al.*, 2006; Shadish *et al.*, 2002).

É importante ressaltar que os resultados de estudos quase-experimentais não tem a mesma validade daqueles obtidos em experimentos verdadeiros, pois a ausência de randomização dos sujeitos nos grupos experimento e controle não permite garantir equivalência entre os grupos no começo do estudo. Porém cabe considerar, ainda, que há pesquisas que, embora não apresentem distribuição aleatória dos sujeitos e nem grupos de controle, são desenvolvidas com suficiente rigor metodológico, portanto, aproximando-se de pesquisas experimentais (LoBiondo-Wood *et al.*, 2010).

Assim, o presente estudo apresenta um delineamento Quase-Experimental, exibindo dois grupos experimentais e um grupo de controle, com pré-teste. Esse delineamento foi escolhido por ser adequado para responder às questões do estudo diante da impossibilidade de randomização dos grupos.

3.2. Abordagem da Pesquisa

Este estudo trata-se de pesquisa empírica classificada como qualitativa e quantitativa baseada na utilização de dados decorrentes de fonte primária e secundária. Esse tipo de estudo alinha-se ao tipo de pergunta que pretende responder (Hair *et al.*, 2005). A pesquisa quantitativa faz uso da quantificação, tanto na coleta quanto no tratamento das informações, abrange uma gama de métodos preocupados com a investigação sistemática de fenômenos sociais, usando dados estatísticos ou numéricos. Portanto, esse tipo de pesquisa envolve medição e assume que os fenômenos em estudo podem ser medidos (Watson, 2014). A metodologia qualitativa, por sua vez, é definida por Minayo (2003) como aquela que trabalha com o universo de significados, motivos, aspirações, crenças, valores e atitudes, o que corresponde a um espaço mais profundo das relações, dos processos e dos fenômenos que não

podem ser reduzidos à operacionalização de variáveis. Pressupõe uma análise em profundidade, de significados, conhecimentos e atributos de qualidade dos fenômenos estudados, mais do que a obtenção de resultados de medida (Denzin *et al.*, 2006).

Na abordagem quantitativa, utiliza-se para a coleta de dados primários, o instrumento *survey* de corte transversal, aplicado em amostragem não probabilística por acessibilidade e conveniência (Lakatos *et al.*, 1996; Levy *et al.*, 1980; Lwanga *et al.*, 1991). Estudos dessa natureza baseiam-se em dados padronizados, e descrevem variável e coleta dados amostrais por meio de perguntas estruturadas (Malhotra *et al.*, 1998). O questionário busca classificar os participantes da pesquisa em intuitivos e racionais. As análises estatísticas foram realizadas através do software estatístico R (versão 4.0.2), conforme descritas na seção 3.6.3.

Também para coleta de dados primários, utiliza-se um instrumento que simula a tomada de decisão, o qual permite aos participantes da pesquisa realizar a classificação de currículos lattes e recomendar candidatos a bolsas de pós-doutorado no exterior. A análise dos resultados das decisões obtidos por meio desse instrumento é realizada pela abordagem quantitativa, através do uso de métodos estatísticos, apresentados na seção 3.6.3.

Ainda na abordagem quantitativa, utiliza-se para a coleta e interpretação de dados secundários, algoritmos de aprendizagem de máquina. Empregando-se como fonte de dados secundários o Currículo LATTES do CNPq, a construção de um algoritmo de aprendizagem de máquina permite identificar o que os docentes produziam, o que faziam e o que realizavam antes do pós-doutorado, conforme exposto na seção 3.7.

Por sua vez, a abordagem qualitativa, conforme sugerido por Cozby (2003), é utilizada para descrever as características mais relevantes que levaram o avaliador a tomar a sua decisão, ou seja, quais características o levaram a escolher determinados currículos e também para um maior entendimento sobre como os participantes desta pesquisa entendem o pós-doutorado no exterior, seu processo de seleção atual e sobre os investimentos realizados pelas agências de fomento. Para isso, foi desenvolvido um questionário com questões abertas, no qual cada participante descreveu sobre cada tópico, por meio de suas próprias palavras e formas de pensar. Essa descrição é considerada qualitativa, porque é expressa através do uso da linguagem (Cozby, 2003). Os resultados dessa análise serão obtidos através de análise de conteúdo utilizando o *software Iramuteq*, por meio da criação de nuvens de palavras e análise de similitude.

3.3. Objeto

Para investigar a decisão racional e a decisão intuitiva no presente estudo, o processo de tomada de decisão humana e por meio de algoritmos foi através da simulação da seleção de candidatas a bolsas de pós-doutorado no exterior.

O Pós-Doutorado no Exterior é voltado para a reciclagem e atualização de pesquisadores já formados, atua como uma oportunidade de complementação da formação através da inserção em um trabalho de pesquisa de ponta, havendo a perspectiva de que o trabalho com uma equipe de qualidade estabeleça contato com o estado da arte do mundo científico e abra caminho para publicação em revistas de primeira linha (Castro, 2013;2017).

Caracteriza-se por ser um processo de interação e de socialização entre pesquisadores no qual se estabelecem situações de aprendizagem por meio de conhecimentos que são eminentemente tácitos, mas espera-se que o processo possa convergir para novas produções científicas que possuam caráter explícito e possam ser compartilhadas e disseminadas pela comunidade acadêmica (Castro, 2013; 2017).

O pós-doutorado no exterior pode ser visualizado como um local privilegiado para a complementaridade na formação de recursos humanos altamente especializados, pois fomenta o contato de doutores brasileiros com os melhores programas fora do país, tendo em vista que a complementaridade da formação de recursos humanos de primeira linha requer a aquisição de conhecimentos de fronteira e a socialização em ambientes nos quais ele é gerado, com a expectativa de que com o estágio pós-doutoral, haja benefícios no trabalho cotidiano e na produção científica docente, bem como benefícios (ou impacto positivo) para o programa de pós-graduação de origem (Castro, 2013; 2017).

O processo de seleção de bolsas individuais concedidas pelo CNPq para a realização do pós-doutorado no exterior é regido por um conjunto de Resoluções Normativas e por condições pré-estabelecidas na Chamada Pública.

Sobre as bolsas no exterior segue-se a Resolução Normativa RN-007/2018, a qual estabelece as normas gerais e específicas para as seguintes modalidades de bolsas no exterior: (1) Estágio Sênior (ESN), (2) Pós-Doutorado no Exterior (PDE), (3) Doutorado Sanduíche no Exterior (SWE), (4) Doutorado Pleno no Exterior (GDE), (5) Desenvolvimento Tecnológico e Inovação no Exterior (Junior - DEJ) e (Sênior - DES), e (6) Mestrado Profissional no Exterior (MPE). De acordo com a Resolução Normativa RN-007/2018, o parecer emitido pelo Comitê de Assessoramento ou Julgador leva em consideração os seguintes aspectos: a) o mérito da

proposta; b) os pareceres da área técnica e dos consultores *ad hoc*; c) as especificidades das modalidades.

A partir do ano de 2018 o processo seletivo passou a ser regulado também por uma Chamada Pública, denominada "Chamada CNPq Nº 22/2018 - Bolsas Especiais no País e Exterior". O item 7.1.1 da Chamada CNPq Nº 22/2018 apresenta os critérios para classificação das propostas quanto ao mérito técnico-científico, conforme Quadro 3.

Critérios de análise e julgamento		Peso	Nota
A	Mérito, originalidade e relevância do projeto para o desenvolvimento científico, tecnológico e de inovação do País.	1	0 a 100
B	Avaliação curricular do candidato à bolsa ou pesquisador visitante para a modalidade PV	1	0 a 100
C	Avaliação curricular do supervisor/orientador ou do solicitante para a modalidade PV	1	0 a 100
D	Qualidade da instituição de destino	1	0 a 100
E	Avaliação curricular do supervisor/orientador na instituição de origem (apenas para modalidade sanduíche - SWI, SWP e SWE)	1	0 a 100
F	Qualidade da instituição de origem (apenas para modalidade sanduíche - SWI, SWP e SWE)	1	0 a 100
G	Possibilidade de realização no país (apenas para as modalidades ESN, GDE, SWE e PDE)	3	0 (Sim ou parcialmente) ou 100 (não)

Quadro 3: Critérios de análise e julgamento da Chamada 22-2018 de Bolsas Especiais no País e Exterior (Chamada22, 2018).

O item 2.3 da Resolução Normativa RN-007/2018 descreve que os currículos a serem considerados no julgamento serão aqueles disponíveis na Plataforma Lattes, portanto a avaliação curricular do candidato à bolsa é realizada através do currículo Lattes, os quais serão utilizados também neste trabalho.

Para este estudo, foram considerados os critérios da avaliação curricular do candidato à bolsa da grande área da Administração, Contabilidade e Economia (AE), pois foca na área de interesse dos autores. O Anexo II, da Chamada 22-2018 descreve os critérios quanto ao mérito científico do bolsista, são eles:

- Produção científica – Artigos (considerando regularidade e fator de impacto ou QUALIS) nos últimos cinco anos;
- Experiência na formação de recursos humanos (Graduação - Trabalho de Conclusão de Curso, Mestres e Doutores e na supervisão de Iniciação Científica e de Pós-Doutorado);
- Participação em projetos de pesquisa há pelo menos 5 anos;
- Perfil de bolsista de Produtividade e Pesquisa;

- Período de doutoramento mínimo de 5 anos;
- Vínculo com programas de pós-graduação ou com instituição com graduação na área;
- Líder ou membro ativo de grupo de pesquisa na área do projeto;
- Experiência na coordenação de projetos de pesquisa, avaliados e financiados por agências de fomento há pelo menos cinco anos.

3.4. Coleta de Dados

Esta pesquisa adotou o questionário e um módulo para simulação de tomada de decisão como instrumento de coleta de dados primários. A Plataforma LATTES foi utilizada para captação de dados secundários relativos à produção acadêmica/docente. A opção em utilizar essa fonte dupla foi consequência das características das variáveis investigadas, da revisão acerca da investigação de impacto na literatura e por existirem indicadores de produção acadêmica que são utilizados para avaliação da pós-graduação, como por exemplo: produção bibliográfica, técnica, artística cultural etc., que podem também alicerçar a investigação sobre o pós-doutorado.

No Brasil, a Plataforma Lattes representa a integração de bases de dados de Currículos, de Grupos de pesquisa e de Instituições em um único Sistema de Informações. Sua dimensão atual estende-se não só às ações de planejamento, gestão e operacionalização do fomento do CNPq, mas também de outras agências de fomento federais e estaduais, das fundações estaduais de apoio à ciência e tecnologia, das instituições de ensino superior e dos institutos de pesquisa. Além disso, tornou-se estratégica não só para as atividades de planejamento e gestão, mas também para a formulação das políticas do Ministério de Ciência e Tecnologia e de outros órgãos governamentais da área de ciência, tecnologia e inovação (CNPq, 2020).

Segundo o CNPq (2020), o Currículo Lattes:

O Currículo Lattes se tornou um padrão nacional no registro da vida pregressa e atual dos estudantes e pesquisadores do país, e é hoje adotado pela maioria das instituições de fomento, universidades e institutos de pesquisa do País. Por sua riqueza de informações e sua crescente confiabilidade e abrangência, se tornou elemento indispensável e compulsório à análise de mérito e competência dos pleitos de financiamentos na área de ciência e tecnologia.

O Currículo Lattes (CL) é um documento pessoal do cientista, pois não se trata de um documento de pesquisa, e sim de uma descrição ordenada e sistemática sobre pesquisas e quaisquer outras atividades e eventos que dizem respeito à vida acadêmica/profissional do pesquisador. Cada parte da estrutura do currículo descreve atuações ou produções, onde cada usuário cadastrado preenche, individualmente, as atividades que foram por ele desenvolvidas (Smit *et al.*, 2009).

De acordo com Veloso *et al.* (2018), uma das formas de avaliar o desempenho de pesquisadores e de programas de pós-graduação é a análise dos dados cadastrados na plataforma Lattes, que centraliza informações que servem como base para o fomento em pesquisas nacionais.

A avaliação da relevância de um pesquisador é de grande importância para comunidade científica. Entretanto, esse processo avaliativo ainda configura-se como um grande desafio devido à análise subjetiva empregada nele, pois tal processo fundamenta-se em critérios quantitativos (número de produção) e qualitativos (por exemplo, qualidade da pesquisa) para mensurar o mérito científico de um pesquisador (Digiampietri *et al.*, 2014).

Dessa maneira, o mérito científico de um pesquisador tem sido comumente auferido através de métricas de produção e impacto. As medidas de produção consideram o número de artigos publicados por um pesquisador durante sua carreira acadêmica, enquanto as métricas de impacto avaliam o quanto a produção do cientista teve importância para sua área de pesquisa (Wainer *et al.*, 2013).

Todavia, apesar dessa vasta abrangência, a Plataforma Lattes ainda possui restrições quanto à recuperação de informações dos pesquisadores, pois não permite uma busca automatizada de um conjunto de currículos, além da falta de validação das informações, de padronização e obrigatoriedade de muitos campos (Lattes, 2020).

O CL é disponibilizado em dois formatos, sendo eles o HTML (*Hypertext markup language*) e o XML (*Extensible Markup Language*). Nesta pesquisa serão utilizados os CL no formato XML. A linguagem XML é uma linguagem de marcação de dados, que provê um formato para descrever dados estruturados, facilitando a declaração do conteúdo e gerando resultados mais significativos em sistemas de busca. A linguagem define o conteúdo do documento e separa os dados da apresentação, o que permite visualizar e processar o dado como quiser (Pereira *et al.*, 2006).

3.5. Quase-Experimento: Decisão Humana

Este tópico descreve a metodologia utilizada para a tomada de Decisão Humana, apresentando a seguinte distribuição: Participantes; Instrumentos para a Coleta de Dados; Análise de Dados.

3.5.1. Participantes

Nesta pesquisa, os participantes foram divididos em (1) Grupo Experimental Principal, (2) Grupo Experimental Secundário e (3) Grupo de Controle. Esses participantes foram identificados através de amostragem não probabilística por acessibilidade e conveniência, na qual segundo Lakatos *et al.* (1996); Levy *et al.* (1980); Lwanga *et al.* (1991), o pesquisador seleciona os elementos a que tem acesso, admitindo que estes possam de alguma forma, representar o universo. Foram considerados participantes de ambos os sexos e qualquer faixa etária. Distribuídos nos seguintes grupos:

- a) **Grupo Experimental Principal:** formado por Avaliadores *Ad-hoc* da área de conhecimento da Administração, Contabilidade e Economia (AE), os quais são os responsáveis por atestar o mérito acadêmico da solicitação pretendida, sendo estes considerados experientes e especialistas para o processo de tomada de decisão em questão.
- b) **Grupo Experimental Secundário:** formado por Pesquisadores Doutores da área de conhecimento da Administração, Contabilidade e Economia (AE), os quais se submeteram a processos seletivos e possuem conhecimentos sobre o pós-doutorado no exterior, sendo também especialistas para o processo de tomada de decisão em questão.
- c) **Grupo de Controle:** O Grupo de Controle é formado por acadêmicos da área de conhecimento da Administração, Contabilidade e Economia (AE). Pressupõe-se que o grupo de controle não teve acesso às regras para seleção de pós-doutorado no exterior, e por isso serão considerados os avaliadores inexperientes e não especialistas na simulação da tomada de decisão.

3.5.2. Instrumentos para a Coleta de Dados

O instrumento de coleta de dados consiste basicamente em traduzir os objetivos da pesquisa em questões específicas, de modo que as respostas a essas questões proporcionam os dados requeridos para descrever as características da população pesquisada ou testar as hipóteses ou proposições que foram construídas durante o planejamento da pesquisa (Creswell, 2010).

Neste estudo, o instrumento para a coleta de dados é dividido em 5 blocos, sendo eles: (1) Concordância e Instruções de Uso; (2) Seleção de Currículos; (3) Inventário da Decisão e Pós-doutorado no Exterior (IDPE); (4) Questionário *Decision-Making Inventory* (DMI); e (5) Identificação do candidato.

Após a elaboração, o instrumento foi submetido a uma fase pré-teste, pois de acordo com Malhotra (2012), esse procedimento serve para avaliar a forma e verificar a elaboração das questões, sua sequência, o formato, o *layout* e, principalmente, se o respondente não terá dificuldades em respondê-lo. Ainda de acordo com o autor, o pré-teste é importante para avaliar a compreensão dos itens do instrumento, no intuito de identificar questões ambíguas ou questões que não estão claras aos objetivos do trabalho. Assim, é importante efetuar uma validação, visto que o instrumento deve ter formato e vocabulário adequados ao que se pretende verificar.

Portanto, em busca da obtenção de maior grau de entendimento por parte dos respondentes acerca do instrumento de coleta de dados, foi realizado o pré-teste neste trabalho. Para o pré-teste, o instrumento foi enviado por e-mail para 10 pessoas previamente selecionadas por acessibilidade e conveniência (Aaker *et al.*, 1995) e que apresentavam perfil correspondente à população a que se destina o estudo. Nesta fase foram escolhidos os doutorandos em Administração do DINTER Unimontes / UnB, pois se pressupõe que estes possuem conhecimento sobre o que é e o que se busca em um pós-doutorado no exterior, além também de já terem participado de processos seletivos similares.

O instrumento de coleta em fase de pré-teste foi aplicado no período 3 a 7 de agosto de 2020. Os participantes foram informados de que se tratava de uma fase inicial da pesquisa quanto à coleta de dados e que o propósito da fase de testes seria a opinião quanto ao entendimento e apresentação dos itens do instrumento, de modo que fosse capaz de retratar, da melhor maneira possível, os aspectos que seriam investigados neste estudo.

Os 10 convidados a contribuir com o pré-teste responderam ao instrumento, sendo que 6 deles retornaram a mensagem de e-mail com suas considerações e sugestões de melhoria. A partir disso, o novo instrumento de coleta foi definido para compor a fase definitiva de coleta de dados (Apêndices A, B).

As sugestões e melhorias sugeridas foram:

- **Ordem dos blocos:** foi sugerida a seguinte sequência: (1) Termos de Concordância e Instruções de Uso; (2) Seleção de Currículos; (3) Inventário IDPE; (4) Questionário DMI; (5) Identificação e (6) Tela de Agradecimento.
- **Bloco de Instruções:** foram sugeridas as seguintes melhorias: (1) adicionar as instruções de uso por etapas e numerá-las; (2) destacar em negrito as instruções mais relevantes.
- **Bloco de seleção de currículos:** as sugestões foram: (1) ao selecionar a foto do currículo, definir uma cor de fundo na área da foto, pois sem cor não ficava claro que o currículo estava selecionado; (2) aumentar a fonte do contador de tempo do currículo e deixar o mesmo mais visível; (3) quando o tempo do contador estiver em 10 segundos, a tela do currículo deve piscar em vermelho; (4) permitir modificar a classificação do currículo.
- **Blocos IPDE, DMI e Identificação do Participante:** não foi feita nenhuma sugestão de modificação e melhorias.

Após a verificação do pré-teste e consideradas as sugestões dos participantes dessa fase, o instrumento foi modificado para que, por fim, pudesse ser aplicado de modo definitivo.

Os dados foram coletados entre os dias 14 de agosto a 17 de outubro de 2020, por meio da cooperação voluntária dos respondentes, garantindo as suas respectivas privacidades e que as informações não serão usadas para outros fins. O instrumento de coleta de dados foi encaminhado para os participantes através de *e-mail*.

A seção 3.5.2.1 descreve o Bloco de Seleção de Currículos; a seção 3.5.2.2 apresenta o Inventário da Decisão e Pós-doutorado no Exterior (IDPE); a seção 3.5.2.3 demonstra o Questionário *Decision-Making Inventory* (DMI), a seção 3.5.2.4 descreve bloco de identificação do candidato; por fim, a seção 3.5.2.5 apresenta a documentação técnica do instrumento.

3.5.2.1. Bloco de Seleção de Currículos

Esta seção apresenta as etapas para o desenvolvimento de um *software* que simula um ambiente de tomada de decisão, o qual possibilita a classificação de candidatos à bolsista de pós-doutorado no exterior, através da avaliação de currículos Lattes. Este bloco é denominado de Bloco de Seleção de Currículos.

O Quadro 4 apresenta o constructo analisado e suas respectivas variáveis utilizadas para a elaboração do Módulo de Seleção de Currículos.

Constructo Tomada de decisão Intuitiva

Variáveis	Seleção de Currículos
Conhecimento formal e informal (Wild, 1938; Simon, 1991; Tversky <i>et al.</i> , 1971; Kahneman <i>et al.</i> , 2009; Davenport <i>et al.</i> , 1998, 2000; Wiig, 2011; Roth, 2003; McKenzie <i>et al.</i> , 2011; Bierman, 2005); Experiência (Barnard, 1938; Lieberman, 2000; Klein, 1998, 2003; Simon, 1991; Matzler <i>et al.</i> , 2007; Tversky <i>et al.</i> , 1971; Kahneman <i>et al.</i> , 2009; Kahneman, 2003);	<ul style="list-style-type: none"> • Participantes especialistas, os quais podem fazer uso de seus conhecimentos e experiência. • Participantes não especialistas, os quais não possuem conhecimentos e nenhuma experiência.
Afetivo (Ramrathan <i>et al.</i> , 2017; Dane <i>et al.</i> , 2007, 2009); Emoção (Lieberman, 2000; Dane <i>et al.</i> , 2007)	<ul style="list-style-type: none"> • Inserção de fotos variadas de candidatos que podem estimular afetividade, preconceitos e emocional para escolha dos melhores currículos.
Holístico (Dane <i>et al.</i> , 2007, 2009); Reconhecimento de padrões (Vaughan, 1979; Simon, 1992; Junges, 2015); Fatos limitados e informações incompletas (Agor, 1990b; Pelaccia <i>et al.</i> , 2019)	<ul style="list-style-type: none"> • Apresentação do Currículo Lattes com todos os atributos, porém apresentando informações incompletas e dicas válidas.
Restrição de tempo (Agor, 1990b; Khatri <i>et al.</i> , 2000; Robinson <i>et al.</i> , 2017);	<ul style="list-style-type: none"> • O bloco de Seleção apresenta contador de tempo de 120 segundos para cada currículo.

Quadro 4: Constructo Tomada de Decisão Intuitiva e variáveis utilizadas para a elaboração do Módulo de Seleção de Currículos.

Para a descrição das etapas de desenvolvimento deste bloco, o tópico está dividido em: (I) Visão Geral do Módulo de Seleção de Currículos, (II) Etapas do Desenvolvimento do Módulo de Seleção de Currículos, (III) Etapas para a Preparação dos Currículos Lattes.

I. Visão Geral do Módulo de Seleção de Currículos

Este módulo apresenta em sua tela inicial 4 (quatro) currículos para serem avaliados, escolhidos aleatoriamente dentro de um *dataset* composto por 40 (quarenta) currículos. Os currículos correspondem a currículos *Lattes* de Pós-doutores no Exterior da área de

Administração. Ressalta-se que esses mesmos currículos serão utilizados também para a decisão racional, através do uso de algoritmo de *Machine Learning*, o qual está descrito no tópico 3.7.

Cada currículo apresenta uma foto do candidato, pois conforme Marques (2002) a aparência física pode estimular a efetividade e o emocional, o que pode gerar inclusive discriminações e beneficiar candidatos.

Cada currículo apresenta informações incompletas sobre cada candidato, pois segundo Agor (1990b); Pelaccia *et al.* (2019), especialistas precisam de poucos dados para gerar bons diagnósticos através de intuição. Ressalta-se que os currículos apresentam todos os atributos, permitindo assim uma visão holística do mesmo (Dane *et al.*, 2007;2009). Além disso, os currículos apresentam também informações relevantes e irrelevantes dos candidatos, pois segundo Prietula *et al.* (1989); Patton (2003); Dreyfus (2004); Higgins (1996); Anderson *et al.* (2000); Okoli *et al.* (2016); Pollock *et al.* (2002); Sweller (1994), um especialista aprende a ignorar os padrões ou informações irrelevantes e concentrar-se nos críticos. O formato do currículo e as informações que foram utilizadas neste bloco estão descritas na seção III, deste tópico.

Por fim, ressalta-se que, cada currículo apresenta o tempo de 2 (dois) minutos para visualização. Segundo Patton (2003); Cavojevová *et al.* (2014), especialistas parecem absorver e avaliar rapidamente grandes quantidades de informação. Especialistas experientes necessitam apenas de pistas válidas (Kahneman *et al.*, 2009) e, por isso, verificam diretamente os atributos relevantes do currículo, tomando sua decisão de forma rápida (Eisenhardt, 1989).

Ao final da visualização de cada currículo, o avaliador atribui um valor de classificação para cada currículo, sendo de 1 a 4; essa atribuição de valor permite a classificação dos candidatos. As posições não podem ser as mesmas, ressalta-se que o *software* não permite que seja aplicada a mesma posição para currículos diferentes.

Nenhum critério para a classificação dos currículos foi pré-definido, ou seja, cada avaliador faz uso de seus próprios critérios para a classificação, pois segundo Shanteau (1992), especialistas já apresentam a experiência e conhecimento necessários para realizar a tomada de decisão. Por sua vez, a definição de critérios para a classificação dos currículos pode influenciar a decisão dos “Não Especialistas”, permitindo assim que eles adquiram algum tipo de conhecimento prévio para a tomada de decisão.

Cada vez que o currículo for classificado por algum avaliador, será computado “+1” para este currículo, para que este seja avaliado novamente apenas quando todos outros

currículos apresentarem a mesma contagem. Esse procedimento garantirá que todos os currículos sejam classificados a mesma quantidade de vezes.

II. Etapas do Desenvolvimento do Módulo de Seleção de Currículos

As etapas e especificações para desenvolvimento do Módulo de Seleção de Currículos estão descritas no Quadro 5:

	Telas	Especificações
Área do administrador	Tela de Cadastro de Currículos	<ul style="list-style-type: none"> • Permitir cadastrar o currículo apenas para leitura • Opção de inserção de foto • Opção de inserção de ID do currículo
	Tela de Configurações	<ul style="list-style-type: none"> • Tempo do cronometro: Permitir cadastrar a quantidade de segundos que cada currículo poderá ser avaliado.
	Tela de Relatórios	<ul style="list-style-type: none"> • Disponibilizar relatórios no Formato CSV; • Classificação Final de candidatos: Equivale a média de todas as classificações realizadas. • Classificação de candidatos por avaliador • Relatório de atributos considerados relevantes por cada candidato. • Relatório de tempo de avaliação por currículo/avaliador
Área do Avaliador	Tela de instruções de uso e termos de concordância da participação	<ul style="list-style-type: none"> • Redirecionar para a “Tela do Resumo dos Currículos” após aceite na participação.
	Tela do Resumo dos Currículos	<ul style="list-style-type: none"> • Apresentar o resumo de 4 (quatro) currículos com foto; • Os currículos serão escolhidos aleatórios dentro do grupo de 40 currículos. • Apresentar para cada currículo a opção de visualizar o currículo completo. • Apresentar a opção para selecionar a posição de classificação do currículo (sendo de 1 a 4). • Apresentar botão de confirmação (salvar), o qual será habilitado somente após selecionar a posição dos 4 currículos. • Ao clicar em “salvar / continuar” será redirecionado para o inventário IPDE.
	Tela Currículo Lattes	<ul style="list-style-type: none"> • Apresentar currículo Lattes incompleto dos candidatos. • Apresentar um contador de tempo, iniciando em 120 segundos. • Apresentar botão para finalizar visualização do currículo. • Se finalizar a visualização do currículo, não será possível visualizar o mesmo currículo novamente. • Apresentar botão para retornar para a tela de resumo dos currículos. • Se retornar para a tela de resumo dos currículos, será possível visualizar o mesmo currículo novamente, porém o contador iniciará no tempo que parou ao retornar. • O currículo ficará disponível enquanto houver tempo no cronometro. Ao finalizar o tempo a página será redirecionada para a Tela de Resumo dos Currículos e não será permitido

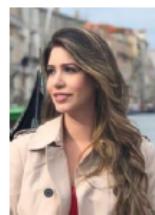
		visualizar novamente.
	Tela de agradecimento	<ul style="list-style-type: none"> • Apresentar a classificação dos currículos avaliadores e um agradecimento pela participação na pesquisa.

Quadro 5: Etapas e especificações para desenvolvimento do Módulo de Seleção de Currículos.

III. Etapas para a Preparação dos Currículos Lattes

A preparação dos currículos *Lattes* utilizados nesta fase segue as seguintes etapas:

- Remoção do nome e foto do pesquisador e inserção de nome fantasia e foto fantasia.
- Remoção de informações do resumo que podem influenciar na decisão intuitiva. O resumo apresentará apenas dicas válidas sobre o respectivo currículo Lattes.
- Remoção da área de identificação e endereço.
- Na área “Formação Acadêmica/titulação”, será apresentado somente o nome do curso, ano de início/ término e instituição de ensino.
- Remoção das informações do Pós-Doutorado. Se houver mais de um pós-doutorado no exterior, será considerado como referência o primeiro curso.



Ellen

Professora Associada da Faculdade de Gestão e Negócios, atua na Graduação, Pós-graduação lato sensu (MBA) e nos Programas de Pós-graduação stricto sensu (Mestrado e Doutorado Acadêmicos) em Administração e em Gestão Organizacional (Mestrado Profissional). Com Doutorado sanduíche. Tem experiência de pesquisa nas áreas de Administração, Engenharia de Produção e Direito.

Formação acadêmica/titulação

	2004 - 2008
Doutorado em Engenharia de Produção (Conceito CAPES 5). Universidade Federal de São Carlos, UFSCAR, Brasil. com período sanduíche em Harper Adams University (Orientador: Martin Keith Hingley).	
	2002 - 2003
Mestrado em Administração (Conceito CAPES 7). Universidade de São Paulo, USP, Brasil.	
	2001 - 2001
Especialização em Violência doméstica contra crianças e adolescentes. (Carga Horária: 360h). Universidade de São Paulo, USP, Brasil.	
	1996 - 2001
Graduação em Administração. Universidade de São Paulo, USP, Brasil.	
	1995 - 1999
Graduação em Direito. Universidade de Ribeirão Preto, UNAERP, Brasil.	

Figura 8: Resumo e Formação Acadêmica do CL.

- Em “Atuação Profissional”, foram consideradas as atuações compreendidas até o período de início do pós-doutorado. Nessa área, somente aparecerá uma referência às instituições de atuação e ano de início/término.

- g) Em Projetos (ensino, extensão, desenvolvimento) foram considerados somente projetos realizados dentro do período de 10 anos anteriores até o ano de início do pós-doutorado. Nessa área aparecerá o nome do projeto e ano de início/término.

Atuação Profissional

Universidade Federal 01	2008 - Atual
Universidade Federal 02	2011 - Atual
Colégio Técnico	2003 - 2005
Prefeitura Municipal	1999 - 1999

Projetos de pesquisa

Inovação na Cadeia de Suprimentos e Novos Mercados: Impactos na Gestão de Marcas	2018 - Atual
Inovação na cadeia de suprimentos e novos mercados: impactos na gestão de marcas com foco regional, nacional e internacional	2015 - Atual
Elementos de marketing críticos para implementação da estratégia de marcas próprias do atacado: perspectivas de fornecedores e clientes varejistas	2008 - 2011

Projetos de extensão

Projeto de Internacionalização	2016 - Atual
International Office	2015 - Atual

Figura 9: Atuação Profissional e Projetos do CL.

- h) Os demais atributos apresentam somente o somatório de realizações compreendido no período de dez anos anterior até o ano de início do pós-doutorado.

Revisor de periódico
Total = 5
Prêmios e títulos
Total = 5
Produções
Artigos completos publicados em periódicos
Total Currículo = 24
Livros publicados/organizados ou edições
Total = 2
Capítulos de livros publicados
Total = 11
Trabalhos completos publicados em anais de congressos
Total = 89
Resumos expandidos publicados em anais de congressos
Total = 6
Resumos publicados em anais de congressos
Total = 10
Apresentações de Trabalho
Total = 11

Figura 10: Produções do CL.

- i) Para as orientações em andamento, foram consideradas as orientações concluídas no ano de início do pós-doutorado.

3.5.2.2. Inventário da Decisão e Pós-doutorado no Exterior (IDPE)

O Inventário da Decisão e Pós-doutorado no Exterior – IDPE (Apêndice A) apresenta oito questões, sendo três objetivas e cinco questões abertas. Esse inventário tem o objetivo de buscar um entendimento maior sobre como os participantes do quase-experimento (1) escolheram os melhores candidatos; (2) veem o pós-doutorado no exterior e sua relevância; (3) como eles avaliam os atuais critérios de seleção dos bolsistas e onde pode melhorar, e por fim (4) como eles avaliam os investimentos feitos por instituições de fomento em relação aos resultados obtidos. Através desse questionário, é possível identificar os atributos que os participantes consideram mais relevantes para a classificação dos currículos. Além disso, através do IPDE objetivou-se confirmar também que os grupos experimentais apresentam o conhecimento necessário para a seleção de candidatos a pós-doutorado no exterior, diferentemente do grupo controle.

3.5.2.3. *Decision-Making Inventory (DMI)*

Este bloco apresenta o questionário *Decision-Making Inventory* – DMI (Apêndice A), formado por 26 itens. O objetivo desse questionário é identificar o estilo de tomada de decisão dos respondentes, mais especificamente se são intuitivos ou racionais/analíticos. Esse questionário foi elaborado com questões do tipo estruturada e semiestruturada, sendo as questões desenvolvidas com a estratégia de análise de itens, as quais utilizam valores escalares de *Likert* com cinco intervalos de respostas que variam entre 1 e 5, a saber: 1 = discordo totalmente; 2 = discordo parcialmente; 3 = indiferente; 4 = concordo parcialmente; e 5 = concordo totalmente.

De acordo com Malhotra (2012), a escala *Likert* é a variação da escala de classificação somatória usada com mais frequência, sendo que ela consiste em questões que expressam atitudes favoráveis ou desfavoráveis em relação ao objeto de estudo.

O *Decision-Making Inventory* (DMI) (Nygren *et al.*, 2002) é uma medida de diferenças individuais, ou seja, uma medida de auto relato de como alguém se vê e não exatamente como eles realmente são. Como o questionário (DMI) consiste em uma escala composta por itens que avaliam um estilo racional/analítico, também itens que avaliam um estilo intuitivo de tomada de decisão e por fim itens que avaliam a tomada de decisão em uma escala baseada no arrependimento, foram considerados nesta proposta somente os itens referentes aos estilos analíticos e intuitivos, os quais são de interesse dessa pesquisa. Os itens referentes ao arrependimento foram desconsiderados.

Assim, essa escala é composta por treze itens que avaliam um estilo analítico de tomada de decisão, treze itens que avaliam um estilo intuitivo de tomada de decisão.

O Quadro 6 apresenta os constructos “Tomada de Decisão Intuitiva” e “Tomada de Decisão Racional”, suas respectivas variáveis e itens relacionados.

Constructo	Variáveis	Questões DMI
Tomada de decisão Intuitiva	Conhecimento (Wild, 1938; Simon, 1991; Tversky <i>et al.</i> , 1971; Kahneman <i>et al.</i> , 2009; Davenport <i>et al.</i> , 1998, 2000; Wiig, 2011; Roth, 2003; McKenzie <i>et al.</i> , 2011 ; Bierman, 2005);	1, 2
	Fatos limitados e ausência de informações (Agor,1990b)	3
	Processo Rápido (Dane & Pratt, 2007, 2009; Lieberman ,2000);	6, 7
	Não lógico (Lieberman, 2000; Barnard, 1938);	4
	Inconsciente (Epstein, 1990; Dane <i>et al.</i> , 2007; Jung, 1933; Lieberman, 2000; Dane <i>et al.</i> , 2009; Robinson <i>et al.</i> ,2017);	8
	Reconhecimento de padrões (Vaughan, 1979; Simon ,1992);	11
	Crenças (Agor 1990a);	13
	Emoção (Lieberman, 2000; Dane <i>et al.</i> , 2007)	5

	Experiência (Barnard ,1938; Lieberman, 2000; Klein, 1998, 2003; Simon, 1991; Matzler <i>et al.</i> , 2007; Tversky <i>et al.</i> , 1971; Kahneman <i>et al.</i> , 2009; Kahneman, 2003)	9,10
	Restrição de tempo (Agor, 1990b; Khatri <i>et al.</i> , 2000);	12
Tomada de Decisão Racional	Planejamento (Allison <i>et al.</i> , 1999);	14, 15, 16
	Baseada em informações (Constantiou <i>et al.</i> , 2015);	22, 23
	Ordenar ações (Pimentel, 2005);	17
	Escolher a melhor opção (Allison <i>et al.</i> , 1999; Eisenhardt <i>et al.</i> , 1992, 1988; Bin <i>et al.</i> , 2007);	18, 19
	Analisar todas as situações (Allison <i>et al.</i> , 1999; Eisenhardt <i>et al.</i> , 1992, 1988; Bin <i>et al.</i> , 2007);	20, 24
	Avaliar todas as prováveis consequências (Allison <i>et al.</i> , 1999);	21
	Ausência de emoções (Constantiou <i>et al.</i> , 2015; Zhu, 2014);	25
Análise Lógica (Constantiou <i>et al.</i> , 2015; Zhu, 2014);	26	

Quadro 6: Constructo e variáveis.

3.5.2.4. Identificação dos Participantes

Para um maior entendimento em relação ao perfil dos participantes, foram apresentadas 6 (seis) questões (Apêndice A). As questões foram elaboradas de acordo com a necessidade desta pesquisa, com as quais se teve como objetivos iniciais identificar a idade e gênero dos participantes de cada grupo.

Para diferenciação de grupos foi solicitado aos participantes informarem o grau de instrução e se são avaliadores Ad hoc. O objetivo dessas questões foi definir os grupos experimentais, formado por avaliadores ad hoc e doutores; e um grupo de controle, formado por discentes.

Por fim, os participantes puderam informar se possuem cargo de liderança/ chefia e tempo de atuação na docência, a fim de verificar se eles possuem experiência em processos de tomada de decisão e no ambiente acadêmico.

3.5.2.5. Documentação Técnica do Instrumento

Aqui, estão as principais descrições para o entendimento técnico da solução implementada na aplicação do sistema, contendo: a descrição dos seus requisitos; o projeto lógico funcional e de dados, bem como detalhes de sua implementação. O objetivo dessa documentação é proporcionar uma visão abrangente dos recursos implementados e facilitar que a ferramenta seja compreendida.

Os requisitos não funcionais que foram considerados para o projeto de desenvolvimento do instrumento foram: a usabilidade, a manutenibilidade, a segurança e a

portabilidade. Esses requisitos, embora não estabeleçam os serviços a serem disponibilizados pela ferramenta, orientaram a arquitetura e as tecnologias adotadas durante o seu desenvolvimento.

Assim, para garantir a usabilidade, o sistema foi desenvolvido com o foco e a perspectiva do usuário. O sistema possui uma interface amigável, é auto descritivo, possui comunicação com o usuário através de *feedbacks* de sucesso, informação, aviso ou erro e contém prevenção de erros de usuário, tornando, assim, mais fácil a realização de qualquer tarefa.

Para garantir a manutenibilidade, foi utilizado o estilo arquitetural *Model-View-Controller* (MVC) fornecido pelo *framework* de desenvolvimento Laravel. Essa abordagem consiste em separar os elementos de lógica, dados e apresentação, que são essenciais em aplicações *web*, facilitando a manutenção do sistema.

No intuito de atender a segurança, apenas pessoas que tenham sido autenticadas por um componente de controle de acesso e autenticação podem visualizar informações, dado que a confidencialidade permite esse tipo de acesso apenas às pessoas autorizadas. E, para garantir a identidade de que somente pessoas vão poder requisitar algum serviço, foi utilizado o serviço reCAPTCHA para impedir o acesso de robôs.

Para garantir a portabilidade, foram utilizados recursos do CSS (*Cascading Style Sheets*) para compatibilidade com navegadores antigos e para a adaptação da tela se adaptar em diversos dispositivos. Por se tratar de um sistema *web*, ele funciona em qualquer sistema operacional desde que utilize um navegador *web*.

Os requisitos funcionais são:

- Possibilitar ao administrador cadastrar, editar, visualizar e remover os currículos;
- Possibilitar ao administrador alterar o tempo de visualização dos currículos;
- Possibilitar ao administrador cadastrar, editar e remover outros administradores;
- Possibilitar ao avaliador participar da pesquisa, avaliando e classificando os currículos selecionados.

Para o desenvolvimento do instrumento foi utilizada a seguinte arquitetura/estrutura em camadas fornecida pelo Laravel:

- Camada *Model*: É a camada responsável pelo tratamento dos dados vinculados a uma base de dados.
- Camada *View*: É a camada responsável por exibir dados para o usuário, seja em páginas HTML, XML, etc.
- Camada *Controller*: É a camada responsável por intermediar a *Model* e a *View*, controlando as requisições.

Os requisitos tecnológicos do instrumento são:

- PHP maior ou igual a 7.2.
- Laravel na versão 7.
- Composer na versão 1.9.1.
- Mysql 10.4.10 - MariaDB - *Source distribution*.

O Quadro 7 apresenta os pacotes e bibliotecas utilizados para o desenvolvimento do instrumento:

Pacotes e Bibliotecas	<ul style="list-style-type: none"> • pt-br-validator - (https://github.com/LaravelLegends/pt-br-validator). • Template Adminty - (https://github.com/jovipac/adminty). • Select2 - (https://select2.org/). • DataTables - (https://datatables.net/). • Bootstrap Maxlength - (https://github.com/mimo84/bootstrap-maxlength). • Font-awesome - (https://fontawesome.com/v4.7.0/). • Bootstrap - (https://getbootstrap.com/). • JQuery - (https://jquery.com/). • JQuery Slimscroll - (https://github.com/rochal/jQuery-slimScroll). • JQuery UI - (https://jqueryui.com/). • Modernizr - (https://modernizr.com/). • Pnotify - (https://sciactive.com/pnotify/). • Popper.js - (https://popper.js.org/) • SweetAlert - (https://sweetalert.js.org/guides/) • Ckeditor - (https://ckeditor.com/) • J-pro Forms - (http://lazy-coding.com/j-forms-pro-advanced/docs/) • Themify-icons - (https://themify.me/themify-icons) • Icofont - (https://icofont.com/) • Feather - (https://feathericons.com/) • Linearicons - (https://linearicons.com/) • Laravel Framework - (https://laravel.com/docs/7.x)
------------------------------	---

Quadro 7: Pacotes e bibliotecas utilizados para o desenvolvimento do instrumento.

A Figura 11 apresenta o modelo relacional do instrumento:

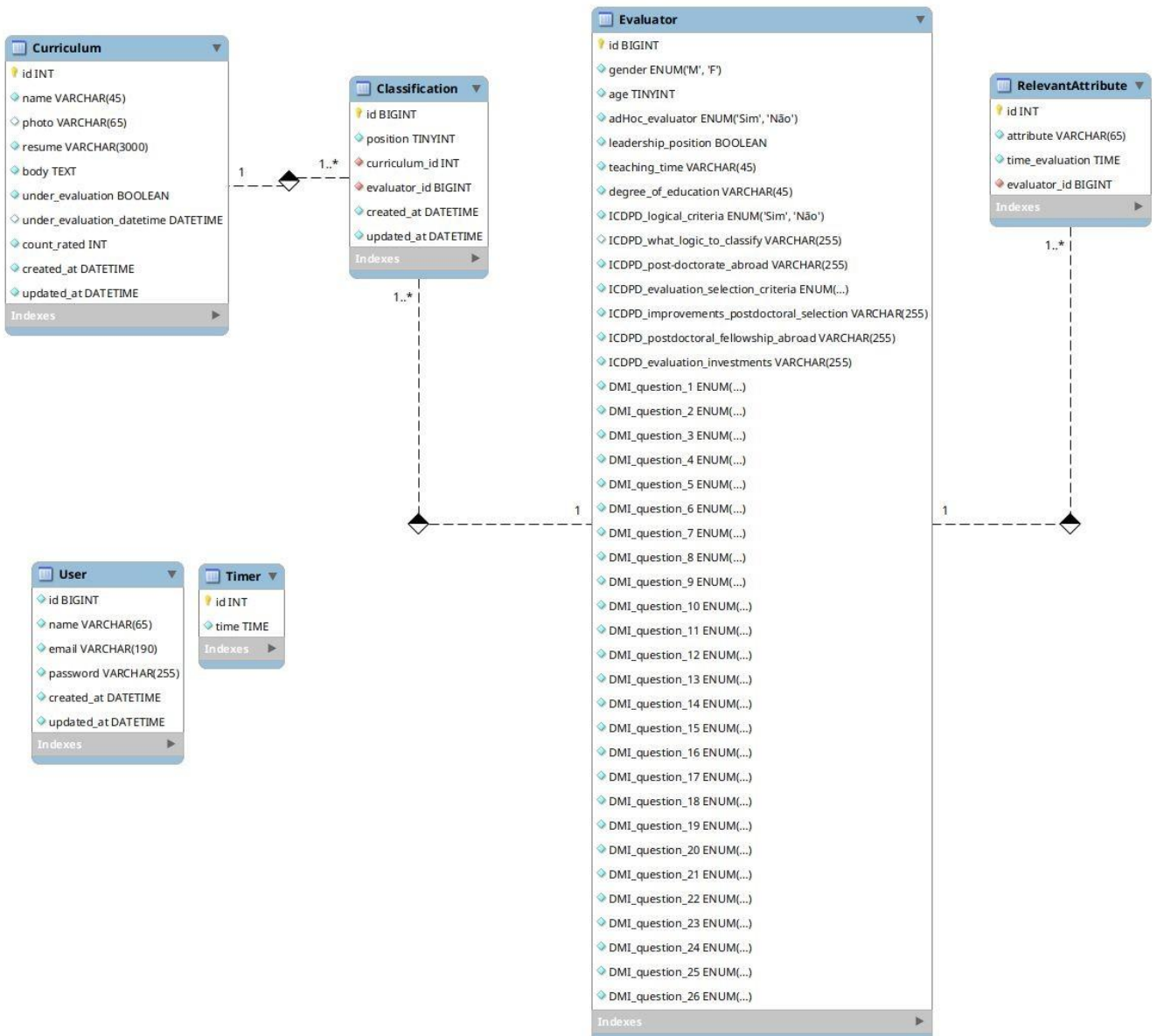


Figura 11: Modelo Relacional do Instrumento.

3.5.3. Análise dos Dados

A análise quantitativa do Questionário DMI teve como objetivo realizar uma análise descritiva exploratória dos dados, criar indicadores para medir os conceitos intuitivo ou racional, classificar cada participante em intuitivo ou racional, comparar os indicadores entre os grupos.

O banco de dados era constituído por 361 indivíduos, avaliados por 4 variáveis de caracterização e 26 questões que definiam a Capacidade Intuitiva (Q1 a Q13) e Capacidade Racional (Q14 a Q26) do indivíduo. Para realizar a análise descritiva das variáveis qualitativas e dos itens referentes às Capacidades, foram utilizadas as frequências absolutas e relativas e na descrição das variáveis quantitativas foram utilizadas medidas de tendência central, medidas de dispersão e posição dos dados. Além disso, para descrever os itens como numéricos e os indicadores foram utilizadas medidas de posição, dispersão, tendência central e o intervalo percentílico *bootstrap* de 95% de confiança (Efron, 1993). Cabe ressaltar que a escala *Likert* estava fixada entre 1 e 5.

Os indicadores foram criados a partir da média da pontuação referente às perguntas de cada Capacidade, após a realização do processo de validação no qual foi avaliada a confiabilidade através do indicador Alfa de Cronbach (A.C.) (Chin, 1998), sendo que é necessário apresentar valor superior a 0,70 (Tenenhaus *et al.*, 2005), ou valor superior a 0,60 no caso de pesquisas exploratórias (Hair *et al.*, 2009) para ocorrer a validação.

Com o intuito de classificar os indivíduos em Intuitivo e Racional foi realizada uma subtração entre o valor do indicador Capacidade Intuitiva e o valor do indicador Capacidade Racional, sendo que se o indivíduo apresentasse um valor maior ou igual à zero, ele era considerado um indivíduo Intuitivo e se apresentasse um valor negativo, ele era considerado um indivíduo Racional.

Com o objetivo de relacionar as variáveis de caracterização com os indicadores, foi utilizado o Teste de Mann-Whitney (Hollander, 1999) para as variáveis com duas categorias e o Teste de Kruskal-Wallis (Hollander, 1999) para variáveis com 3 ou mais categorias. Para verificar a correlação entre as variáveis numéricas ou ordinais e os indicadores foi utilizada a correlação de Spearman (Hollander, 1999). A correlação de Spearman é uma medida limitada entre -1 e 1, sendo que quanto mais próximo o coeficiente estiver de -1, maior a correlação negativa e quanto mais próximo o coeficiente estiver de 1, maior a correlação positiva. Por fim, para relacionar as variáveis de caracterização com a Classificação foi utilizado o Teste Qui-Quadrado (Agresti, 2011) para as variáveis categóricas e o teste de Teste de Mann-Whitney (Hollander, 1999) para a variável numérica da amostra.

Já a análise qualitativa do inventário IDPE foi realizada através de análise de conteúdo por meio do software IRAMUTEQ. Desenvolvido na linguagem Python, o IRAMUTEQ utiliza funcionalidades providas pelo *software* estatístico R. Apresenta várias possibilidades

de processamento de dados qualitativos, permitindo diferentes formas de análises estatísticas de textos, produzidas a partir de entrevistas, documentos, entre outras (Souza *et al.*, 2018).

Foram realizadas análises de similitude e elaboração de nuvens de palavras. As análises de similitudes são feitas a partir da Classificação Hierárquica Descendente (CHD) e Análise Fatorial de Correspondência (AFC), as quais consistem, respectivamente, na categorização dos segmentos de texto em função dos seus respectivos vocabulários e na representação de um plano cartesiano das diferentes palavras e variáveis associadas às classes (Camargo *et al.*, 2013).

As nuvens de palavras, por sua vez, têm sido amplamente utilizadas pelos pesquisadores, e se tornou um meio cada vez mais popular de apresentar resumos estatísticos de coleções de documentos. São úteis para resumir visualmente o conteúdo principal do texto e orientar intuitivamente os usuários a explorar os temas centrais do texto (Cui *et al.* 2015). Os tamanhos da fonte das palavras indicam sua relevância ou frequência de ocorrência. Assim, as nuvens de palavras podem servir como ponto de partida para uma análise mais profunda de um texto (Cui *et al.* 2015).

Por fim, para verificar a assertividade da tomada de decisão realizada através do módulo de seleção de currículos pelos participantes da pesquisa, foi realizada uma classificação geral, ou seja, a classificação dos 40 currículos Lattes. Para isso, foi realizada uma média das posições recebidas por cada currículo, separadas por grupos (experimental e controle). Assim, cada currículo apresentou uma média final para os Avaliadores *Ad Hoc*, Doutores e Discentes.

A classificação final foi alcançada através da ordenação da média dos currículos, para a qual quanto menor a média do currículo, melhor a sua posição na classificação geral, visto que poderiam ser classificados da 1ª a 4ª colocação. Assim, quanto mais próximos de 1, melhor sua posição final na classificação geral dos currículos e quanto mais próximo de 4, pior sua posição na classificação geral.

Para verificar a assertividade, os resultados da classificação geral de cada grupo foram convertidos em arquivos similares aos resultados do Algoritmo de Recomendação e Classificação, utilizado para a tomada de decisão racional e descrito no tópico 3.7. Foi mantida a mesma quantidade de agrupamentos e quantidade de currículos por agrupamentos identificados no algoritmo. Desse modo, foi possível verificar a assertividade da decisão humana, por meio da utilização dos mesmos critérios que foram utilizados para verificar a assertividade da tomada de decisão racional. O teste realizado para a verificação da

assertividade foi a Acurácia, o qual representa a proporção de dados corretamente classificados (Demšar, 2006; Han *et al.*, 2012; Hossin *et al.*, 2015).

3.6. Decisão Racional: Algoritmo de Recomendação e Classificação

Conforme citado por Brunsson (1982), a racionalidade total só poderia ser alcançada por fórmulas matemáticas ou programas de computador. Assim, a decisão racional neste trabalho foi simulada por algoritmos computacionais através do uso de inteligência artificial, o qual explorou técnicas de seleção de atributos, *data mining* e *machine learning*.

A Inteligência Artificial é a inteligência exibida pelas máquinas, em contraste com a inteligência natural exibida pelos humanos e outros animais (Poole *et al.*, 1998; Russell *et al.*, 2009; Nilsson, 1998; Legg *et al.*, 2007). Coloquialmente, o termo inteligência artificial é aplicado quando uma máquina simula as funções cognitivas que os seres humanos associam a outras mentes humanas, como aprendizagem, associação de padrões e resolução de problemas, sendo assim, a inteligência artificial tem como objetivo fazer com que os computadores pensem ou que sejam tão inteligentes quanto os seres humanos (Russell *et al.*, 2009).

Assim, neste trabalho foram utilizados algoritmos de *machine learning*, subcampo da inteligência artificial que se desenvolveu a partir do estudo de reconhecimento de padrões e teorias de aprendizagem computacional (Yang *et al.*, 2016). A aprendizagem de máquina explora o estudo e construção de algoritmos e técnicas que permitem ao computador aprender e fazer previsões sobre os dados a partir da experiência adquirida, por meio da extração de regras e padrões de grandes conjuntos de dados e partindo deste conjunto obtêm-se uma conclusão (Mitchell, 1997).

A escolha por esse modelo computacional foi definida pela similaridade das características de funcionamento dos algoritmos de *machine learning* e da intuição. Como descrito no tópico 2.3, uma decisão intuitiva tem como base a experiência (Barnard, 1938; Lieberman, 2000; Klein, 1998, 2003), a aprendizagem implícita e explícita (Simon, 1991; Tversky *et al.*, 1971; Kahneman *et al.*, 2009), e o reconhecimento, o qual consiste na identificação de padrões (Simon, 1992). Essas características também são bases para o desenvolvimento da inteligência do algoritmo e essenciais para as boas decisões realizadas na aprendizagem de máquina.

Diante disso, foi desenvolvido um modelo para recomendação e classificação de potenciais candidatos a bolsas de Pós-doutorado no exterior. Esse modelo consiste na aplicação de algoritmos que buscam compreender a estrutura de dados existentes, ao identificar padrões e gerar regras para a recomendação. O procedimento inicial deste trabalho foi a aquisição da base de dados dos pesquisadores bolsistas de pós-doutorado, em formato XML a partir da Plataforma Lattes.

Obtidos os currículos Lattes, iniciaram-se os procedimentos metodológicos. De forma geral, todos os algoritmos desenvolvidos na construção do sistema de recomendação, utilizam a linguagem de programação Python (versão 3.7), com auxílio da biblioteca Scikit-Learn. O Python é uma linguagem de programação orientada a objetos e multiplataforma. Possui estruturas de dados de alto nível e uma abordagem simples, porém poderosa (Van Rossum *et al.*, 1995). É utilizada por alguns gigantes do mercado de tecnologia como o Google, Yahoo, Microsoft e Nokia, e também em empresas de entretenimento como a Disney, na criação de animações 3D (Summerfield, 2009).

A linguagem possui uma sintaxe clara e concisa, o que torna o código legível e de fácil compreensão ao desenvolvedor. Diversos tipos de estruturas, utilizadas em programação de alto nível, compõem o Python, como, por exemplo, listas e dicionários, além de um grande número de bibliotecas e *frameworks* de terceiros, que aumentam ainda mais o poder computacional dessa linguagem de programação. O Python tem seu código aberto com licença compatível a GPL (*General Public License*) e é mantido pela *Python Software Foundation* (Deitel *et al.*, 2002; Summerfield, 2009).

A linguagem de programação Python está se estabelecendo como uma das linguagens mais populares para a computação científica, devido a sua natureza interativa de alto nível e seu ecossistema maduro de bibliotecas científicas (Dubois, 2007; Milmann *et al.*, 2011; Pedregosa *et al.*, 2011).

Na área de aprendizado de máquina, um dos módulos que fazem parte do Python é o *SciKit-Learn*. O *Scikit-learn* é um módulo Python que integra uma ampla variedade de algoritmos de aprendizado de máquina de ponta para problemas supervisionados e não supervisionados (Pedregosa *et al.*, 2011). Ele implementa vários métodos de classificação, análise de regressão, *clustering* e outros algoritmos relacionados ao aprendizado de máquina clássico (Gevorkyan *et al.*, 2019). Dessa forma, a construção do algoritmo para a decisão racional apresentada neste trabalho foi distribuída em quatro etapas fundamentais. A Figura

12 representa o fluxo do processo aplicado para essa pesquisa. Destacam-se as seguintes seções:

- A) A Seção A- corresponde a etapa de aquisição dos dados, nos quais: os currículos Lattes possuem as informações históricas do pesquisador e suas atuações profissionais, sendo a principal fonte de aquisição de dados do processo; o Conceito CAPES aqui relatado corresponde à aquisição da base de dados de todos os periódicos e seus respectivos QUALIS; regras do edital para bolsas em pós-doutorado no exterior em CA-AE são identificadas através de pesquisa documental para a rotulação posterior dos dados;
- B) A Seção B- compreende a etapa de pré-processamento dos dados. Nessa seção os atributos identificados nos currículos Lattes são estruturados e contados. Na fase de rotulação, os artigos são reagrupados em novas categorias, de acordo com seus respectivos QUALIS, e são aplicados pesos para todos os atributos. Uma nova contagem é realizada, seguida da normalização dos dados. Ao final desta etapa, tem-se o *dataset* para o treinamento do algoritmo.
- C) A Seção C- ilustra a etapa de treinamento do algoritmo que compõe o sistema. Nesta etapa de aprendizagem, foi utilizado o método não supervisionado *k-means*, para o agrupamento dos candidatos de acordo com suas distâncias e o algoritmo supervisionado *Random Forest Classifier*, para a identificação das variáveis mais relevantes e posterior classificação dos *clusters*. Por fim, ordenam-se as métricas obtidas para recomendação e classificação dos currículos.
- D) Seção D- apresenta a etapa de resultados.

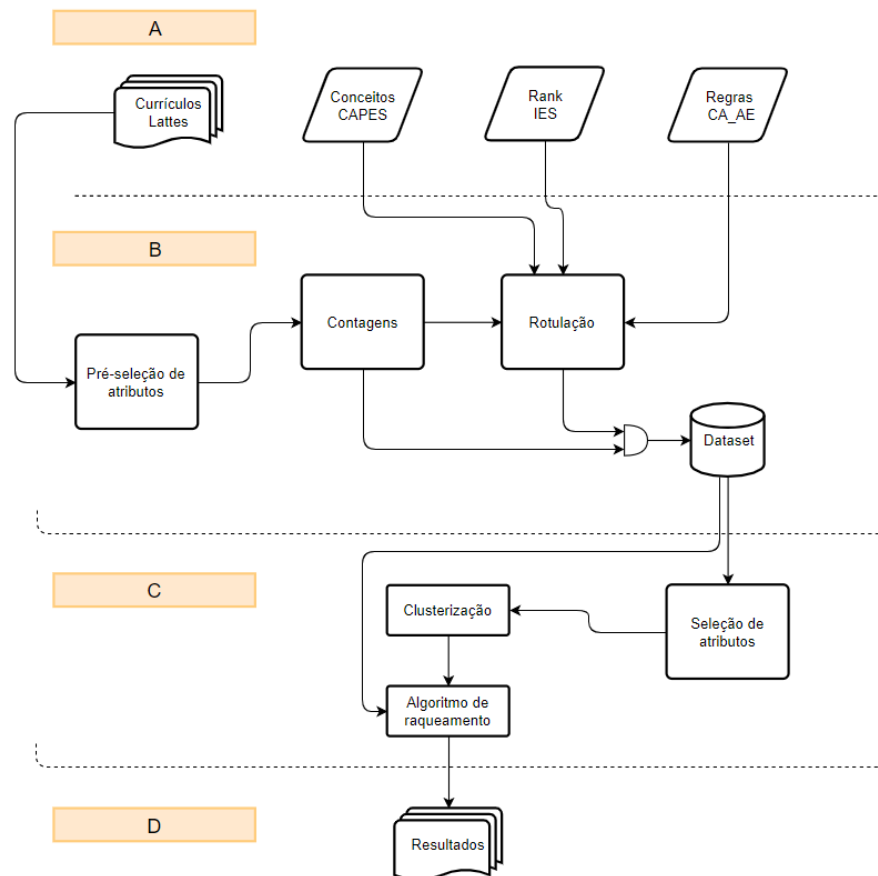


Figura 12: Fluxograma do processo de construção e aplicação da recomendação.

Os tópicos a seguir descreverão a metodologia utilizada em cada etapa da construção do sistema, e estão distribuídos da seguinte forma: A) Etapa da aquisição de dados, detalhada em 3.6.1; B) Pré-processamento, descrito na seção 3.6.2; C) Treinamento do algoritmo, compreende a seção 3.6.3 e Validação do algoritmo, descrito na seção 3.6.4.

3.6.1. Aquisição e seleção do *dataset*

A extração dos currículos foi realizada manualmente. Foram coletados currículos de pós-doutores contemplados com bolsas de pós-doutorado, de forma aleatória, no total foram 1072 CL. Destes, 185 currículos não apresentaram a data de início do pós-doutorado e foram eliminados do *dataset*. Assim, foram utilizados para o treinamento e aprendizagem do algoritmo 887 CL. Como o objetivo do algoritmo é encontrar padrões de produtividade futura, para o treinamento não foi definido nenhuma área de conhecimento e nenhum tipo específico de pós-doutorado, visto que padrões de produtividade futura podem estar relacionados a variáveis desconsideradas por alguma área ou algum edital específico.

3.6.2. Pré-processamento de dados

O pré-processamento de dados é uma etapa importante no processo de mineração de dados e aprendizagem de máquina. A coleta de dados pode resultar em discrepâncias, combinações impossíveis, valores ausentes, dentre outros. A qualidade dos dados é essencial antes de executar qualquer análise. A confiabilidade e disponibilidade são alguns dos fatores que pode levar a uma interpretação bem-sucedida dos dados (Mena, 2012).

Se houver informações inadequadas presentes ou dados ruidosos e não confiáveis, a descoberta de conhecimento se tornará comprometida durante o processo de treinamento. Além disso, o alto custo computacional associado ao processo de aprendizado é um grave problema, pois esse custo está diretamente vinculado ao tamanho do conjunto de dados de treinamento, sendo possível reduzir o custo computacional do treinamento através do uso de técnicas de pré-processamento, afirmam Santos *et al.* (2019). Desse modo, os autores ainda afirmam que os dados de pré-processamento auxiliam na alta precisão e menor custo computacional associado à fase de aprendizado. De modo geral, o pré-processamento de dados está relacionado às seguintes atividades (Santos *et al.* 2019):

- Transformação de variáveis quantitativas (via padronização ou normalização);
- Redução de dimensionalidade do conjunto de dados (exclusão de preditores altamente correlacionados ou utilização de análise de componentes principais);
- Exclusão de variáveis/observações com dados faltantes ou utilização de técnicas de imputação;
- Organização de variáveis quantitativas e qualitativas;

As etapas de pré-processamento estão distribuídas nas seguintes seções: 3.6.2.1- corresponde a pré-seleção de atributos e estruturação de dados; 3.6.2.2- descreve o procedimento de contagem de currículos e a seção 3.6.2.3- apresenta a pesquisa documental.

3.6.2.1. Pré-seleção de atributos e Estruturação dos dados

Para a pré-seleção de atributos e contagem dos dados foi utilizado um algoritmo específico, denominado Extrator de Currículos (EC), o qual faz parte do *Software* Predilattes (Lopes, 2016). O algoritmo EC realiza a leitura das *tags* XML e identifica os elementos (apêndice D) no currículo. Esses atributos descrevem cada pesquisador, apresentando sua

evolução profissional, as produções bibliográficas, técnicas e artístico-culturais, as orientações concluídas e em andamento, as formações complementares, e as participações em bancas julgadoras, em eventos e congressos, dentre outros (Lopes, 2016).

3.6.2.2. Contagem dos atributos

Após a identificação e estruturação dos atributos do CL, o algoritmo EC realiza a contagem de cada um, por ocorrência. Esse processo é feito de forma automatizada para cada CL disponível no *dataset*. O resultado é uma base de dados estruturada, disponibilizada via formato CSV (valores separados por vírgula), na qual cada coluna corresponde a um atributo e cada linha apresenta o somatório do total de ocorrências de cada atributo por currículo, conforme apresentado na Figura 13.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
1	ANO-POS	NUMERO-IDENTIFICADOR	CONSELH	ENSINO	ESTAGIO	EXTENSAC	PARTICIP	PESQUISA	SERVICO-	OUTRA-AT	ARTIGO-F	ARTIGO-F	ARTIGO-F	ARTIGO-F	ARTIGO-A	CAPITULO	LIVRO-PUJ	PARTITUR	TEXT-EM
2	2019	currículo (1)	0	6	0	0	2	0	0	0	5	0	0	0	4	0	0	0	0
3	2015	currículo (2)	0	0	1	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
4	2015	currículo (4)	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	2019	currículo (5)	0	0	0	0	4	1	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	2
6	2011	currículo (6)	0	0	0	0	2	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	2015	currículo (7)	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	2015	currículo (8)	0	1	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
9	2018	currículo (9)	1	1	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	2019	currículo (10)	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	2	0	3	0	0
11	2015	currículo (11)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0
12	2019	currículo (13)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
13	2019	currículo (14)	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	1	0	2	2	0	0
14	2018	currículo (15)	1	13	0	0	2	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0
15	2017	currículo (16)	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
16	2019	currículo (17)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3
17	2019	currículo (18)	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0
18	2017	currículo (19)	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
19	2019	currículo (20)	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
20	2018	currículo (21)	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
21	2018	currículo (22)	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
22	2018	currículo (23)	0	0	0	0	6	0	0	0	1	0	0	0	0	3	0	0	0
23	2012	currículo (24)	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Figura 13: Dataset gerado pelo EC.

O EC foi configurado para realizar a contagem dos últimos 10 anos da vida acadêmica de cada pesquisador, anterior ao início do pós-doutorado. Ressalta-se que para os atributos como “ensino”, “extensão” e similares são computados 1 para cada ano de atuação. Atributos como capítulo de livro, apresentação em eventos e similares seguem o mesmo método para cada publicação/participação.

Um procedimento adicional conferiu segmentação à contagem de artigos publicados, ao gerar novos conjuntos de dados, e recalculou os artigos em novas categorias (atributos), sendo elas: artigos A1, A2, B1, B2, B3, B4, B5, C e sem Qualis (*null*). Foi adicionado também um novo atributo denominado *Scores-artigo*. Com essas novas categorias, foram pré-selecionados 81 atributos para a aprendizagem do algoritmo, os quais estão descritos no apêndice D.

3.6.2.3. Pesquisa documental e rotulação dos atributos

Uma pesquisa documental consiste em um conjunto de procedimentos de estudo e análise em documentos capazes de representar informações sobre o objeto, investiga o significado das palavras, frases ou orações e retira delas as interpretações e classificações conforme o interesse do pesquisador. Esse método de pesquisa é usado na investigação e categorização de fontes físicas, mais comumente documentos escritos, sejam de domínio público ou privado (Bailey 1982; Payne *et al.*, 2004). Bailey (1994) ressalta que a pesquisa documental refere-se à análise de documentos que contêm informações sobre o fenômeno que deseja estudar.

Assim, nesta etapa foi realizada uma pesquisa documental em documentos físicos e digitais, editais e chamadas públicas em relação à seleção de bolsistas de pós-doutorado para identificar todos os critérios necessários para aprovação ou reprovação, além do que se espera de produção científica de um pós-doutor. Através da pesquisa documental, foi possível identificar os atributos relevantes e definir pesos a esses atributos para o treinamento do algoritmo, conforme exposto neste tópico.

Em relação ao atributo artigos publicados, seguindo os padrões nacionais das áreas do conhecimento, os quais costumam ponderar quantitativamente a produção dos docentes/ano utilizando-se como fatores de ponderação valores associados ao Qualis, adota-se aqui, também, o critério que leva em conta tanto a quantidade, expressa pelo número de publicações, como a qualidade, expressa pela base Qualis.

Segundo Souza *et al.* (2002), as áreas que fazem uso do Qualis contemplam critérios editoriais e adotam os serviços do ISI ou do JCR, e às vezes indiretamente aplicam critérios tais como: tiragem, periodicidade, divulgação, padronização, normalização etc.; a maioria das áreas que não consideraram a aplicação do fator de impacto do ISI, relataram a aplicação de algum critério editorial para a classificação. Porém, sobre o que se compreende por qualidade no interior de cada área, observa-se que os critérios para a classificação de um periódico como “A”, “B” ou “C” são bastante subjetivos, sendo que parte dessa avaliação advém da opinião dos “pares” e do conhecimento que componentes das comissões de área/avaliação têm dos veículos utilizados pelos programas de pós-graduação. Assim, neste estudo foi adotado como peso para os artigos a proposta de computo do Relatório da Avaliação Quadrienal 2012-2017 (Quadrienal, 2020) de Administração Pública e de Empresas, Ciências Contábeis e Turismo,

apresentado pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), conforme descrito na Tabela 1.

Qualis	Pontuação – ID–
A1	100
A2	80
B1	60
B2	50
B3	30
B4	20
B5	10
C	1

Tabela 1: Pontuação para publicação bibliográfica em periódicos.

Para a experiência na formação de recursos humanos, foram definidos os pesos apresentados na Tabela 2. Ressalta-se que para cada ocorrência de um determinado tipo de formação de Recursos Humanos, o ID é incrementado, conforme edital CA-AE.

	Pontuação -ID –
Orientação de Graduação	0.5
Iniciação Científica	1
Orientação de Mestrado	1
Orientação de Doutorado	1,5

Tabela 2: Pontuação para formação de Recursos Humanos.

Em relação aos outros atributos de mérito científico do bolsista, avaliados na Chamada 22-2018 de Bolsas Especiais no País e Exterior, foram definidos os seguintes pesos apresentados na Tabela 3:

Tipo	Pontuação
Participação em projetos de pesquisa	1 ponto por ano / Por projeto
Bolsista de Produtividade e Pesquisa	1 ponto por ano / Por projeto
Período de doutoramento	1 ponto para cada 5 anos
Vínculo com programas de pós-graduação ou com instituição com graduação na área	1 ponto por ano
Líder ou membro ativo de grupo de pesquisa na área do projeto	1 ponto por ano
Coordenação de projetos de pesquisa, avaliados e financiados por agências de fomento	1 ponto por ano

Tabela 3: Cômputo para atributos da Chamada 22-2018.

Em relação ao atributo subjetivo “Instituição de Realização do Doutorado”, foram elencados dois *rankings* de avaliação institucional. Para as universidades internacionais e as

melhores universidades brasileiras, foi utilizado para peso índice do *QS World University Rankings*, o qual são classificações universitárias anuais publicadas pela *Quacquarelli Symonds*, do Reino Unido. É considerada uma das três classificações internacionais de universidades mais influentes e amplamente observadas, juntamente com o *Times Higher Education World University Rankings* e a Classificação Acadêmica das Universidades Mundiais. A *QS World University Rankings* concentra-se em quatro dimensões: qualidade da pesquisa, empregabilidade de pós-graduação, qualidade do ensino e perspectivas internacionais.

Para as Instituições de Ensino brasileiras não contempladas no *QS World University Rankings* foi utilizado como peso o atual Índice Geral de Curso (IGC) de cada Instituição de Ensino. O Índice Geral de Cursos Avaliados da Instituição (IGC) é um indicador de qualidade que avalia as Instituições de Educação Superior. Seu cálculo é realizado anualmente e leva em conta os seguintes aspectos (INEP, 2020):

- Média dos CPCs (conceito preliminar de curso) do último triênio, relativos aos cursos avaliados da instituição, ponderada pelo número de matrículas em cada um dos cursos computados;
- Média dos conceitos de avaliação dos programas de pós-graduação *stricto sensu* atribuídos pela CAPES na última avaliação trienal disponível, convertida para escala compatível e ponderada pelo número de matrículas em cada um dos programas de pós-graduação correspondentes.
- Distribuição dos estudantes entre os diferentes níveis de ensino, graduação ou pós-graduação *stricto sensu*.

Como o *score* atribuído às Universidades apresenta máxima de 100, todos os valores utilizados como peso foram divididos por 10. Portanto, a Universidade com o maior *score* recebeu peso 10 (dez), visto que ela possui pontuação 100 no QS. Ressalta-se que após esse procedimento, instituições que apresentaram *scores* menores de que 1 foram desconsideradas.

Para os demais atributos, foram mantidos os cálculos gerados pelo algoritmo Extrator de Currículos, conforme descrito no apêndice D.

3.6.3. Treinamento e aprendizagem do algoritmo

O ponto inicial para o processo de treinamento foi a implementação do método *elbow*, que define a quantidade de *clusters* k . Uma vez definido, implementa-se o algoritmo *k-means* para o agrupamento (em k *clusters*) dos candidatos, conforme suas similaridades. Em seguida, o algoritmo supervisionado *feature_importances* do método *RandomForestClassifier*, para a identificação das variáveis que mais explicam os dados e posterior classificação dos *clusters* para a recomendação dos candidatos.

As etapas de treinamento estão distribuídas nas seguintes seções: 3.6.3.1- corresponde à seleção da quantidade de *clusters*; 3.6.3.2 - descreve o algoritmo *k-means* e a seção 3.6.3.3- apresenta o método *feature_importances*.

3.6.3.1 Método Elbow

Uma variedade de técnicas está disponível para determinar o número de *clusters* em um *dataset*. A maioria dos procedimentos utilizados por essas técnicas é por inspeção de gráficos e dendogramas. O método *elbow* apresenta-se como opção para resolução do problema de melhor escolha do argumento k (quantidade de *cluster*), que basicamente testa a variância dos dados em relação ao número de *clusters*, conforme (Ketchen *et al.*, 1996).

O método *Elbow* é expresso pela soma dos erros ao quadrado – SSE (Equação 1):

$$SSE = \sum_{K=1}^K \sum_{x_i \in S_K} \|X_i - C_k\|_2^2$$

Equação 1: Método Elbow. Fonte: Ketchen Jr *et al.* (1996)

3.6.3.2 K-means

O *clustering* é um conceito importante e essencial do campo de mineração de dados e é usado em várias aplicações. A necessidade de organizar e aprender informações valiosas a partir dos dados faz com que as técnicas de agrupamento sejam amplamente aplicadas em muitas áreas, como inteligência artificial, mineração de dados, reconhecimento de padrões, dentre outras (Sivamani *et al.*, 2019). O *Clustering* é um processo de aprendizado não supervisionado, no qual os dados são divididos em grupos. Esses grupos representam o comportamento similar dos objetos (Dubey *et al.*, 2017).

Existem dois tipos de *clustering*, sendo eles o (1) *cluster* hierárquico e o particionamento de *cluster*. O *clustering* hierárquico corresponde a um conjunto de *clusters* aninhados organizados na forma de árvore, já o *clustering* de particionamento apresenta uma divisão dos objetos de dados em subconjuntos (*clusters*), de modo que cada objeto de dados esteja em exatamente um subconjunto (Sivamani *et al.*, 2019).

Dentre os algoritmos para resolver problemas de *clustering*, foi utilizado nesta pesquisa o algoritmo de aprendizagem de máquina *K-means*. A opção por esse algoritmo é devido ao fato de que ele permite realizar agrupamentos de candidatos de acordo com a similaridade de atributos, podendo assim recomendar os melhores grupos de candidatos, além de permitir também recomendar candidatos individualmente, de acordo com a sua proximidade em relação ao centroide do melhor agrupamento identificado.

O *K-means* é o algoritmo de particionamento mais usado na análise de *cluster* devido a sua simplicidade e desempenho (Sivamani *et al.*, 2019). A técnica de agrupamento *K-means* é um método de análise de agrupamentos que visa particionar observações em *k* agrupamentos, nos quais cada observação pertence ao agrupamento com a média mais próxima (Saurabh *et al.*, 2011; Dubey *et al.*, 2017).

O método *K-Means* é executado baseado no parâmetro de entrada *K* (número de agrupamento) e particiona o conjunto dos elementos de entrada em *K* grupos (Gan *et al.*, 2007; Manning *et al.*, 2008). Ainda segundo os autores, o algoritmo funciona da seguinte maneira:

1. Escolhe arbitrariamente *K* elementos da base de dados como os centros iniciais dos grupos;
2. Calcula a distância entre cada ponto e os centros dos grupos;
3. Cada objeto é atribuído ao grupo associado com o centro mais próximo, ou seja, no grupo ao qual o elemento é mais similar, de acordo com o valor médio dos elementos no grupo (centroide);
4. Atualiza as médias dos grupos, calculando um novo centroide para cada grupo;
5. Repete os passos 2 e 3 (com os novos centros) e o passo 4 até que não haja mudança nos centros;
6. Encerra o passo 5 quando não houver mudanças de elementos de um grupo para outro.

A Figura 14 ilustra o funcionamento do algoritmo *K-means*:

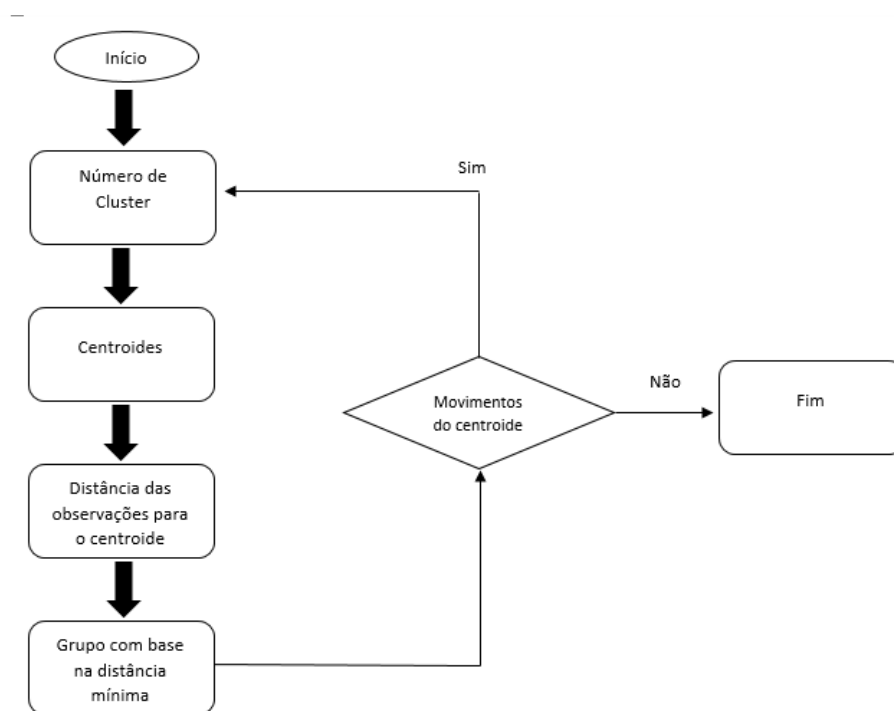


Figura 14: Funcionamento do Algoritmo k-means. Fonte: Gan *et al.* (2007); Manning *et al.* (2008).

Uma das principais dificuldades para análise de agrupamento é decidir o número correto de grupos, no qual raramente é conhecido, para cada tipo de conjunto de dados. No entanto, a maioria dos algoritmos de agrupamento é projetada apenas para agrupar dados de acordo com um número previamente definido de grupos (Kodinariya *et al.*, 2013). Se o valor de k for muito pequeno, haverá uma chance de colocar objetos diferentes no mesmo grupo e se o valor de k for grande, os objetos mais semelhantes serão colocados em grupos diferentes (Sivamani *et al.*, 2019).

Portanto, identificar o número de *clusters* é uma tarefa importante para qualquer problema de *cluster*. Conforme citado na 3.6.3.1, existem algoritmos que sugerem o número de *cluster*, como o *Elbow Method* utilizado neste trabalho (Kodinariya *et al.*, 2013). Para esta pesquisa, foram definidas as seguintes configurações para o algoritmo de agrupamento *k-means*:

- Definição do número máximo de interações do algoritmo *k-means*:
max_iter=300;

- Definição do número de vezes que o algoritmo *k-means* será executado com diferentes centroides. O resultado final será a melhor saída de `n_init`.
`n_init=100`;
- Determinar a geração de números aleatórios para inicialização do centroide:
`random_state=0`.

3.6.3.3 *Random Florest Classifier*

De acordo com Breiman (2001), *Random Forest* (RF) é um algoritmo de aprendizado de máquina supervisionado que emprega um grande conjunto de árvores de decisão usado para tarefas de classificação e regressão. O desempenho notável da classificação, juntamente com o treinamento e o ajuste relativamente simples, são os pontos fortes do algoritmo de RF, salienta Menze (2009).

No caso da classificação, conforme Breiman (2001), o algoritmo de RF emprega um conjunto de árvores de classificação, enquanto cada árvore é construída em uma amostra inicializada dos dados originais. As árvores de classificação são construídas com base em divisões binárias recursivas, pois para cada divisão, um subconjunto de variáveis de entrada escolhido aleatoriamente é usado para encontrar a melhor divisão binária, aponta James (2013).

O algoritmo de RF também pode ser usado para seleção de recursos (Breiman, 2001); isso é feito medindo a diminuição média da precisão quando um recurso específico é removido do conjunto de recursos nas árvores. Se a deterioração da precisão após a exclusão do recurso for não significativo, o recurso será menos importante e vice-versa. O algoritmo de RF atribui a pontuação de importância a cada recurso através da utilização do conceito mencionado acima. Os escores de importância dos recursos no classificador de RF podem, portanto, ser avaliados e utilizados como critério de seleção de recursos (Breiman, 2001; Gregorutti, 2017).

Neste trabalho, esta etapa tem como objetivo reduzir a alta dimensionalidade presente nos dados. Para isso foi considerado como processo de redução de variáveis o *RandomForestClassifier* da biblioteca *Sklearn*, que utiliza o método de aprendizado supervisionado, o qual empregou como alvo, a variável *Artigos-Publicados*. Por sua vez, o *RandomForestClassifier* possui o método *feature_importances* que resulta o percentual correlativo de cada variável em referência à variável alvo. Assim, serão utilizadas as *features* mais relevantes.

3.6.3.4 Recomendação e Classificação dos Candidatos

Este algoritmo permite dois formatos de recomendação, sendo eles por grupo de candidatos e por classificação de cada candidato. Inicialmente, foram obtidos os centroides dos *clusters* para promover o cálculo da distância euclidiana de cada pesquisador candidato aos centroides definidos no treinamento. Para a recomendação e classificação, foi definido o principal *Cluster*. A definição do melhor *cluster* teve como base as *features* que mais representam os dados, obtidas através do algoritmo *RandomForestClassifier* (RFC).

Uma vez concluída a etapa de seleção de *features*, pôde-se assim verificar a frequência/score das variáveis em cada *cluster*, ao aferir a medida quali-quantitativa de cada agrupamento dos dados, e por fim o seu ranqueamento, permitindo assim a recomendação de grupos de candidatos.

Após análise dos agrupamentos e definição do melhor *cluster*, compreende-se que as melhores recomendações, dos candidatos produtivos, são aquelas que possuem a menor distância ao centroide do melhor *cluster*. Assim, serão ordenados os *scores* das distâncias dos candidatos, o que permite a classificação destes.

3.6.3.5 Validação do Algoritmo

A verificação da assertividade é muito importante em Sistemas de Recomendação. Essa propriedade visa quantificar a capacidade do sistema em realizar acertos (McNee *et al.*, 2006). A avaliação de um modelo de recomendação e classificação envolve a verificação da precisão na identificação das amostras da classe de maior interesse, exemplos positivos, contra os demais, exemplos negativos, conduzindo a uma análise das taxas de erro ou sucesso obtidas. Diante disso, os valores que fornecem os subsídios necessários são: *True positives* (TP) – verdadeiros positivos, correspondem aos exemplos positivos corretamente rotulados; *False negatives* (FN) – falsos negativos, correspondem aos exemplos positivos incorretamente rotulados; *False positives* (FP) – falsos positivos, correspondem aos exemplos negativos incorretamente rotulados; *True negatives* (TN) – verdadeiros negativos, correspondem aos exemplos negativos corretamente rotulados (Witten *et al.*, 2005; Han *et al.*, 2012).

Para verificar a assertividade do algoritmo de recomendação foram realizados dois testes, sendo eles o *Recall* e a Acurácia. O indicador *Recall*, também chamado de taxa de acerto, tem como objetivo mensurar a capacidade do sistema em fazer recomendações que

serão usadas pelo usuário. É definido como a proporção de previsões corretas da categoria alvo. Seus cálculos (equação 2) são realizados a partir das relações entre as frequências com que cada caso ocorre (Shani *et al.*, 2011). Assim, o *recall* é intuitivamente a capacidade do classificador de encontrar todas as amostras positivas (Rezaeimehr *et al.*, 2017).

A medida de *Recall* é definida como:

$$recall = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{TP}{TP + FN}.$$

Equação 2: Medida de Recall. Fonte: Shani *et al.* (2011)

Por sua vez, a acurácia, determinada pela equação 3, representa a proporção de dados corretamente classificados, que conforme apontado por Demšar (2006); Han *et al.* (2012); Hossin *et al.* (2015) é a medida mais utilizada na prática devido a sua simplicidade de cálculo, aplicabilidade em problemas multiclases e facilidade de interpretação do seu significado.

$$Acurácia = A = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Equação 3: Medida da Acurácia. Fonte: Demšar (2006); Han *et al.* (2012).

Para verificar a assertividade, foram analisados os mesmos 40 candidatos (currículos Lattes) utilizados para a tomada de decisão. Para isso, foi realizado um novo ranqueamento, considerando somente as informações dos três anos após a conclusão do pós-doutorado no exterior. Esse novo ranqueamento permitiu a comparação dos resultados antes e após a realização do pós-doutorado no exterior de cada candidato. O objetivo foi verificar se o candidato permanece no mesmo grupo recomendado pelo algoritmo de recomendação / classificação.

Foi verificada a assertividade em dois cenários distintos: (1) no primeiro cenário, denominado cenário de alta validade, foram consideradas as variáveis identificadas no pré-processamento, ou seja, as variáveis representativas do modelo do algoritmo; (2) no segundo cenário, denominado cenário incerto, o foco foi apenas as variáveis de internacionalização, as quais se esperam que um pós-doutor no exterior exerça após a conclusão do pós-doutorado, conforme Relatório do Grupo de Trabalho Internacionalização da CAPES de novembro de 2019 (Internacionalização, 2019).

As variáveis de internacionalização consideradas para o cenário incerto foram: (1) lecionar disciplina em universidade estrangeira, (2) produção em cooperação internacional,

(3) membro de corpo editorial internacional, (4) revisor de período internacional, (5) revisor de projeto de fomento internacional e (6) organização de evento internacional. Foram mantidas as variáveis Artigos-Publicados e *Score*. Ressalta-se que para esse cenário incerto as novas variáveis foram adicionadas ao treinamento, embora na maioria dos currículos Lattes elas não estiveram presentes no período anterior a realização do pós-doutorado no exterior, contudo, pressupõe-se que um pesquisador produtivo antes da realização de um pós-doutorado no exterior tende a ser produtivo nessas novas variáveis após a realização do pós-doutorado no exterior. Assim, o cenário incerto apresenta um ambiente incerto para o algoritmo, o qual também é incerto para os avaliadores humanos que selecionam e elegem candidatos de pós-doutorado no exterior.

3.7. Análise dos Dados da Decisão Intuitiva *versus* Decisão Racional

Um dos procedimentos para interpretação de resultados pauta-se na Triangulação (Marcondes *et al.*, 2014). Nas ciências sociais, o termo triangulação, segundo Denzin (1978), considera que, ao buscar um determinado conhecimento, o pesquisador precisará posicionar-se em outros dois pontos de vista, no mínimo, a fim de ajustar a adequada distância e angulação dos conceitos e posicionar-se definitivamente após a análise das visões distintas. O conceito básico de triangulação apresentado por Zappellini *et al.* (2015) diz que é um procedimento que combina diferentes métodos de coleta e de análise de dados, diferentes populações/sujeitos (ou amostras/objetos), diferentes perspectivas teóricas e diferentes momentos no tempo, com o propósito de consolidar suas conclusões a respeito do fenômeno que está sendo investigado.

Conforme sugerido por Denzin (1978), é utilizada a triangulação de investigadores, em que diferentes grupos de participantes examinam a mesma situação e são feitas comparações de dados ou de pontos de vista. Tais comparações devem ser sistemáticas e devem dar conta da influência do pesquisador sobre o tema e os resultados da pesquisa (Flick, 2009).

Dessa maneira, neste trabalho a triangulação é utilizada para comparar no cenário de alta validade e no cenário incerto os resultados da assertividade da decisão Racional por meio do Algoritmo em relação às decisões dos Especialistas e Não Especialistas, levando em consideração o estilo de decisão de cada grupo, ou seja, intuitivos ou racionais, a fim de responder as hipóteses aqui apresentadas.

Também para a comparação dos resultados das assertividades, foi realizada uma análise descritiva de “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes”, por meio da utilização de medidas de tendência central (média) e dispersão (desvio padrão). Além disso, foi usado o método *Bootstrap* (Efron *et al.*, 1993) para calcular os intervalos de confiança das médias (IC). Na primeira análise, para verificar se a assertividade da tomada de decisão dos grupos “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” é semelhante, melhor ou pior em relação ao outro grupo, no Cenário de Alta Validade e no Cenário Incerto. Também para verificar se a assertividade da tomada de decisão dos grupos “Experimental Intuitivo”, “Experimental Racional” e “Algoritmo” é semelhante, melhor ou pior em relação ao outro grupo no Cenário de Alta Validade e no Cenário Incerto.

Com o intuito de verificar se a acurácia dos grupos “Algoritmo”, “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” são semelhantes entre si no cenário que mescla validade e incertezas, calculou-se também o Teste D de Cohen (Cohen, 1988) para as médias, com o objetivo de calcular o tamanho do efeito entre os grupos comparados. O Cohen d representa a diferença em desvios padrões entre as médias de dois grupos. Isto é, se um d de 0,30 é observado entre dois grupos, significa que a média de um dos grupos é 0,30 desvios padrões maior. Segundo Cohen (1988), o valor de d menor que 0,19 indica um tamanho de efeito não significativo, valores de d entre 0,20 e 0,49 representam um tamanho de efeito pequeno, valores de d entre 0,50 e 0,79 representam um tamanho de efeito médio, valores de d entre 0,80 e 1,29 representam um tamanho de efeito grande e segundo Rosenthal (1996) valores de d acima de 1,30 indicam um tamanho de efeito muito grande. O *software* utilizado nas análises foi o R (versão 3.6.3).

Já em outra análise, a tomada de decisão tanto pelo algoritmo, quanto pelos humanos foi decidir quais os melhores currículos Lattes. Para isso, a decisão foi realizada em cima de vários atributos dos currículos. Nessa análise, o objetivo foi verificar se o algoritmo priorizou as principais variáveis de forma mais semelhantes com os humanos intuitivos ou racionais, ou seja, se o algoritmo era mais intuitivo ou mais racional. Para a verificação da representatividade das variáveis foi realizado o teste da acurácia (Demšar, 2006; Han *et al.*, 2012; Hossin *et al.*, 2015).

4. ANÁLISES E RESULTADOS

Neste capítulo, encontram-se dispostos os principais resultados encontrados com a pesquisa, os quais foram estruturados em quatro partes: (1) Apresenta o perfil dos participantes da pesquisa; (2) discorre sobre a percepção e visão dos próprios Doutores e Avaliadores *Ad hoc* acerca do pós-doutorado no exterior; (3) apresenta os resultados da tomada de decisão racional, apresentando cada etapa do algoritmo de recomendação/classificação e (4) apresenta os resultados da tomada de decisão intuitiva e por fim, (5) descreve as comparações das assertividades dos grupos humanos *versus* a assertividade do algoritmo.

4.1 Perfil dos Participantes da Pesquisa

Esta seção apresenta o perfil dos participantes da pesquisa. Inicialmente, na seção 4.1.1, são apresentados os dados demográficos de todos os participantes (*Ad hoc*, Doutores e Discentes). Os dados demográficos também são apresentados por grupos de participantes, a fim de confirmar a experiência que os grupos experimentais primários e secundários possuem em relação ao grupo de controle.

Assim a seção 4.1.2 descreve o perfil dos Avaliadores *ad hoc* (Grupo Experimental Primário); a seção 4.1.3 delinea o perfil dos Doutores (Grupo Experimental Secundário) e a seção 4.1.4 apresenta o perfil dos Discentes (Grupo de Controle).

Em relação ao grupo experimental primário e secundário, a meta do presente trabalho foi realizar uma distribuição do instrumento de coleta de dados de forma censitária, abarcando todos os docentes pesquisadores atuantes na pós-graduação *stricto sensu* em administração, economia e ciências contábeis.

4.1.1 Perfil dos Participantes

O total de participantes nesta pesquisa foi de 361 pessoas, sendo 229 doutores, dos quais 117 se intitularam avaliadores *Ad hoc*, assim o grupo de doutores resultou em um total de 112 participantes. O total de discentes que participaram desta pesquisa correspondeu a 132 (Figura 15).

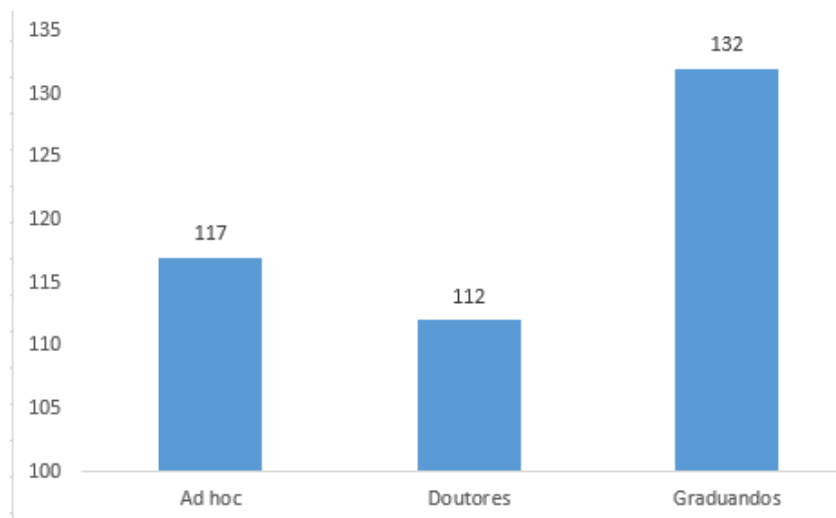


Figura 15: Participantes da Pesquisa

Em relação ao gênero, do total de 361 participantes, 236 (65,37%) são do sexo masculino e 125 (34,63%) do sexo feminino (Figura 16).

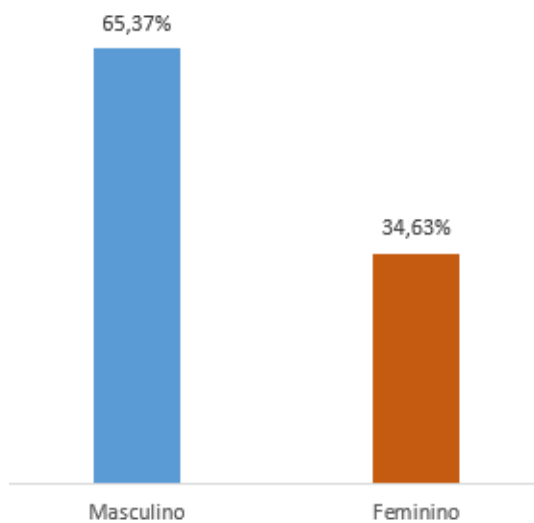


Figura 16: Gênero dos Participantes da Pesquisa

A Figura 17 apresenta o perfil de idade dos participantes em termos de frequência absoluta. A distribuição de idade que os participantes possuíam quando houve a aplicação do instrumento de pesquisa, possuiu como intervalo a idade mínima de 17 anos e máxima de 75 anos, tendo a idade média de 39,89 anos e um desvio padrão de 14,52 anos (Figura 17). Além disso, é possível identificar que a idade que mais teve participação nessa pesquisa foi de 18

anos e a idade central correspondeu a 42 anos. A distribuição da idade dos participantes foi testada quanto à normalidade (teste de Kolmogorov-Smirnov). A hipótese de a variável ‘Idade’ ter uma distribuição normal foi aceita, para um nível de significância de 0,01 (Fávero *et al.*, 2009).

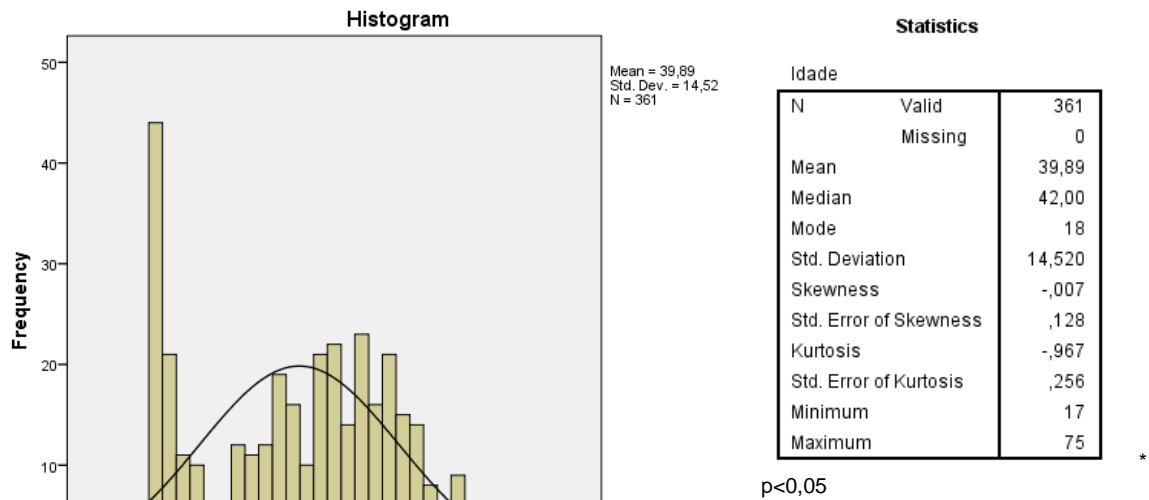


Figura 17: Histograma de distribuição dos participantes pela idade.

No que diz respeito à atuação em cargos de liderança ou chefia, 149 (41,28%) exercem cargos de liderança e 212 (58,72%) não (Figura 18). Esse resultado demonstra que a maior parte dos participantes podem não apresentar grande experiência em tomada de decisão.

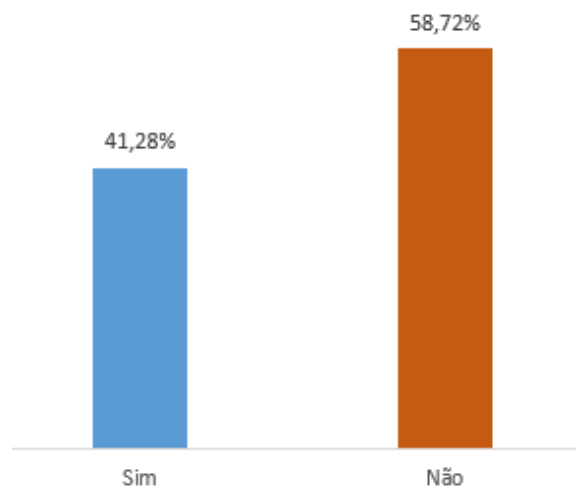


Figura 18: Atuação dos Participantes em Cargos de Liderança ou Chefia

No que tange à atuação na docência, 257 (71,19%) atuam ou já atuaram como docente e 104 (28,81%) nunca atuaram. A Tabela 4 apresenta a distribuição do tempo atuação na docência dos participantes.

Tempo de Atuação	Frequência	%
Nunca atuaram	104	28,81%
Menos de 1 ano	7	1,94%
Entre 01 e 03 anos	9	2,49%
Entre 03 e 05 anos	14	3,88%
Entre 05 e 10 anos	33	9,14%
Mais de 10 anos	194	53,74%
Total	n = 361	100,0%

Tabela 4: Distribuição dos Participantes por tempo de atuação como docente.

4.1.2. Perfil dos Avaliadores Ad Hoc

O grupo experimental primário, representado por Avaliadores *Ad Hoc*, obteve o total de 117 participantes, sendo 87 (74,35%) do sexo masculino e 30 (25,65%) do sexo feminino (Figura 19).

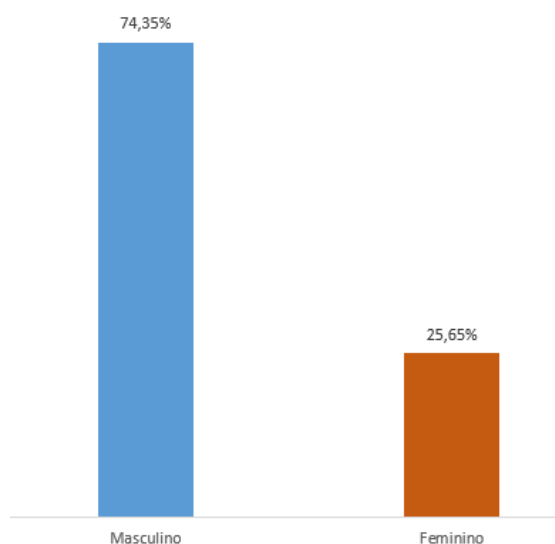


Figura 19: Gênero dos Avaliadores *Ad Hoc*

A Figura 20 apresenta o perfil de idade dos participantes Avaliadores Ad hoc em termos de frequência absoluta. A distribuição de idade que os participantes possuíam quando

foi feita a aplicação do instrumento de pesquisa, possuiu como intervalo a idade mínima de 32 anos e máxima de 73 anos, tendo a idade média de 49,97 anos e um desvio padrão de 9,45 anos. Além disso, é possível identificar que a idade que mais teve participação por parte dos avaliadores Ad Hoc foi de 52 anos e a idade central correspondeu a 51 anos. A distribuição da idade dos avaliadores Ad Hoc foi testada quanto à normalidade (teste de Kolmogorov-Smirnov). A hipótese de a variável 'Idade' ter uma distribuição normal foi aceita, para um nível de significância de 0,01 (Fávero *et al.*, 2009).

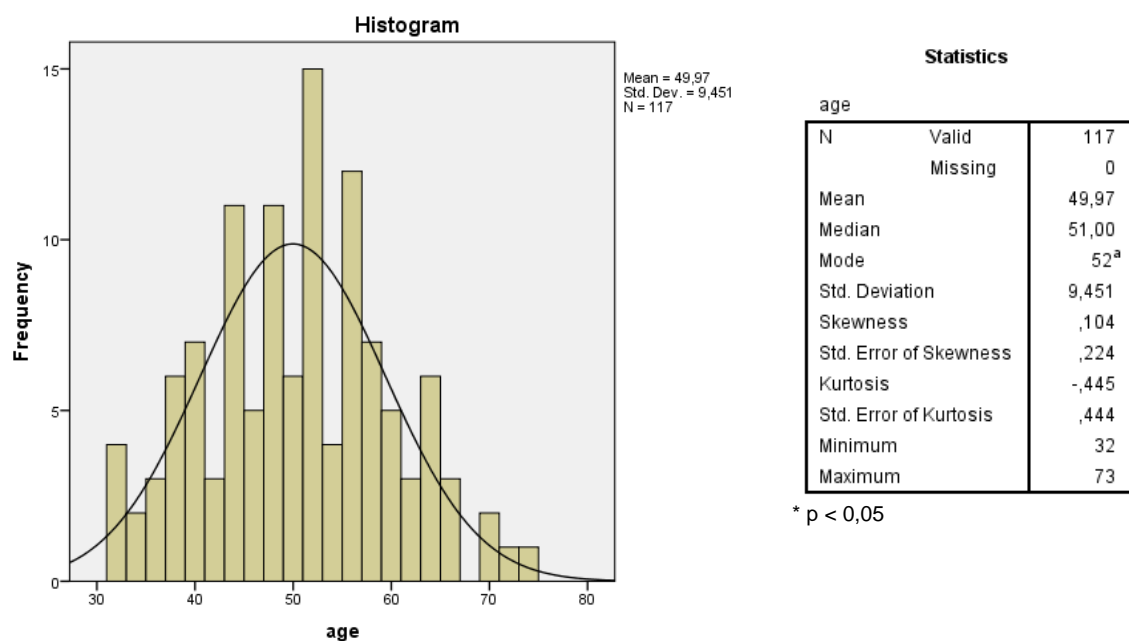


Figura 20: Histograma de distribuição dos avaliadores *Ad Hoc* pela idade.

No que diz respeito a atuarem em cargos de liderança ou chefia, 68 (58,11%) atuam e 49 (41,0%) não atuam (Figura 21).

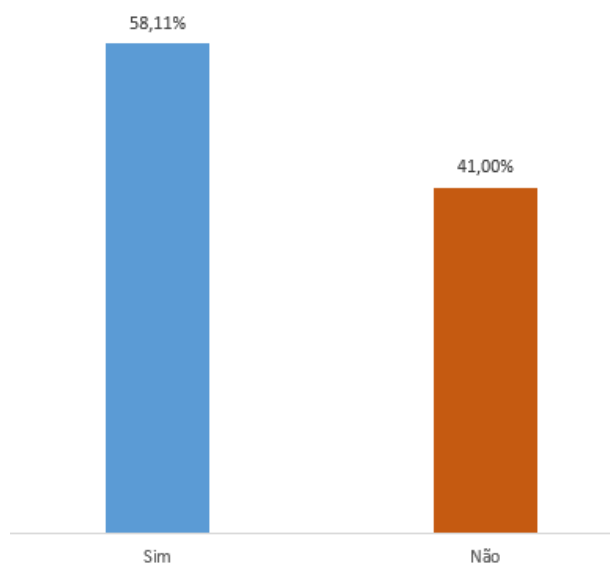


Figura 21: Atuação dos Avaliadores Ad Hoc em Cargos de Liderança ou Chefia

No que tange a atuação na docência, 117(100,0%) atuam ou já atuaram como docente. A Tabela 5 apresenta a distribuição do tempo de atuação na docência dos participantes

Tempo de Atuação	Frequência	%
Nunca atuaram	0	0,0%
Menos de 1 ano	1	0,85%
Entre 01 e 03 anos	0	0,0%
Entre 03 e 05 anos	2	1,71%
Entre 05 e 10 anos	14	11,97%
Mais de 10 anos	100	85,47%
Total	n = 117	100,0%

Tabela 5: Distribuição dos Avaliadores Ad Hoc por tempo de atuação como docente.

4.1.3. Perfil dos Doutores

O grupo experimental secundário, representado por pesquisadores doutores, obteve o total de 112 participantes, sendo 82 (70,08%) do sexo masculino e 30 (29,92%) do sexo feminino (Figura 22).

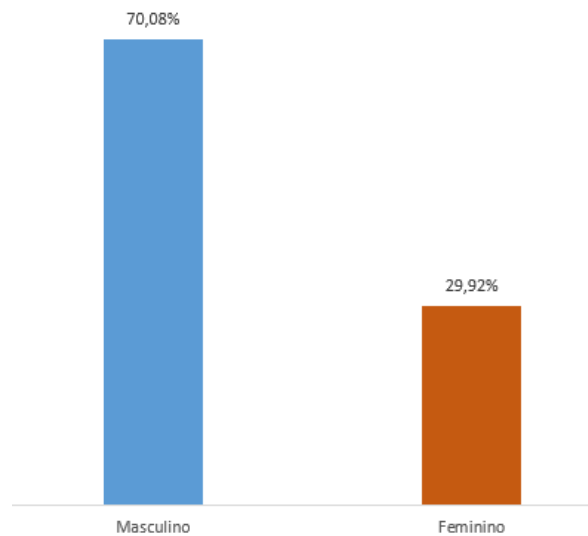


Figura 22: Gênero dos Participantes Doutores

A distribuição de idade que os Doutores possuíam quando da aplicação do instrumento de pesquisa, possuiu como intervalo a idade mínima de 29 anos e máxima de 75 anos, tendo a idade média de 45,99 anos e um desvio padrão de 9,57 anos. Além disso, é possível identificar que a idade que mais teve participação por parte dos Doutores foi de 43 anos e a idade central correspondeu a 45 anos (Figura 23).

A distribuição da idade dos Doutores foi testada quanto à normalidade (teste de Kolmogorov-Smirnov). A hipótese de a variável 'Idade' ter uma distribuição normal foi aceita, para um nível de significância de 0,01 (Fávero *et al.*, 2009).

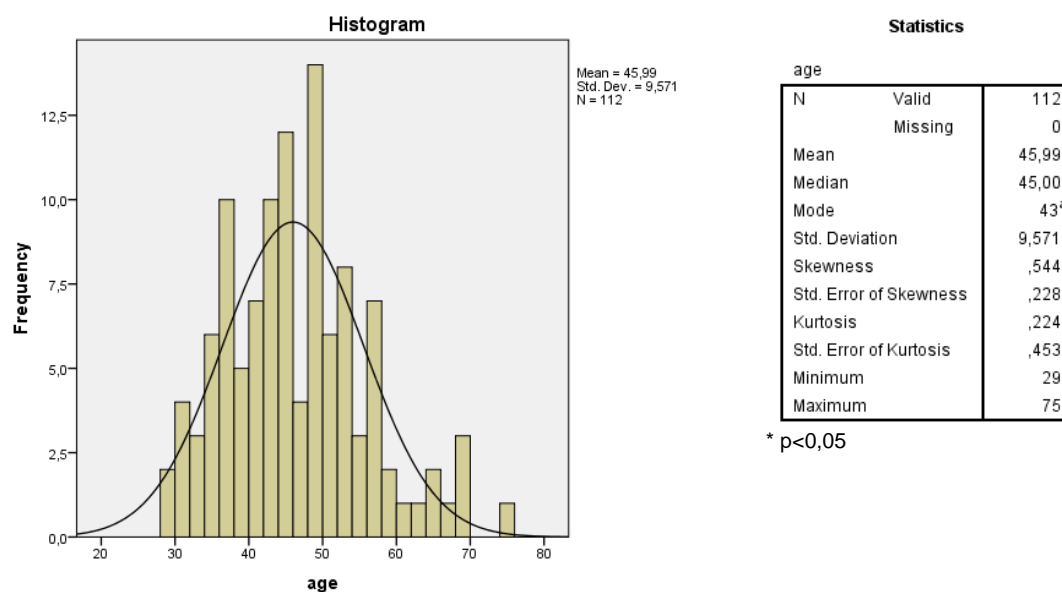


Figura 23: Histograma de distribuição dos Doutores pela idade.

No que diz respeito a atuarem em cargos de liderança ou chefia, 61 (52,13%) atuam e 51 (47,87%) não atuam (Figura 24).

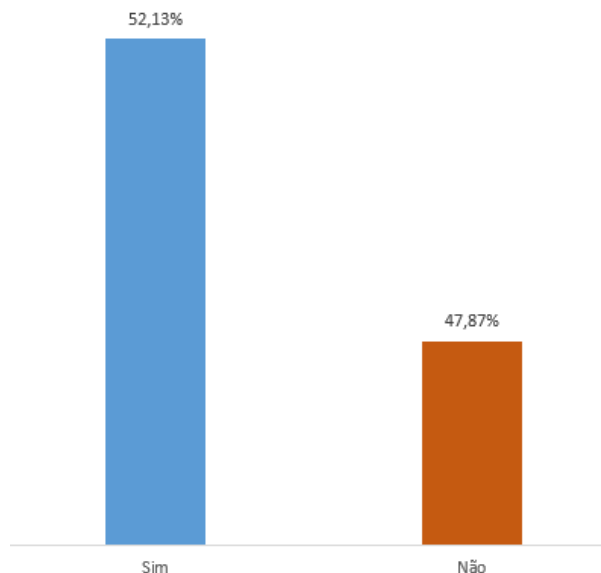


Figura 24: Atuação dos Doutores em Cargos de Liderança ou Chefia

Em relação à atuação na docência, 111 (99,11%) atuam ou já atuaram como docente e 1 (0,89%) nunca atuou. A Tabela 6 apresenta a distribuição do tempo atuação na docência dos participantes.

Tempo de Atuação	Frequência	%
Nunca atuaram	1	0,89%
Menos de 1 ano	2	1,79%
Entre 01 e 03 anos	5	4,46%
Entre 03 e 05 anos	7	6,25%
Entre 05 e 10 anos	14	12,50%
Mais de 10 anos	83	74,11%
Total	n = 112	100,0%

Tabela 6: Distribuição dos Participantes Doutores por tempo de atuação como docente.

4.1.4 Perfil dos Discentes

O grupo de controle, representado por discentes, obteve o total de 132 participantes, sendo 67 (50,75%) do sexo masculino e 65 (49,25%) do sexo feminino (Figura 25).

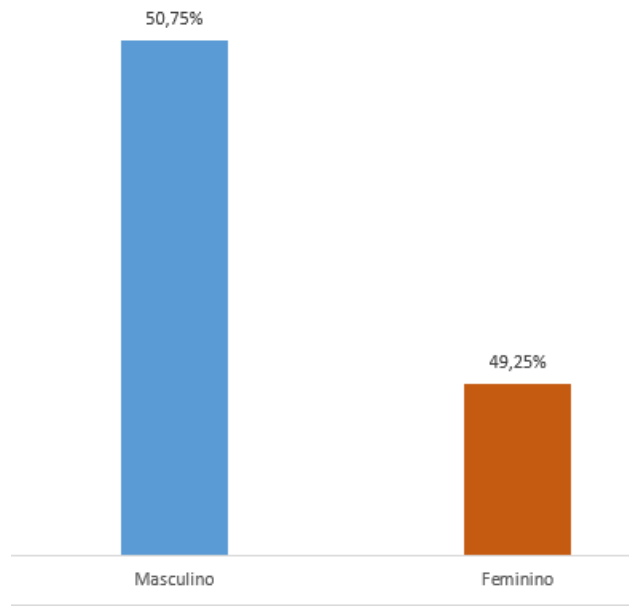


Figura 25: Gênero dos Participantes Discentes

A distribuição de idade que os Discentes possuíam quando ocorreu a aplicação do instrumento de pesquisa, possuiu como intervalo a idade mínima de 17 anos e máxima de 62 anos, tendo a idade média de 25,96 anos e um desvio padrão de 10,01 anos. É possível identificar também que a idade que mais teve participação por parte dos Discentes foi de 18 anos e a idade central correspondeu a 21 anos (Figura 26).

A distribuição da idade dos Discentes foi testada quanto à normalidade (teste de Kolmogorov-Smirnov). A hipótese de a variável ‘Idade’ ter uma distribuição normal foi aceita, para um nível de significância de 0,01 (Fávero *et al.*, 2009).

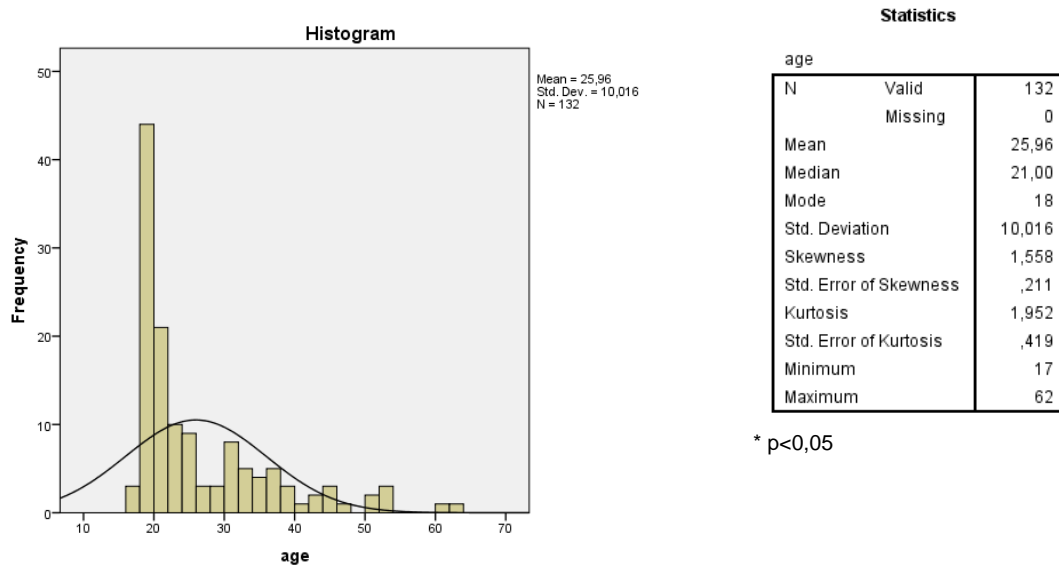


Figura 26: Histograma de distribuição dos Discentes pela idade.

No que diz respeito a atuarem em cargos de liderança ou chefia, 20 (15,15%) atuam e 112 (84,85%) não atuam (Figura 27). Esse resultado é mais um fator que reforça a inexperiência dos Discentes em processos de tomadas de decisão.

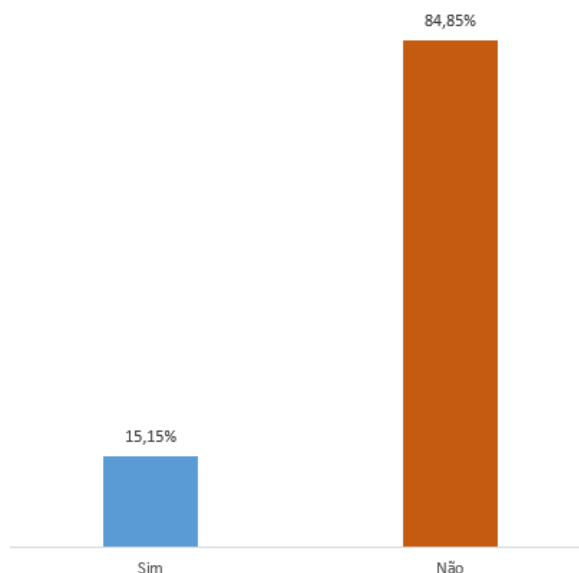


Figura 27: Atuação dos Discentes em Cargos de Liderança ou Chefia.

No que tange à atuação na docência, 29 (21,97%) exercem ou já exerceram cargo de docente e 103 (78,03%) nunca atuaram como docente. A Tabela 7 apresenta a distribuição do tempo atuação na docência dos participantes Discentes.

Tempo de Atuação	Frequência	%
Nunca atuaram	103	78,03%
Menos de 1 ano	4	3,79%
Entre 01 e 03 anos	4	3,79%
Entre 03 e 05 anos	5	3,03%
Entre 05 e 10 anos	5	3,03%
Mais de 10 anos	11	8,33%
Total	n = 132	100,0%

Tabela 7: Distribuição dos Discentes por tempo de atuação como docente.

4.2 Visões Sobre o Pós-doutorado no Exterior

Na presente seção, ilustram-se questões mais qualitativas e que dizem respeito às percepções dos participantes em relação ao Pós-doutorado no Exterior. Ressalta-se que a

inserção dos comentários pelos participantes na aplicação do instrumento de pesquisa era obrigatória, o que permitiu assim um maior entendimento sobre como os participantes veem o pós-doutorado no exterior.

4.2.1. Para que serve um Pós-Doutorado no Exterior

As nuvens de palavras nesta pesquisa foram construídas por meio da utilização do *software* Iramuteq. Foram elaboradas baseadas no texto das 361 participações registradas por meio dos comentários realizados pelos Avaliadores *ad hoc* (117 participações), Doutores (112 participações) e Discentes (132 participações), quando realizada a aplicação do instrumento de pesquisa.

A motivação da nuvem de palavras neste tópico é revelar temas gerais de como os participantes descrevem a utilidade da realização de um pós-doutorado no exterior. O objetivo é confrontar as nuvens de palavras de cada grupo de participantes.

A identificação da representatividade, em relação ao que os Avaliadores *ad hoc* descrevem como objetivo de um pós-doutorado no exterior, apresentou com maior representatividade: pesquisa (69), *networking* (34), pesquisador (18), conhecimento (17), experiência (13), área específica (12), aprimoramento (11), atualização (9) e internacionalização (7), conforme apresentado na Figura 28.

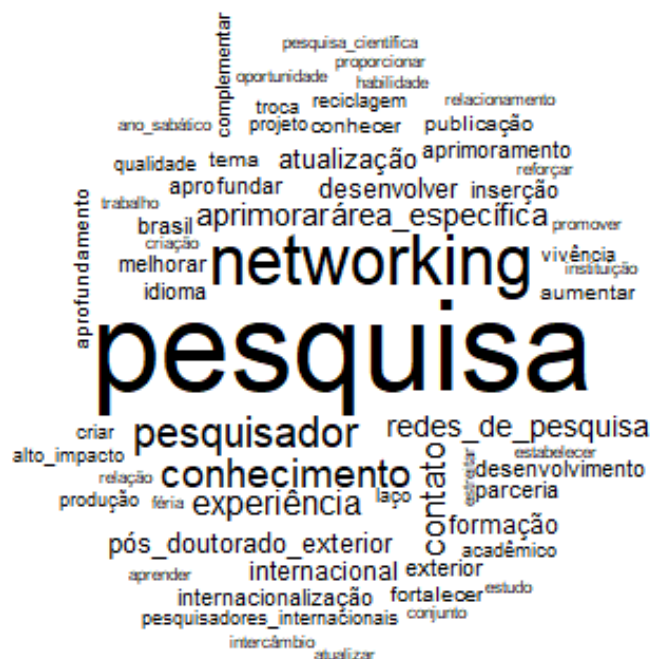


Figura 28: Para que serve um pós-doutorado no Exterior (Avaliadores *Ad hoc*)

Assim, pode-se notar que os temas mais relevantes, ou seja, mais citados pelos Avaliadores *Ad Hoc*, reforçam que estes relacionam consideravelmente o tema pós-doutorado no exterior com o tema pesquisa, ou seja, há um consenso entre os Avaliadores *Ad hoc* acerca de que a realização de um pós-doutorado no exterior visa à melhoria na qualidade da pesquisa em sua respectiva área de conhecimento, através da ampliação e absorção de novos conhecimentos e experiência internacional. Através da nuvem de palavras, nota-se também a relevância do tema atualização, reforçando que ao realizar um pós-doutorado no exterior busca-se modernizar a pesquisa e o pesquisador, ao se procurar as tendências atuais através da vivência de novas realidades.

Além disso, demonstra também que os Avaliadores *Ad hoc* consideram o pós-doutorado no exterior como uma oportunidade da criação e ampliação de redes de contatos, novos parceiros internacionais, um *networking* entre pesquisadores/instituições nacionais e internacionais, o que permite assim a realização conjunta de pesquisas com estes atores que estão no berço do estado da arte.

Por sua vez, a identificação da representatividade em relação ao que os Doutores descrevem como objetivo de um pós-doutorado no exterior apresentou com maior representatividade: pesquisa (66), *networking* (31), pesquisador (25), conhecimento (20), experiência (18), tema (10), aperfeiçoamento (9), parceria (9), contato (8) e internacionalização (8), conforme apresentado na Figura 29.

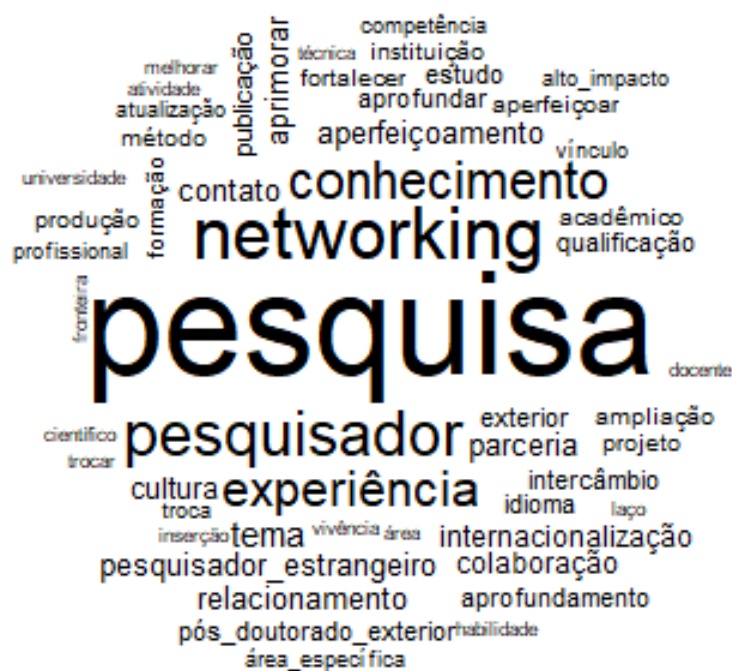


Figura 29: Para que serve um pós-doutorado no Exterior (Doutores)

Pode-se notar que a nuvem de palavras dos Doutores e Avaliadores *ad hoc* apresentam semelhanças. Os temas mais relevantes citados pelos Doutores também relacionam consideravelmente o tema pós-doutorado no exterior com o tema pesquisa, ou seja, há também um consenso entre os Doutores no sentido de que a realização de um pós-doutorado no exterior visa à melhoria na qualidade da pesquisa em sua respectiva área de conhecimento. Através da nuvem de palavras é possível verificar a relevância dos temas “aperfeiçoamento” e “aprimorar”, o que reforça que a visão que os Doutores possuem em relação à realização de um pós-doutorado no exterior está direcionada ao crescimento e qualidade, tanto da pesquisa nacional, quanto do pesquisador, através da experiência internacional. O tema “*networking*” apresenta grande destaque, juntamente com os temas “parceria” e “relacionamento”, reforçando a relevância da formação de rede de contatos com pesquisadores, instituições e pesquisas internacionais.

Corroborando com os principais temas, Kok (2005) afirma que a universidade deve se internacionalizar, tanto pela aquisição de valor ou dimensão internacional, e colaborar para o desenvolvimento científico em nível supranacional, seja pelas suas atividades de formação, seja pela qualidade e impacto de sua pesquisa.

A internacionalização permite a realização de experiências complementares ao processo educacional no âmbito da graduação e da pós-graduação. Esse processo de internacionalização para fins estritamente acadêmicos contribui para o desenvolvimento da educação e da ciência, através da colaboração e da troca de experiências com agentes estrangeiros (Kok, 2005).

Assim, a internacionalização refere-se às trocas econômicas, políticas, culturais entre nações, e as relações que daí resultam. Pode ser aplicada à ciência na medida em que ocorre a integração entre processos de ensino/aprendizagem, pesquisa e serviços relacionados à educação superior em nível internacional, no sentido da formação de uma sociedade global do conhecimento que atenda a agenda internacional de pesquisa (Mercure, 2001).

Diante disso, a internacionalização da ciência por meio de aprimoramento da produção científica, com perspectiva de colaboração com pesquisadores estrangeiros, é um dos fatores abarcados pela concessão de bolsas no exterior pela CAPES. Espera-se que, a partir das experiências e relações de colaborações científicas no exterior, esses ex-bolsistas sejam estratégicos na internacionalização da pesquisa brasileira.

Abaixo estão transcritas algumas das participações qualitativas e voluntárias dos Avaliadores *ad hoc* e doutores que ilustram o tema internacionalização:

“Internacionalização do pesquisador. Ampliar o olhar do professor pesquisador e dar a ele uma experiência internacional. Isso envolve não apenas conhecer outras universidades, como também aproximá-lo dos temas mais atuais e do modo de fazer pesquisas no exterior. ”

(Ad Hoc)

“ Proporcionar internacionalização do programa em que atua, proporcionando publicações internacionais. ”

(Ad Hoc)

“Ampliar a vivência internacional e cultural, além do repertório para o trabalho com grupos e organização. ”

(Doutor)

Por sua vez, o tema que apresentou maior destaque para os Avaliadores Ad Hoc e Doutores foi o tema “Pesquisa”. Glänzel *et al.* (2002) relatam que o pós-doutorado no exterior busca proporcionar o aumento da qualidade da pesquisa. Assim a pesquisa nacional tende a ter maior visibilidade e conseqüentemente publicações mais relevantes.

Schott (2005) sugere que se alcança uma maior qualidade da pesquisa nos países em desenvolvimento por meio de pesquisadores que tiveram a oportunidade de estabelecer e manter comunicação com os cientistas mais experientes dos países mais avançados.

Abaixo foram transcritas algumas das participações dos Avaliadores *Ad hoc* e Doutores que ilustram o tema “pesquisa”:

“Melhorar a qualidade da pesquisa e do pesquisador. ”

(Ad Hoc)

Buscar a excelência em pesquisa, visibilidade à pesquisa nacional, publicações de alto impacto. ”

(Ad Hoc)

“Serve para aumentar a qualidade da pesquisa”

(Doutor)

O tema *networking* também apresentou forte destaque nas nuvens de palavras dos Avaliadores Ad Hoc e Doutores. Nesse contexto Ackers (2005) e Jöns, (2007) citam que o pós-doutorado no exterior visa à vinculação do pesquisador a centros com maior intensidade de conhecimento, onde são estabelecidos os padrões e os paradigmas científicos que, dadas essas características, dispõem de condições satisfatórias para atrair o trabalho científico e manter relações colaborativas de pesquisa com outros centros.

Assim, o pós-doutorado no exterior é parte essencial do percurso profissional e determinante para a construção do seu capital social (Musselin, 2004; Morano-foadi, 2005).

Por meio da criação das redes de colaboração internacional, as instituições se beneficiam com a absorção de conhecimentos provindos de outros lugares, com as trocas e a geração de novos saberes, muito dos quais não são difundidos por outros meios (Laudel, 2003). Por outro lado, o estudo e a pesquisa, no exterior são importantes elementos de transferência de conhecimentos para os locais de origem. Os egressos trazem consigo e disseminam em seu cotidiano acadêmico ou profissional as informações, práticas, hábitos, valores que foram adquiridos, e viabilizam as relações entre seus respectivos países e aqueles que os acolheram em sua trajetória internacional (Altbach, 1997).

Alves *et al.* (2014) dizem que a colaboração científica pode elevar a publicação e a visibilidade de um país. O autor ressalta que vários governos têm incentivado o comportamento colaborativo de seus pesquisadores. Adams (2013) diz que se verifica, na atualidade, uma forte tendência de escrita colaborativa envolvendo autores de diferentes nacionalidades nos países desenvolvidos.

Por sua vez, Cunha-melo (2015) coloca que transferência do conhecimento, mobilidade de estudantes e pesquisadores no cenário científico internacional, projetos conjuntos e redes de cooperação de pesquisa são elementos considerados de grande importância para o desenvolvimento dos países, uma vez que viabilizam seu crescimento e são instrumento de solução de problemas socioeconômicos.

Abaixo estão transcritas algumas das participações dos Avaliadores *Ad hoc* e Doutores que ilustram o tema *networking*:

“O *networking* para troca de conhecimento e vivência é fundamental para ampliar os conhecimentos dos integrantes dos grupos de pesquisas, gerar entrosamento, buscar novas tecnologias.” (Ad Hoc)

“Principalmente para criar ou estreitar laços com pesquisadores internacionais. Ou seja, para criar ou fortalecer redes de pesquisa, visando o desenvolvimento científico do Brasil. ”

(Ad Hoc)

“Pós-doc no exterior serve para o pesquisador construir redes internacionais de colaboração, intensificar essas colaborações existentes qualificando sua produção como um todo. ”

(Doutor)

O pós-doutorado é uma experiência que contribuiu para criar e/ou fortalecer vínculos com as instituições e pesquisadores estrangeiros, possibilitando a troca de experiências e o estudo sobre um tema que seja de interesse para ambas as instituições. ”

(Doutor)

Em relação aos temas “conhecimento”, “experiência”, “área específica” e “aprimoramento”, Recotillet (2007) aborda que a inserção em um programa de pós-doutorado é uma forma de se obter um aprendizado em pesquisa, por meio do desenvolvimento e da experiência valiosa da pesquisa em si, ou, de modo geral, por meio do aprimoramento de habilidades científicas e técnicas acumuladas em uma área específica.

Abaixo foram transcritas algumas das participações dos Avaliadores *Ad hoc* e Doutores:

“Complementar a formação em alguma área, aprimorando o conhecimento”.

(Ad Hoc)

“Para aprender ou se aprofundar em novas técnicas de pesquisa ou temas de pesquisa”.

(Ad Hoc)

“É uma complementação dos estudos. Para permitir que o pesquisador esteja mais próximo ao estado da arte. ”

(Doutor)

“Para desenvolver competências técnicas: aprender/aperfeiçoar em uma área específica”.

(Doutor)

Por fim, corroborando com o tema “atualização”, Kannebley *et al.* (2009) ressaltam que o pós-doutorado seria uma atualização na formação, de interação entre universidades mirando uma noção de complementaridade interorganizacional e estabelecimento de relações em rede, visto que as redes interorganizacionais favorecem melhores resultados de inovação e capacitação para o conhecimento.

Abaixo estão transcritas algumas das participações dos Avaliadores *Ad hoc* e Doutores sobre o tema “atualização”:

“Visa atualizar o conhecimento do pesquisador”.

(Ad Hoc)

“Para fazer uma reciclagem e atualização no conhecimento, estudando o que há de mais novo na área de conhecimento.”

(Doutor)

Essas citações poderiam se estender, porém aqui foi apresentada uma fotografia da realidade de como os Avaliadores *ad hoc* e doutores descrevem para que serve a realização de um pós-doutorado no exterior. As descrições reforçam os temas centrais das nuvens de palavras, tendo como foco a melhoria da pesquisa, a internacionalização e o *networking* com pesquisadores e instituições. Todavia, há também o registro de posições extremas:

“ Não serve para nada. A maioria dos pós-doutorados que eu vejo são apenas umas férias no exterior.”

(Ad Hoc)

“Passeio remunerado com extra bônus de figurar bem no currículo.”

(Ad Hoc)

“Muitos só vão passear.”

(Ad Hoc)

“Não serve para nada.”

(Doutor)

“Não vejo utilidade.”

(Doutor)

Já as respostas extremas aqui citadas revelam dúvidas quanto à necessidade da realização de um pós-doutorado no exterior. Ao considerar um pós-doutorado como férias ou ano sabático, reforçam a necessidade de parâmetros de avaliação e exigências futuras para os pós-doutores, visto que a falta de exigências permite ao pesquisador obter resultados mínimos.

Essa necessidade corrobora com Castro (2013; 2017; 2020), o qual diz que existe a necessidade de parâmetros confiáveis e de indicadores de eficiência e eficácia dos estágios pós-doutorais e seu impacto sobre desempenho dos programas de pós-graduação, na produção científica e tecnológica. As universidades carecem de subsídios, de indicadores de retorno das políticas voltadas à capacitação de pessoal de forma a atender, efetivamente, as suas necessidades de qualidade (Castro, 2013; 2017; 2020).

Portanto, a falta de indicadores/parâmetros confiáveis para avaliar os resultados da realização de um pós-doutorado no exterior, pode permitir que muitos utilizem desse recurso para conhecer novos países e de certa forma, usufruir de um ano sabático.

Por fim, a identificação da representatividade em relação ao que os Discentes descrevem como objetivo de um pós-doutorado no exterior apresentou com maior representatividade: conhecimento (50), experiência (19), área_específica (17), pesquisa (16), pesquisador (12), currículo (10), especializar (9), aprofundar (9), aprimoramento (8) e cultura (8), conforme apresentado na Figura 30:

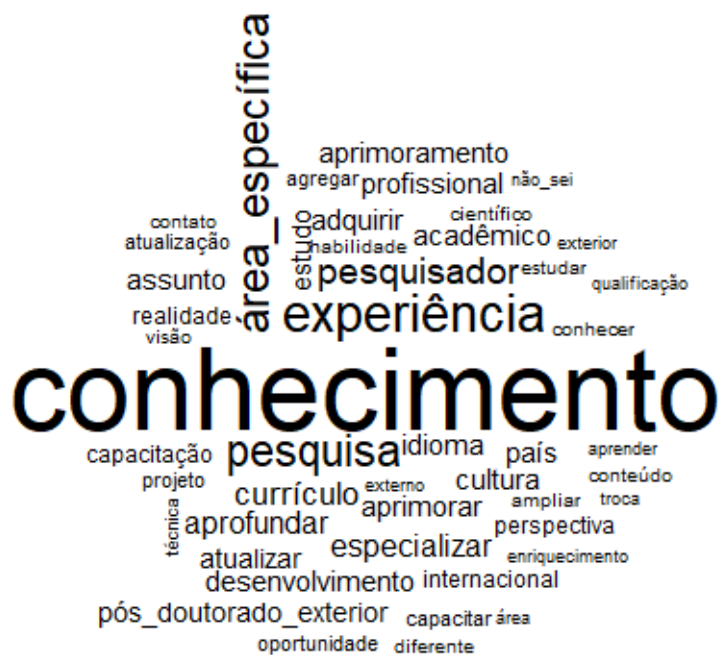


Figura 30: Para que serve um pós-doutorado no Exterior (Discentes)

Através da nuvem de palavras, elaborada por meio das respostas dos discentes, pode-se notar visualmente diferenças sobre a visão dos discentes em relação aos Doutores e Avaliadores *Ad hoc*. Os discentes relacionaram consideravelmente o tema “pós-doutorado no exterior” com o tema “conhecimento”. Adquirir conhecimento é uma resposta óbvia como objetivo da realização de qualquer curso, independentemente de ser um pós-doutorado, uma graduação ou um curso técnico.

Há uma discrepância considerável da representatividade entre o tema “conhecimento” e os demais temas. Isso demonstra que a maioria dos acadêmicos acredita que o pós-doutorado no exterior representa apenas absorção de conhecimento.

Entretanto, de forma mais discreta, outros temas obtiveram certa relevância, como experiência, área específica, pesquisa, pesquisador, especializar, cultura e aprimoramento. Assim, uma parcela dos participantes discentes entende o pós-doutorado no exterior como oportunidade de aprimoramento do pesquisador e da pesquisa, através de novas experiências em suas respectivas áreas.

Um tema que também apresentou destaque corresponde ao tema “currículo”, visto que, houve discentes que associaram a realização de um pós-doutorado no exterior à melhoria do currículo, inclusive relacionando-o a obtenção de melhores vagas no mercado de trabalho.

Abaixo está a transcrição de algumas das participações dos discentes sobre o tema “currículo”:

“Normalmente donos de empresas preferem currículos com pós-doutorado no exterior.”

“Melhores oportunidades de emprego.”

“Abrir portas para sua vida profissional.”

“Forte currículo para se destacar como administrador.”

É possível identificar também respostas confusas, o que demonstra a falta de conhecimento em relação ao pós-doutorado no exterior por parte dos discentes:

“Não sei qual seria quesito de diferença entre fazer um pós-doutorado nacional ou internacional.”

“Nunca pensei a respeito... mas acho que é uma oportunidade que abre várias outras portas.”

“É uma excelente chamada ter um pós-doutorado no currículo.”

“Um título com um peso significativo.”

Ao analisar simultaneamente as nuvens de palavras dos Avaliadores *Ad Hoc*, Doutores e Discentes, é possível confirmar que o grupo experimental primário e secundário desta pesquisa, representados pelos Avaliadores *Ad Hoc* e Doutores, apresenta um conhecimento mais profundo sobre os objetivos de se realizar um pós-doutorado no exterior. Por sua vez, é possível concluir que o grupo de controle, representado pelos Discentes, apresentou apenas um conhecimento superficial em relação à utilidade da realização de um pós-doutorado no exterior. Isso confirma a experiência do grupo experimental e a pouca experiência do grupo de controle em relação ao Pós-doutorado no Exterior.

4.2.2. Como os participantes avaliam e quais melhorias sugerem para os critérios de seleção do Pós-doutorado no Exterior

Neste tópico, serão consideradas apenas as respostas dos participantes dos grupos experimentais primários e secundários, visto que esses participantes podem possuir experiência e conhecimentos necessários para avaliar e sugerir melhorias no processo de seleção do pós-doutorado no exterior.

A Figura 31 apresenta um comparativo da avaliação dos critérios de seleção realizada pelos Avaliadores Ad hoc e Doutores.

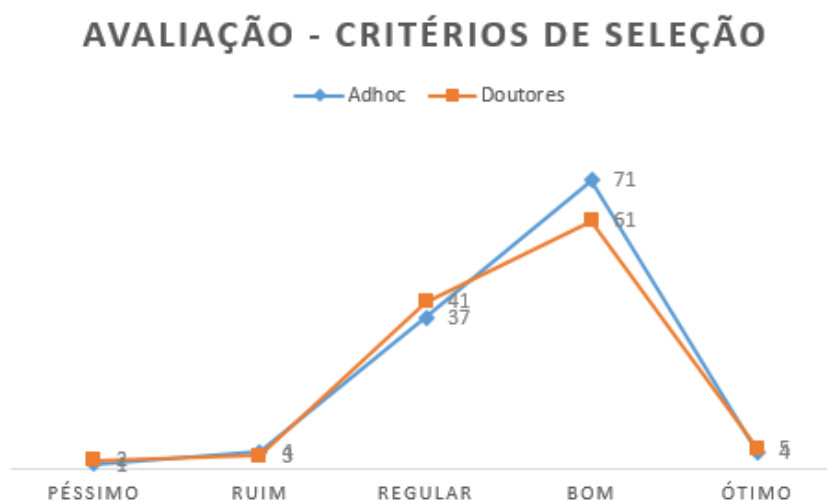


Figura 31: Comparativo da avaliação dos atuais critérios de seleção

A avaliação dos critérios de seleção realizada pelos Avaliadores *Ad hoc* e Doutores apresentou semelhanças em seus resultados. Apenas 4 Avaliadores *Ad hoc* consideram os critérios de seleção como ótimo, 71 consideram bom, 37 regular, 4 ruim e 1 péssimo. Por sua vez, 5 Doutores consideram os critérios de seleção como ótimo, 61 como bom, 41 regular, 3 ruim e 2 participantes consideram os critérios como péssimo.

A semelhança dos resultados foi confirmada por meio da realização de uma anova (Tabela 8).

ANOVA

Avaliac_num	Sum of Squares	Df	Mean Square	F	Sig.
Between Groups	,138	1	,138	,298	,585
Within Groups	104,739	226	,463		
Total	104,877	227			

Grupos	N	Média	Desvio padrão	F	p-valor
Ad hoc	116	3,62	0,66	0,298	0,585
Doutores	112	3,57	0,71		

Tabela 8: Resultado do Teste Anova para a avaliação dos critérios de seleção.

Pelo resultado da Anova ($p=0,585$), verifica-se que não houve diferença significativa entre as médias dos grupos, ou seja, a avaliação dos critérios foi semelhante entre os avaliadores Ad hoc e os doutores.

Através da Figura 32, é possível visualizar que em ambos os grupos, mais da metade dos participantes, sendo 61% dos Avaliadores Ad Hoc e 54% dos Doutores consideram os critérios de seleção como bom. Apenas 3% dos Avaliadores Ad hoc e 4% dos Doutores acreditam na excelência desses critérios.

Entretanto, uma parcela relevante de ambos os grupos participantes considera os critérios de seleção como regular, e somado aos que consideram como ruim ou péssimo, tem-se um total de 36% dos avaliadores Ad hoc e 42% dos Doutores.

Esses valores sugerem que parte dos Ad hoc e Doutores não estão satisfeitos com os atuais critérios de seleção de candidatos, critérios que carecem de melhorias.

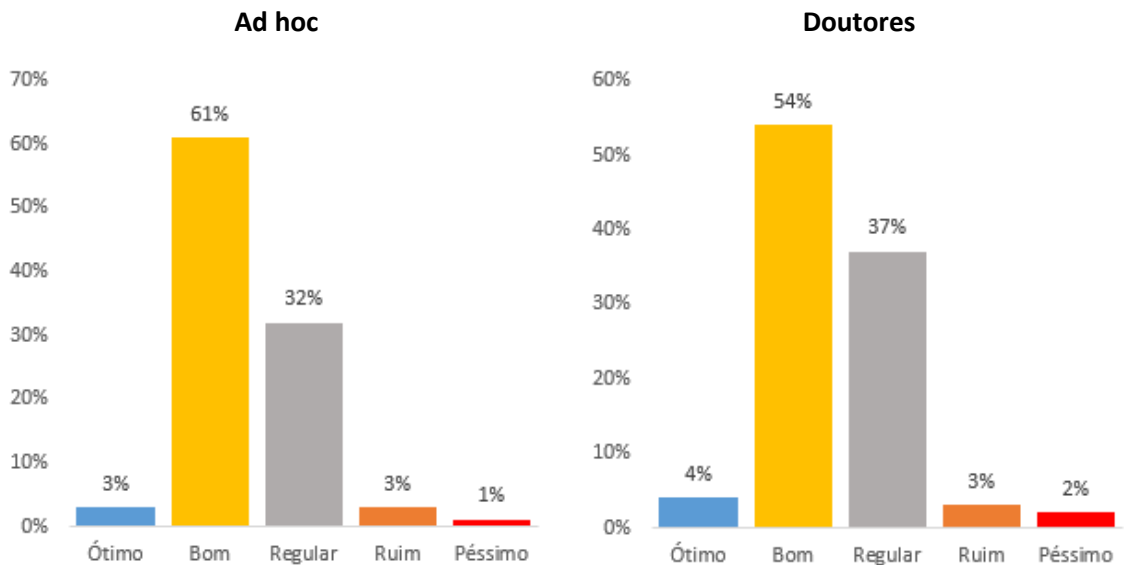


Figura 32: Avaliação dos Atuais Critérios de Seleção para Pós-doutorado no Exterior

A própria literatura aponta que os critérios de seleção são amplamente utilizados por órgãos de fomento, mas possuem diversas críticas por parte até dos próprios pesquisadores e não se sabe se realmente beneficiam potenciais pesquisadores (Digiampietri *et al.*, 2014).

Assim, o instrumento de pesquisa permitiu que os avaliadores *Ad hoc* e Doutores pudessem sugerir melhorias nos critérios de seleção de pós-doutorado no exterior. Do total de 117 Avaliadores *Ad Hoc*, 2,56% descreveram apenas concordando com os atuais critérios de seleção e 23,93% respondentes não apresentaram nenhuma sugestão de melhorias.

Do total de 112 Doutores, também 2,67% apenas concordaram com os atuais critérios de seleção e 25,89% dos respondentes não apresentaram sugestões de melhorias.

Para identificar as sugestões de melhorias mais citadas nas respostas dos Avaliadores *Ad Hoc* e Doutores, foram elaboradas nuvens de palavras, visto que uma nuvem de palavras apresenta uma visão geral dos temas, o que facilitou a visualização das principais sugestões apresentadas. Ressalta-se que foram consideradas as sugestões mais citadas, ou seja, sugestões de menor relevância foram desconsideradas na nuvem de palavras, conforme Figura 33.

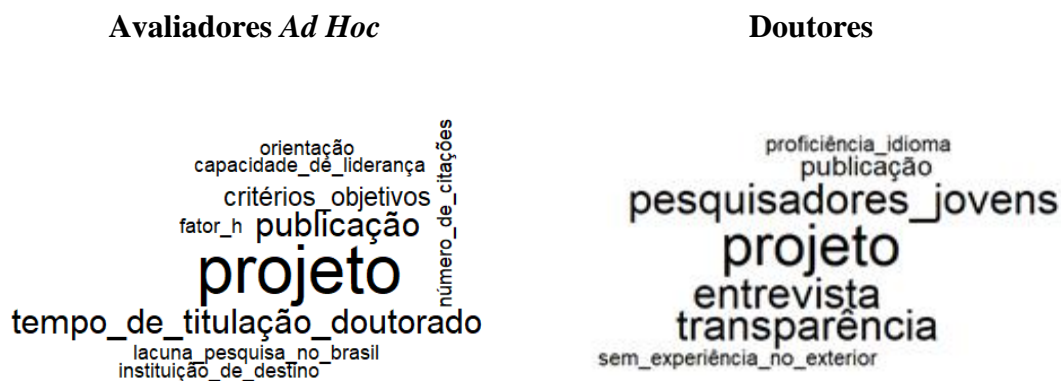


Figura 33: Sugestões para Melhorias da Seleção de Candidatos para Pós-doutorado no Exterior

A nuvem de palavras elaborada a partir das sugestões dos Avaliadores *Ad Hoc* apresenta como principal sugestão o tema “projetos”. Avaliadores *Ad hoc* sugerem que melhorias nas avaliações dos projetos de pesquisa devem ser implantadas, mas não detalham quais melhorias devem ser realizadas. Muita ênfase foi dada sobre a importância do projeto para o processo de seleção. O tema “tempo de titulação do doutorado” apresentou forte relevância entre as sugestões como novo critério de seleção. Também com forte relevância, surge o tema “Publicações”, para o qual os Avaliadores *Ad hoc* sugerem a utilização de novos

rakings e não mais a utilização do Qualis Capes, além da verificação do número de citações, considerando o Fator H.

Há um questionamento sobre a subjetividade do processo de seleção. Diante disso, alguns Avaliadores *Ad Hoc* sugeriram que fossem utilizados somente critérios objetivos, mas sem entrar em detalhes de quais seriam os melhores critérios.

Outras sugestões foram citadas, como avaliar a capacidade de liderança e a produção dos orientandos de cada candidato; verificar se a instituição de destino realmente é relevante para a área em que se pretende realizar a pesquisa e por fim, beneficiar pesquisas que realmente apresentam lacunas no Brasil.

Por sua vez, a nuvem de palavras elaborada a partir das sugestões dos Doutores apresenta também como principal sugestão o tema “projetos”. Os Doutores também reforçam que melhorias nas avaliações dos projetos de pesquisa devem ser implantadas.

A realização de entrevistas aparece como outra sugestão de destaque, dando ênfase à realização de entrevistas no idioma do país de destino. Um forte questionamento descrito pelos Doutores corresponde à transparência do processo de seleção, sendo relevante critérios e processos cada vez mais transparentes.

Um tema de destaque é o “pesquisador jovem”. Foi amplamente citado que o processo deveria dar prioridade a novos pesquisadores, os quais ainda estão no início de sua carreira acadêmica, com nenhuma ou pouca experiência no exterior. O argumento é que para pesquisadores com currículos consolidados e experiência no exterior pouco se acrescentaria um pós-doutorado no exterior e para um pesquisador em início de carreira pode alavancar suas pesquisas e redes de contatos.

Por fim, os Doutores também sugerem melhorias nos critérios de avaliação das publicações e melhores testes para se confirmar a proficiência do idioma do candidato.

Calvosa (2011) diz que a tendência do pós-doutorado no exterior é atuar como uma oportunidade de complementação da formação por meio da inserção em um trabalho de pesquisa de ponta. O autor ressalta que se deve enfatizar projetos que gerem impactos e supram carências existentes no país de origem.

Em relação ao tema “projeto”, abaixo foram transcritas algumas das sugestões apontadas pelos Avaliadores *Ad hoc* e doutores:

“Dar mais ênfase para o impacto e a plausibilidade (efetividade da realização) do projeto proposto.”

(Ad Hoc)

“Limitaria a projetos de pesquisa em que houvesse real lacuna no país e uma necessidade de acesso a equipamentos e pessoas não disponíveis aqui.”

(Ad Hoc)

“A qualidade do projeto de pesquisa deve ser tão importante quanto o histórico acadêmico do candidato. O estágio pós-doutoral não pode ser "prêmio" pelo desempenho pretérito, mas um auxílio para o desenvolvimento de novas pesquisas e a inserção em redes.”

(Doutor)

“Critérios como instituições de origem; volume de publicações; ou posição profissional não são bons indicadores por si. O pós-doutorado no exterior prima pelo desenvolvimento enquanto pesquisador. A relevância do projeto e motivação do candidato prevalecem.”

(Doutor)

Por sua vez, o tema “tempo de titulação” teve amplo destaque pelos Avaliadores Ad hoc. Calvosa *et al.* (2011), em seu trabalho, ressaltam a importância do tempo de conclusão do doutorado. Em suas análises, identificou-se que a influência do pós-doutorado sobre a produtividade científica é somente visualizada com mais de 8 anos de conclusão do doutorado. Os autores concluíram que também não se observou nenhuma modificação positiva para a produção científica dos recém-doutores.

Castro (2013; 2017), por sua vez, em um estudo de caso na USP, chegou à conclusão de que os recém-doutores que não realizaram pós-doutorado possuíram desempenhos superiores aos seus colegas que fizeram pós-doutorado, porém a situação se inverteu com o pós-doutorado sendo benéfico para pesquisadores com mais de cinco anos de conclusão do doutorado.

Abaixo a transcrição de algumas das sugestões apontadas pelos Avaliadores *Ad hoc* em relação ao tema “tempo de titulação”:

“Faltam critérios como o tempo de titulação.”

(Ad Hoc)

“Acrescentaria tempo de formação de doutorado.”

(Ad Hoc)

Os temas transparências e subjetividade do processo de seleção também apresentaram forte relevância. Marsh *et al.* (2008) ressaltam que a subjetividade pode atrapalhar o processo de seleção. Cada avaliador geralmente lida apenas com alguns envios, podendo utilizar referências diferentes, que podem introduzir viés no processo, em vez da imparcialidade prometida. Muitas vezes, as medidas adotadas não impedem completamente a influência de um comitê tendencioso ou dos vieses cognitivos inerentes à mente humana (Kahneman, 2011; Parreiras *et al.*, 2018).

Parreiras *et al.* (2018) afirmam que é fato que a qualidade da decisão pode degradar por causa de conflitos de interesse no comitê ou devido às limitações de conhecimento e experiência dos avaliadores. Isso faz com que haja a necessidade de maior transparência e menor subjetividade no processo.

Em relação aos temas “transparência” e “subjetividade”, abaixo foram transcritas algumas das sugestões apontadas pelos Avaliadores Ad hoc e doutores:

Seria preciso algum tipo de método para que o avaliador não saiba quem está avaliando. Um sistema claro, transparente e bem explicado para avaliar o CV (de preferência um barema considerando as especificidades de cada área).”
(Ad Hoc)

“Critérios objetivos, claros e transparentes. Subjetividade não colabora para o desenvolvimento de uma situação de pesquisa.”
(Ad Hoc)

“Ampliaria a transparência dos processos.”
(Ad Hoc)

“Creio que deveria ter etapas menos subjetivas, pois permite que candidatos sejam beneficiados.”
(Doutor)

“Sou totalmente favorável a adoção de critérios objetivos, mas deve-se ponderar o potencial de contribuição futura dos pesquisadores.”
(Doutor)

“Melhoraria a transparência, bem como oportunizaria o desenvolvimento de diferentes critérios por estratos, levando em consideração a região do país, a caracterização da IES de origem (Federal, Estadual, Privada, etc...).”

(Doutor)

Outro tema de forte relevância foi o tema “Publicações”. Issler *et al.* (2002) defendem e privilegiam o uso do fator de impacto dos periódicos como quesito de ponderação da produção científica. Por sua vez, Castro (2013; 2017) opta pelo uso da base Qualis em detrimento do fator de impacto, ele argumenta que o fator de impacto não é hegemônico e unânime entre as diversas áreas do conhecimento e também motivado pela busca de um índice de mensuração mais adaptado para a realidade brasileira (Castro, 2013; 2017).

Abaixo estão transcritas algumas das sugestões apontadas pelos Avaliadores Ad hoc e doutores em relação ao tema “Publicações”:

“Acrescentar índice h dos candidatos. Impacto já estabelecido (Fator H).”

(Ad Hoc)

“Ranqueamento dos artigos das revistas já publicadas, e por favor, não use qualis capes.

BYU, ABS e ABDC são rankings de respeito que devem ser usados.”

(Ad Hoc)

“Considerar as produtividade relacionada à pesquisa: publicações nacionais, internacionais, livros e afins.”

(Doutor)

Um tema amplamente citado pelos Doutores foi o tema “pesquisador jovem”. Recotillet (2007) diz que o pós-doutorado pode sim habilitar os recém-doutores a aumentar sua produção científica, o autor ressalta que se deveria priorizar os candidatos que ainda não passaram por essa experiência, a fim de se obter consideráveis contribuições futuras. Como pode ser observado abaixo, os transcritos foram sugestões apontadas apenas pelos doutores:

“Mais jovens sem experiência no exterior deveriam ter prioridade. Exatamente quem não tem produção internacional deveria ser escolhido. Agora, se a pessoa não tem nem produção nacional, aí deveria ser penalizado.”

(Doutor)

“Avaliaria potencial de candidatos mais jovens, em detrimento de outros que já possuem titulação e carreira definida.”

(Doutor)

“Consideraria a necessidade de desenvolvimento de competências para quem precisa dessa oportunidade de desenvolvimento. Atualmente pesquisadores já consolidados acabam tendo muito mais oportunidades que pesquisadores ainda em processo de amadurecimento.”

(Doutor)

“Acredito que poderiam ser valorizados recém doutores sem experiência prévia no exterior.”

(Doutor)

“Tão importante quanto olhar o que passou, seria olhar o que está por vir. Ou seja, no meu processo de escolha, talvez o candidato classificado em 4º devesse ser o primeiro pois está construindo a carreira e o pós-doutorado poderia contribuir muito.”

(Doutor)

“É mais interessante para o desenvolvimento da academia ter um candidato mais novo e que não tenha tanta experiência internacional fazendo um pós-doc no exterior do que focar em candidatos que já tem um currículo excelente.”

(Doutor)

Por fim, o tema “orientações” também apresentou relevância para os Ad Hoc e Doutores. Abaixo estão alguns transcritos:

“Avaliação da Produção científica dos orientandos de mestrado e doutorado do pesquisador oriundas das suas dissertações e teses (potencializar resultados de seus orientandos).”

(Ad Hoc)

“Considerar a produtividade dos orientandos.”

(Doutor)

Cabe considerar que novamente críticas foram feitas pelos Avaliadores Ad Hoc e Doutores, de acordo com os seguintes transcritos:

“Melhorar o entendimento dos pareceristas sobre para que serve um pós-doutorado.”

(Ad hoc)

“Deveria haver um apoio para articulação institucional. É muito pessoal o processo. Meio salve-se quem puder. É muito burocrático também.”

(Ad hoc)

“Deixá-los mais claros. Os critérios nunca são claros. Ademais, os critérios usualmente facilitam quem é de universidade pública, mas nunca os de universidade privada. Os de pública ainda recebem salário, os das privadas não.”

(Doutores)

“No Brasil vejo que muitos são péssimos, pois focam muito em fins (resultados objetivos).

Acho que vale a pena entender melhor o processo de cada candidato, levando em consideração sua trajetória como um todo. Fiz um do governo de Zurich que foi excelente.”

(Doutores)

“Não sei porque cada instituição usa critérios diferentes.”

(Doutores)

4.2.3. Resultados Esperados de um Pós-doutorado no Exterior

Este tópico apresenta os resultados da análise de conteúdo sobre o que os participantes do grupo experimental primário e secundário esperam de um bolsista de pós-doutorado no exterior. Dessa forma, diante das respostas descritivas dos participantes, foi realizada a verificação da frequência dos termos. Os termos mais frequentes sugerem os principais

resultados que os Avaliadores *Ad hoc* e Doutores esperam de um pós-doutor no exterior.

Os principais resultados esperados pelos Avaliadores *Ad Hoc* consistem em: Publicações em Geral; Pesquisa (financiamento internacional, realizada no exterior); *Networking*; Retribuição ao Brasil; Alto Impacto; Produção Internacional; Novos Projetos; Ensino; Internacionalização; Novos Conhecimentos; Qualidade; Abrir Portas aos Orientandos; Avanços Científicos; Compartilhar Conhecimento e Inovação (Figura 34).

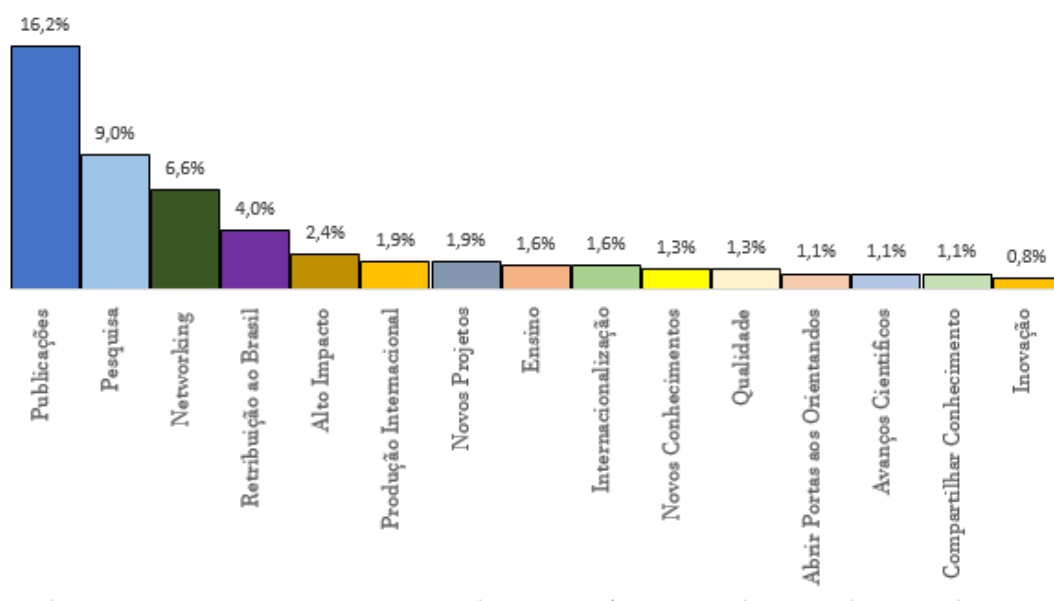


Figura 34: Resultados Esperados (Avaliadores *Ad hoc*)

Por sua vez, os principais resultados esperados pelos Doutores são: Publicações em geral; Pesquisa (financiamento internacional, realizada no exterior); Produção Internacional; *Networking*; Alto Impacto; Ensino; Qualidade; Resultados; Contribuição; Experiência; Formação de Pesquisadores; Intercâmbio; Retribuição ao Brasil; Cooperação Interinstitucional; Inovação e Compartilhamento do Conhecimento (Figura 35).

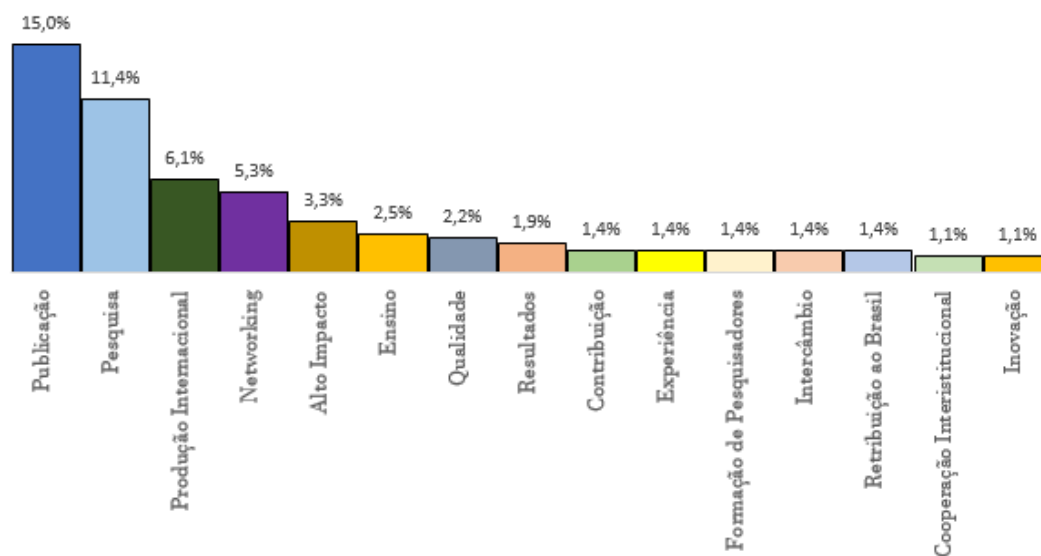


Figura 35: Resultados Esperados (Doutores)

Os resultados dos Avaliadores *Ad Hoc* e Doutores apresentam semelhanças. Ressalta-se que grande parte dos resultados esperados estão alinhados com o Relatório e Recomendações - Grupo de Trabalho de Internacionalização da CAPES de Novembro de 2019 (Internacionalização, 2019). Entretanto, é possível identificar que alguns indicadores foram poucos citados ou sequer foram citados, o que pode demonstrar que para esses indicadores talvez não estejam sendo dadas as devidas importâncias, são eles: (1) fomentar a participação de docentes/pesquisadores estrangeiros como membros de bancas de defesa de teses; (2) atuar em disciplinas no exterior, seminários, comissões e processos seletivos; (3) organização de eventos acadêmico-científicos no exterior; (4) a participação em comitês editoriais e em editoria de periódicos do exterior; (5) participação em programas internacionais.

Isso reforça mais uma vez, conforme sugerido por Castro (2013; 2017); Kannebley *et al.* (2013); Parreiras *et al.* (2018), a necessidade de indicadores obrigatórios a serem cumpridos pelos bolsistas durante e após a realização do pós-doutorado no exterior, para que sejam cobradas todas as ações de internacionalização.

O documento CAPES/BEX (2002) expõe que a instituição de fomento:

financia estágio pós-doutoral no exterior de professores e pesquisadores visando ao desenvolvimento de atividades de atualização, cooperação e abertura de novas linhas de pesquisa, sempre inseridas no contexto institucional de atuação do candidato. A natureza das atividades desse programa possui uma perspectiva de cooperação entre

professores e pesquisadores, [...] CAPES/BEX (2002)

Maganhotto *et al.* (2013) declara que espera que o pós-doutorado traga benefícios no trabalho e produção docente, pois, com a imersão e atualização de doutores no âmbito do estado da arte em que atuam, pressupõe-se que este doutor irá melhorar qualitativa e quantitativamente a sua produção científica, além de melhorar sua prática de pesquisador e orientador e, conseqüentemente, fortalecer o programa em que está inserido. Castro (2007; 2013) salienta que a questão envolta no Pós-Doutorado no Exterior enquanto item extra e opcional da carreira acadêmica é fomentar o contato de doutores brasileiros com os melhores programas fora do país, tendo em vista que a complementaridade da formação de recursos humanos de primeira linha requer a aquisição de conhecimentos de fronteira e a socialização em ambientes nos quais ele é gerado, com a expectativa de que com o estágio pós-doutoral, haja benefícios no trabalho cotidiano e na produção científica docente, bem como benefícios (ou impacto positivo) para o programa de pós-graduação de origem.

Ao se conceber o pós-doutorado como um processo de interação entre universidades, em que pesquisadores são postos em contatos com instituições relacionadas com o estado da arte de uma determinada área, nota-se que se embute nesse processo a noção de complementaridade interorganizacional para o avanço do conhecimento científico. Compartilhar é um dos benefícios amplamente reconhecido pelas relações diretas entre atores em uma rede (Kannebley *et al.*, 2013). Abaixo estão transcritos alguns dos resultados esperados pelos Avaliadores *Ad Hoc* e Doutores:

“Estar apto a atuar na formação de pesquisadores no Brasil. Abrir o mercado de trabalho internacional para pesquisadores que se doutoram no Brasil.”

(Ad hoc)

“Espero que seja alguém que abra portas para seus futuros orientandos.”

(Ad hoc)

“Devolva o investimento de uma forma produtiva para a sociedade e instituição de ensino.”

(Ad hoc)

Que convide membros do exterior para bancas, que construa um caminho para enviar orientandos para sanduíche com universidades estrangeiras. ”

(Ad hoc)

“Aumentar a quantidade e a qualidade das pesquisas, melhorar as aulas ministradas, atuar como líder de grupo de pesquisa em sua instituição. ”

(Ad hoc)

“Impactos no conhecimento e na sociedade dos resultados gerados. ”

(Ad hoc)

“Maior produtividade no ensino, pesquisa e extensão. ”

(Doutor)

“Conclusão do projeto que foi desenvolver (que envolva alguma disseminação dos resultados para o país de origem/provedor da bolsa). Melhora no método e conteúdo das aulas que ministra. Expansão da vivência cultural, linguística refletiva na profissão, bem como facilitação para o intercâmbio de instituições e pesquisadores. ”

(Doutor)

Que traga de lá inovações ou novas ideias de implantação em seus programas no Brasil. Ou que tenham avançado no conhecimento de alguma área ou tema escolhido. ”

(Doutor)

“Uma carreira internacionalizada: colaborações com parceiros internacionais, projetos internacionais, cotutelas, orientações e docência como professor/pesquisador visitante em universidades estrangeiras. Retornos claros para a IES de origem no Brasil. ”

(Doutor)

“Melhoria das aulas de graduação e pós-graduação ao retornar à universidade de origem. Que empenhe na criação de termo de cooperação interinstitucional. ”

(Doutor)

Cabe salientar que o resultado mais esperado correspondeu a “publicações”. Castro (2013; 2020) expõe que o pós-doutorado no exterior caracteriza-se por ser um processo de interação e de socialização entre pesquisadores, em que se estabelecem situações de aprendizagem por meio de conhecimentos que são eminentemente tácitos, porém espera-se que o processo possa convergir para novas publicações científicas que possuem caráter explícito e possam ser compartilhados e disseminados pela comunidade acadêmica. Abaixo há transcritos sobre o tema “publicações”:

“Que consiga publicar mais em *journals* internacionais. ”

(Ad hoc)

“Aumentar o número e a qualidade de publicações (artigos, livros e capítulos). ”

(Ad hoc)

“Publicações em periódicos internacionais com alto fator de impacto. ”

(Ad hoc)

“Publicações em periódico referência na área. ”

(Doutor)

“Elaboração de um trabalho científico, de preferência um artigo publicado em revista internacional.

(Doutor)

Outro resultado esperado que também apresentou relevância para os Avaliadores Ad Hoc e Doutores consiste no *networking*. No ambiente acadêmico, a formação de redes de cooperação formal ou informal é uma das bases do desenvolvimento científico. Por meio de diversas atividades, tais como projetos interinstitucionais, formação de grupos de pesquisa, da participação em bancas de avaliação, do envolvimento em programas e cursos de outras instituições de ensino, da participação em simpósios, seminários e congressos, e de trabalhos conjuntos de consultoria e pesquisa, os vínculos entre pesquisadores são criados (Gazda et al., 2010).

Autores como Moody (2004) ressaltam o fato das relações sociais terem papel fundamental na construção do conhecimento científico; nessa perspectiva da sociologia do conhecimento, enfatiza-se o fato de que o conhecimento científico é gerado socialmente, sendo intensificado por meio das interações, relações sociais e redes de colaboração. E a intersecção do pós-doutorado ocorre, conforme Castro (2010), em prol da promoção de maior interação e de intensificação das relações sociais entre pesquisadores (Kannebley *et al.*, 2013). Powell (1998) articula que as redes inter-organizacionais propiciam melhores resultados de inovação.

Nessa intersecção entre organizações, universidades, laboratórios e projetos conjuntos, Popadiuk *et al.* (2006) afirmam que o processo criativo é também considerado um sistema social e as fontes de ampliação do conhecimento não residem exclusivamente dentro da organização, ao contrário, podem ser encontradas também nas redes e interações (Powell, 1998; Ahuja, 2000). Ideias que reforçam a importância do pós-doutorado enquanto item de socialização entre pesquisadores de diferentes instituições, seja para a construção de uma pesquisa conjunta ou seja para a inserção em uma rede de pesquisa já estabelecida (Kannebley *et al.*, 2013).

Vista como efeito do coletivo, há uma gama de unidades de conhecimento inter-relacionadas que extrapolam a própria instituição e são geradas por conectividade com outras instituições, universidades ou instituições de pesquisa, demonstrando que as instituições beneficiam-se da proximidade para buscar crescimento por meio de um processo de co-evolução, ou seja, evoluir com a produção de conhecimentos inter-relacionados e complementares que extrapolam à própria organização, sendo geradas no caso do pós-doutorado por conectividade com outras universidades ou grupos de pesquisa (Antonelli, 1999).

Ajmal *et al.* (2007) apontam que a criação de novos conhecimentos exige a interação social e a participação humana. As redes de cooperação entre os pesquisadores em programas de mobilidade possibilitam a criação de novos conhecimentos e propulsionam a geração, absorção e adoção de inovações. A capacidade de criação de conhecimento dos atores da rede está diretamente relacionada com a sua interação com outros atores, num processo de aprendizagem coletiva que envolve trocas de conhecimento parcialmente tácito e parcialmente codificado (Gazda *et al.*, 2010).

O conceito de Polanyi (1966), posteriormente utilizado por Nonaka e Takeuchi (1997) para desenvolver a teoria da criação de conhecimento, de que o conhecimento não é privado,

mas sim social enfatiza que este é socialmente construído e se funda sobre a experiência pessoal da realidade. O conhecimento só é possível de ser adquirido quando o indivíduo se encontra em contato direto com situações que propiciam novas experiências, que são sempre assimiladas a partir dos conceitos de que o indivíduo já dispõe – por natureza, tácitos (Leonardi *et al.*, 2014).

Abaixo estão alguns transcritos sobre o tema “*networking*” descritos pelos Avaliadores Ad Hoc e Doutores:

“Proposição de pesquisa com parceiros internacionais; criação de vínculos e parcerias entre as universidades para a oferta conjunta de disciplinas e outras ações. ”

(Ad hoc)

“Que retorne com parcerias estabelecidas de modo a alavancar internacionalmente a produção científica nacional. ”

(Ad hoc)

“Aumento das relações entre grupos brasileiros e estrangeiros na área de conhecimento do bolsista. ”

(Ad hoc)

“Estabelecer relacionamentos duradouros e que na volta ao país traga conhecimento e tecnologia para o Brasil. ”

(Doutor)

“Estabelecimento de projetos de pesquisa conjuntos; possibilidade de inserção em projetos com fomento internacional; desenvolvimento pessoal. ”

(Doutor)

Por fim, um resultado esperado, questionado e criticado, em especial pelos Avaliadores Ad hoc, consiste no compartilhamento do conhecimento após a realização do pós-doutorado no exterior. Ipe (2003) expressa que compartilhar conhecimento é basicamente o ato de tornar o conhecimento disponível para os outros, de tal forma que ele possa ser utilizado. Algo que se traduz na melhoria do aprendizado, da inovação individual e

organizacional, verificada pela geração de inovações de produto ou serviços (Riege, 2005). De acordo com Karkoulian *et al.* (2010), o compartilhamento de conhecimento constitui-se em processo essencial para o sucesso organizacional, como melhora no tempo de resposta, produtividade, aprendizado e capacidade de inovação.

O compartilhamento de informação e do conhecimento na academia pode ser considerado uma atividade rotineira, uma vez que todo trabalho de pesquisa para ser valorizado pelos pares precisa ser compartilhado, mesmo que indiretamente, pela literatura (Di *et al.*, 2010). Em contraponto, Dokhtesmati *et al.* (2013) acreditam que mesmo havendo uma demanda crescente por compartilhamento, os membros das instituições acadêmicas priorizam as atividades individuais e por isso há pouca vontade em compartilhar conhecimentos para alcançar objetivos comuns.

Abaixo estão alguns dos transcritos sobre o tema “compartilhamento de informação”:

“Poucos compartilham o conhecimento adquirido no exterior.”

(Ad hoc)

“Compartilhamento do conhecimento adquirido no exterior no Brasil e compartilhamento, no exterior, dos conhecimentos adquiridos no Brasil. Algo que é pouco visto.”

(Ad hoc)

“O ideal seria compartilhar o conhecimento adquirido com os estudantes de graduação e pós-graduação. Agora, se a pessoa só foi passear (como a maioria faz) só vai compartilhar fotos dos lugares que visitou.”

(Ad hoc)

Portanto, existem vários resultados esperados pelo pós-doutorado no exterior, mas de um modo geral, busca-se a excelência da pesquisa e do pesquisador. O objetivo é que os pesquisadores atuem com os cientistas de renome na sua área de conhecimento, que as barreiras geográficas sejam superadas e que os custos de grandes pesquisas sejam rateados entre diversos órgãos financiadores. Assim, espera-se uma maior produtividade para os autores e co-autores e melhoria no impacto da investigação (Li *et al.*, 2013).

4.2.4. Investimentos *versus* resultados obtidos no Pós-Doutorado no Exterior

O presente tópico apresenta os resultados da análise das respostas descritivas dos Avaliadores *Ad hoc* e Doutores em relação à pergunta: Você acha que os investimentos de Pós-doutorado no exterior se justificam em relação aos resultados obtidos?

A Figura 36 demonstra que aproximadamente metade (49%) dos participantes *Ad Hoc* acreditam que os investimentos se justificam em relação aos resultados obtidos. Porém, é possível identificar uma porcentagem significativa (19%) que acreditam que não, ou seja, há o investimento e pouco retorno para o país e instituição de ensino de origem, 10% disseram que depende do empenho do pesquisador contemplado com a bolsa, existindo casos de sucesso e de fracassos no investimento. Não souberam opinar 30%, por desconhecerem os resultados obtidos pelos bolsistas já contemplados e 2% não responderam.

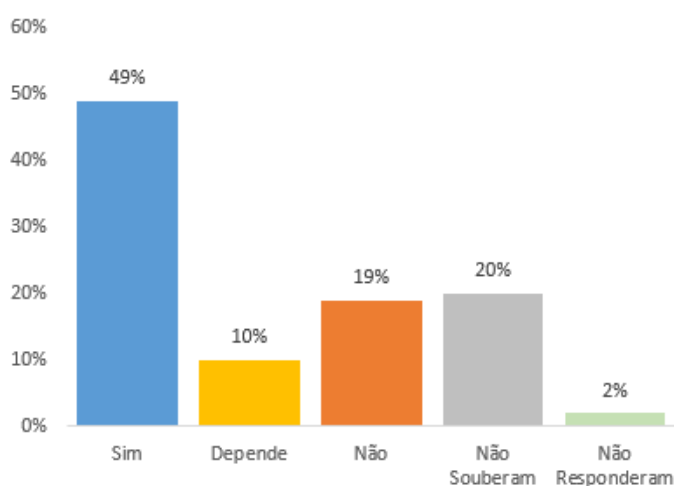


Figura 36: Avaliação dos Avaliadores *Ad Hoc* sobre os Investimentos *versus* Resultados

Por sua vez, em relação aos Doutores, a Figura 37 revela também que aproximadamente metade (45%) dos participantes Doutores acreditam que os investimentos se justificam em relação aos resultados obtidos, sendo 22% que acreditam que não e que os resultados apresentados atualmente necessitam de melhorias, 6% disseram que depende do empenho do pesquisador contemplado com a bolsa. Não souberam opinar 27%, por não disporem de dados com os resultados obtidos pelos bolsistas já contemplados.

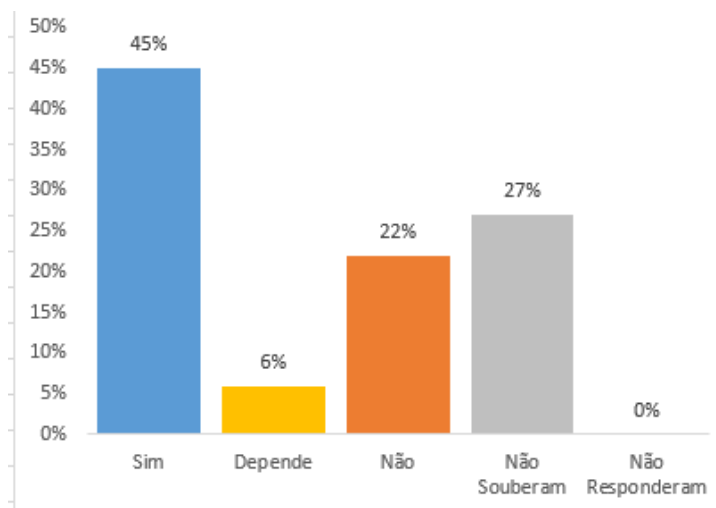


Figura 37: Avaliação dos Doutores sobre os Investimentos *versus* Resultados

Houve Avaliadores *Ad Hoc* e Doutores que questionaram a ausência de métricas, indicadores obrigatórios e estudos que relacionem os investimentos com os resultados, conforme descritos abaixo:

“Precisamos de critérios mais específicos de como devolve o investimento.”

(Ad Hoc)

“Acredito que se os resultados tiverem sido positivos, isto foi decorrente a iniciativa própria do pesquisador, pois não se cobra isto.”

(Ad Hoc)

“Faltam melhores mecanismos de controle. Não se cobra publicações autorais, se cobra um relatório e muitos pesquisadores apresentam como resultado publicações de orientados. Se o pesquisador não fizer nada dificilmente terá problemas.”

(Ad Hoc)

“Infelizmente não conheço um estudo que relacione a contribuição das pesquisas realizadas no pós-doutorado com os investimentos realizados.”

(Ad Hoc)

“Os resultados são pífios quando considerados no retorno à sociedade. Sequer há métricas e cobranças”

(Doutor)

“É preciso ter claros os propósitos e resultados esperados bem como, os critérios considerados. ”

(Doutor)

“Falta a adequada gestão, como por exemplo, a própria mensuração dos resultados, o controle sobre a execução dos resultados, etc. ”

(Doutor)

“Acredito que deveriam haver melhores indicadores e metas a serem alcançados durante e após o pós-doutorado. ”

(Doutor)

Houveram muitas críticas por parte dos Avaliadores *Ad hoc* e Doutores:

“Os investimentos são baixos e o retorno é equivalente. ”

(Ad Hoc)

“A maioria dos pós-doutorados que eu vejo são de pessoas sem relevância internacional alguma. Por causa disto, essas pessoas chegam lá fora e não têm a atenção de ninguém, o que faz com que o pós-doutorado seja apenas um passeio. ”

(Ad Hoc)

“Tem muita gente que vai para núcleos periféricos, academicamente falando, apenas para ter um ano de férias e passeios custeado pelo contribuinte. ”

(Ad Hoc)

“É mal administrado, como muitas políticas públicas direcionadas pelos interesses dos próprios beneficiários.”

(Doutor)

“No âmbito acadêmico em que atuo, a maioria das pessoas está mais preocupada com seu ego e seu próprio currículo do que criar redes de colaboração por meio de pós-doutorado, contribuindo, assim, com o PPG.”

(Doutor)

“A maioria é dinheiro público jogado fora. Muitos aproveitam para passear e fazer atividades de baixa relevância.”

(Doutor)

Castro (2013; 2017) afirma que há alto investimento e baixo resultado na realização de pós-doutorado no exterior. O autor apresenta como resultados alcançados em sua pesquisa que a realização de um pós-doutorado no Brasil possui resultados pífios em termos de incremento na produção acadêmica. Já o Pós-Doutorado no exterior possui retorno ou influência mais expressiva (Castro, 2013; 2017). No entanto, segundo ele, essa tendência de diferenciação entre os docentes com e sem pós-doutorado não é tão forte e incisiva. Assim, faz sentido a concepção de pós-doutorado como instrumento não obrigatório de “reciclagem”, e sim como item opcional e extra da carreira docente.

O autor ainda ressalta que mesmo após um maior tempo de conclusão do doutorado, diversos casos de pesquisadores com produção e desempenhos similares são vistos, independentemente da realização ou não de pós-doutorado (Castro, 2013; 2017). O autor apresenta como aspectos positivos produzidos pelo estágio pós-doutoral, especialmente os realizados no exterior, a ampliação, mesmo que modesta, sobre a publicação em revistas internacionais Qualis “A” de maior impacto, a manutenção das publicações em periódicos de circulação nacional, além da redução expressiva em periódicos não classificados. Ele conclui que a realização de um pós-doutorado no exterior atualmente não parece ser o caminho mais adequado para que melhorias na produtividade acadêmica aconteçam.

Kannebley *et al.* (2013) observaram inúmeros casos de docentes que não realizaram um pós-doutorado e que possuíram produção científica superior, em comparação com a produção científica de colegas que realizaram o pós-doutorado. Os autores concluem que não se pode afirmar que o pós-doutorado seja uma etapa essencial para o bom desempenho acadêmico, mas sim uma etapa opcional, útil e complementar para a carreira em pesquisa.

Mediante os atuais resultados, a CAPES deveria cobrar dos docentes o conhecimento e os resultados adquiridos no estágio pós-doutoral (Castro, 2013; 2017). Existe falta de métricas e indicadores, visto que o país não tem mensurado o real impacto da qualificação formal dos docentes sobre o desempenho de suas atividades. Também não tem conseguido identificar e carece de subsídios, de indicadores para o desenvolvimento de políticas voltadas à capacitação de pessoal de forma a atender, efetivamente, as suas necessidades de qualidade na prestação de serviços à sociedade (Castro, 2013; 2017).

Acuna *et al.* (2012) reforçam a importância da busca por indicadores de bom desempenho futuro por parte dos pesquisadores, através da indicação de tal demanda pelos comitês de contratação, agências de fomento e gerentes de departamentos que analisam currículos.

Aqui, nota-se que os docentes posicionam-se em prol de um maior rigor, seja ele realizado por órgãos de fomento, a exemplo da Capes, seja realizado pela própria IES. Essa atitude parece derivar do próprio escopo do pós-doutorado, que é diverso, e de seu caráter que pode possuir importância, mas também precisa ser repensado, reformulado e possuir melhores parâmetros acerca das necessidades de aperfeiçoamento, sejam elas individuais ou institucionais (Castro, 2013; 2017).

4.3 Resultado da Decisão Racional: Algoritmo de Recomendação

Esta seção apresenta os resultados da decisão racional, a qual foi realizada através de um algoritmo de aprendizagem de máquina. A decisão foi alcançada pelo algoritmo através da identificação de padrões, após o seu treinamento. Desse modo, através da experiência e conhecimentos prévios adquiridos pelo algoritmo de Recomendação e Classificação de candidatos à bolsas de pós-doutorado no exterior, foi possível obter os presentes resultados.

Conforme resultados dos procedimentos alcançados na etapa de pré-processamento, identificaram-se 887 currículos com 81 variáveis. No entanto, para os cálculos, foram utilizadas apenas as variáveis numéricas, o que resultou em um total de 51 variáveis

consideradas.

Definido o *dataset* de treinamento, foi necessário promover o agrupamento dos pesquisadores para identificação dos padrões presente nos dados. Essa etapa consistiu na execução do método *Elbow*, para a escolha da quantidade de *clusters* que melhor representam a distribuição dos pesquisadores.

O referido método resultou, conforme resultado exposto na Figura 38, na suavização da curva no ponto quatro ($k = 4$ *clusters*), definindo assim a quantidade de *clusters* utilizados para o agrupamento.

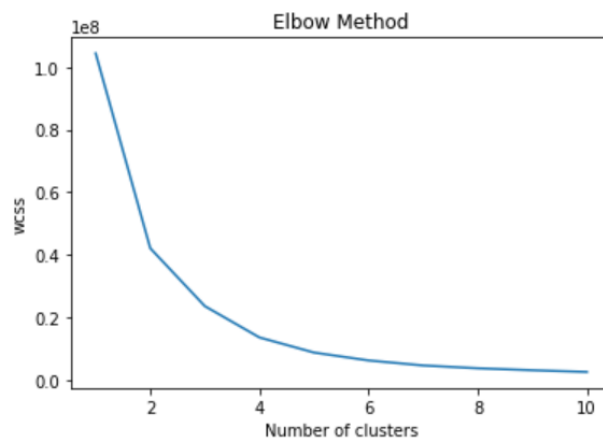


Figura 38: Escolha da quantidade de *clusters*

Após concluída essa etapa, foi necessário compreender quais as variáveis que melhor representam os dados, para ranqueamento dos *clusters*.

Inicialmente, devido a alta dimensionalidade presente nos dados, foi considerado como processo de redução de variáveis o *RandomForestClassifier* (RFC), da biblioteca *Sklearn*, que utiliza método de aprendizado supervisionado, o qual empregou como alvo, a variável Artigos-Publicados. Por sua vez, o RFC possui o método *feature_importances* que resulta nos percentuais correlativos de cada variável. Dessa forma, optou-se em utilizar as dez primeiras *features* mais relevantes, as quais representam 72% das características, conforme é possível apreciar na Tabela 9.

Variáveis	Importance %
ARTIGO-PUBLICADO	0.267264
SCORE-ARTIGOS	0.151574
ENSINO	0.053175
APRESENTACAO-DE-TRABALHO	0.045049
VINCULOS	0.045006
RANK-IES	0.042155
PARTICIPACAO-EM-CONGRESSO	0.034055
PARTICIPACAO-EM-PROJETO	0.029746
ORIENTACOES-CONCLUIDAS- PARA-DOCTORADO	0.025616
CAPITULO-DE-LIVRO-PUBLICADO	0.021942

Tabela 9: Relevância de atributos

Neste trabalho, decidiu-se usar apenas as dez variáveis mais relevantes, visto que a partir da décima variável os valores de relevância eram inferiores a 1%.

Uma vez conclusa a etapa de seleção de *features*, pôde-se assim verificar a frequência/*score* das variáveis em cada *cluster*, aferindo a medida quali-quantitativa de cada agrupamento dos dados, e por fim o seu ranqueamento. Para melhor entendimento, a Figura 39 expõe em gráfico a frequência de cada atributo nos *clusters*.

Os resultados alcançados apontam como relevante a descoberta concernente à variável subjetiva RANK-IES, que possui pontuação referente à instituição de ensino cursada pelo pesquisador durante o doutorado, além da variável APRESENTACAO-DE-TRABALHO.

Após análise dos agrupamentos, definiu-se como melhor qualificado o *cluster* 3, pois, apesar de possuir a segunda maior quantidade de publicações, possui o melhor *score* de artigos publicados, implicando uma melhor qualidade dos Qualis de suas publicações, assim esse *cluster* será chamado de “Score”.

O *cluster* de número 2 foi classificado como segundo melhor ranqueado, devido os pesquisadores desse grupo possuírem uma efetiva participação em projetos e apresentação de trabalhos em eventos, além de apresentarem uma alta quantidade de publicações, mesmo que estes possuam um valor de Qualis menor em suas publicações. Diante dessas características

esse *cluster* será denominado de “Trabalhos_Orientações”.

O *cluster* classificado na terceira posição é o de numeração 1, observando que neste, foram agrupados os pesquisadores que obtiveram um baixo *rank* de suas respectivas Instituições de Ensino Superior, assim esse *cluster* será chamado de “IES_baixo_rank”. E por fim, em última posição, por suas baixas produções, coube ao *cluster* de numeração zero. Esse *cluster* será denominado de “Pesquisador_Sênior”, pois o tempo médio de término do doutorado e graduação em relação aos demais grupos é superior. Assim esse *cluster* é formado por pesquisadores com maior tempo de atuação até a realização de um pós-doutorado no exterior.

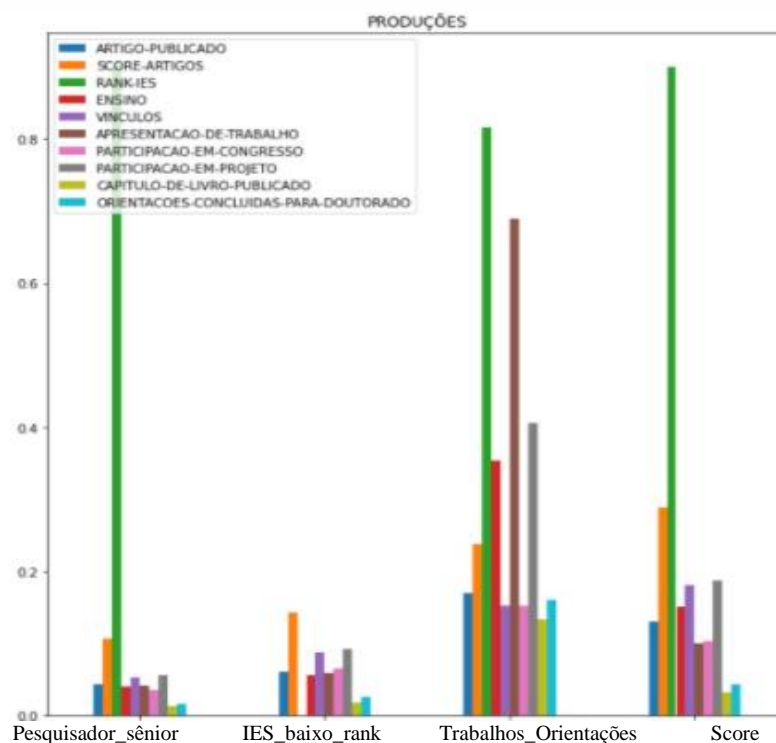


Figura 39: Raking dos *clusters*

A distribuição da base de treinamento dos 887 registros nos *clusters* deu-se em:

- a) Pesquisador_Sênior: 507 pesquisadores
- b) IES_baixo_rank: 262 pesquisadores
- c) Trabalhos_Orientações: 83 pesquisadores
- d) Score: 35 pesquisadores

Definido o ranqueamento, capturou-se os centroides dos *clusters* para promover o cálculo de distância euclidiana de cada pesquisador candidato em relação aos centroides

definidos no treinamento. Para a base de dados dos candidatos às bolsas de pós-doutorado no exterior, foram levados em consideração os pesquisadores da área de administração, em um total de 40 candidatos.

A etapa aqui denominada de “recomendação”, iniciou-se com o ajuste das escalas dos dados de teste, através da função *MinMaxScaler*, presente da biblioteca *Sklearn*. Com a distribuição dos agrupamentos definidos, foram previstos os *clusters* pertencentes para a base dos candidatos, os quais resultaram nas seguintes classificações:

- a) Pesquisador_Sênior: 15 candidatos
- b) IES_baixo_rank: 18 candidatos
- c) Trabalhos_Orientações: 6 candidatos
- d) Score: 1 candidato

De acordo com a análise dessa previsão, pode-se observar que dos pesquisadores da base da decisão racional apenas um, o currículo 30, pertence ao Score, classificado como o melhor *cluster*.

Por conseguinte, calculou-se a distância euclidiana n-dimensional, a qual pode ser apreciada na equação 4, de todos os 40 candidatos aos 4 centroides, 0, 1, 2 e 3 respectivamente. Cabe salientar que o centroide é o ponto médio de todos os itens que integram o *cluster*.

$$\sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2}.$$

Equação 4: Distância Euclidiana n-dimensional

Dado isso, os pesquisadores que possuem a menor distância ao centroide correspondem às características que mais se aproximam da identificação média de cada *cluster*, conforme afirma (Chen, 2018). Dessa maneira, compreende-se que as melhores recomendações, dos candidatos produtivos, são aquelas que possuem a menor distância ao centroide do *cluster* 3. Assim, foram ordenados os *scores* das distâncias dos candidatos, conforme a Tabela 10, que apresenta os 5 primeiros candidatos.

Identificador	Diferença Cluster_3
Currículo (3)	0.689055
Currículo (20)	0.766121
Currículo (21)	0.769639
Currículo (12)	0.793225
Currículo (28)	0.815007

Tabela 10: Ranqueamento dos melhores candidatos

Observadas as posições dos candidatos ranqueados, cabe salientar que o candidato currículo 3, foi o mais próximo do centroide 3. No entanto, pode-se observar que o candidato currículo 30 é o único que originalmente pertence ao *cluster* Score, mesmo que sua medida de distância ao seu centroide de origem esteja com um valor mais elevado que outros candidatos. Dessa forma, observa-se que o candidato 30 possui uma pontuação de atributos mais elevada que a média dos pesquisadores do centroide 3, o que pode se caracterizar como *outlier*.

Diante disso, conforme identificado, o candidato em questão deve ser considerado na recomendação, mesmo que sua distância do centroide 3 seja mais elevada. Assim tem-se uma nova classificação (Tabela 11):

Identificador	NC3	Cluster Origem
Currículo (30)	3.062974	3
Currículo (3)	0.689055	2
Currículo (20)	0.766121	2
Currículo (21)	0.769639	2
Currículo (12)	0.793225	2

Tabela 11: Ranqueamento final dos melhores candidatos e *clusters* de origem

Ao analisar a Figura 39, em especial os dois *clusters* mais relevantes, ou seja, o *cluster* Trabalhos_Orientações e o *cluster* Score, é possível identificar que o *cluster* Trabalhos_Orientações apresenta um maior número de publicações de artigos, entretanto, apresenta um *score* menor, ou seja publica-se mais, porém em revistas inferiores que o *cluster* Score.

Alguns pontos podem influenciar o *cluster* “Trabalhos_Orientações” a apresentar publicações inferiores. O *cluster* “Trabalhos_Orientações” apresenta maior quantidade de orientações concluídas de teses de doutorado em relação ao *cluster* “Score”. Logo, identifica-se que há uma relação entre quantidade de orientandos de doutorado, quantidade de publicações e qualidade das publicações. Nesse caso, esses sujeitos podem possuir artigos em conjunto com seus orientandos, sendo alocados como coautores. Muitos dos artigos

publicados por meio de parceria com orientações de doutorado podem ser apenas para cumprimento das exigências mínimas de obtenção de título, conseqüentemente, podendo ser publicações em revistas de Qualis inferior.

A relação da quantidade de orientações concluídas relacionada à quantidade e qualidade dos artigos publicados também estão visíveis nos *clusters* “IES_baixo_rank” e “Pesquisador_Sênior. Ambos apresentam baixa quantidade de orientações e *score* maior quando comparados à quantidade de artigos publicados. Portanto, a quantidade de orientações concluídas de teses de doutorado pode influenciar positivamente a quantidade de artigos publicados, mas influenciar negativamente a qualidade das publicações.

O *cluster* “Trabalhos_Orientações” também se destaca na quantidade de trabalhos apresentados em eventos. Essa variável também tende a influenciar positivamente na quantidade de artigos publicados e negativamente na qualidade das publicações. Trabalhos publicados em eventos tendem a ser convertidos em publicações, entretanto, dependendo da qualidade do evento e qualidade do trabalho, podem ser direcionados para periódicos de menor relevância.

Outro ponto que é possível observar no *cluster* “Trabalhos_Orientações” consiste na participação em projetos. Projetos tendem a ser convertidos em publicações, o que também pode influenciar em uma quantidade maior de publicações nesse grupo. O *cluster* Trabalhos_Orientações apresenta também, em relação aos demais *clusters*, uma maior participação no ensino. Uma maior participação no ensino pode ter influência positiva em relação à participação em congressos / eventos, apresentação de trabalhos e orientações.

Por fim, é possível identificar que o *Rank* da IES que cursou o doutorado pode ter influenciado sobre a qualidade e quantidade dos artigos publicados. O *cluster* “IES_baixo_rank” não apresentou *Rank* da IES pelo doutorado ter sido cursado em instituições que não foram contempladas no *QS World University Rankings* ou Índice Geral de Curso (IGC), ou por apresentar *score* menor do que 1, portanto um *score* inferior a outras IES.

Uma análise do tempo médio do término da graduação e doutorado em relação ao início do pós-doutorado no exterior também foi realizada. Através da Figura 40, é possível identificar que o *cluster* “Pesquisador_sênior” apresentou um tempo médio do término da graduação até o início da realização do pós-doutorado de 23,93 anos, o *cluster* “IES_baixo_rank” de 17,25 e o *cluster* “Trabalhos_Orientações” de 16,5 anos. Por fim, o *cluster* “Score” apresentou tempo médio de 34 anos.

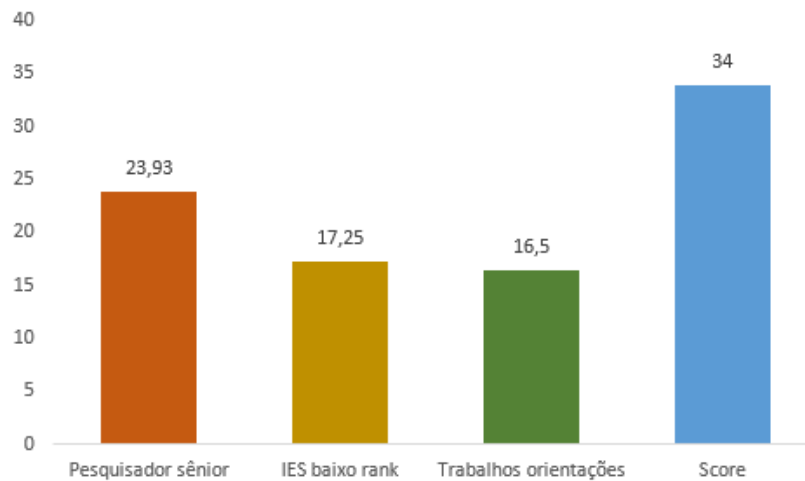


Figura 40: Tempo médio do término da graduação em relação ao início do pós-doutorado.

Foi verificado se há diferença, entre os grupos, do tempo médio do término da graduação por meio da realização de uma anova (Tabela 12).

ANOVA

Média					
	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Between Groups	640,356	3	213,452	5,538	,003
Within Groups	1387,544	36	38,543		
Total	2027,900	39			

Tabela 12: Resultado do Teste Anova em relação ao tempo médio do término de graduação.

Pelo resultado da Anova ($p=0,003$), verifica-se que os grupos apresentam diferença significativa entre as suas médias, confirmada também através do teste de Tukey (Tukey, 1953).

Por sua vez, através da Figura 41, que apresenta o tempo médio do término do doutorado em relação ao início do pós-doutorado no exterior, é possível identificar que o *cluster* “Pesquisador_sênior” apresentou um tempo médio de 10,71 anos, o *cluster* “IES_baixo_rank” de 6,6 e o *cluster* “Trabalhos_Orientações” de 4,5 anos. Por fim, o *cluster* “Score” apresentou tempo médio de 21 anos.

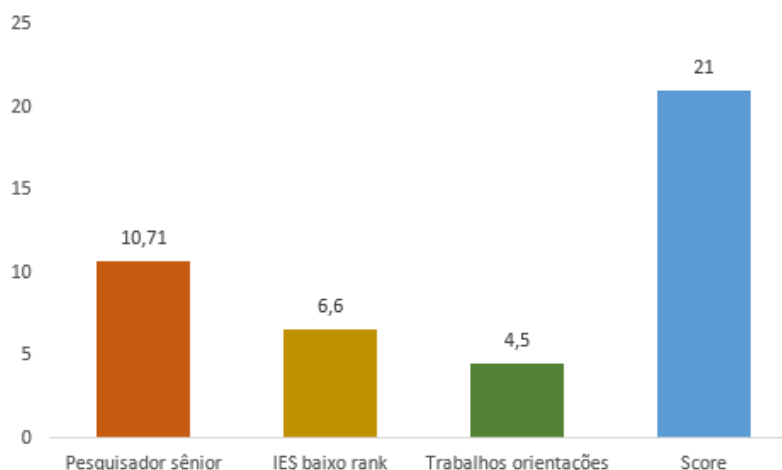


Figura 41: Tempo médio do término do doutorado em relação ao início do pós-doutorado.

Foi verificado se há diferença, entre os grupos, do tempo médio do término do doutorado por meio da realização de uma anova (Tabela 13).

ANOVA

Média					
	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Between Groups	387,689	3	129,230	14,416	,000
Within Groups	322,711	36	8,964		
Total	710,400	39			

Tabela 13: Resultado do Teste Anova em relação ao tempo médio do término do doutorado

Pelo resultado da Anova ($p=0,00$), verifica-se que os grupos apresentam diferença significativa entre as suas médias, confirmada também através do teste de Tukey (Tukey, 1953).

Ao analisar o tempo médio do término da graduação e doutorado em relação ao início do pós-doutorado no exterior, é possível identificar que o *cluster* “Score” apresentou apenas um candidato. Por constar apenas 1 currículo no *cluster* “Score”, não é possível generalizar o resultado. Todavia, ao desconsiderar o *cluster* “Score” na análise, é possível identificar uma tendência em relação aos outros *cluster*.

Considerando que o *cluster* “Trabalhos_Orientações” é o melhor, seguido pelo *cluster* “IES_baixo_rank” e tendo o *cluster* “Pesquisador_Sênior” como o pior *cluster*, observa-se que quanto menor o tempo médio do término da graduação e doutorado, melhor o *cluster* que os currículos estão alocados. Esse resultado sugere que pesquisadores mais jovens podem apresentar produtividade superior em relação a pesquisadores com um maior tempo médio de

término da graduação e doutorado. Assim, identificou-se uma tendência de que quanto mais jovem for o pesquisador, maior a produtividade e consequentemente mais recomendável é para o algoritmo.

Por fim, a verificação da assertividade do algoritmo foi realizada em dois cenários distintos: (1) no primeiro cenário, denominado cenário de alta validade, foram consideradas as variáveis mais relevantes identificadas no treinamento do algoritmo; (2) no segundo cenário, denominado cenário incerto, o foco foram apenas as variáveis de internacionalização, as quais se esperam que um pós-doutor no exterior exerça após a conclusão do pós-doutorado, conforme Relatório do Grupo de Trabalho Internacionalização da CAPES de novembro de 2019 (Internacionalização, 2019).

Assim, para a verificação da assertividade, foram realizados novos agrupamentos dos currículos, considerando as produções até três anos após a conclusão do pós-doutorado no exterior. Isso permitiu verificar a assertividade antes e após da realização do pós-doutorado. O objetivo de verificar a assertividade é confirmar se o algoritmo recomendou corretamente cada currículo. A verificação da assertividade do algoritmo foi realizada através das técnicas de *recall* e acurácia.

No cenário de alta validade, a taxa de acerto (*recall*) do algoritmo foi de 81% e a acurácia foi de 77,5%, prevendo um total de 31 acertos a cada grupo de 40 currículos analisados.

No cenário Incerto, o qual envolve um considerável grau de incerteza devido a análise contemplar apenas as variáveis de internacionalização, a taxa de acerto (*recall*) do algoritmo foi de 31,6% e a acurácia foi de 30,0%, prevendo um total de 12 acertos a cada grupo de 40 currículos analisados.

Os resultados das assertividades apresentadas demonstram que o algoritmo apresenta melhor decisão quando se tem previamente experiência e conhecimentos nas variáveis. Pode-se observar que em um cenário incerto, o índice de assertividade apresenta uma queda expressiva. Nesse caso, ao se considerar que é um cenário praticamente incerto e com pouca informação anterior, tem-se em média 12 acertos em grupos de 40 currículos, o que leva a sugerir que algoritmos de aprendizagem de máquina apresentam desempenho superior quando existem variáveis precedentes para a tomada de decisão.

Ainda, ao analisar o antes e depois da realização do pós-doutorado no exterior, foi possível identificar que no cenário de alta validade, a maioria dos currículos (77,5%) permaneceram nos mesmos *clusters*, 9% dos currículos foram identificados em *cluster* com

produtividade inferior e 13,5% foram identificados em *cluster* com produtividade superior.

Por sua vez, ao analisar o antes e depois no Cenário Incerto, o qual apresenta as variáveis de internacionalização, os resultados permitiram identificar que após a realização do pós-doutorado, 30% dos pesquisadores permaneceram no mesmo *cluster*, outros 37,5% foram identificados em *clusters* com produtividade inferior e 32,5% foram identificados em *clusters* com produtividade superior.

Considerado que todos os currículos analisados foram de ex-bolsistas de pós-doutorado no exterior, os resultados demonstram que a realização não apresentou variações expressivas na produtividade desses pesquisadores, visto que quando analisadas somente as variáveis que representaram o modelo do algoritmo (alta validade), 77,5% dos currículos permaneceram nos mesmos grupos, ou seja, apresentaram produtividade similar e ao analisar somente as variáveis de internacionalização (incerto), não se observa uma tendência de melhorias, pois uma porcentagem considerável (37,5%) apresentou piora em sua produtividade e outra parcela relevante (30%) permaneceu com produtividade similar.

Isso confirma o que dizem Acuna *et al.* (2012) que reforçam a importância da busca por indicadores de bom desempenho futuro por parte dos pesquisadores e também Castro (2013; 2017) que afirma que a CAPES deveria cobrar dos pesquisadores o conhecimento e os resultados adquiridos no estágio pós-doutoral, pois há alto investimento e baixo resultado na realização de pós-doutorado no exterior.

Por fim, os resultados aqui apresentados permitem sugerir as características de cada grupo e quais são os mais recomendados a serem contemplados com bolsas de pós-doutorado no exterior:

- **Score:** Este grupo de pesquisadores apresenta baixo número de orientação, baixa participação e apresentação de trabalhos em eventos, além de também possuir uma menor participação em projetos. Todavia, esse grupo de pesquisadores apresentou um menor número de publicações em relação ao impacto, ou seja, publica-se menos, porém com maior impacto. Dentre os quatro grupos, esse apresentou o maior impacto em suas publicações e uma considerável quantidade de publicações. Portanto, esse *cluster* pode estar relacionado a pesquisadores que focam em alto impacto de suas publicações, sendo considerado o melhor *cluster*. Ressalta-se que os participantes desse grupo mantiveram alta produtividade após a realização do pós-doutorado no exterior. Portanto, recomenda-se que candidatos com o perfil apresentado nesse grupo,

seja contemplado com bolsas de pós-doutorado no exterior.

- **Trabalhos_Orientações:** Este grupo apresenta pesquisadores junior, os quais obtiveram maior participação e apresentação de trabalhos em eventos, maior número de orientações de doutorados, e também uma alta participação em projetos. Esse grupo de pesquisadores apresentou um maior número de publicações em relação ao impacto, ou seja, publica-se mais, porém com menor impacto. Esse grupo foi considerado o segundo melhor *cluster*. Ressalta-se que 75% dos pesquisadores permaneceram com o desempenho similar após a realização do pós-doutorado. Dessa forma, na ausência de candidatos com o perfil do grupo Score, recomenda-se que candidatos com o perfil apresentado nesse grupo, seja contemplado com bolsas de pós-doutorado no exterior.
- **IES_baixo_rank:** Grupo com pesquisadores que realizaram o doutorado em IES com o *rank* mais baixo. Quando comparado ao *cluster* “Score” e “Trabalhos_Orientações”, apresentaram produtividade inferior nas demais variáveis. Portanto, esse é o terceiro melhor *cluster*. Ressalta-se que os pesquisadores desse grupo não apresentaram melhorias significativas em suas produções após a realização do pós-doutorado no exterior, portanto não se recomenda que o perfil dos pesquisadores desse grupo seja contemplado com bolsas.
- **Pesquisador_sênior:** Este grupo apresenta os pesquisadores com um maior tempo médio de término do doutorado e graduação em relação ao início do pós-doutorado no exterior. Portanto, pode estar relacionado a pesquisadores mais próximos ao encerramento da carreira. Esses pesquisadores apresentaram baixa produtividade anterior à realização do pós-doutorado e também baixa produtividade após a realização do pós-doutorado. Esse *cluster* foi identificado como o pior *cluster* e não se recomenda que pesquisadores com o perfil desse grupo sejam contemplados com bolsas.

4.4 Classificação dos Partipantes em Intuitivos e Racionais

Este tópico apresenta os resultados das análises realizadas sobre as respostas dos participantes no questionário *Decision-Making Inventory* (DMI). Através das respostas obtidas, é possível classificar os participantes em Intuitivos ou Racionais, os quais são os estilos de decisão de interesse deste trabalho.

Ressalta-se que o questionário é formado por 26 questões que definiam a Capacidade

Intuitiva (Q1 a Q13) e Capacidade Racional (Q14 a Q26) do indivíduo.

4.4.1 Análise Descritiva

A Tabela 14 apresenta a análise descritiva das variáveis categóricas da amostra. Assim, observa-se que:

- De acordo com o grupo, 36,6% dos indivíduos eram discentes, 32,4% eram Avaliadores *Ad hoc* e 31% eram Doutores.
- A maioria dos indivíduos (65,7%) apresentou decisão rápida.

Variáveis		N	%
Grupo	Avaliadores Ad hoc	117	32,4%
	Docentes Doutores	112	31,0%
	Discentes	132	36,6%
Decisão rápida	N	124	34,3%
	S	237	65,7%

Tabela 14: Análise descritiva das variáveis categóricas.

A Tabela 15 apresenta análise descritiva da variável numérica da amostra. Desse modo, observa-se que os indivíduos apresentaram, em média, 229,91 segundos de tempo de decisão com desvio padrão de 149,17 segundos. Sendo que o menor tempo de decisão observado foi 0 segundos e o maior tempo observado foi 480 segundos.

Variável	N	Média	D.P.	Mín.	1ºQ	2ºQ	3ºQ	Máx.
Tempo de decisão (segundos)	361	229,91	149,17	0	104	219	349	480

Tabela 15: Análise descritiva da variável numérica da amostra

A seguir, a Tabela 16 apresenta a análise descritiva das questões da Capacidade Intuitiva e da Capacidade Racional, e a Figura 42 ilustra esses resultados:

Indicador	Questão	Discordo Totalmente	Discordo Parcialmente	Neutro	Concordo Parcialmente	Concordo Totalmente
		1	2	3	4	5
Capacidade Intuitiva	Q1	3 (0,8%)	8 (2,2%)	42 (11,6%)	152 (42,1%)	156 (43,2%)
	Q2	2 (0,6%)	12 (3,3%)	48 (13,3%)	167 (46,3%)	132 (36,6%)
	Q3	1 (0,3%)	4 (1,1%)	27 (7,5%)	203 (56,2%)	126 (34,9%)
	Q4	160 (44,3%)	118 (32,7%)	41 (11,4%)	30 (8,3%)	12 (3,3%)
	Q5	37 (10,2%)	87 (24,1%)	131 (36,3%)	77 (21,3%)	29 (8,0%)
	Q6	75 (20,8%)	125 (34,6%)	109 (30,2%)	35 (9,7%)	17 (4,7%)
	Q7	74 (20,5%)	142 (39,3%)	97 (26,9%)	33 (9,1%)	15 (4,2%)
	Q8	93 (25,8%)	101 (28,0%)	95 (26,3%)	58 (16,1%)	14 (3,9%)
	Q9	34 (9,4%)	130 (36,0%)	119 (33,0%)	55 (15,2%)	23 (6,4%)
	Q10	2 (0,6%)	5 (1,4%)	44 (12,2%)	170 (47,1%)	140 (38,8%)
	Q11	8 (2,2%)	45 (12,5%)	146 (40,4%)	130 (36,0%)	32 (8,9%)
	Q12	41 (11,4%)	80 (22,2%)	103 (28,5%)	109 (30,2%)	28 (7,8%)
	Q13	45 (12,5%)	56 (15,5%)	96 (26,6%)	120 (33,2%)	44 (12,2%)
Capacidade Racional	Q14	4 (1,1%)	12 (3,3%)	48 (13,3%)	136 (37,7%)	161 (44,6%)
	Q15	8 (2,2%)	30 (8,3%)	65 (18,0%)	138 (38,2%)	120 (33,2%)
	Q16	3 (0,8%)	17 (4,7%)	59 (16,3%)	169 (46,8%)	113 (31,3%)
	Q17	6 (1,7%)	36 (10,0%)	75 (20,8%)	114 (31,6%)	130 (36,0%)
	Q18	4 (1,1%)	8 (2,2%)	56 (15,5%)	152 (42,1%)	141 (39,1%)
	Q19	7 (1,9%)	23 (6,4%)	74 (20,5%)	166 (46,0%)	91 (25,2%)
	Q20	4 (1,1%)	16 (4,4%)	49 (13,6%)	164 (45,4%)	128 (35,5%)
	Q21	3 (0,8%)	13 (3,6%)	35 (9,7%)	166 (46,0%)	144 (39,9%)
	Q22	2 (0,6%)	6 (1,7%)	38 (10,5%)	173 (47,9%)	142 (39,3%)
	Q23	9 (2,5%)	23 (6,4%)	56 (15,5%)	120 (33,2%)	153 (42,4%)
	Q24	3 (0,8%)	7 (1,9%)	73 (20,2%)	144 (39,9%)	134 (37,1%)
	Q25	65 (18%)	114 (31,6%)	104 (28,8%)	52 (14,4%)	26 (7,2%)
	Q26	17 (4,7%)	48 (13,3%)	72 (19,9%)	146 (40,4%)	78 (21,6%)

N(%)

Tabela 16: Análise descritiva das questões da Capacidade Intuitiva e Racional.

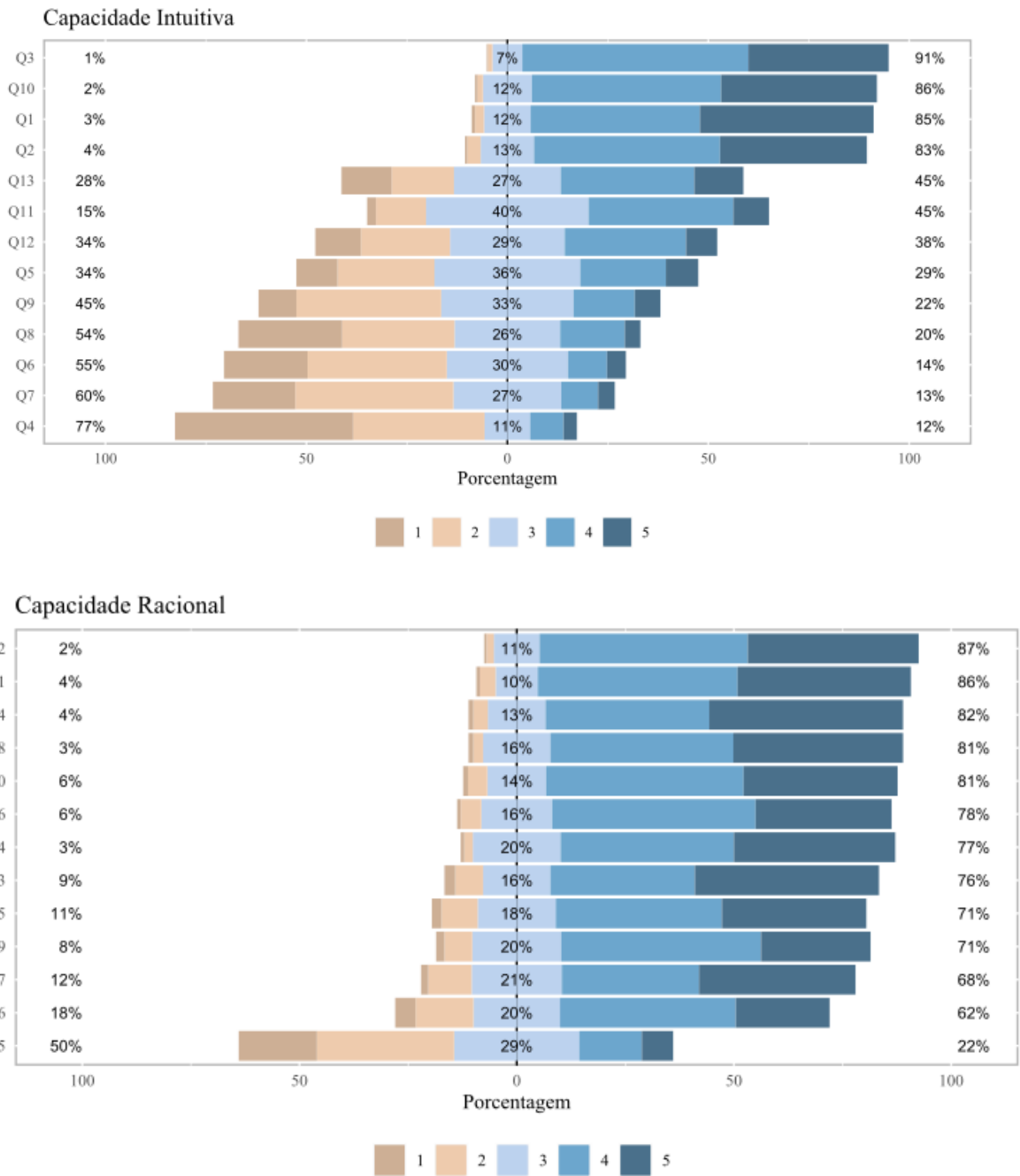


Figura 42: Freqüências relativas dos níveis das questões da capacidade intuitiva e racional.

A Tabela 17 exibe a análise descritiva das questões de maneira numérica, de acordo com cada capacidade. Destaca-se que as questões estão em escala *Likert* com valores entre 1 e 5, sendo que 1 significa discordo totalmente e 5 concordo totalmente. Assim, intervalos estritamente maiores que 3 indicam concordância, enquanto intervalos estritamente menores que 3 indicam discordância. Sendo assim, observa-se que:

- Na Capacidade Intuitiva, as questões 1,2,3,10,11 e 13 tiveram a média estritamente

maior que 3, portanto, neste indicador os respondentes tenderam a concordar somente nessas questões. Além disso, a média da questão 4 foi significativamente menor que as demais, devido a não sobreposição dos intervalos de confiança e essa média foi estritamente menor que 3, assim os respondentes tenderam a discordar nessa questão.

Indicador	Questão	N	Média	D.P.	I.C.(95%) ¹
Capacidade Intuitiva	Q1	361	4,25	0,81	[4,17 ; 4,33]
	Q2	361	4,15	0,81	[4,07 ; 4,23]
	Q3	361	4,24	0,66	[4,17 ; 4,31]
	Q4	361	1,94	1,09	[1,82 ; 2,06]
	Q5	361	2,93	1,09	[2,82 ; 3,04]
	Q6	361	2,43	1,07	[2,32 ; 2,54]
	Q7	361	2,37	1,04	[2,26 ; 2,48]
	Q8	361	2,44	1,15	[2,31 ; 2,56]
	Q9	361	2,73	1,04	[2,62 ; 2,83]
	Q10	361	4,22	0,75	[4,14 ; 4,30]
	Q11	361	3,37	0,89	[3,27 ; 3,46]
	Q12	361	3,01	1,14	[2,89 ; 3,12]
	Q13	361	3,17	1,20	[3,05 ; 3,30]
Capacidade Racional	Q14	361	4,21	0,88	[4,12 ; 4,30]
	Q15	361	3,92	1,02	[3,82 ; 4,02]
	Q16	361	4,03	0,86	[3,94 ; 4,12]
	Q17	361	3,90	1,05	[3,79 ; 4,01]
	Q18	361	4,16	0,84	[4,07 ; 4,24]
	Q19	361	3,86	0,93	[3,76 ; 3,96]
	Q20	361	4,10	0,87	[4,01 ; 4,18]
	Q21	361	4,20	0,82	[4,12 ; 4,28]
	Q22	361	4,24	0,75	[4,16 ; 4,32]
	Q23	361	4,07	1,03	[3,96 ; 4,17]
	Q24	361	4,11	0,85	[4,02 ; 4,19]
	Q25	361	2,61	1,15	[2,49 ; 2,73]
	Q26	361	3,61	1,11	[3,50 ; 3,72]

¹Intervalo *Bootstrap*.

Tabela 17: Análise descritiva de forma numérica de cada questão.

- Na Capacidade Racional, apenas a questão 25 teve a média estritamente menor que 3, portanto, nesse indicador os respondentes tenderam a discordar apenas nessa questão. Além disso, a média dessa questão é significativamente menor que as demais, devido a não sobreposição do intervalo de confiança.

4.4.2 Criação dos indicadores

Antes da criação dos indicadores foi realizada uma análise de confiabilidade dos constructos. Sendo que o constructo “Capacidade Intuitiva” apresentou Alfa de *Cronbach* (AC) igual a 0,70 e o constructo “Capacidade Racional” apresentou Alfa de *Cronbach* (AC) igual a 0,85. Dessa forma, ambos apresentaram Alfa de *Cronbach* (AC) acima de 0,60, satisfazendo os níveis exigidos de confiabilidade.

A Tabela 18 apresenta a análise descritiva dos indicadores. Destaca-se que para a criação dos indicadores foi calculada a média das questões de cada Capacidade. Assim, observa-se que:

- A média do indicador “Capacidade Intuitiva” foi 3,17, com desvio padrão de 0,47. O valor mínimo observado para o indicador foi 1,23 e o valor máximo observado foi 4,46.
- A média do indicador “Capacidade Racional” foi 3,92, com desvio padrão de 0,57. O valor mínimo observado para o indicador foi 1,00 e o valor máximo observado foi 5,00.

Indicador	N	Média	D.P.	Mín.	1ºQ	2ºQ	3ºQ	Máx.
Capacidade Intuitiva	361	3,17	0,47	1,23	2,85	3,15	3,54	4,46
Capacidade Racional	361	3,92	0,57	1,00	3,62	4,00	4,38	5,00

Tabela 18: Análise descritiva dos indicadores.

4.4.3 Classificação do Perfil

A Tabela 19 demonstra a análise descritiva do Indicador de Classificação do Perfil, ou seja, o valor da subtração do indicador Capacidade Intuitiva e do indicador Capacidade Racional que será utilizado para fazer a classificação dos indivíduos em “Intuitivo” e “Racional”. Sendo que indivíduos que apresentarem Indicador de Classificação do Perfil

maior ou igual a zero são classificados como “Intuitivo” e indivíduos que apresentarem Indicador menor que zero são classificados como “Racional”. Dessa forma, pode-se concluir que:

- Os indivíduos apresentaram, em média, -0,75 no Indicador de Classificação do Perfil com desvio padrão de 0,75. Assim, os indivíduos tenderam a ser, em média, racionais. O valor mínimo do Indicador observado foi -2,46 e o valor máximo observado foi 2,38.

Variável	N	Média	D.P.	Mín.	1ºQ	2ºQ	3ºQ	Máx.
Indicador de Classificação	361	-0,75	0,75	-2,46	-1,31	-0,77	-0,31	2,38

Tabela 19: Análise descritiva do Indicador de Classificação.

A Tabela 20 traz a análise descritiva da classificação dos indivíduos. Dessa maneira, observa-se que a maioria dos indivíduos (65,4%) foram classificados como “Racional” e 34,6% foram classificados como “Intuitivo”.

Classificação	N	%
Intuitivo	125	34,6%
Racional	236	65,4%

Tabela 20: Análise descritiva da Classificação dos indivíduos.

4.4.4. Comparação das variáveis de caracterização com os indicadores

Capacidade Intuitiva

A Tabela 21 apresenta a comparação das variáveis categóricas com o Indicador “Capacidade Intuitiva”. Ressalta-se que o Valor-p é uma estatística utilizada para sintetizar o resultado de um teste de hipóteses. Formalmente, o p-valor é definido como a probabilidade de se obter uma estatística de teste igual ou mais extrema que aquela observada em uma amostra, assumindo como verdadeira a hipótese nula. Como geralmente define-se o nível de significância em 5%, um p-valor menor que 0,05 gera evidências para rejeição da hipótese nula do teste (Hollander, 1999).

Desse modo, pode-se concluir que:

- Houve diferença significativa (valor-p = 0,027) da Capacidade intuitiva dos indivíduos

que apresentaram decisão rápida e dos indivíduos que não apresentaram. Sendo que os indivíduos que apresentaram decisão rápida tenderam a ter um maior valor médio de Capacidade Intuitiva.

Variáveis		N	Média	E.P.	1º Q.	2º Q.	3º Q.	Valor-p
Decisão rápida	N	124	3,10	0,04	2,77	3,08	3,38	0,027¹
	S	237	3,21	0,03	2,85	3,23	3,54	
Avaliadores Ad hoc		117	3,13	0,04	2,85	3,08	3,46	
Grupo	Docentes Doutores	112	3,24	0,05	2,85	3,23	3,54	0,343 ²
	Discentes	132	3,16	0,04	2,85	3,15	3,54	

¹Teste de Mann-Whitney, ²Teste de Kruskal-Wallis.

Tabela 21: Comparação das variáveis categóricas e o Indicador Capacidade Intuitiva.

A Figura 43 ilustra a comparação variável “Decisão rápida” quanto ao indicador “Capacidade Intuitiva”.

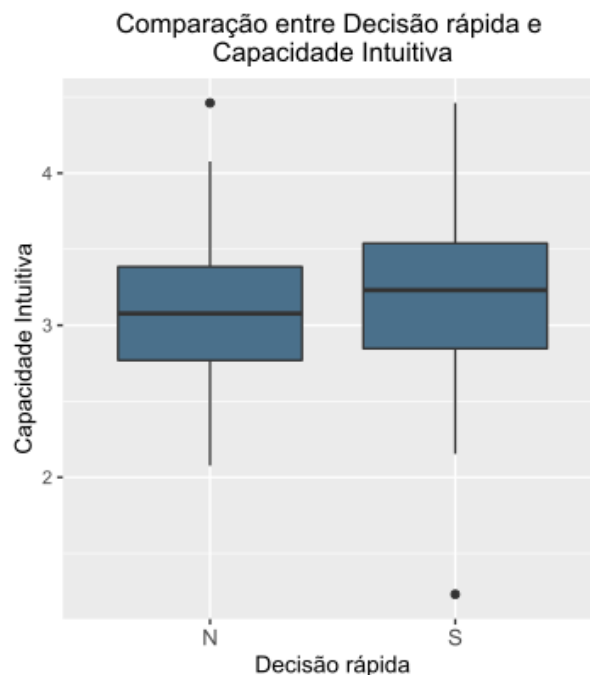


Figura 43: Boxplot da Decisão rápida de acordo com a Capacidade Intuitiva.

A Tabela 22 apresenta a correlação da variável “Tempo de decisão em segundos” com relação ao indicador “Capacidade Intuitiva”. Ressalta-se que a correlação de Spearman é uma medida limitada entre -1 e 1, sendo que quanto mais próximo o coeficiente estiver de -1 maior

a correlação negativa e quanto mais próximo o coeficiente estiver de 1 maior a correlação positiva. Ressalta-se que usa-se o valor-p para determinar se o coeficiente de correlação é estatisticamente significativo. Nesse caso, define-se o nível de significância em 5% (Hollander, 1999).

Dessa forma, observa-se que:

- Houve correlação significativa (valor-p = 0,001) e negativa ($r = -0,17$) entre o Tempo de decisão e o indicador Capacidade Intuitiva. Sendo assim, quanto maior for o Tempo de decisão, menor tende a ser a Capacidade Intuitiva do indivíduo e vice-versa.

Indicador	R	Valor-p
Tempo de decisão (s)	-0,17	0,001

Coeficiente de Correlação de Spearman.

Tabela 22: Correlação entre Tempo de decisão (s) e Capacidade Intuitiva.

Capacidade Racional

A Tabela 23 exhibe a comparação das variáveis categóricas com o Indicador “Capacidade Racional”. Desse modo, pode-se concluir que não houve diferença significativa (valor-p > 0,05) das variáveis “Decisão rápida” e “Grupo” quanto ao Indicador “Capacidade Racional”.

	Variáveis	N	Média	E.P.	1º Q.	2º Q.	3º Q.	Valor-p
Decisão rápida	N	124	3,97	0,05	3,65	4,00	4,35	0,470 ¹
	S	237	3,90	0,04	3,54	3,92	4,38	
	Avaliadores Ad hoc	117	3,95	0,06	3,62	4,00	4,38	
Grupo	Docentes Doutores	112	3,91	0,06	3,62	3,92	4,38	0,488 ²
	Discentes	132	3,91	0,05	3,58	3,92	4,31	

¹Teste de Mann-Whitney, ²Teste de Kruskal-Wallis.

Tabela 23: Comparação das variáveis categóricas e o Indicador Capacidade Racional.

A Tabela 24 apresenta a correlação da variável “Tempo de decisão em segundos” com relação ao indicador “Capacidade Racional”. Dessa forma, observa-se que não houve correlação significativa (valor p > 0,05) entre o “Tempo de decisão” e a “Capacidade Racional”.

Indicador	R	Valor-p
Tempo de decisão (s)	0,04	0,417

Coeficiente de Correlação de Spearman.

Tabela 24: Correlação entre Tempo de decisão (s) e Capacidade Racional.

Indicador de Classificação

A Tabela 25 mostra a comparação das variáveis categóricas com o Indicador de Classificação. Desse modo, pode-se concluir que:

- Houve diferença significativa (valor-p = 0,031) do Indicador de Classificação dos indivíduos que apresentaram decisão rápida e dos indivíduos que não apresentaram. Sendo que os indivíduos que apresentaram decisão rápida tenderam a ser mais intuitivos que os indivíduos que não apresentaram decisão rápida.

Variáveis		N	Média	E.P.	1º Q.	2º Q.	3º Q.	Valor-p
Decisão rápida	N	124	-0,87	0,06	-1,31	-0,88	-0,46	0,031¹
	S	237	-0,69	0,05	-1,23	-0,77	-0,08	
Avaliadores Ad hoc		117	-0,83	0,07	-1,46	-0,85	-0,38	
Grupo	Docentes Doutores	112	-0,67	0,08	-1,27	-0,77	-0,15	0,380 ²
	Discentes	132	-0,75	0,06	-1,23	-0,77	-0,31	

¹Teste de Mann-Whitney, ²Teste de Kruskal-Wallis.

Tabela 25: Comparação das variáveis categóricas e o Indicador de Classificação.

A Figura 44 ilustra a comparação da variável “Decisão rápida” quanto ao Indicador de Classificação.

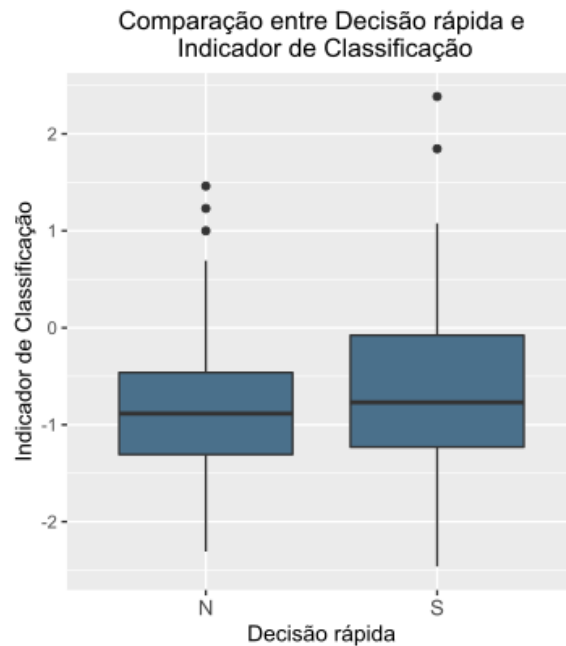


Figura 44: Boxplot da Decisão rápida de acordo com o Indicador de Classificação.

A Tabela 26 apresenta a correlação da variável “Tempo de decisão em segundos” com relação ao Indicador de Classificação. Dessa forma, observa-se que:

- Houve correlação significativa (valor-p = 0,004) e negativa ($r = -0,15$) entre o Tempo de decisão e o Indicador de Classificação. Sendo assim, quanto maior for o Tempo de decisão, menor tende a ser o Indicador de Classificação e, portanto, mais racional tende a ser o indivíduo, e vice-versa.

Indicador	R	Valor-p
Tempo de decisão (s)	-0,15	0,004

Coeficiente de Correlação de Spearman.

Tabela 26: Correlação entre Tempo de decisão (s) e Indicador de Classificação.

4.4.5 Comparação das variáveis de caracterização com a Classificação do Perfil

A Tabela 27 traz a comparação das variáveis categóricas com a Classificação do indivíduo. Desse modo, pode-se concluir que:

- Houve associação significativa (valor-p = 0,001) entre a Decisão rápida e a Classificação. Sendo que 85,5% dos indivíduos classificados como Intuitivo apresentaram decisão rápida, enquanto que 61,2% dos indivíduos classificados como

Racional apresentaram decisão rápida.

Variáveis		Intuitivo	Racional	Valor-p
		%	%	
Decisão rápida	N	14,9%	38,8%	< 0,001
	S	85,1%	61,2%	
Avaliadores Ad hoc		31,3%	32,7%	
Grupo	Docentes Doutores	38,8%	29,3%	0,267
	Discentes	29,9%	38,1%	

Tabela 27: Comparação das variáveis categóricas e a Classificação.

A Figura 44, a seguir, ilustra a comparação entre a variável Decisão rápida e a Classificação.

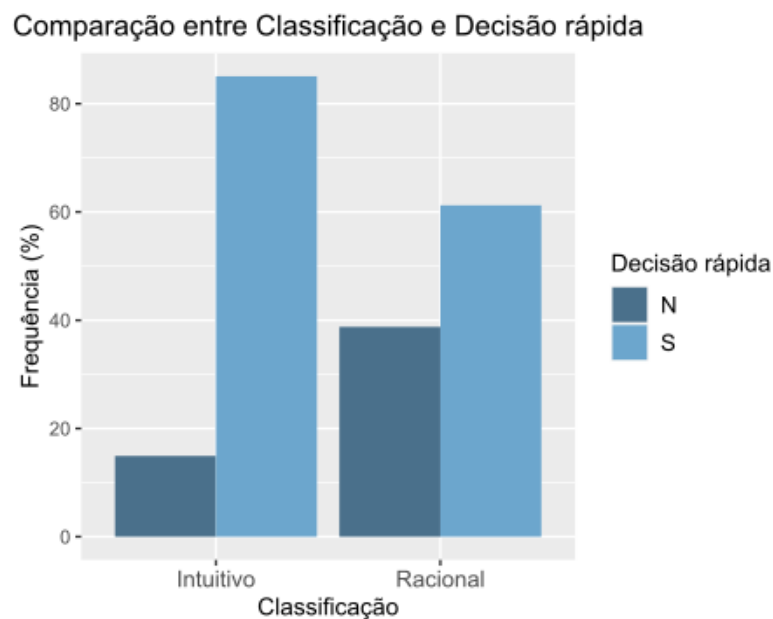


Figura 44: Boxplot da comparação entre Classificação e Decisão rápida.

A Tabela 28 compreende a comparação da variável numérica Tempo de decisão (s) com a Classificação do indivíduo. Desse modo, pode-se concluir que:

- Houve diferença significativa (valor-p < 0,001) do Tempo de decisão dos indivíduos classificados em Intuitivos e o dos indivíduos classificados como Racionais. Sendo que os indivíduos Racionais apresentaram um maior Tempo médio de decisão.

Classificação	N	Média	E.P.	1º Q.	2º Q.	3º Q.	Valor-p
Intuitivo	125	157,46	15,64	49,50	119,00	238,50	< 0,001
Racional	236	246,42	8,68	121,00	247,00	361,00	

Tabela 28: Comparação entre Classificação do Perfil e o Tempo de decisão (s).

A figura 45 ilustra a comparação entre as classificações quanto ao Tempo de decisão em segundos.

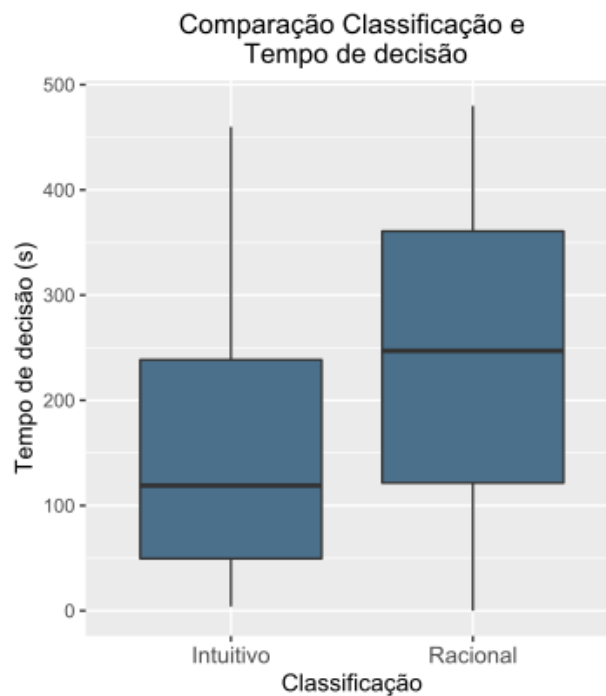


Figura 45: Boxplot da comparação da Classificação quanto ao Tempo de decisão (s).

4.5 Resultados da Decisão Humana

Neste tópico serão descritos os resultados da decisão humana. A decisão foi realizada através do Módulo de Seleção de Currículos, no qual cada participante pôde classificar quatro currículos Lattes.

A assertividade da decisão humana foi verificada no cenário de alta validade, cenário incerto e no cenário que mescla validade e incerteza. Salienta-se que a decisão humana foi baseada em informações anteriores à realização do pós-doutorado e a assertividade consiste em comparar o antes e depois da realização do pós-doutorado no exterior. Além disso, é

importante frisar que no cenário de alta validade foram consideradas as variáveis identificadas no pré-processamento do algoritmo e no cenário incerto foram consideradas as variáveis de internacionalização. O terceiro cenário mescla validade e incerteza. A técnica utilizada para a verificação da assertividade foi a acurácia.

A descrição dos resultados da Tomada de Decisão Humana será aqui apresentada de acordo com seus respectivos grupos de participantes. Assim, a seção 4.5.1. apresenta os resultados da decisão dos Avaliadores *Ad Hoc*, a seção 4.5.2. descreve os resultados obtidos pelos Doutores e a seção 4.5.3. ilustra os resultados dos participantes Discentes.

4.5.1 Resultados da decisão do Grupo Experimental Primário - Avaliadores Ad Hoc

Os resultados da decisão do Grupo Experimental Primário encontram-se divididos em: (1) Decisão dos Avaliadores *Ad Hoc* Intuitivos, no qual estão descritos os resultados obtidos através dos 37 participantes considerados intuitivos; e (2) Decisão dos Avaliadores *Ad Hoc* Racionais, demonstrados através dos resultados obtidos na tomada de decisão dos 80 participantes considerados racionais. Por fim, serão apresentados os atributos que cada perfil considerou relevante para a escolha dos melhores currículos.

4.5.1.1. Cenário de Alta Validade (Ad hoc)

Para o cenário de alta validade, a assertividade da tomada de decisão dos Avaliadores *Ad Hoc* considerados intuitivos apresentou assertividade de 65% e os Avaliadores *Ad Hoc* Racionais apresentaram assertividade de 37,5% (Figura 46).

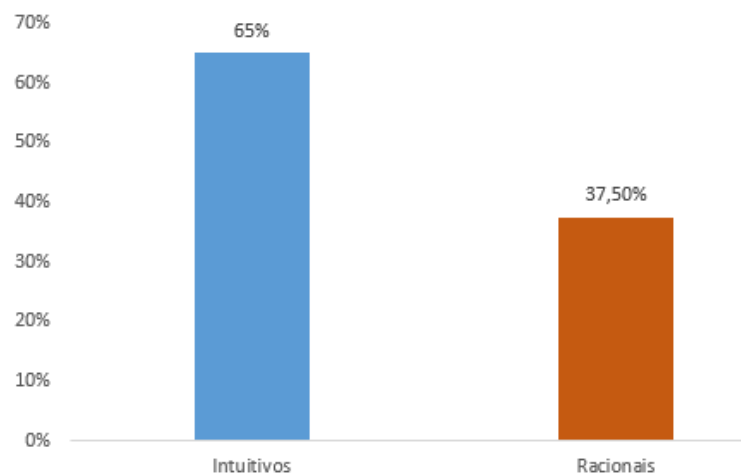


Figura 46: Assertividades dos Avaliadores Ad Hoc Intuitivos *versus* Racionais (Cenário de Alta Validade)

Neste cenário, os Avaliadores *Ad Hoc* Intuitivos obtiveram um total de 26 acertos a cada grupo de 40 currículos analisados e os *Ad Hoc* Racionais obtiveram um total de 15 acertos a cada grupo de 40 currículos analisados.

4.5.1.2. Cenário Incerto (Ad Hoc)

No cenário incerto, a assertividade da tomada de decisão dos Avaliadores *Ad Hoc* considerados intuitivos apresentou assertividade de 55% e os Avaliadores *Ad Hoc* Racionais apresentaram assertividade de 50% (Figura 47).

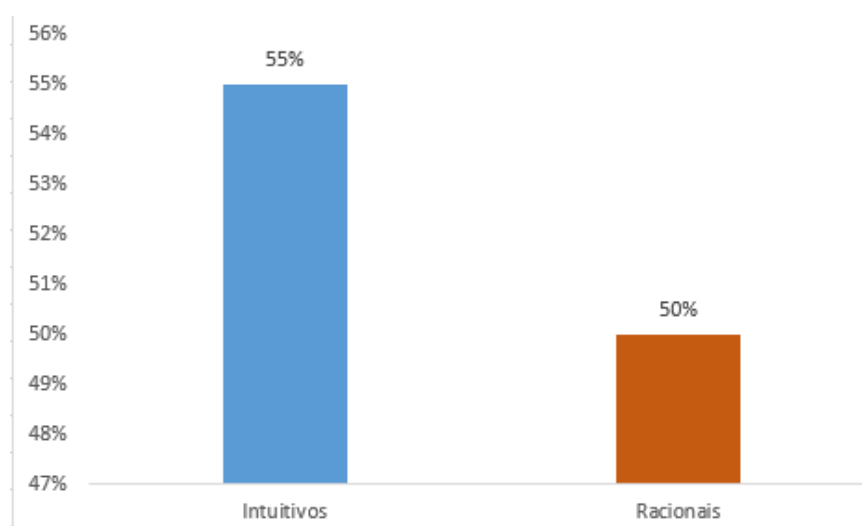


Figura 47: Assertividades dos Avaliadores Ad Hoc Intuitivos *versus* Racionais (Cenário Incerto)

Neste cenário, os Avaliadores *Ad Hoc* Intuitivos previram um total de 22 acertos e os *Ad Hoc* Racionais previram um total de 20 acertos a cada grupo de 40 currículos.

4.5.1.3. Atributos Relevantes Para a Tomada de Decisão dos Avaliadores Ad Hoc

Os avaliadores *Ad Hoc*, em geral, consideraram os atributos: Artigos publicados em periódicos Internacionais (100); Artigos publicados periódicos Nacionais (81); Vínculos (66); IES que cursou o doutorado (44); Orientações concluídas de Tese de doutorado (40); Orientações concluídas de Dissertação de mestrado (36); Participação em projetos de pesquisa (32); Idiomas (25); Resumo do currículo (18); Capítulos de livros publicados (17) como os mais relevantes para a escolha dos melhores currículos (Figura 48):

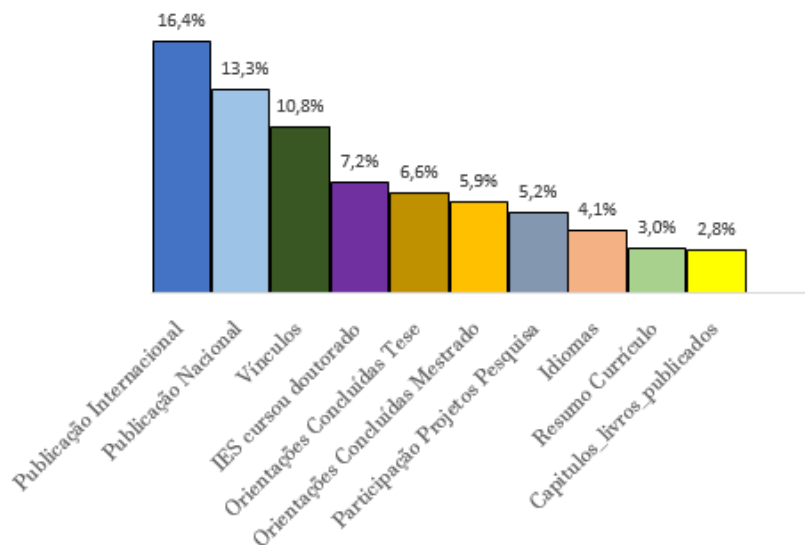


Figura 48: Principais atributos para escolha dos currículos (Avaliadores Ad Hoc)

Os avaliadores *Ad Hoc* Intuitivos consideraram os atributos: Artigos publicados em periódicos Internacionais (33); Artigos publicados em periódicos Nacionais (26); Vínculos (24); IES que cursou o doutorado (15); Idiomas (10); Orientações concluídas de Dissertação de mestrado (9); Participação em projetos de pesquisa (9); Capítulos de livros publicados (7); Orientações concluídas de Tese de doutorado (7); Apresentações de Trabalhos (6) como os mais relevantes para a escolha dos melhores currículos, como é possível perceber na Figura 49:

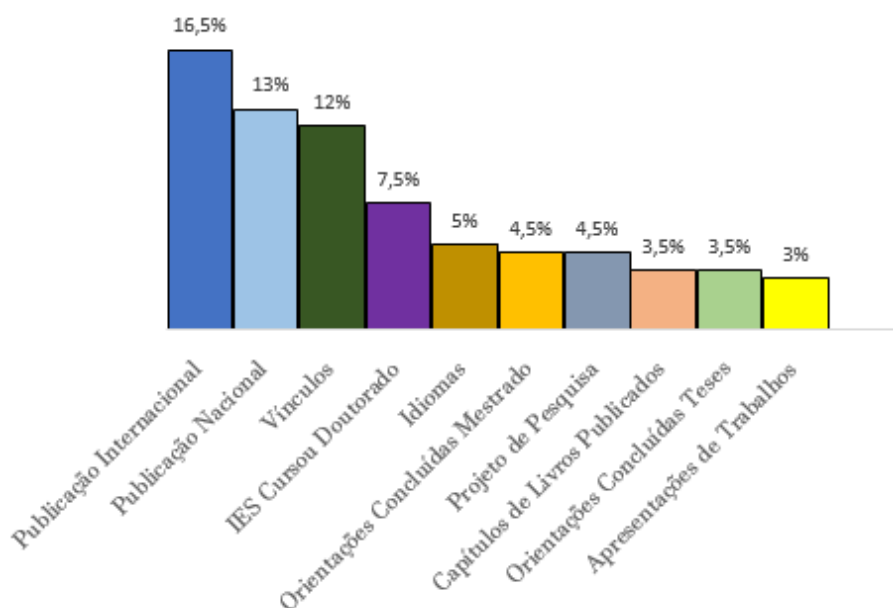


Figura 49: Principais atributos para escolha dos currículos (Avaliadores Ad Hoc Intuitivos)

Os avaliadores *Ad Hoc* Racionais consideraram os atributos: Artigos publicados em periódicos Internacionais (67); Artigos publicados em periódicos Nacionais (55); Vínculos (42); Orientações concluídas de Tese doutorado (33); IES que cursou o doutorado (29); Orientações concluídas de Dissertação de mestrado (27); Participação em Projeto de Pesquisa (23); Resumo do currículo (16); Idiomas (15) e Capítulos de livros publicados (10) como os mais relevantes para a escolha dos melhores currículos, conforme Figura 50:

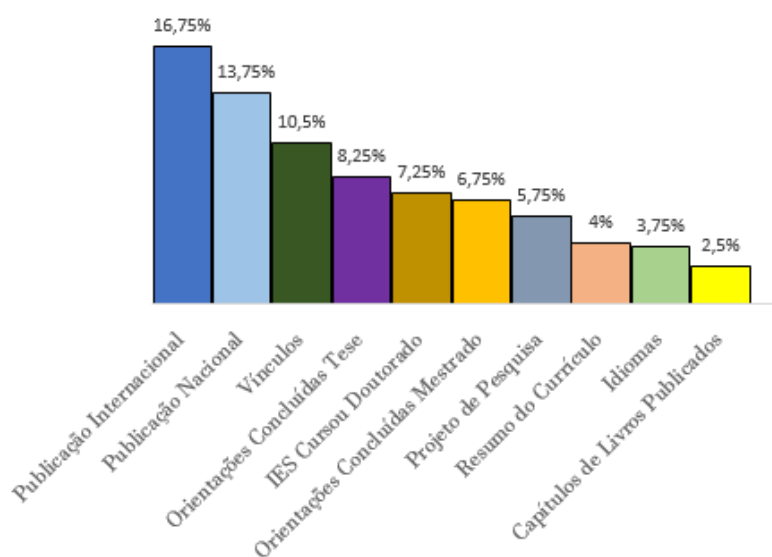


Figura 50: Principais atributos para escolha dos currículos (Avaliadores Ad Hoc Racionais)

4.5.2. Resultados da decisão do Grupo Experimental Secundário - Doutores

Os resultados da decisão do Grupo Experimental Secundário encontram-se divididos em: (1) Decisão dos Doutores Intuitivos, no qual estão descritos os resultados obtidos através dos 42 participantes considerados intuitivos; e (2) Decisão dos Doutores Racionais, demonstrados através dos resultados obtidos na tomada de decisão dos 70 participantes considerados racionais. Por fim, serão apresentados os atributos que cada perfil considerou relevante para a decisão dos melhores currículos.

4.5.2.1. Cenário de Alta Validade (Doutores)

Para o cenário de alta validade, a tomada de decisão dos Doutores considerados intuitivos apresentou assertividade de 45% e os Doutores Racionais apresentaram

assertividade de 42,5%, de acordo com o que mostra a Figura 51:

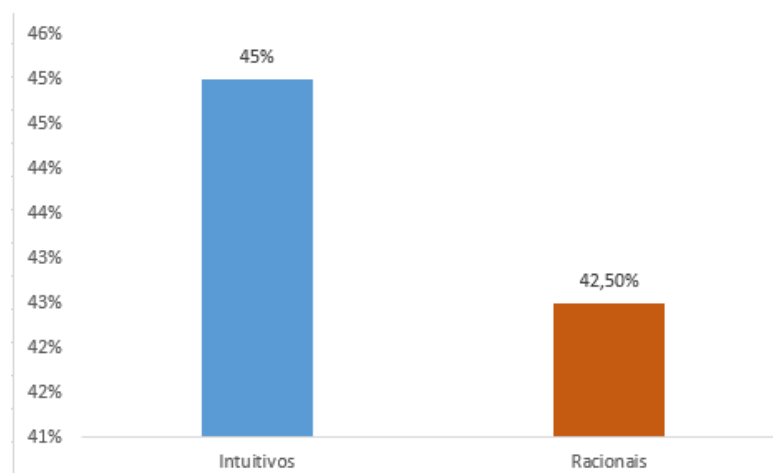


Figura 51: Assertividades dos Doutores Intuitivos *versus* Racionais (Cenário de Alta Validade)

Ainda no cenário de alta validade, os Doutores Intuitivos obtiveram um total de 18 acertos a cada grupo de 40 currículos analisados e os Doutores Racionais obtiveram um total de 17 acertos a cada grupo de 40 currículos analisados.

4.5.2.2. Cenário Incerto (Doutores)

No cenário incerto, a tomada de decisão dos Doutores intuitivos apresentaram assertividade de 55% e os Doutores Racionais apresentaram assertividade de 47,5%, como é possível identificar na Figura 52:

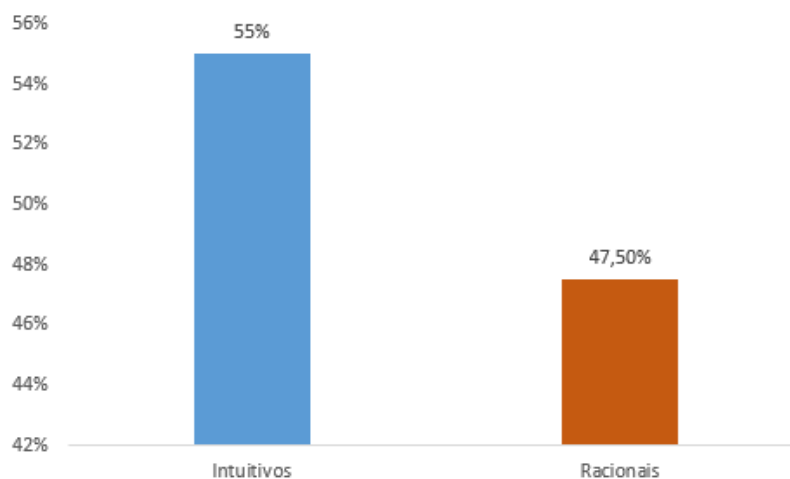


Figura 52: Assertividades dos Doutores Intuitivos *versus* Racionais (Cenário Incerto)

Para o cenário incerto, os Doutores Intuitivos apresentaram um total de 22 acertos e os Doutores Racionais apresentaram um total de 19 acertos a cada grupo de 40 currículos.

4.5.2.3. Atributos Relevantes Para a Tomada de Decisão dos Doutores

Os Doutores, em geral, consideraram os atributos: Artigos publicados em periódicos Internacionais (97); Artigos publicados em periódicos Nacionais (71); Vínculos (50); Orientações concluídas de Tese de doutorado (48); IES que cursou o doutorado (45); Idiomas (38); Participação em projetos pesquisa (35); Orientações concluídas em Dissertação de mestrado (25); Resumo do currículo (13) e Capítulos de livros publicados (12) como os mais expressivos para a escolha dos melhores currículos, como demonstrado na Figura 53:

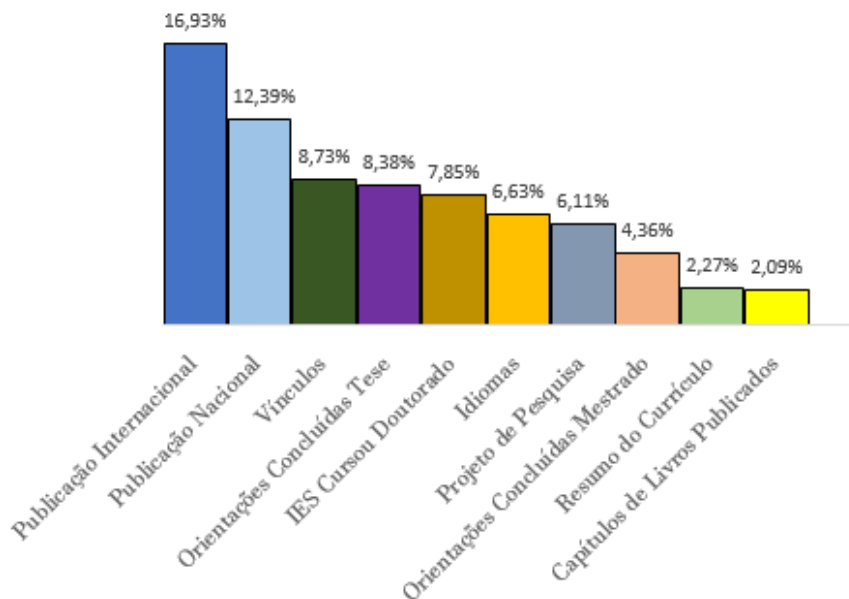


Figura 53: Principais atributos para escolha dos currículos (Doutores)

Por sua vez, os Doutores Intuitivos consideraram os atributos: Artigos publicados em periódicos Internacionais (32); Artigos publicados em periódicos Nacionais (23); IES que cursou o doutorado (20); Vínculos (19); Orientações concluídas de Tese de doutorado (17); Participação em Projetos pesquisa (15); Idiomas (14); Orientações concluídas de Dissertação de mestrado (8); Assessoria e consultoria (6); Resumo do currículo (6) como os mais relevantes para a escolha dos melhores currículos, de acordo com a Figura 54:

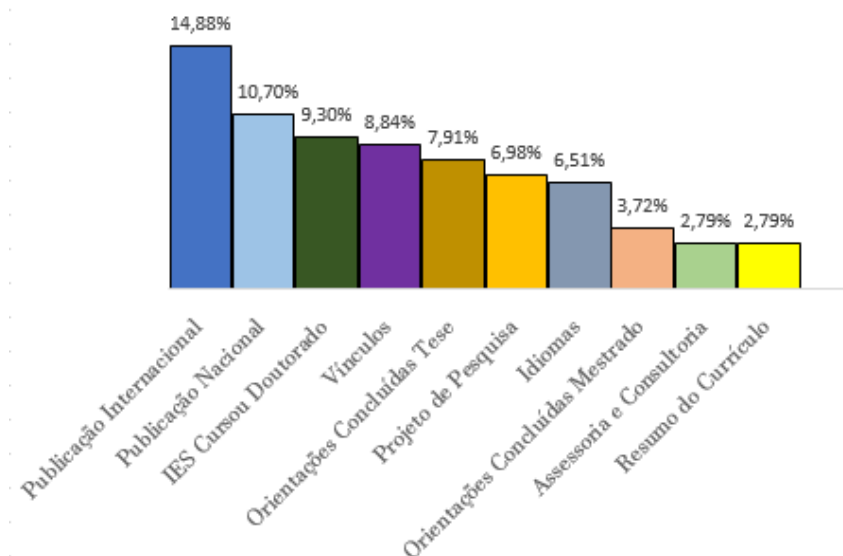


Figura 54: Principais atributos para escolha dos currículos (Doutores Intuitivos)

Os Doutores Racionais consideraram os atributos: Artigos publicados em periódicos Internacionais (65); Artigos publicados em periódicos Nacionais (48); Vínculos (31); Orientações concluídas de Tese de doutorado (31); IES que cursou o doutorado (25); Idiomas (24); Participação em Projetos de pesquisa (20); Orientações concluídas de Dissertação de mestrado (17); Capítulos de livros publicados (8) e Membro de corpo editorial (8) como os mais significativos para a escolha dos melhores currículos, conforme Figura 55:

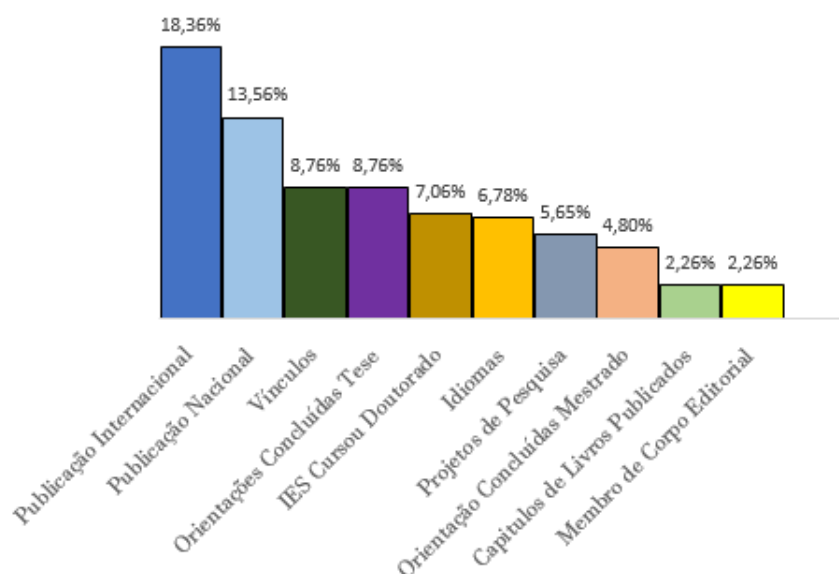


Figura 55: Principais atributos para escolha dos currículos (Doutores Racionais)

4.5.3 Resultados da Decisão do Grupo de Controle - Discentes

Os resultados da decisão do Grupo de Controle foram divididos em: (1) Decisão dos Discentes Intuitivos, no qual estão descritos os resultados obtidos através dos 46 participantes considerados intuitivos; e (2) Decisão dos Discentes Racionais, demonstrados através dos resultados obtidos na tomada de decisão dos 86 participantes considerados racionais. Por fim, serão apresentados os atributos que cada perfil considerou relevante para a escolha dos melhores currículos.

4.5.3.1. Cenário de Alta Validade (Discentes)

Para o cenário de alta validade, a assertividade da tomada de decisão dos Discentes Intuitivos foi de 32,5% e os Discentes Racionais apresentaram assertividade de 37,5%, como é possível verificar na Figura 56:

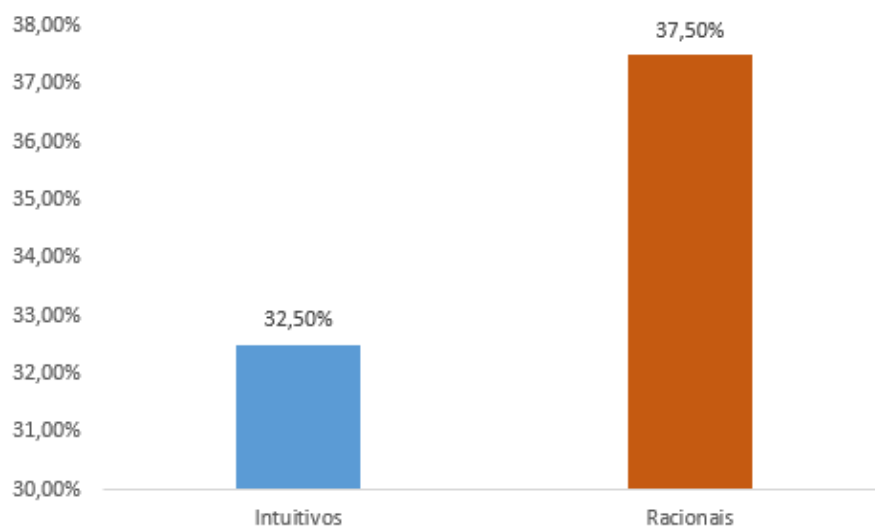


Figura 56: Assertividades dos Discentes Intuitivos *versus* Racionais (Cenário de Alta Validade)

Mediante esse cenário, os Discentes Intuitivos obtiveram um total de 13 acertos a cada grupo de 40 currículos analisados e os Racionais obtiveram um total de 15 acertos a cada grupo de 40 currículos analisados.

4.5.3.2. Cenário Incerto

No cenário incerto, a assertividade da tomada de decisão dos Discentes considerados intuitivos obteve o total de 40% e os Discentes Racionais apresentaram assertividade de 47,5%, como revela a Figura 57:

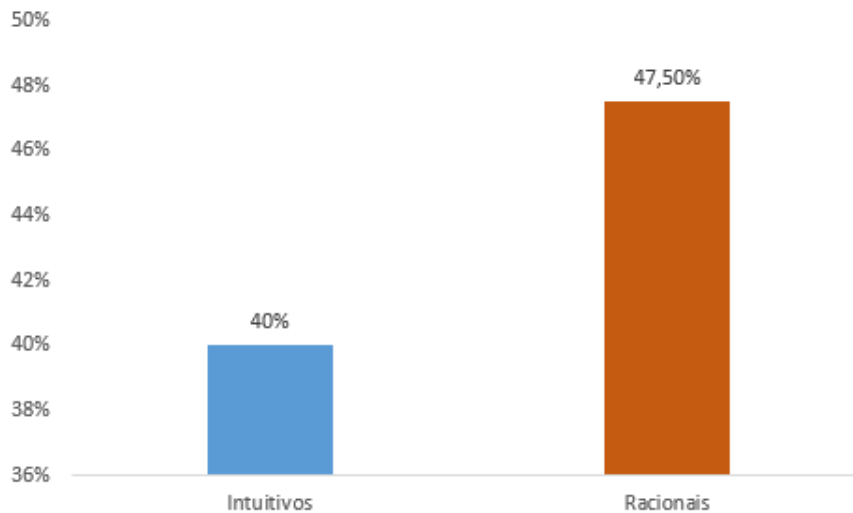


Figura 57: Assertividades dos Discentes Intuitivos *versus* Racionais (Cenário Incerto)

Para o cenário incerto, os Discentes Intuitivos obtiveram um total de 16 acertos e os Racionais obtiveram um total de 19 acertos a cada grupo de 40 currículos.

4.5.3.3. Atributos Relevantes Para a Tomada de Decisão dos Discentes

Os Discentes, em geral, consideraram os atributos: Vínculos (90); Idiomas (73); Artigos publicados em periódicos Internacionais (59); Formação Complementar (53); Artigos publicados em periódicos Nacionais (38); Apresentações de Trabalho (29); Participação em Projetos de pesquisa (22); Resumo do currículo (22); IES que cursou o doutorado (20); e Prêmios e títulos (19) como os mais relevantes para a escolha dos melhores currículos, como se pode visualizar na Figura 58:

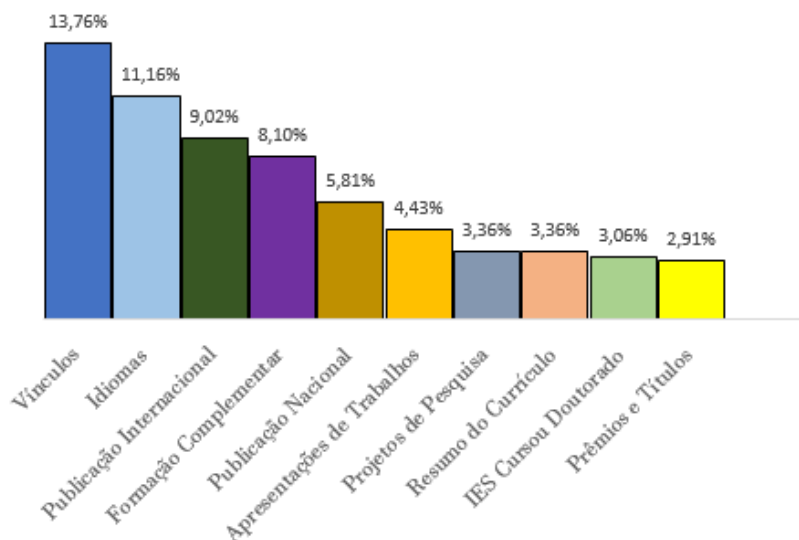


Figura 58: Principais atributos para escolha dos currículos (Discentes)

Por sua vez, os Discentes Intuitivos consideraram os atributos: Vínculos (30); Idiomas (27); Artigos publicados em periódicos Internacionais (24); Artigos publicados em periódicos Nacionais (18); Formação Complementar (15); Apresentações de Trabalho (13); Processos e técnicas (7); Capítulos de livros publicados (6); Prêmios e títulos (6) e Participação em Projetos de pesquisa (6) como os mais significativos para a escolha dos melhores currículos, como demonstra a Figura 59:

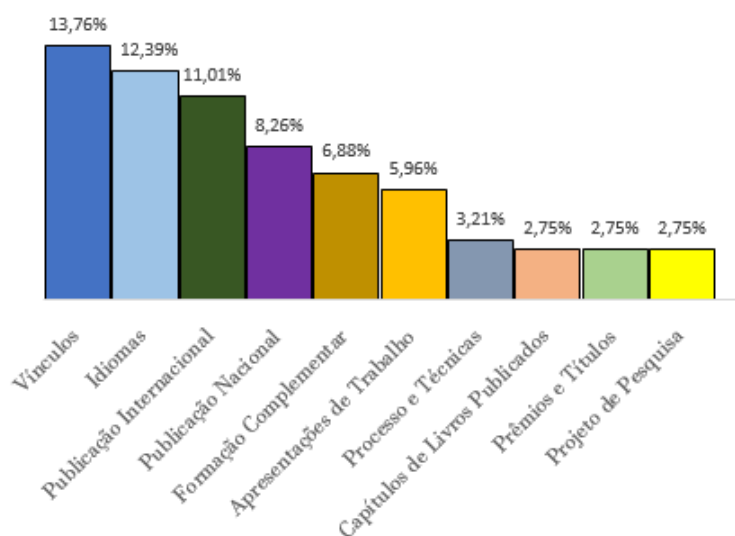


Figura 59: Principais atributos para escolha dos currículos (Discentes Intuitivos)

Os Discentes Racionais consideraram os atributos: Vínculos (60); Idiomas (46); Formação Complementar (38); Artigos publicados em periódicos Internacionais (35); Artigos publicados em periódicos Nacionais (20); IES que cursou o doutorado (17); Apresentações de Trabalho (16); Participação em Projetos de pesquisa (16); Resumo do currículo (16) e Quantidade de Especializações Concluídas (14) como os mais importantes para a escolha dos melhores currículos, conforme a Figura 60:

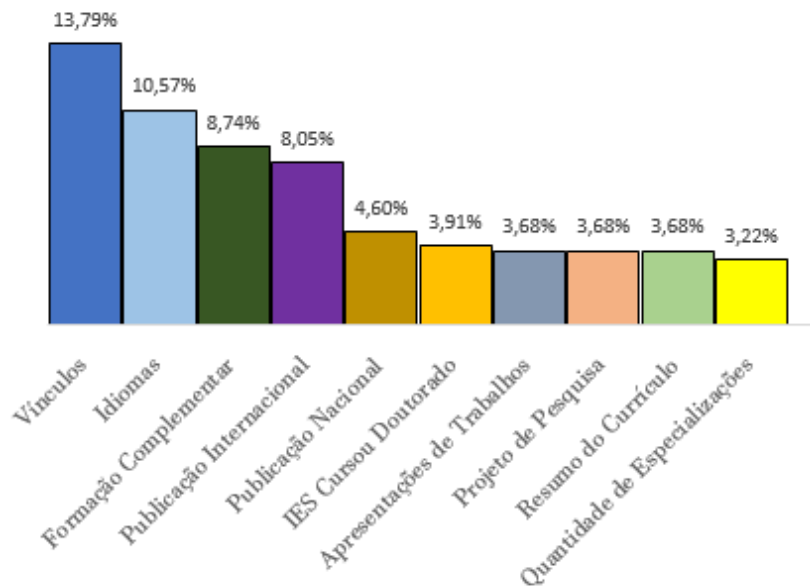


Figura 60: Principais atributos para escolha dos currículos (Discentes Racionais)

4.5.4. Comparação da Assertividade entre o Algoritmo e os Grupos Participantes

Na presente seção será descrita uma comparação entre as assertividades do algoritmo e os grupos humanos participantes da pesquisa. Essa seção é dividida entre cenário de alta validade e cenário incerto.

4.5.4.1 Cenário de Alta Validade

A Figura 61 apresenta os resultados das assertividades do Algoritmo, Avaliadores *Ad Hoc*, Doutores e Discentes no Cenário de Alta Validade, ou seja, que considera somente as variáveis pré-existentes anterior à realização do pós-doutorado. A coluna azul representa os participantes intuitivos e a coluna vermelha representa os participantes racionais:

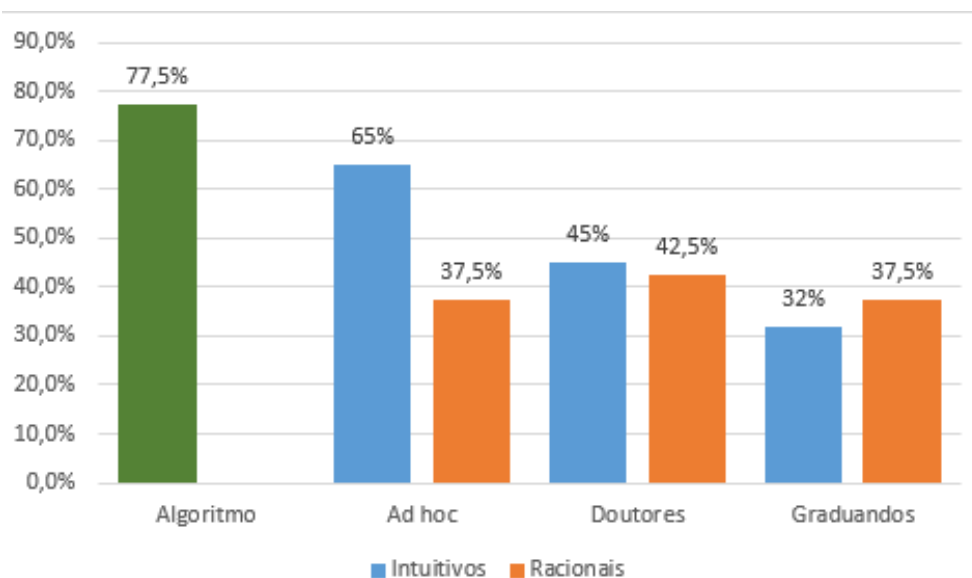


Figura 61: Assertividade do Algoritmo *versus* os Grupos Participantes no Cenário de Alta Validade

Ao analisar somente os resultados dos Participantes Intuitivos, através da Figura 61, é possível identificar que para o cenário de alta validade o Algoritmo de Recomendação apresentou maior assertividade que todos os grupos humanos. O algoritmo apresentou assertividade de 77,50%, seguido pelos Avaliadores Ad hoc (65%), Doutores (45%) e Discentes (37,50%). Dessa forma, os resultados demonstram que quanto mais especialistas são os participantes intuitivos, maior a assertividade na tomada de decisão. Além disso, é possível notar também que os Avaliadores *Ad Hoc* (especialistas) apresentaram assertividade considerável e próxima à assertividade do algoritmo, neste caso, o algoritmo apresentou assertividade de 31 currículos a cada grupo de 40 currículos e os Avaliadores *Ad Hoc* Intuitivos apresentaram assertividade de 26 currículos a cada grupo de 40 currículos Lattes.

Em relação à assertividade dos participantes Racionais no cenário de alta validade, é possível visualizar que o grupo com os melhores resultados, ou seja, os Doutores (42,50%), apresentou assertividade muito abaixo da assertividade do algoritmo. Ambos os grupos Racionais apresentaram assertividades semelhantes entre si no cenário de alta validade, porém muito inferior ao resultado do algoritmo.

Os resultados ainda demonstram que os participantes dos grupos experimentais intuitivos (Ad Hoc e Doutores) apresentam assertividade superior aos participantes racionais do mesmo grupo. Acredita-se que os resultados dos intuitivos do grupo experimental foi superior ao dos racionais do grupo experimental pelo fato de que o Módulo de Seleção de Currículos apresentou informações incompletas, mas com dicas e sugestões válidas para cada

currículo. Outro ponto relevante que pode ter influenciado uma assertividade maior dos intuitivos dos grupos experimentais pode estar relacionado ao contador de tempo. O Módulo de Seleção apresentou um contador de tempo de 120 segundos, diminuindo assim o tempo para uma análise minuciosa das informações disponíveis. O contador de tempo, de certa forma, pressiona todos os participantes a tomar uma decisão mais rápida e com menos análises.

Por fim, ainda através dos resultados apresentados na Figura 61, identifica-se que os Discentes Racionais apresentaram assertividade maior que os Discentes Intuitivos. Esse resultado sugere que quando não houver experiência ou conhecimento na área, a utilização da análise sobressai sobre a intuição de um não especialista e torna-se a opção ideal para a tomada de decisão.

4.5.4.2. Cenário Incerto

A Figura 62 traz os resultados da assertividade do Algoritmo, Avaliadores *Ad Hoc*, Doutores e Discentes no Cenário Incerto. O presente cenário considerou as variáveis de internacionalização, as quais são incomuns de serem identificadas anteriormente à realização do pós-doutorado no exterior. Nesse caso, o Cenário incerto tende a ser incerto tanto para o Algoritmo, quanto para os humanos. Ressalta-se que a coluna azul representa os participantes intuitivos e a coluna vermelha representa os participantes racionais.

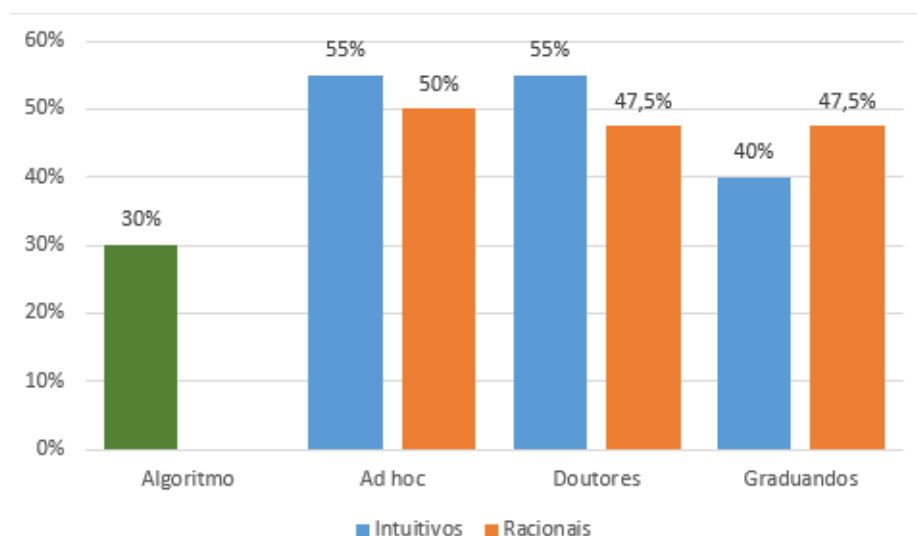


Figura 62: Assertividade do Algoritmo *versus* os Grupos Participantes no Cenário Incerto

Ao analisar somente os resultados dos Participantes Intuitivos e algoritmo, através da Figura 62, é possível identificar que para o cenário incerto o Algoritmo de Recomendação apresentou assertividade inferior a todos os grupos intuitivos. O algoritmo apresentou assertividade de 30%, os Avaliadores *Ad Hoc* apresentaram assertividade de 55%, seguido pelos Doutores (55%) e Discentes (40%). Ainda em relação aos participantes intuitivos, os resultados demonstram que mesmo em um cenário com maior incerteza, o grupo composto pelos participantes considerados especialistas (*Ad Hoc* e Doutores) apresenta resultados superiores em relação aos participantes intuitivos do grupo não especialista (discentes). É possível notar também que os Avaliadores *Ad Hoc* apresentaram a mesma assertividade em relação aos Doutores. Por se tratar de selecionar candidatos através de informações progressas, vislumbrando que estes realizem novas realizações no futuro (internacionalização), a experiência (*Ad Hoc*) e o conhecimento do processo (*Ad Hoc* e Doutores) são essenciais, entretanto, talvez nesse caso experiência pode não sobressair ao conhecimento, por ser uma decisão em meio a incertezas.

Por sua vez, é possível identificar também que todos os grupos racionais apresentaram resultados superiores ao Algoritmo. Assim, pode-se sugerir que as decisões humanas em um ambiente incerto, independente de serem realizadas por humanos mais racionais ou intuitivos, tendem a apresentar resultados melhores que algoritmos inteligentes. Além disso, é possível observar que os grupos racionais no cenário incerto apresentam resultados similares de acertos, sendo os Avaliadores *Ad Hoc* (50%), Doutores (47,5%) e Discentes (47,5%), o que pode sugerir que o uso da análise em um ambiente incerto pode não favorecer os especialistas em relação a não especialistas.

Já em relação aos intuitivos *versus* racionais, os resultados explicitam que no cenário incerto os participantes dos grupos experimentais intuitivos (*Ad Hoc* e Doutores) também apresentaram assertividade superior aos participantes racionais do mesmo grupo. Portanto, os especialistas intuitivos foram superiores aos especialistas racionais tanto no cenário de alta validade, quanto no cenário incerto.

Agor (1990b) apresenta condições sob as quais a capacidade intuitiva parece funcionar melhor no processo de tomada de decisão racional, sendo elas: (1) quando existe um alto nível de incerteza, (2) quando um pequeno precedente anterior existe, (3) quando as variáveis são menos previsíveis cientificamente, (4) quando os fatos são limitados, (5) quando os fatos não indicam claramente o caminho a seguir, (6) quando os dados analíticos são de pouca utilidade, (7) quando existem várias soluções alternativas plausíveis para escolher, com bons

argumentos para cada; (8) quando o tempo é limitado e existe uma certa pressão para chegar à decisão correta e por fim (9) em cenários onde há pouca informação.

Ressalta-se que algumas dessas condições estiveram presentes no bloco de seleção de currículos, o que pode ter influenciado na superioridade dos especialistas intuitivos sobre os racionais/analíticos.

Por fim, ainda através dos resultados apresentados na Figura 62, identifica-se mais uma vez que os Discentes Racionais apresentaram assertividade maior que os Discentes Intuitivos. Esse resultado reforça que quando não houver experiência ou conhecimento na área, a utilização da análise sobressai sobre a intuição de um não especialista e pode ser o estilo ideal para a tomada de decisão.

4.5.5. Comparação entre os Grupos Ad Hoc, Doutores e Discentes no Cenário de Alta Validade

A Tabela 29 apresenta a análise descritiva de “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” no cenário de alta validade, considerando simultaneamente os grupos intuitivos e racionais. Por meio dela é possível concluir que, com 95% de confiança, o valor verdadeiro da média de “Ad Hoc” no cenário de alta validade está entre 37,5% e 65%, de “Doutores” está entre 42,5% e 45% e de “Discentes” está entre 32,5% e 37,5%.

Decisão	Média	D.P.	I.C. - 95% ¹
Ad Hoc	51,25	19,45	[37,50; 65,00]
Doutores	43,75	1,77	[42,50; 45,00]
Discentes	35,00	3,54	[32,50; 37,50]

¹ Intervalo de Confiança Bootstrap.

Tabela 29: Análise descritiva no cenário de alta validade

A Figura 63 evidencia a comparação entre “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes”. A linha vermelha indica o valor do algoritmo no cenário de alta validade (77,5%). Observa-se, portanto, que todos os intervalos de confiança estão abaixo de 77,5%, o que significa que os grupos Ad hoc, Doutores e Discentes apresentaram assertividade inferior ao algoritmo no cenário de alta validade.

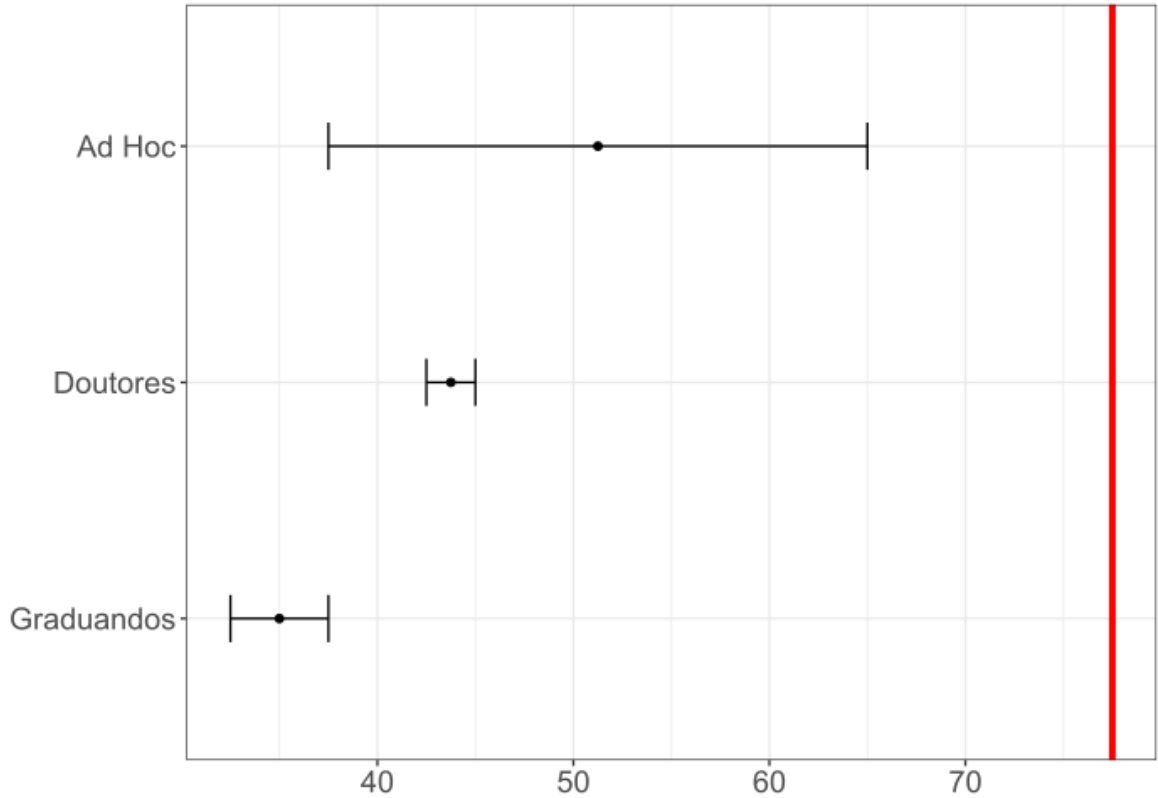


Figura 63: Comparação entre “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” no cenário de alta validade

A Tabela 30 compreende a análise descritiva dos grupos experimentais no cenário de alta validade. Por meio dela é possível concluir que, com 95% de confiança, o valor verdadeiro da média do Grupo Intuitivo Experimental no cenário de alta validade está entre 45% e 65% e do Grupo Racional Experimental está entre 37,5% e 42,5%.

Destaca-se que o grupo intuitivo experimental foi formado pelos valores intuitivos de “Ad Hoc” e “Doutores”, enquanto o grupo racional experimental foi formado pelos valores racionais de “Ad Hoc” e “Doutores”.

Grupo	Média	D.P.	I.C. - 95% ¹
Grupo Intuitivo Experimental	55,00	14,14	[45,00; 65,00]
Grupo Racional Experimental	40,00	3,54	[37,50; 42,50]

¹ Intervalo de Confiança Bootstrap.

Tabela 30: Análise descritiva dos grupos experimentais no cenário de alta validade.

A Figura 64 evidencia a comparação entre os grupos experimentais. A linha vermelha

indica o valor do algoritmo no cenário de alta validade (77,5%). Observa-se, portanto, que todos os intervalos de confiança estão abaixo de 77,5%; isso significa que os grupos experimentais intuitivos e racionais apresentaram assertividade inferior ao algoritmo no cenário de alta validade.

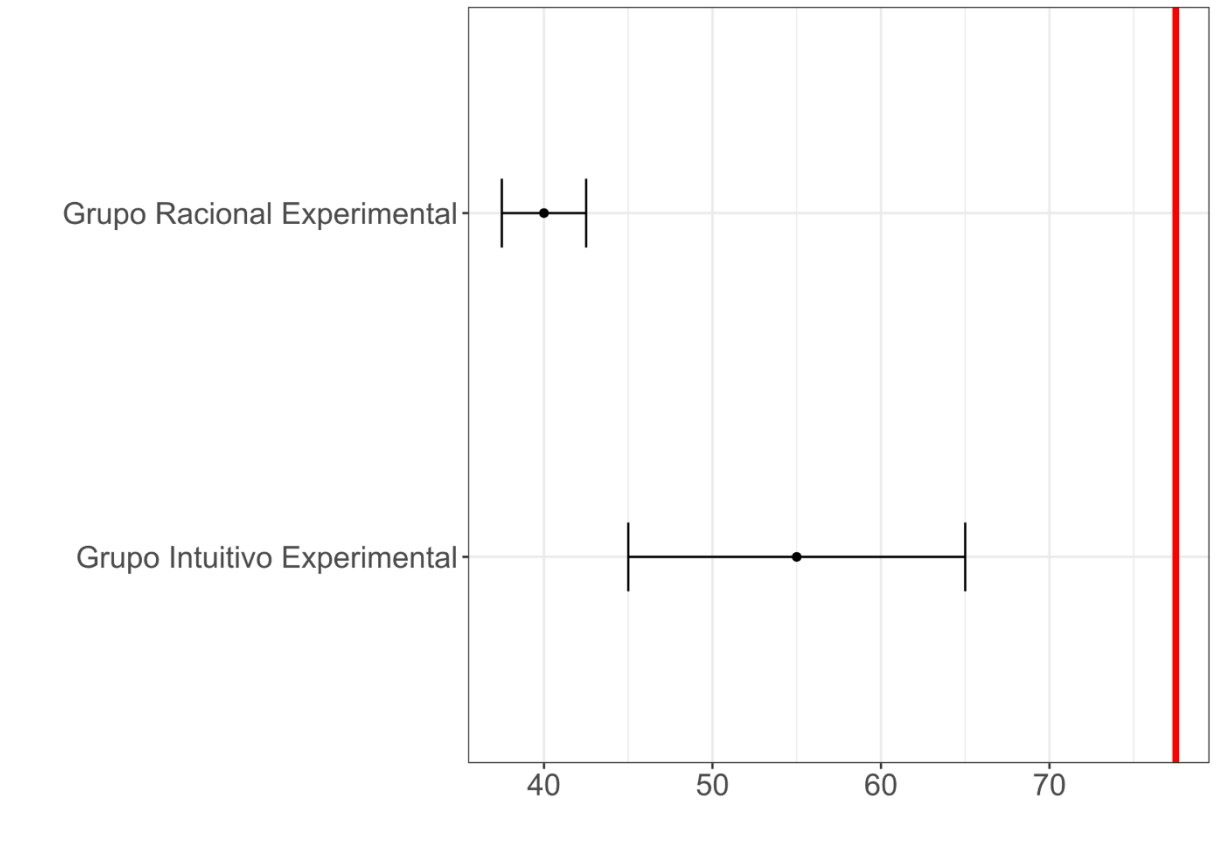


Figura 64: Comparação entre os grupos experimentais no cenário de alta validade.

4.5.6. Comparação entre os Grupos Ad Hoc, Doutores e Discentes no Cenário Incerto

A Tabela 31 traz a análise descritiva de “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” no cenário incerto, considerando simultaneamente os grupos intuitivos e racionais. Por meio dela é possível concluir que, com 95% de confiança, o valor verdadeiro da média de “Ad hoc” no cenário incerto está entre 50,5% e 55%, de “Doutores” está entre 47,5% e 55% e de “Discentes” está entre 40% e 47,5%.

Decisão	Média	D.P.	I.C. - 95% ¹
Ad Hoc	52,75	3,18	[50,50; 55,00]
Doutores	51,25	5,30	[47,50; 55,00]
Discentes	43,75	5,30	[40,00; 47,50]

¹ Intervalo de Confiança Bootstrap.

Tabela 31: Análise descritiva no cenário incerto.

A Figura 65 evidencia a comparação entre “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes”. A linha vermelha indica o valor do algoritmo no cenário incerto (30%). Observa-se, portanto, que todos os intervalos de confiança estão acima de 30%, o que significa que os grupos Ad Hoc, Doutores e Discentes apresentaram assertividade superior ao algoritmo em um cenário incerto.

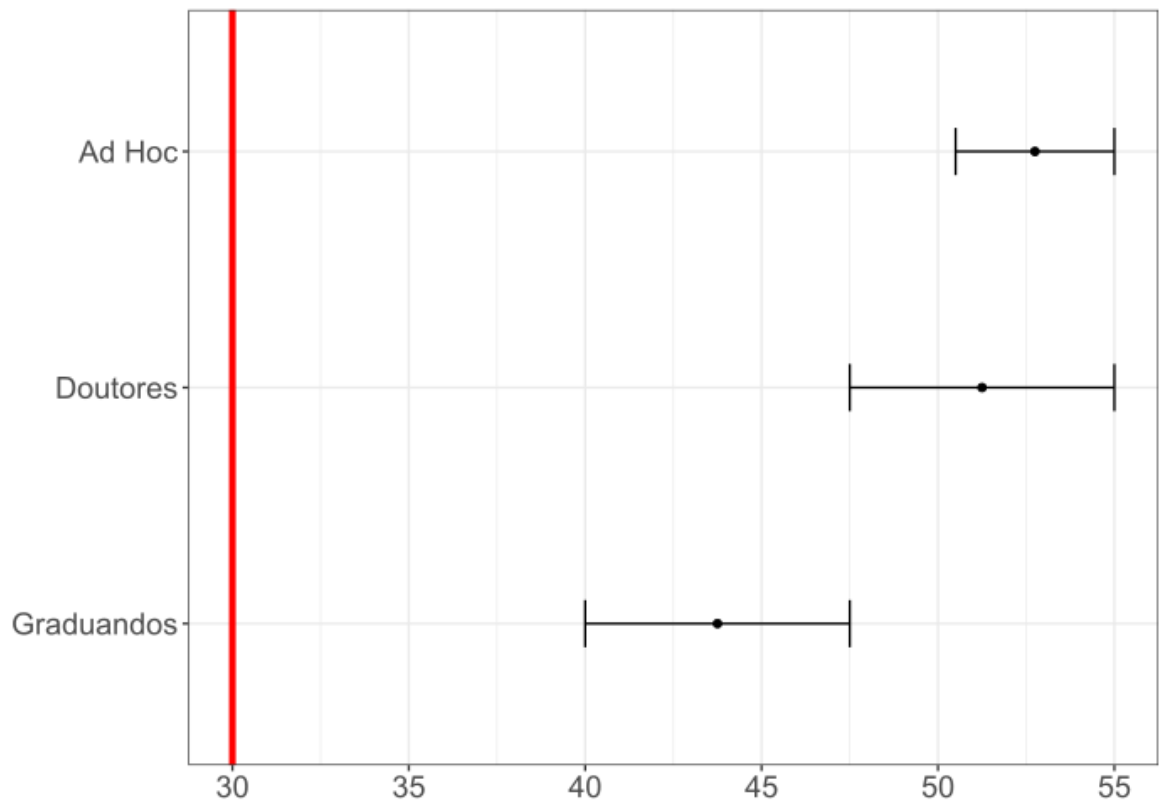


Figura 65: Comparação entre “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” no cenário incerto.

A Tabela 32 contém a análise descritiva dos grupos experimentais no cenário incerto. Por meio dela é possível concluir que, com 95% de confiança, o valor verdadeiro da média do Grupo Racional Experimental no cenário incerto está entre 47,5% e 50,5%. Já quanto ao

Grupo Intuitivo Experimental, os dois valores que o compõem são iguais a 55%, sendo assim a média foi 55% e o D.P. foi 0, por conseguinte, não existe um intervalo de confiança para esse grupo.

Ressalta-se que o grupo intuitivo experimental foi formado pelos valores intuitivos de “Ad Hoc” e “Doutores”, enquanto o grupo racional experimental foi formado pelos valores racionais de “Ad Hoc” e “Doutores”.

Grupo	Média	D.P.	I.C. - 95% ¹
Grupo Intuitivo Experimental	55,00	0,00	[55,00; 55,00]
Grupo Racional Experimental	49,00	2,12	[47,50; 50,50]

¹ Intervalo de Confiança Bootstrap.

Tabela 32: Análise descritiva dos grupos experimentais no cenário incerto.

A Figura 66 mostra a comparação entre os grupos experimentais. A linha vermelha indica o valor do algoritmo no cenário incerto (30%). Observa-se, portanto, que todos os intervalos de confiança estão acima de 30%; isso indica que os grupos experimentais intuitivos e racionais apresentaram assertividade superior ao algoritmo em um cenário incerto.

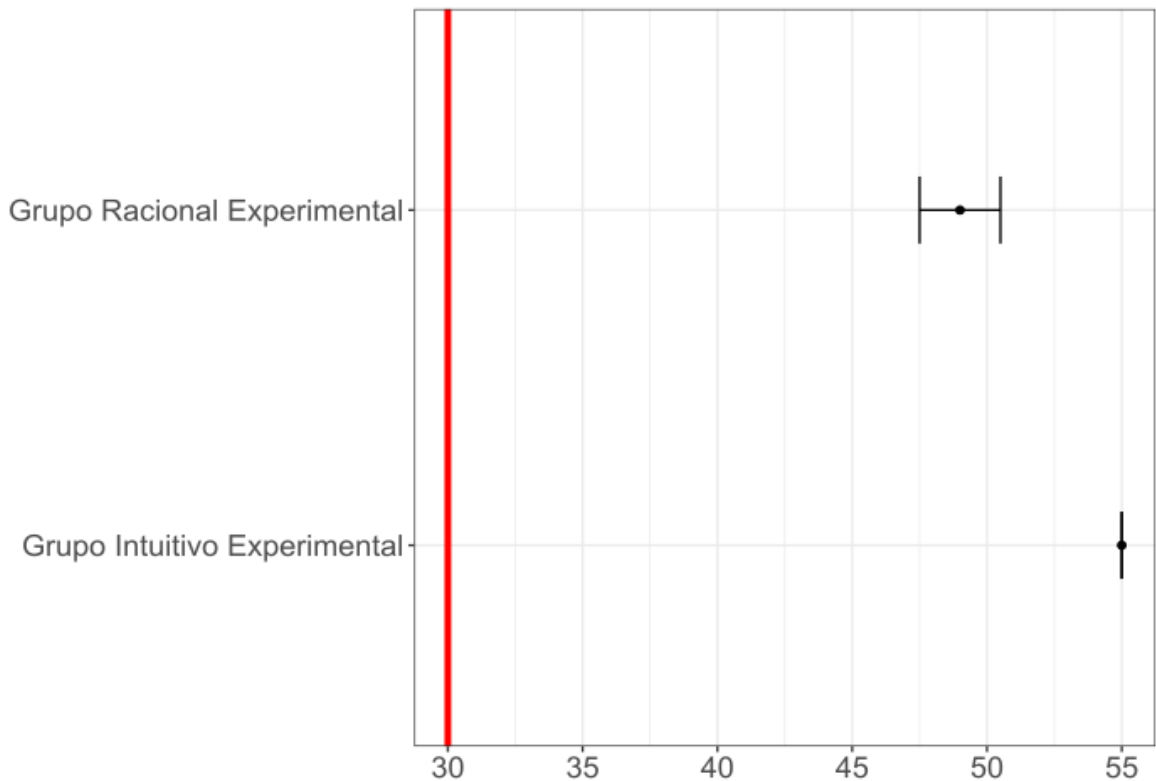
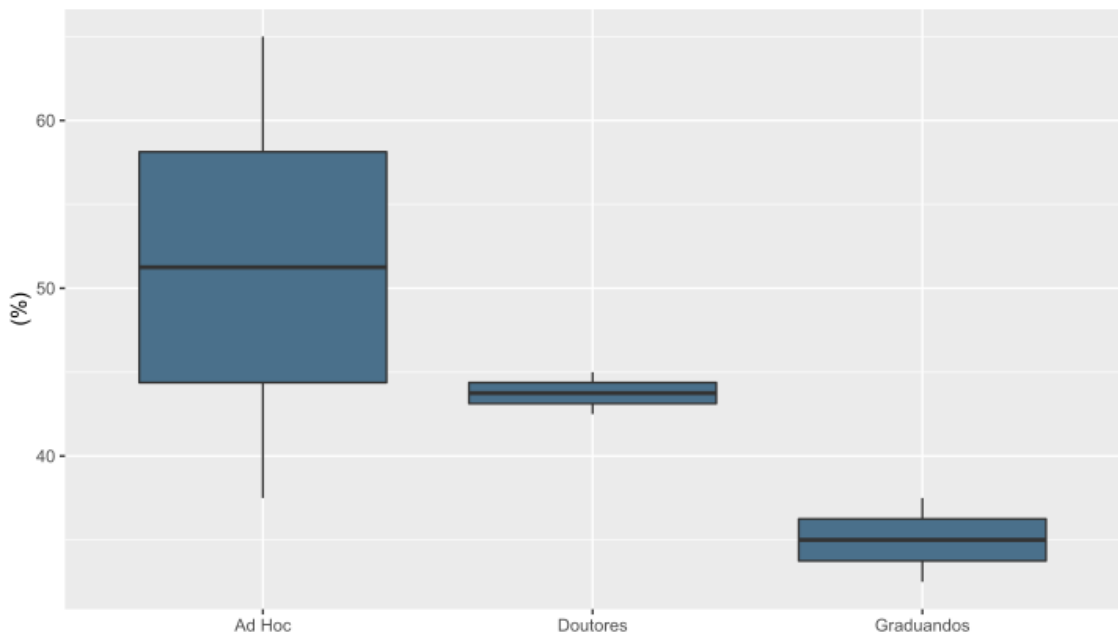


Figura 66: Comparação entre os grupos experimentais no cenário incerto.

A Figura 67 apresenta a comparação da acurácia entre “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes”, considerando os dois grupos simultaneamente (“Intuitivo” e “Racional”) para os dois cenários separadamente.

Cenário de Alta Validade



Cenário Incerto

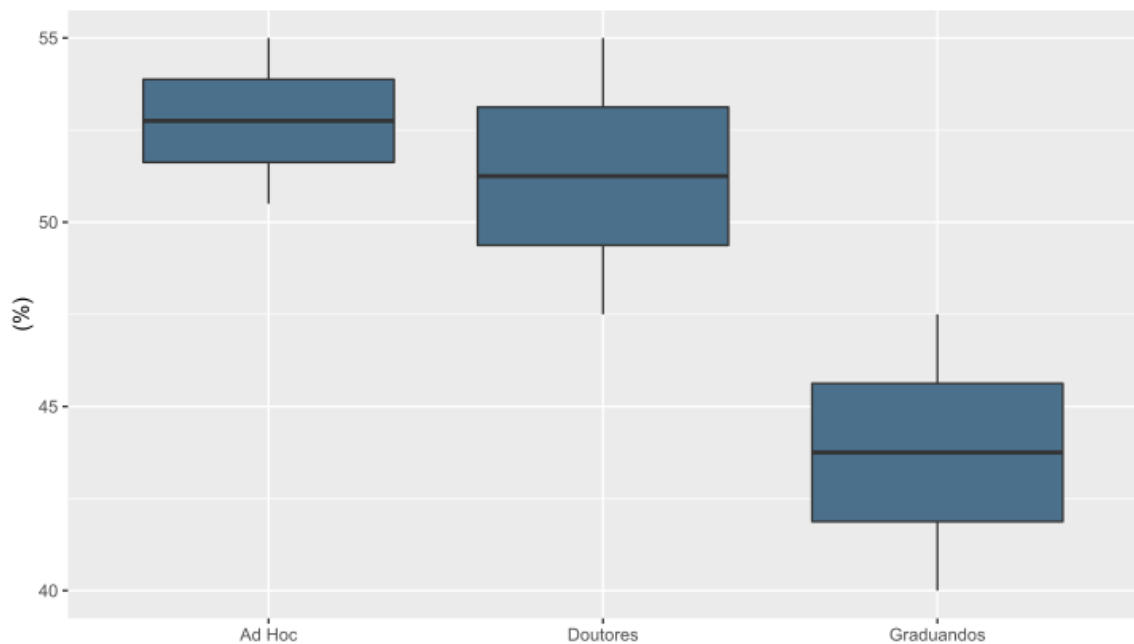


Figura 67: Boxplots de “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” separadas por cenários.

A Figura 67 demonstra que quanto mais especialistas são os humanos, maior a assertividade nas decisões, tanto em um cenário de alta validade, quanto em um cenário incerto.

4.5.7. Comparação entre os Grupos Ad Hoc, Doutores e Discentes no Cenário que Mescla Validade e Incertezas

A Tabela 33 apresenta a comparação da acurácia entre grupos para “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” (considerando o cenário que mescla validade e incertezas) e a Figura 68 ilustra essa comparação.

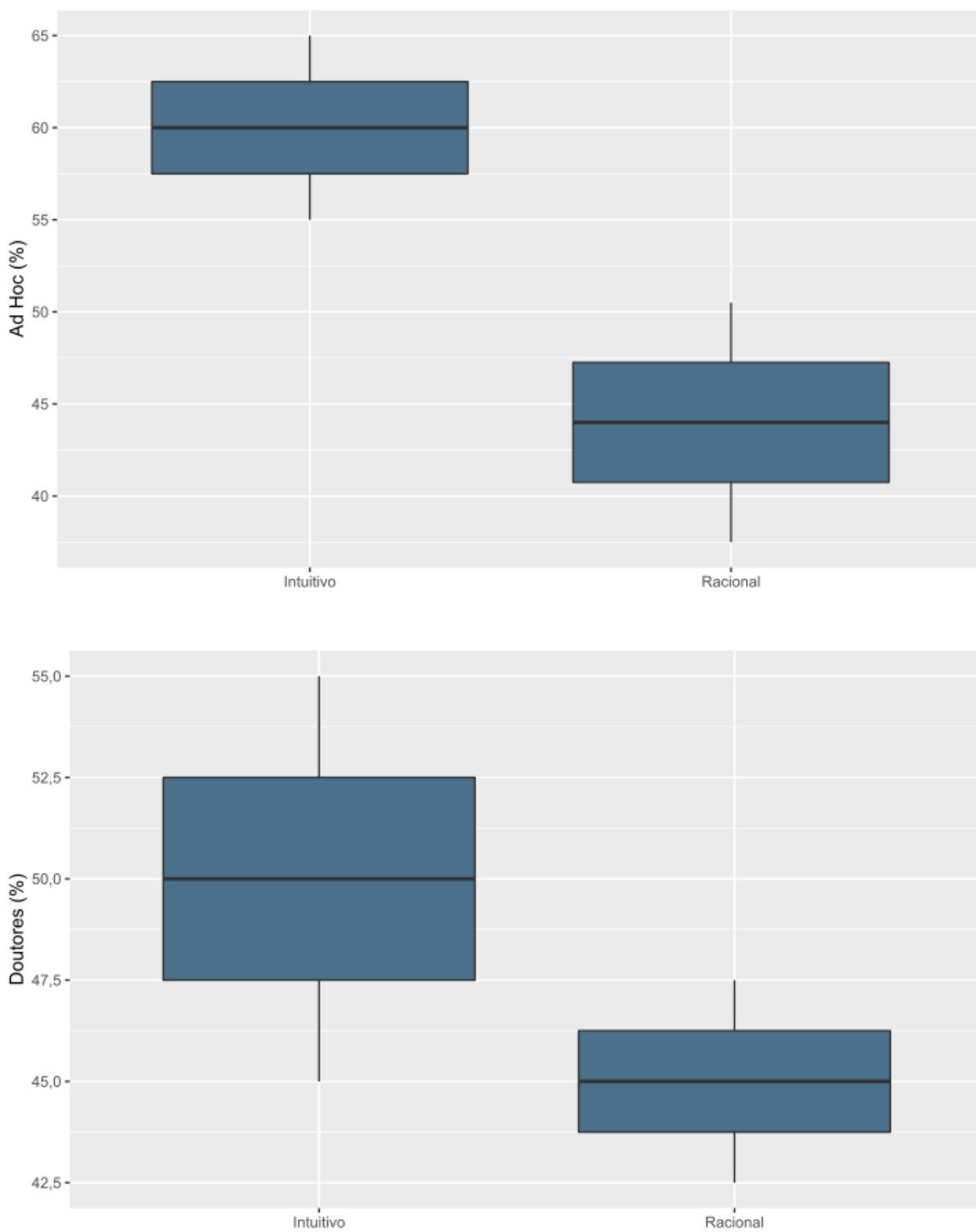
Para realizar essa comparação, é apresentado o valor *d* de Cohen, o qual evidencia o tamanho de efeito entre os grupos comparados dois a dois. O Cohen *d* representa a diferença em desvios padrões entre as médias de dois grupos. Assim, através do Cohen *d* é possível visualizar se os grupos se assemelham ou se determinado grupo sobressai em relação a outro grupo (Cohen, 1988; Rosenthal, 1996). Salienta-se que valor de *d* menor que 0,19 indica um tamanho de efeito não significativo, valores de *d* entre 0,20 e 0,49 representam um tamanho de efeito pequeno, valores de *d* entre 0,50 e 0,79 representam um tamanho de efeito médio, valores de *d* entre 0,80 e 1,29 representam um tamanho de efeito grande e valores de *d* acima de 1,30 indicam um tamanho de efeito muito grande.

Decisão		Média	D.P.	Cohen d
Ad Hoc	Intuitivo	60,00	7,07	1,95
	Racional	44,00	9,19	
Doutores	Intuitivo	50,00	7,07	0,89
	Racional	45,00	3,54	
Discentes	Intuitivo	36,25	5,30	1,00
	Racional	42,50	7,07	

Tabela 33: Comparação da acurácia entre grupos para “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes”.

Através dos resultados identificados na Tabela 31, é possível constatar um tamanho de efeito significativamente grande entre os Ad Hoc Intuitivos e Racionais, apresentando 1,95 desvios padrões de diferença. Os doutores e discentes, por sua vez, apresentam um tamanho de efeito grande entre os intuitivos e racionais. Desse modo, é possível concluir que os Ad Hoc e Doutores intuitivos sobressaem-se em relação aos racionais e os discentes racionais

sobressem-se em relação aos discentes intuitivos. Ressalta-se que esta análise considera os resultados do cenário que mescla validade e incertezas. A diferença de assertividade entre os grupos podem ser visíveis na Figura 68:



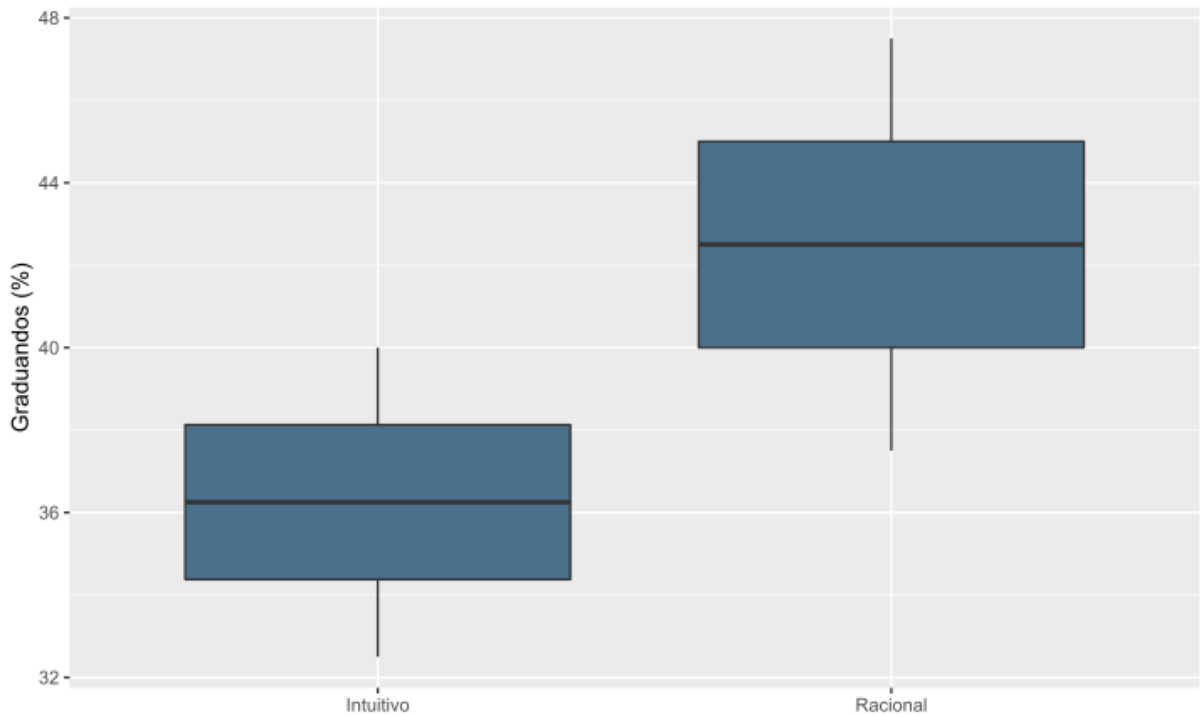


Figura 68: Boxplots dos grupos de “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes”.

A Tabela 34, por sua vez, apresenta a comparação da acurácia entre “Algoritmo”, “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” (considerando os dois cenários) para o grupo “Intuitivo” e a Figura 69 ilustra essa comparação.

Assim como na Tabela anterior, nessa também é apresentado o valor d de Cohen, que evidencia o tamanho de efeito entre as decisões comparadas duas a duas.

Decisão	Média	D.P.	Cohen d		
			Algoritmo	Ad Hoc	Doutores
Algoritmo	53,75	33,59	-	-	-
Ad Hoc	60,00	7,07	0,26	-	-
Doutores	50,00	7,07	0,15	1,41	-
Discentes	36,25	5,30	0,73	3,80	2,20

Tabela 34: Comparação da acurácia entre “Algoritmo”, “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” para o grupo “Intuitivo”.

Através dos resultados identificados na Tabela 34, é possível identificar um tamanho de efeito não significativo (0,15) entre Algoritmo e Doutores Intuitivos e um tamanho de efeito pequeno entre o Algoritmo e Ad Hoc Intuitivos, em que se apresenta 0,26 desvios

padrões de diferença. Através da Figura 69 é possível visualizar que os Ad Hoc Intuitivos tendem a apresentar maior semelhança em sua assertividade com o algoritmo, quando este apresenta assertividade mais alta. Isso leva a concluir que o grupo Intuitivo de Ad Hoc e Doutores podem apresentar assertividade semelhante ao Algoritmo. Por outro lado, para os discentes intuitivos foi identificado um tamanho de efeito médio quando comparado ao Algoritmo, de modo a se concluir que a assertividade dos discentes intuitivos é, de fato, menor que a do algoritmo. Os resultados estão descritos na Figura 69:

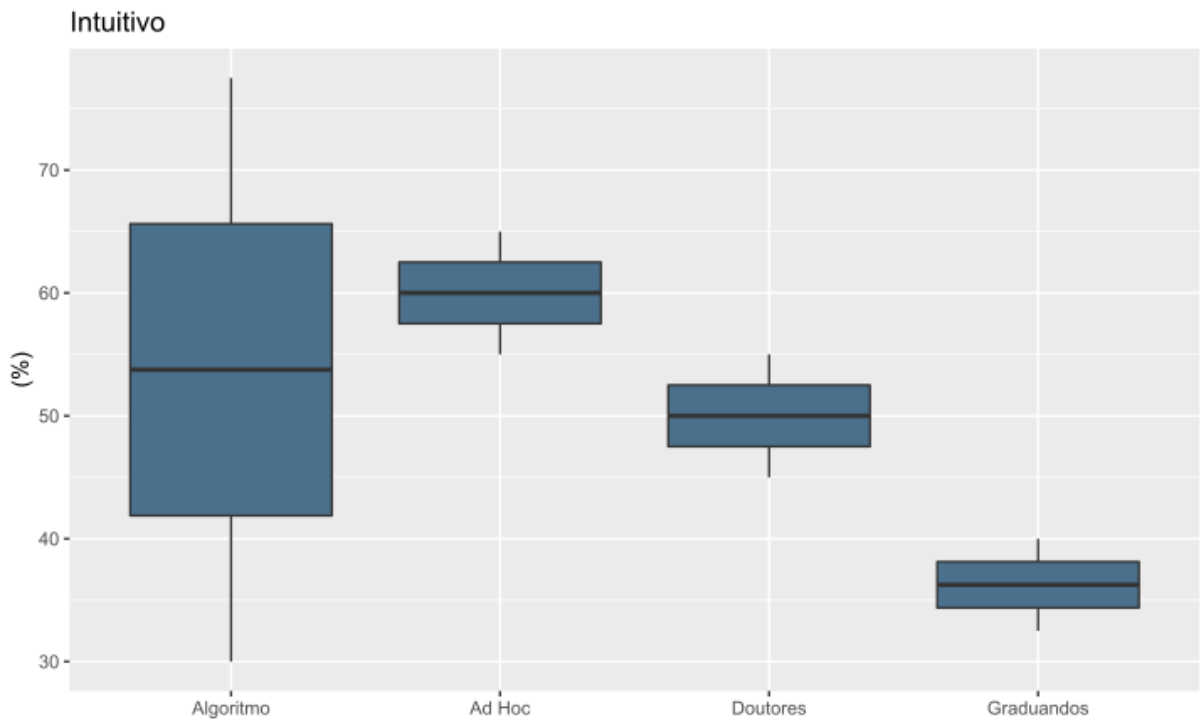


Figura 69: Boxplot de “Algoritmo”, “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” para o grupo “Intuitivo”.

Esses achados sugerem que as decisões humanas realizadas por especialistas intuitivos, quando em um ambiente válido, mas também contendo incertezas, podem apresentar resultados tão bons quanto aos resultados de um algoritmo.

A Tabela 35, por sua vez, apresenta a comparação da acurácia entre “Algoritmo”, “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” (considerando o cenário que mescla validade e incertezas) para o grupo “Racional” e a Figura 70 ilustra essa comparação.

Novamente é apresentado o valor d de Cohen, que evidencia o tamanho de efeito entre os grupos comparados dois a dois. Reforça-se que valor de d menor que 0,19 indica um tamanho de efeito não significativo, valores de d entre 0,20 e 0,49 representam um tamanho

de efeito pequeno, valores de d entre 0,50 e 0,79 representam um tamanho de efeito médio, valores de d entre 0,80 e 1,29 representam um tamanho de efeito grande e valores de d acima de 1,30 indicam um tamanho de efeito muito grande.

Decisão	Média	D.P.	Cohen d		
			Algoritmo	Ad Hoc	Doutores
Algoritmo	53,75	33,59	-	-	-
Ad Hoc	44,00	9,19	0,40	-	-
Doutores	45,00	3,54	0,37	0,14	-
Discentes	42,50	7,07	0,46	0,18	0,45

Tabela 35: Comparação da acurácia entre “Algoritmo”, “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” para o grupo “Racional”.

Os resultados identificados na Tabela 35 permitem visualizar que ambos os grupos participantes racionais apresentaram um tamanho de efeito pequeno quando comparados ao algoritmo, sendo os Ad Hoc de 0,40, os doutores de 0,37 e os discentes de 0,46.

Contudo, é possível visualizar na Figura 70 que a assertividade dos racionais tende a ser similar a do algoritmo, somente quando o algoritmo apresenta assertividade mais baixa dentro de seu intervalo de confiança, concluindo assim que a assertividade dos racionais Ad hoc, doutores e discentes pode ser inferior a do algoritmo, quando considerado o cenário que mescla validade e incertezas.

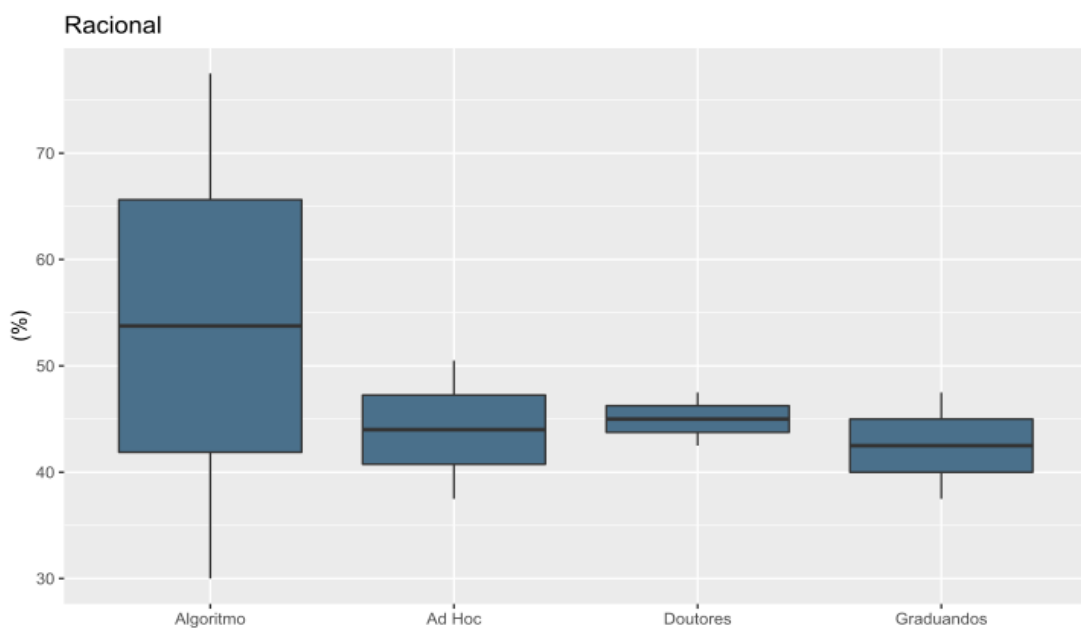


Figura 70: Boxplot de “Algoritmo”, “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes” para o grupo “Racional”.

Por fim, a Tabela 36 apresenta a comparação da acurácia entre “Algoritmo”, “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes”, considerando os dois cenários e, para “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes”, os dois grupos simultaneamente (“Intuitivo” e “Racional”). A Figura 71 ilustra essa comparação.

Assim como na Tabela anterior, nessa também é apresentado o valor d de Cohen, que evidencia o tamanho de efeito entre as decisões comparadas duas a duas.

Decisão	Média	D.P.	Cohen d		
			Algoritmo	Ad Hoc	Doutores
Algoritmo	53,75	33,59	-	-	-
Ad Hoc	52,00	11,41	0,09	-	-
Doutores	47,50	5,40	0,36	0,50	-
Discentes	39,38	6,25	0,81	1,37	1,39

Tabela 36: Comparação entre “Algoritmo”, “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes”.

Através dos resultados identificados na Tabela 36, é possível notar um tamanho de efeito não significativo (0,09) entre Algoritmo e Avaliadores Ad Hoc, já entre os Doutores e o Algoritmo há um tamanho de efeito pequeno (0,36) e por fim, um tamanho de efeito grande entre Discentes e o Algoritmo. Diante disso, conclui-se que os Avaliadores Ad Hoc, considerados os principais especialistas neste trabalho, apresentaram assertividade muito próximas ao do Algoritmo. Ressalta-se também que os Doutores tendem a apresentar assertividades próximas as do algoritmo quando este apresenta assertividade menor dentro do seu intervalo de confiança. Os não especialistas, por sua vez, apresentaram tamanho de efeito grande (0,81), portanto, não há semelhança da assertividade dos não especialistas e algoritmo. A similaridade da assertividade entre o grupo experimental primário (Ad hoc) é visível na Figura 71. A baixa assertividade do grupo controle quando comparada à assertividade do Algoritmo também é visível na Figura 71.

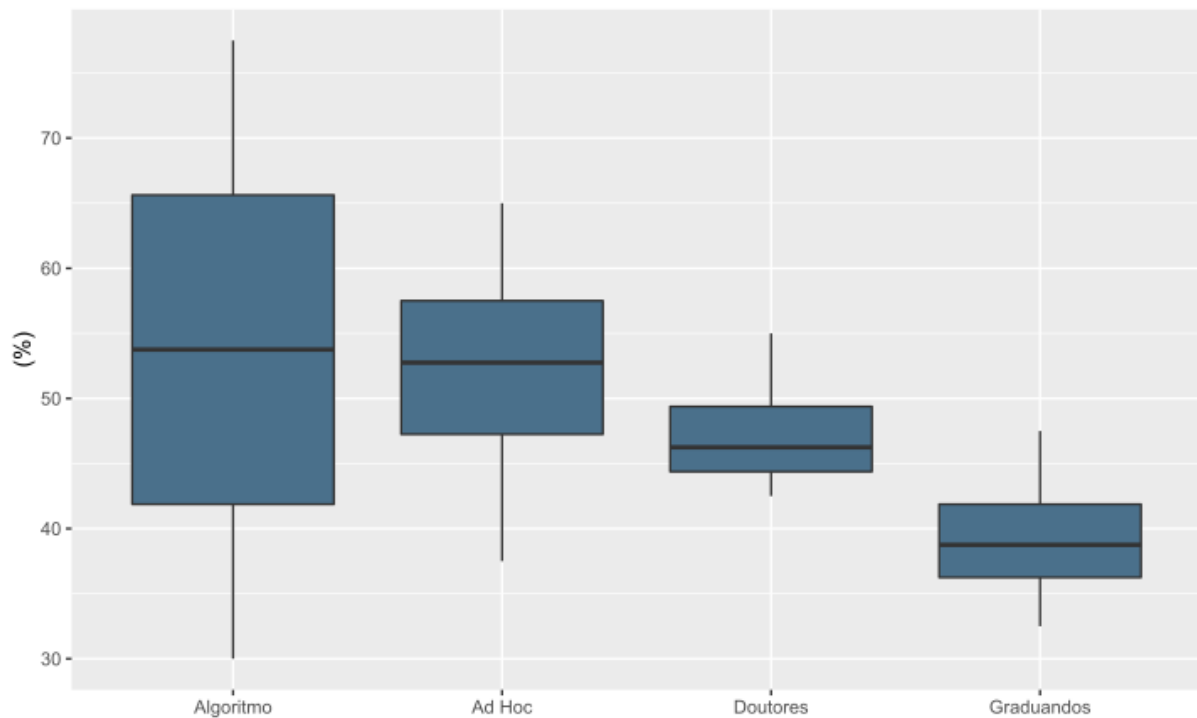


Figura 71: Boxplots de “Algoritmo”, “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes”.

Esses resultados sugerem que quanto mais especialistas são os humanos, quando em um ambiente válido ainda que contenha incertezas, maior a similaridade aos resultados de um algoritmo.

4.5.8. Comparação das Variáveis Mais Relevantes para a Decisão do Algoritmo e Humanos

A Tabela 37 aponta quantas variáveis semelhantes existem entre o algoritmo e os grupos de “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes”. Os valores de semelhanças foram obtidos através da técnica da Acurácia, por meio do algoritmo (Demšar, 2006; Han *et al.*, 2012; Hossin *et al.*, 2015). Destaca-se que, no total, cada método apresenta as dez variáveis mais relevantes, pois conforme citado anteriormente, através do resultado do algoritmo supervisionado *RandomForestClassifier* (RFC), da biblioteca *Sklearn* utilizado para redução da dimensionalidade e identificação das *features* mais relevantes para o algoritmo de recomendação, optou-se por utilizar as dez primeiras *features* mais relevantes, as quais representaram 72% das características, visto que a partir da décima variável, os valores de relevância eram inferiores a 1%.

Portanto, observa-se que:

- O algoritmo contém 8 variáveis semelhantes à “Ad Hoc Intuitivo” e 7 variáveis semelhantes à “Ad Hoc Racional”, isso representa 80% e 70% do total de variáveis no algoritmo, respectivamente. Então, nesse caso, o algoritmo é mais intuitivo;
- O algoritmo contém 6 variáveis semelhantes à “Doutores Intuitivo” e 7 variáveis semelhantes à “Doutores Racional”, isso representa 60% e 70% do total de variáveis no algoritmo, respectivamente. Então, nesse caso, o algoritmo é mais racional;
- O algoritmo contém 6 variáveis semelhantes à “Discentes Intuitivo” e 6 variáveis semelhantes à “Discentes Racional”, isso representa, para ambos os casos, 60% do total de variáveis no algoritmo. Então, nesse caso, o algoritmo é intuitivo e racional na mesma proporção.

Variáveis semelhantes		Algoritmo	
			%
Ad Hoc	Intuitivo		80,00
	Racional		70,00
Doutores	Intuitivo		60,00
	Racional		70,00
Discentes	Intuitivo		60,00
	Racional		60,00

Tabela 37: Variáveis semelhantes entre o algoritmo e os grupos de “Ad Hoc”, “Doutores” e “Discentes”.

A Tabela 38 mostra quantas variáveis semelhantes existem entre o algoritmo e “Intuitivo” e entre o algoritmo e “Racional”, considerando “Ad Hoc” e “Doutores” juntos, ou seja, somente os grupos experimentais primários e secundários. Observa-se que, de forma geral, o algoritmo contém 8 variáveis semelhantes à “Intuitivo” e 7 variáveis semelhantes à “Racional”, porém, existe para comparação com o algoritmo um total de 12 variáveis distintas em “Intuitivo” e 11 em “Racional”, quando é considerado “Ad Hoc” e “Doutores” de forma simultânea.

Dessa maneira, 8 variáveis semelhantes entre o algoritmo e “Intuitivo” representa 66,66% do total, enquanto 7 variáveis semelhantes entre o algoritmo e “Racional” representa 63,63%.

Variáveis Semelhantes	Algoritmo
	%
Intuitivo	66,66
Racional	63,63

Tabela 38: Variáveis semelhantes entre o algoritmo e os grupos.

Ao analisar as variáveis relevantes, alguns pontos podem ser considerados, a saber:

- Através da visualização das variáveis identificadas como mais relevantes pelos Especialistas Ad Hoc, é possível verificar que os intuitivos, diferentemente dos racionais, perceberam a variável APRESENTAÇÃO-DE-TRABALHO como relevante. Essa variável não é levada em conta nos processos atuais de seleção de candidatos a pós-doutorado no exterior, no entanto, ressalta-se que também foi considerada relevante para o modelo do algoritmo.
- Ao confrontar as variáveis identificadas como relevantes pelos especialistas Ad Hoc e Algoritmo, é possível identificar que existem atributos, considerados pelos Ad Hoc e Algoritmos, que não são avaliados na Chamada 22 de 2018. Esses atributos podem ser importantes para o processo e ficam como sugestão, sendo eles: IES em que cursou o doutorado, Orientações Concluídas de tese, Apresentação de Trabalhos, Capítulos ou livros publicados.
- É possível identificar também que para o grupo não especialista, variáveis como: Formação Complementar, Prêmios e títulos, Quantidade de Especializações Concluídas foram consideradas como relevantes. Essas variáveis podem ter influenciado a uma menor assertividade deste grupo.
- É possível ainda visualizar que os acadêmicos deram uma ênfase maior aos vínculos, ou seja, instituições em que o candidato atua ou atuou, idiomas e formação complementar (cursos extracurriculares) até mais que as próprias publicações de artigos nacionais ou internacionais. Esse fato pode ter ocorrido pela falta de experiência e imaturidade que os acadêmicos possuem no processo de seleção de bolsistas à pós-doutorado no exterior.

5. DISCUSSÃO

Nesta seção, estão descritas as interpretações dos Resultados e Análises apresentados no Capítulo 4, reforçadas com as evidências observadas na literatura. Esta tese tem como objetivo principal investigar decisões intuitivas humanas e decisões racionais por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina, no intuito de verificar se o algoritmo apresenta comportamento mais similar a um especialista intuitivo e similaridade na assertividade de suas decisões.

Desse modo, a hipótese H1, que diz “**Independente do cenário de decisão, quanto maior o nível de especialização de um decisor humano maior a assertividade na tomada de decisão**”, era esperada, uma vez que a literatura apresentou que ser especialista é o que determina um desempenho superior na realização de uma determinada tarefa. Os resultados demonstram que em ambos os cenários quanto mais especialistas, maior a assertividade. No cenário de alta validade, os Avaliadores Ad Hoc apresentaram uma assertividade média de 51,25%, dentro de um intervalo que vai de 37,50 até 65,00. Por sua vez, os Doutores apresentaram média de 43,75%, dentro de um intervalo de 42,50 até 45,00. Já os não especialistas discentes apresentaram uma média de assertividade de 35%, dentro de um intervalo de 32,50 até 37,50.

No cenário incerto, os Avaliadores Ad Hoc apresentaram média da assertividade de 52,75%, dentro de um intervalo que vai de 50,00 até 55,00. Por sua vez, os Doutores apresentaram média de 51,25%, dentro de um intervalo de 47,50 até 55,00. Já os não especialistas discentes apresentaram uma média de assertividade de 43,75%, dentro de um intervalo de 40,00 até 47,50. Acredita-se que a pequena diferença, nesse caso entre os Ad Hoc e Doutores pode se justificar por ambos apresentarem conhecimentos sobre o processo de seleção e sobre o que se espera de um pós-doutorado no exterior. Em um ambiente incerto, mesmo que não haja experiência, o conhecimento prévio pode permitir a identificação de padrões, conseqüentemente por fazerem uso de informações prévias similares, podem também apresentar assertividades próximas.

Esses resultados demonstram que, no cenário de alta validade, os Avaliadores Ad Hoc apresentaram maior assertividade em suas decisões, seguidos pelos Doutores e por fim, pelos Discentes, os quais não são especialistas nesse processo, o que permite concluir assim que quanto mais especialistas, maior a assertividade nas decisões de sua especialidade. Todavia, no cenário incerto, as assertividades entre os grupos se aproximam. É possível que a

experiência dos Ad Hoc não sobressaia em relação ao conhecimento dos doutores. Por sua vez, a inexperiência e o pouco conhecimento dos discentes faz que com que esse grupo apresente assertividade menor. Nesse caso, em um cenário incerto, a especialização parece sobressair apenas quando não há conhecimento prévio no processo de tomada de decisão.

Diversos autores corroboram com o raciocínio atribuído ao ser especialista, os quais afirmam que especialistas sobressaem em relação a não especialistas, dentre eles: Patton (2003); Dreyfus (2004); Higgins (1996); Anderson *et al.* (2000); Okoli *et al.* (2016); Pollock *et al.* (2002); Sweller (1994).

Dreyfus *et al.* (1980) apontam que o especialista sabe o que precisa ser feito com base na situação e sabe como alcançar o objetivo. Lipshitz *et al.* (1997) ressaltam que os especialistas apresentam maior assertividade em suas decisões do que um novato.

Tall (1991) diz que não há razão para supor que um novato tenha os mesmos resultados que um especialista, mesmo se consideradas percepções visuais aparentemente simples. Os especialistas usam seu conhecimento amplo, profundo, experiência conceitual e recordações para interpretar e resolver problemas dentro de seu domínio (Goldstone *et al.*, 2002). Para aplicar seus recursos de resolução de problemas, os especialistas destacam-se no reconhecimento dos pontos estruturais importantes de um problema, e usam suas associações conceituais para soluções (Dorow, 2017).

Elstein *et al.* (1978) demonstraram que os especialistas têm mais conhecimento do que os novatos e é por isso que o aumento do conhecimento lhes permite alcançar uma maior taxa de precisão. Os autores ressaltam que não é apenas a quantidade de conhecimento, mas também a maneira pela qual esse conhecimento é organizado nas memórias dos especialistas que facilita resultados precisos (Eva *et al.*, 2007). Assim, Elstein *et al.* (1978) concluem que em comparação com os novatos, os especialistas estão em melhores condições de acesso ao conhecimento, precisamente devido a sua experiência, enquanto que os novatos podem ser incapazes de conectar o conhecimento existente para um novo problema (Boshuizen *et al.*, 1992; Eva *et al.*, 2007; Schmidt *et al.*, 1990).

Desse modo, os especialistas resolvem problemas mais facilmente do que os novatos, pois possuem em sua mente um padrão, fruto da experiência que pode sobrepor um problema particular e ser usado rapidamente para detectar uma solução. O especialista reconhece não só a situação em que se encontra, mas também qual ação é apropriada para lidar com ela (Rosenblatt *et al.*, 1994).

É importante ressaltar também que os currículos apresentaram informações relevantes

e irrelevantes dos candidatos. A literatura relata que um especialista aprende a ignorar os padrões ou informações irrelevantes e concentrar-se nos críticos (Prietula *et al.*, 1989).

Por meio da análise das variáveis é possível concluir que os especialistas de fato ignoraram as informações irrelevantes para a escolhas dos currículos. Por sua vez, os Não Especialistas (Discentes) consideraram as informações irrelevantes ao dar ênfase e importância a variáveis como Formação Complementar, Prêmios e títulos, Quantidade de Especializações Concluídas, o que corrobora com o argumento de Prietula *et al.* (1989) de que apenas especialistas ignoram informações irrelevantes.

A confirmação apresentada como hipótese H2, que diz “**Independente do cenário de decisão, especialistas humanos apresentam assertividade similar ou superior na tomada de decisão em relação a uma decisão racional realizada por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina**”, foi rejeitada no cenário de alta validade e confirmada no cenário incerto e no cenário que mescla validade e incertezas. Os resultados obtidos demonstram que os especialistas (considerando todos os participantes Ad Hoc e Doutores) obtiveram resultados inferiores ao algoritmo no cenário de alta validade. O algoritmo apresentou assertividade de 77,5% e os especialistas Ad Hoc apresentaram uma média de assertividade de 51,25% dentro de um intervalo que vai de 37,50 até 65,00. Já os Doutores apresentaram uma média de assertividade de 43,75%, dentro de um intervalo que vai de 42,50 até 45,00. Assim, é possível notar que, neste cenário, quanto maior o nível de especialização, mais próximos os resultados estão do algoritmo. Esses achados sugerem que as decisões humanas realizadas por especialistas, quando em um ambiente válido, são inferiores a um algoritmo inteligente, mas podem também apresentar bons resultados.

Por sua vez, os resultados demonstram que no cenário incerto, os especialistas apresentaram assertividade maior que o algoritmo. Os especialistas Ad Hoc trouxeram uma assertividade média de 52,75%, dentro de um intervalo que vai de 50,50 até 55,00. Os Doutores, por sua vez, uma assertividade média de 51,25% dentro de um intervalo que vai de 47,50 até 55,00. No entanto, o algoritmo mostrou uma assertividade de apenas 30%, portanto, inferior a assertividade dos especialistas Ad Hoc e Doutores. Esses achados sugerem que as decisões humanas realizadas por especialistas em um ambiente incerto podem apresentar resultados superiores aos resultados de um algoritmo inteligente.

Enfim, para o cenário que mescla validade e incertezas, o algoritmo e os especialistas Ad Hoc e Doutores apresentaram similaridades na assertividade de suas decisões. Através dos resultados é possível identificar um tamanho de efeito não significativo (0,09) entre

Algoritmo e Avaliadores Ad Hoc e um tamanho de efeito pequeno (0,36) entre os Doutores e o Algoritmo. Esses achados sugerem que quanto maior a especialização, quando em um ambiente válido, mesmo que contenha incertezas, cenário que de forma geral corresponde a grande maioria dos atuais ambientes de tomada de decisão, algoritmos e especialistas tendem a apresentar assertividades similares nas decisões.

É fato que as convicções e decisões dos especialistas humanos são cada vez mais confrontadas com a crença generalizada de que as ferramentas computacionais oferecem uma forma mais alta de inteligência e conhecimento, podendo gerar *insights* que antes eram impossíveis, com a aura da verdade, objetividade, e precisão (Boyd *et al.*, 2012; Mauro *et al.*, 2016; Leicht-Deobald *et al.*, 2019). Entretanto, os resultados aqui encontrados contradizem autores como Krause *et al.* (2017), que em seu trabalho, reforçam a ideia de que o elemento humano fica como secundário em relação aos objetos não humanos envolvidos, como computadores e *softwares*.

Também vão em direção oposta a McEvoy *et al.*, (2019), os quais afirmam que a aprendizagem de máquina é extremamente precisa em suas previsões e julgamentos, e que superam os seres humanos por considerável margem. Os autores ainda ressaltam que essa precisão nem é exclusiva da IA ou do aprendizado de máquina, simplesmente as previsões estatísticas tendem a triunfar sobre as de especialistas humanos. Além de Tetlock (2017) que diz que é impossível encontrar qualquer domínio em que os seres humanos tenham superado claramente a extrapolação bruta de algoritmos estatísticos menos sofisticados.

Diferentemente da afirmação de Gigerenzer *et al.* (1996); e Kahneman *et al.* (1982), que dizem que a inferência humana é sistematicamente tendenciosa e propensa a erros, os resultados aqui apresentados demonstram que a decisão dos especialistas podem sim apresentar assertividade relevante em um processo de decisão, sendo a propensão a erros considerável para os não especialistas.

Dessa maneira, os resultados encontrados vão de acordo com a afirmação de Simon (1959) de que os especialistas humanos satisfazem em vez de otimizar, o que não implica que os humanos tomem decisões erradas ou desinformadas de maneira consistente. Pelo contrário, o *satisficing* geralmente leva a escolhas aproximadamente iguais em qualidade às escolhas resultantes previstas por otimização de algoritmos (Agosto, 2001). Especialistas têm opinião segura em relação a seu raciocínio, pensamento abrangente e intuição, o que permite que sejam bem assertivos. Não se trata somente da maior quantidade de conhecimento que os especialistas possuem, mas sim, da forma como acessam sua memória, quando necessário

(Dorow, 2017).

Pelaccia (2019) destaca que vários estudos mostraram até que ponto a IA pode ser usada para fazer e apoiar o diagnóstico. Como as evidências atuais suportam a eficácia da IA para apenas uma pequena seleção de tarefas de diagnóstico, os especialistas humanos continuam capazes de aprender e diagnosticar uma ampla variedade de condições. Desse modo, a inteligência humana parece permanecer essencial ao diagnóstico por enquanto.

Por fim, corrobora também com Gomes *et al.* (2006), o quais afirmam que a IA tenta reproduzir, com perfeição, os resultados que seriam obtidos por especialistas humanos, mediante o uso de um conjunto de regras para a decisão, por meio da busca de se compreender o conhecimento de um especialista e alcançar alto nível de desempenho em um problema específico. Todavia, eles podem aprender com os dados e por meio de treinamento contínuo, mas nunca alcançarão o processo de pensamento exclusivo dos humanos (Carter *et al.*, 2017).

É importante ressaltar que nesta pesquisa os especialistas realizaram suas decisões sob limitação de tempo e informações incompletas, e mesmo assim obtiveram resultados satisfatórios, diferentemente do algoritmo que realizou treinamento em uma base de dados completa e dentro de um tempo de processamento necessário para que se cumprisse os objetivos da aprendizagem.

Dessa forma, diante dos resultados, conclui-se que especialistas mostram-se relevantes no contexto da decisão, e podem sim apresentar assertividades semelhantes ou até superiores a algoritmos inteligentes. Por conseguinte, conforme dito por Savadjiev *et al.* (2019); Miller *et al.* (2018) e Pelaccia, (2019), é um mito que precisa ser desconstruído a ideia de que algoritmos irão substituir os especialistas.

Em relação à hipótese H3, que afirma que **“Um Não Especialista humano, ao tomar uma decisão apresentará em qualquer cenário uma assertividade inferior a uma decisão racional realizada por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina”**, esta foi confirmada no cenário de alta validade e cenário que mescla validade e incertezas e rejeitada no cenário incerto. Os resultados obtidos demonstram que os não especialistas intuitivos e racionais (representados pelos discentes) obtiveram resultados inferiores ao algoritmo no cenário de alta validade. O algoritmo apresentou assertividade de 77,5%, os não especialistas intuitivos e racionais apresentaram, respectivamente, assertividade de 37,5% e 32%.

Por sua vez, os resultados demonstram que no cenário incerto, o qual contém incertezas, os não especialistas intuitivos e racionais apresentaram respectivamente uma assertividade de

40% e 47,5%. Portanto, superior ao algoritmo, visto que no cenário incerto, o algoritmo apresentou uma assertividade de 30%.

Enfim, para o cenário que mescla validade e incertezas, os não especialistas intuitivos apresentaram média de assertividade de 36,25% e os racionais de 42,5%. Já o algoritmo apresentou média de assertividade de 53,75%. Logo, tem-se que os Não Especialistas Intuitivos apresentam um tamanho de efeito médio (0,73) e os Racionais apresentam um tamanho de efeito pequeno (0,46), porém com a média de assertividade do grupo de 0,46 desvios padrões menor quando comparado ao Algoritmo, em que se tende assim apresentar assertividade similar apenas quando o algoritmo mostrar assertividade menor dentro do seu intervalo de confiança. Assim, conclui-se que a assertividade em ambos os casos é menor que a do algoritmo.

Esses achados não surpreendem, pois, a literatura reforça que o Não Especialista tende a apresentar assertividade inferior por não possuir experiência e nem conhecimentos específicos, conforme exposto por autores como Lipshitz *et al.* (1997); Tall (1991); Elstein *et al.* (1978).

Wright *et al.* (2012) afirmam que não especialistas, sem experiência ou compreensão, acham difícil tomar decisões de sucesso, e conseqüentemente apresentam menor assertividade em suas decisões. Tall (1991) diz que não há razão para supor que um novato tenha os mesmos resultados que um especialista ou softwares especialistas, mesmo se consideradas percepções visuais aparentemente simples.

Elstein *et al.* (1978) expressam que os novatos podem ser incapazes de conectar o conhecimento existente para um novo problema, o que influencia diretamente na qualidade e assertividade de suas decisões.

Todavia, os resultados surpreendem no cenário incerto, pelo fato de que os Não Especialistas apresentaram resultados superiores ao algoritmo. Isso leva a concluir que quando não houver informações pregressas, algoritmos podem apresentar assertividades inferiores a qualquer grupo humano.

Já sobre a hipótese H4, que manifesta que “**Independente do cenário de decisão, onde houver informações incompletas e pressão do tempo, decisores humanos intuitivos apresentam assertividade maior na tomada de decisão em relação a decisores humano racionais**”, houve confirmação para os grupos experimentais (Ad Hoc e Doutores) e rejeição para o grupo de controle (Discentes). Através dos resultados identificados, é possível observar que os decisores especialistas intuitivos apresentaram assertividade superior em ambas as

possibilidades de decisão. No cenário de alta validade, Avaliadores Ad Hoc intuitivos apresentaram assertividade de 65%, enquanto os racionais apresentaram 37,5%. Ainda em relação ao cenário de alta validade, os Doutores intuitivos mostraram uma assertividade muito próxima dos racionais (porém superior), sendo 45% para os intuitivos e 42,5% para os racionais. Se considerado o grupo experimental intuitivo simultaneamente, ou seja, Ad Hoc e Doutores, tem-se que o Grupo Experimental Intuitivo apresentou média de 55%, dentro de um intervalo de assertividade de 45,00 até 65,00, portanto, sendo superior ao Grupo Racional Experimental, o qual apresentou média de 40%, dentro de um intervalo de assertividade que vai de 37,50 até 42,50.

Já no cenário incerto, os Avaliadores Ad Hoc intuitivos mostraram assertividade de 55%, enquanto os racionais apresentaram 50%. Por sua vez, os Doutores intuitivos também apresentaram uma assertividade maior que os racionais, sendo 55% para os intuitivos e 47,5% para os racionais. Se considerar o grupo experimental intuitivo simultaneamente no cenário incerto (Ad Hoc e Doutores), tem-se que o Grupo Intuitivo Experimental apresentou média de 55%, então, sendo superior ao Grupo Racional Experimental que trouxe média de 49%, dentro de um intervalo de assertividade que vai de 47,50 até 50,50.

Por sua vez, os resultados para o Cenário que mescla validade e incertezas apresentam uma diferença de efeito significativamente grande entre os Ad Hoc Intuitivos e Racionais (1,95) e uma diferença grande entre doutores intuitivos em relação aos racionais (0,89). Desse modo, também é possível concluir que os Ad Hoc e Doutores intuitivos sobressaem-se em relação aos racionais.

Na literatura, existe uma forte dicotomia quando se trata de decisão humana intuitiva e racional. Porém, contrapondo essa dicotomia, os resultados aqui apresentados demonstram que os especialistas intuitivos podem apresentar bons resultados, inclusive superiores às decisões de especialistas racionais. Dessa maneira, os resultados confrontam autores como MacGregor *et al.* (1994; 1988); Tversky *et al.* (1974) os quais afirmam que o modo intuitivo é inferior ao modo racional em qualquer contexto, de modo que a intuição pode ser uma fonte de decisões erradas, também Rusou *et al.* (2013) que alegam que a intuição é um guia instável e pouco confiável e que deve prevalecer a análise rigorosa na decisão, além de autores como Matzler *et al.* (2007), que reforçam a ideia de que o uso da intuição deve estar fora de cogitação nas tomadas de decisões dos executivos.

Todavia, cabe lembrar que o ambiente utilizado neste trabalho para a tomada de decisão trouxe informações incompletas, mescladas com informações relevantes e irrelevantes

sobre cada candidato, além de um contador de tempo, de modo a limitar assim, o tempo para a visualização de cada currículo, porém trazendo um ambiente de alta validade, com pistas relevantes sobre cada candidato.

Dessa forma, os resultados apoiam autores como Charper (1988), que diz que a capacidade intuitiva parece funcionar bem quando está relacionada a cenários onde há pouca informação, ou seja, a intuição desempenha um papel fundamental ao preencher os espaços em branco quando não há informação suficiente. Também com Pelaccia *et al.* (2019) que manifestam que especialistas precisam de poucos dados para gerar bons diagnósticos através de intuição e Akinci *et al.* (2013) que argumentam que em alguns tipos de tarefas, onde o tempo é limitado e a informação incompleta, a capacidade intuitiva sobressai, além de Agor (1984); Dane *et al.* (2007); McCarthy (1998); Okoli *et al.* (2019) que afirmam que um estilo intuitivo de tomada de decisão é considerado a melhor maneira de lidar com a incompletude dos dados e a pressão do tempo.

Por fim, os resultados reforçam Blattberg *et al.* (1990); Dane *et al.* (2007) que expressam que para certas pessoas, sob condições apropriadas, a intuição pode ser tão boa quanto, ou mesmo superior, a outras abordagens de tomada de decisão.

Também é importante ressaltar que os participantes especialistas intuitivos apresentaram maior assertividade que os racionais, e foram correlacionados a um menor tempo em suas decisões. Como é possível identificar nos resultados desta pesquisa, houve correlação significativa (valor-p = 0,001) e negativa ($r = -0,17$) entre o Tempo de decisão e o indicador Capacidade Intuitiva. Sendo assim, quanto maior for o Tempo de decisão, menor tende a ser a Capacidade Intuitiva do indivíduo e vice-versa. Houve diferença significativa (valor-p = 0,031) também do Indicador de Classificação dos indivíduos que apresentaram decisão rápida e dos indivíduos que não apresentaram; sendo que os indivíduos que apresentaram decisão rápida tenderam a ser mais intuitivos que os indivíduos que não apresentaram decisão rápida.

Esses resultados discordam da crença de que as decisões rápidas são alcançadas por meio da utilização de um processo de decisão estratégico menos minucioso e tendem a ser falhos, o que faz com que prevaleçam as decisões mais lentas, nas quais se analisam todas as possibilidades (Fredrickson *et al.*, 1984; 1989). Em contrapartida, os resultados aqui encontrados corroboram com a colocação de Eisenhardt (1989), que em seu estudo sobre como os executivos tomam decisões estratégicas rápidas em ambientes de "alta velocidade", descobriu que os gestores rápidos usam mais informações e desenvolvem mais alternativas do

que em tomadas de decisões lentas, e que decisões rápidas levam a um desempenho superior. Como uma explicação dessa contradição, ela sugeriu que os executivos de decisão rápida usam informações "em tempo real" ao invés de informações de "planejamento". Essa informação "em tempo real" baseia-se no seu conhecimento íntimo de seus negócios, auxiliados pela intuição (Khatri *et al.*, 2000).

Por fim, os resultados revelam que em ambos os cenários de decisão, os não especialistas intuitivos demonstraram resultados inferiores em relação aos racionais. No cenário de alta validade, os discentes intuitivos apresentaram assertividade de 32,5% e os racionais de 37,5% e no cenário incerto, os discentes Intuitivos de 40% contra 47,5% dos Racionais. Em relação ao cenário que mescla validade e incertezas, os resultados demonstram que os Discentes Racionais se sobressaem, e que apresentam um tamanho de efeito grande em relação aos intuitivos. Assim, conclui-se que os Discentes racionais se sobressaem em relação ao Discentes intuitivos.

É provável que os Não Especialistas, diante da ausência de conhecimento e experiência, tendam a sobressair sobre os intuitivos, visto que boas decisões intuitivas só podem ser alcançadas mediante experiência e conhecimento prévio. Esse resultado sugere que quando não houver experiência ou conhecimento na área, a utilização da análise sobressai sobre a intuição de um não especialista e torna-se a opção ideal para a tomada de decisão. Além disso, a literatura aborda que um Não Especialista tende a ser mais racional, por não ter o conhecimento prévio, ou seja, buscam analisar mais opções para as suas decisões.

Orasanu *et al.* (1993) expressam que os novatos são mais propensos a usar uma abordagem analítica, sistematicamente comparando várias opções. Dreyfus *et al.* (1980) ressaltam que um novato geralmente é racional, relativamente inflexível e tende a comportar-se de acordo com as regras e procedimentos para os quais foram orientados a seguir. Porém, como citado por Hammond *et al.* (1987), mesmo que o Sistema 2, racional, objetivo e analítico, assuma o controle em uma determinada situação e passe a controlá-la, ele não poderá fazer nada para aprimorar a decisão se o indivíduo não possuir os conhecimentos ou as ferramentas adequadas para compreender o contexto adequadamente, o que reforça a inferioridade da assertividade nas decisões dos Não especialistas em relação aos especialistas, visto que aqueles não apresentavam os conhecimentos ou experiência necessária para a decisão.

As hipóteses H5, H6 e H7, por sua vez, estão diretamente relacionadas ao especialista intuitivo. A discussão entre especialista intuitivo e processamento de informação analítica

tem sido historicamente polarizada por estudiosos da administração em dois lados principais. Por um lado, alguns estudiosos têm apoiado a primazia do processamento de informação analítica sobre a tomada de decisão intuitiva, e por outro lado estudiosos têm apoiado a primazia da tomada de decisão intuitiva (por exemplo, Meehl, 1957; Lusk, 1979; Goll *et al.*, 1997; Bullini *et al.*, 2020). Desse modo, as hipóteses H5, H6 e H7 estão diretamente relacionadas a esta dicotomia.

Neste trabalho, a hipótese H5, que diz que **“Em um ambiente de alta validade, um especialista intuitivo ao tomar uma decisão apresenta assertividade similar ou superior a uma decisão racional realizada por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina”**, foi rejeitada. Os resultados obtidos revelam que os especialistas intuitivos obtiveram resultados inferiores ao algoritmo no cenário de alta validade. O algoritmo apresentou assertividade de 77,5%, enquanto os especialistas Ad Hoc Intuitivos apresentaram assertividade de 65%. Já os Doutores demonstraram assertividade de 45%.

Ao considerar ambos os grupos experimentais intuitivos, tem-se uma média de assertividade de 55%, dentro de um intervalo que vai de 45,00 até 65,00. Estes resultados rejeitam a hipótese H5, todavia, é possível observar que ao considerar somente os Avaliadores Ad Hoc Intuitivos, principais especialistas neste trabalho, os resultados foram relevantes e tão bons quanto o resultado do Algoritmo. O algoritmo apresentou 31 acertos a cada grupo de 40 currículos, por sua vez, os especialistas Ad Hoc apresentaram 26 acertos a cada grupo de 40 currículos. Esses achados sugerem que em um ambiente de alta validade, quanto mais especialista, mais próximos da assertividade de um algoritmo inteligente. Além disso, decisões humanas realizadas por especialistas intuitivos, quando em um ambiente válido podem apresentar resultados tão bons quanto aos resultados de um algoritmo.

Esses resultados corresponde ao que expõem McEvoy *et al.* (2019), que dizem que os sistemas algorítmicos apresentam um desempenho extremamente bom em ambientes de alta validade, e parece justo concluir que eles são uma opção tão boa quanto os seres humanos, em alguns casos até melhores. Corrobora também com Kahneman *et al.* (2009) que sugere que os algoritmos superam os seres humanos quando a validade é muito alta, em ambiente altamente previsível e Klein (2009) que reconhece que procedimentos e algoritmos formais em ambientes de alta validade às vezes superam o julgamento humano, ressaltando que há evidências de que, sob essas condições, os julgamentos mecânicos e analíticos (algoritmos) podem superar o especialista humano intuitivo.

Khatri *et al.*, (2000) afirmam que em um ambiente estável, os dados são mais

confiáveis, tendo em vista que não há muita pressão para coletar dados rapidamente e talvez a coleta de dados seja menos dispendiosa. As decisões baseadas em fatos podem então alcançar um melhor desempenho do que as decisões baseadas no julgamento ou na intuição.

Todavia, é importante ressaltar que os especialistas intuitivos (Ad Hoc) obtiveram performance considerável nesse cenário, apresentando a maior assertividade quando comparados a todos os grupos humanos. A alta assertividade nesse cenário de alta validade está de acordo com Kahneman (2011), quando este diz que a habilidade necessária para ser um *expert* intuitivo depende de um ambiente que seja suficientemente regular para ser previsível, chamado de ambiente de alta validade, e que o decisor tenha uma oportunidade para aprender essas regularidades. Quando essas duas condições são atendidas, é provável que as intuições sejam altamente proficientes (Kahneman, 2011).

Por sua vez, a hipótese H6, **“Em um ambiente incerto, um especialista intuitivo ao tomar uma decisão apresenta assertividade similar ou superior do que uma decisão racional realizada por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina”**, foi confirmada. Os resultados demonstram que no cenário incerto, o qual contém incertezas, os especialistas intuitivos apresentaram assertividade maior que o algoritmo. Ambos os especialistas Ad Hoc e Doutores Intuitivos apresentaram uma assertividade de 55%. O algoritmo, por sua vez, apresentou uma assertividade de apenas 30%, portanto, inferior a assertividade dos especialistas Ad Hoc e Doutores Intuitivos. Ao considerar ambos os grupos experimentais intuitivos, tem-se uma média de assertividade também de 55%.

Esses resultados sugerem que as decisões humanas realizadas por especialistas intuitivos em um ambiente incerto podem apresentar resultados superiores aos resultados de um algoritmo inteligente.

Thompson (1967) coloca que na tomada de decisão a estratégia da computação é preferida onde haja certeza, ou seja, onde as preferências de resultados são claras. Entretanto, quando os relacionamentos causa / efeito são incertos, a estratégia de intuição / julgamento para realizar a decisão é a mais adequada. Essa afirmação apresentada por Thompson (1967) está de acordo com os resultados identificados nas hipóteses H5 e H6.

Mas vale destacar também que a literatura mantém a dicotomia nas decisões também sob condições de incertezas. Todavia, os resultados aqui encontrados reforçam a superioridade da intuição em relação a algoritmos nesse contexto e corroboram com autores como Allwood *et al.* (1999); Klein *et al.* (2000); Lovallo *et al.* (2003); Patton, (2003), os quais afirmam que para tomar boas decisões quando limitados pelo tempo e pela incerteza,

truques analíticos não substituem a boa intuição, efetivamente desenvolvida a partir da experiência.

Além disso, estão de acordo também com Agor (1984); Dane *et al.* (2007); Elbanna *et al.* (2016); Khatri *et al.* (2000); Bullini *et al.* (2020), os quais argumentam que existem limitações severas à implantação de processamento de informações analíticas em ambientes incertos, turbulentos, de rápida mudança e a intuição é considerada mais eficaz em tais ambientes, concordando também com Matzler *et al.* (2007), que reforçam que para muitas decisões incertas e complexas, todos os dados do mundo não podem superar a experiência de vida que nutre o instinto ou a intuição. Assim, gerentes com boa intuição podem ver novas possibilidades em qualquer situação. Intuitivos têm um sentido ou visão do futuro e, portanto, estão melhores equipados para mover sua organização em resposta a isso.

Elbanna *et al.* (2016); Okoli *et al.* (2019); Bullini *et al.* (2020) afirmam que a intuição é considerada o melhor estilo de processamento de informações para enfrentar a incerteza. Patton (2003), por sua vez, aponta que estudos sugerem que a verdadeira liderança geralmente está em saber como abraçar a incerteza. A intuição ajuda a lidar com essa incerteza.

Entretanto, nessa dicotomia da literatura, os resultados aqui encontrados estão em desacordo com McEvoy *et al.*, (2019), que articulam que sistemas artificialmente inteligentes fazem julgamentos precisos e confiáveis em ambientes incertos, e confrontam Grove *et al.* (2000) que afirmam que em ambientes altamente incertos, em cerca da metade dos estudos sobre IA, os algoritmos de aprendizagem de máquina obtém bom desempenho e na outra metade, desempenho neutro. McEvoy (2019) sugere que algoritmos de aprendizagem de máquina geralmente são extremamente precisos em suas previsões e julgamentos, mesmo em ambientes incertos, assim superam os seres humanos por considerável margem.

Conforme dito por Bhattacharya *et al.* (2010), algoritmos tomam decisões dentro de parâmetros definidos e sob restrições, seguindo princípios reducionistas. Eles são, portanto, incapazes de operacionalizar critérios qualitativos e pensar fora da caixa. Isso fica perceptível nesse cenário, visto que poucos currículos apresentaram as variáveis de internacionalização anterior à realização do pós-doutorado no exterior. Logo, a aprendizagem de máquina não priorizou essas variáveis e sim as variáveis que estavam presentes e constantes nos currículos analisados. Esperar bons resultados nas variáveis de internacionalização faz com que o algoritmo tenha que “pensar fora da caixa”, pois não havia conhecimento prévio nas mesmas.

Já a confirmação da hipótese H7, que diz “**Em um ambiente que mescla validade e incertezas, um especialista intuitivo ao tomar uma decisão apresenta assertividade**

similar ou superior a uma decisão racional realizada por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina” demonstra que, de fato, especialistas intuitivos não devem ser substituídos em um processo de decisão, visto que em um cenário que mesclam validades e incertezas, os resultados entre os especialistas intuitivos e algoritmo apresentaram semelhanças. Assim, a hipótese H7 foi confirmada.

Por meio dos resultados identificados, é possível identificar um tamanho de efeito pequeno (0,26) entre Algoritmo e Avaliadores Ad Hoc Intuitivos e um tamanho de efeito não significativo (0,15) entre os Doutores Intuitivos e o Algoritmo. Ressalta-se que os Ad Hoc intuitivos apresentaram no cenário que mescla validade e incertezas uma assertividade média de 60%, os Doutores Intuitivos, por sua vez, uma assertividade média de 50%, já o algoritmo apresentou assertividade média de 53,75%. Por meio do tamanho do efeito identificado entre os grupos, é possível concluir que os especialistas Ad Hoc e Doutores tiveram assertividade similar em relação ao algoritmo. Esses achados sugerem que as decisões humanas realizadas por especialistas intuitivos, quando em um ambiente válido, mesmo que haja incertezas, cenário que de forma geral corresponde a grande maioria dos atuais ambientes de tomada de decisão, podem apresentar resultados próximos ao de um algoritmo inteligente. Dessa maneira, as ferramentas computacionais, mas também os humanos, são peças fundamentais para boas decisões neste contexto.

Através da literatura, é possível perceber que as abordagens tipicamente propostas pelos gurus da administração tendem a defender a realização de análises cuidadosas em vez de confiar na intuição (Allwood *et al.*, 1999; Klein *et al.*, 2000; Lovallo *et al.*, 2003; Patton, 2003). Por exemplo, um estudo recente de Buluswar *et al.* (2016) indica que a pressão para implementar as ferramentas computacionais é tremenda, em busca de maior eficiência, aumento da racionalidade e menor erro humano (Leicht Deobald *et al.*, 2019).

Uma das primeiras contribuições, que afirma explicitamente a superioridade do processamento de informações analíticas sobre a opção intuitiva, remonta aos anos 1950, com o trabalho de Meehl (1957). Além disso, no final da década de 1970, alguns autores, como Benbasat *et al.*, (1986); Lusk (1979), utilizaram estudos empíricos para apoiar o conceito de que uma abordagem altamente analítica à tomada de decisões levava a um desempenho mais alto da tarefa (Bullini *et al.*, 2020).

Durante décadas, outros autores, como Matzler *et al.* (2007); Felin *et al.* (2018) reforçaram que a intuição devia estar fora de cogitação da tomada de decisão, pois é propensa a erros e preconceitos e que bons resultados só poderiam ser obtidos através de decisões

racionais. Nesse contexto, as decisões racionais realizadas por humanos também foram minimizadas por existir uma racionalidade limitada. Em contrapartida houve uma supervalorização da racionalidade através do uso de ferramentas computacionais. Através dessas ferramentas, poderia se alcançar, quem sabe, a racionalidade total tão sonhada pelos defensores da decisão racional.

Contudo, como já argumentado, existe uma racionalidade limitada também para as ferramentas computacionais. A tecnologia é limitada em processamento, em acesso aos dados, os quais são cada vez mais subjetivos e até emotivos; e, além disso, existe uma forte tendência em algoritmos se tornarem cada vez mais especialistas e cognitivos, ou seja, cada vez mais semelhantes aos especialistas intuitivos humanos. Assim, os resultados aqui demonstram que a especialização de ferramentas computacionais, para que sejam “semelhantes a especialistas humanos”, pode também levar a resultados semelhantes aos de um especialista humano.

É fato que um algoritmo pode explorar rapidamente milhões de combinações, apresentando diversas estratégias (Bonabeau *et al.*, 2003). Porém, o especialista intuitivo precisa de apenas uma estratégia, ou seja, depois de um processamento complexo de informações baseados em experiência e conhecimento, apenas uma solução plausível vem à mente, que conforme Simon (1992) descreveu, a situação fornece uma sugestão, a sugestão dá ao especialista acesso a informações armazenadas na memória e as informações fornecem respostas possíveis para o problema em questão através da intuição. Dessa forma, especialistas intuitivos utilizam um processo de decisão por reconhecimento ou percepção para recuperar da memória uma única opção provável, a qual já é suficiente para uma boa decisão (Orasanu *et al.*, 1993).

Se de fato, os atuais sistemas inteligentes apresentarem similaridades com especialistas intuitivos, muito investimento e processamento computacional pode ser poupado e bons resultados rápidos também podem ser obtidos com especialistas intuitivos. Dessa maneira, os resultados encontrados na hipótese H7 vão de encontro ao que diz Bonabeau *et al.* (2003), o qual afirma que as novas ferramentas de apoio à decisão não eliminam a intuição humana. Estão de acordo também com Blattberg *et al.*(1990); Dane *et al.* (2007), que argumentam que a não racionalidade, através da intuição, é relevante, podendo apresentar resultados tão bons quanto, ou mesmo superior, a outras abordagens de tomada de decisão. Além de Rothberg *et al.* (2017); Zhao (2013) os quais ressaltam que a intuição sempre se fará necessária.

A similaridade dos resultados apresentada no cenário que mescla validade e incertezas

apenas reforça que essa tendência em direção à análise e a pressão que ela exerce sobre indivíduos a não confiar em suas habilidades especificamente humanas, tais como emoções e intuições, sejam mais questionadas, para que os gestores não depositem apenas toda a sua confiança nos algoritmos (Leicht-Deobald *et al.*, 2019).

Portanto, é plausível que argumentos como o de Thomas *et al.* (2018) sejam colocados em cheque, os quais consistem em dizer que a utilização de algoritmos é a melhor maneira de explicar uma decisão potencialmente arriscada aos colegas, administradores ou acionistas. Abrir mão da intuição por algoritmos apenas para justificar decisões talvez não seja a melhor solução.

A hipótese H8, a qual afirma que **“Independente do cenário de decisão, onde houver informações incompletas e pressão do tempo, especialistas racionais apresentam assertividade similar ou superior na tomada de decisão em relação a uma decisão racional realizada por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina”**, foi rejeitada no cenário de alta validade e no cenário que mescla validade e incertezas e confirmada no cenário incerto.

Os resultados obtidos expressam que os especialistas racionais obtiveram resultados inferiores ao algoritmo no cenário de alta validade. O algoritmo demonstrou assertividade de 77,5% e os especialistas Ad Hoc Racionais apresentaram uma de assertividade de 37,50%, já os Doutores Racionais, uma assertividade de 42,50%. Ao se considerar ambos os grupos experimentais racionais, ou seja, Ad Hoc e Doutores simultaneamente, tem-se uma média de assertividade de 40%, dentro de um intervalo que vai de 37,50 até 42,50.

Por sua vez, os resultados demonstram que no cenário incerto os especialistas racionais apresentaram assertividade maior que o algoritmo. Os especialistas Ad Hoc Racionais obtiveram uma assertividade de 50,0% e os Doutores Racionais, uma assertividade de 47,5%.

Ao se considerar ambos os grupos experimentais racionais, ou seja, Ad Hoc e Doutores simultaneamente, tem-se uma média de assertividade de 49% dentro de um intervalo que vai de 47,50 até 50,50.

Ressalta-se que no cenário incerto, o algoritmo apresentou uma assertividade de apenas 30%, portanto, inferior à assertividade dos especialistas Ad Hoc e Doutores Racionais. Esses achados sugerem que um cenário de decisão incerto pode levar os participantes a fazerem uso de suas capacidades intuitivas, visto que não há variáveis precedentes para a decisão. Portanto, mesmo que o participante tenha um estilo de decisão mais racional, na incerteza suas habilidades intuitivas podem vir à tona.

Enfim, para o cenário que mescla validade e incertezas, que apresenta previamente variáveis em que se espera como produtividade, mas também as variáveis de internacionalização, as quais apresentam poucas incidências antes da realização do pós-doutorado, os especialistas Ad Hoc e Doutores Racionais apresentaram assertividade inferior em suas decisões, quando comparadas ao Algoritmo. Os resultados identificados expressam que para ambos os grupos especialistas racionais o tamanho de efeito foi pequeno, quando comparados ao algoritmo, sendo os Ad Hoc Racionais de 0,40, os Doutores Racionais de 0,37. Porém, a assertividade dos especialistas racionais tende a ser similar a do algoritmo, somente quando o algoritmo apresenta assertividade baixa dentro de seu intervalo de confiança, concluindo assim que a assertividade dos Ad hoc e Doutores Racionais tende a ser inferior em relação ao algoritmo.

A tomada de decisão através do modelo racional envolve definição de metas e objetivos, alternativas, consequências e otimização, assumindo que as informações completas referentes à decisão devem estar disponíveis e uma concepção correta do problema pode ser obtida (Phillips et al., 1985; Pugh *et al.*, 2007; Verma *et al.*, 2015). Assim, o homem racionalmente seleciona o melhor curso de ação, dentre todos disponíveis, com vistas a maximizar seus retornos (Betsch, 2004; Pugh et al., 2007).

Brunsson (1982) diz que os tomadores de decisões racionais devem determinar os cenários esperados para cada alternativa e escolher o cenário mais esperado. Todas as consequências devem ser avaliadas de acordo com critérios predeterminados. Os tomadores de decisão racionais devem considerar todas as consequências relevantes que as alternativas têm, as consequências positivas e negativas (Brunsson, 1982; Simon 1993).

No entanto, conforme sugerido por Agor (1990b), as condições sob as quais a capacidade intuitiva parece funcionar melhor no processo de tomada de decisão que a capacidade racional são: (1) quando existe um alto nível de incerteza, (2) quando um pequeno precedente anterior existe, (3) quando as variáveis são menos previsíveis cientificamente, (4) quando os fatos são limitados, (5) quando os fatos não indicam claramente o caminho a seguir, (6) quando os dados analíticos são de pouca utilidade, (7) quando existem várias soluções alternativas plausíveis para escolher, com bons argumentos para cada, e por fim (8) quando o tempo é limitado e existe uma certa pressão para chegar à decisão correta.

No ambiente de tomada de decisão desta pesquisa, muitas destas condições sugeridas por Agor (1990b) estiveram presentes, as quais podem ter influenciado diretamente em uma assertividade menor dos participantes especialistas racionais. É importante ressaltar que o

contador de tempo em cada currículo impossibilita a análise minuciosa deles, tendo os participantes que se concentrar em atributos que consideram importantes e realizarem uma análise rápida destes. Desse modo, as condições para a tomada de decisão racional não permitiu um planejamento prévio, uma análise minuciosa, e sequer houve a totalidade das informações, pois conforme dito por Pugh *et al.* (2007), na decisão racional assume-se que as informações completas referentes à decisão devem estar disponíveis para que uma concepção correta do problema possa ser obtida.

Por fim, as condições ideais apresentadas por Agor (1990b) levam a crer que no cenário incerto, os participantes especialistas Racionais obtiveram assertividade maior, por fazerem uso de suas habilidades intuitivas, mesmo tendo um perfil mais racional como decisores.

Através desses achados, conclui-se que a racionalidade / análise tendem a ter assertividades inferiores em decisões onde há informações limitadas e pressão do tempo, quando comparadas a algoritmos inteligentes.

Finalmente, a hipótese H9, que expressa que **“Um algoritmo de aprendizagem de máquina apresenta um comportamento mais especialista intuitivo, visto que as variáveis utilizadas para basear suas decisões tendem a apresentar maior semelhança com as variáveis que os decisores intuitivos baseiam suas decisões e menor semelhança com a dos decisores racionais”**, foi confirmada, visto que os resultados demonstraram que 80% das variáveis que representam o modelo do algoritmo estiveram presentes dentro das variáveis mais relevantes listadas pelos Avaliadores Ad Hoc Intuitivos como essenciais para a escolha dos melhores currículos. Salienta-se que neste trabalho os Avaliadores Ad Hoc são os mais especialistas para o processo de decisão em questão, pois possuem a experiência e o conhecimento necessário para a tomada de decisão. Portanto, dentre todos os grupos participantes, o algoritmo apresentou maior semelhança de seu modelo com o grupo Especialista Intuitivo e maior diferença com o grupo não especialista, ou seja, os Discentes. Esse resultado sugere que após a aprendizagem um algoritmo de aprendizagem de máquina tende a se tornar mais próximo de um especialista, devido ao acúmulo de conhecimento, experiência e a capacidade de reconhecer padrões. Além disso, por utilizar mecanismos de funcionamento semelhantes à intuição, o algoritmo tende a identificar variáveis mais semelhantes a especialistas intuitivos para basearem as suas decisões, ou seja, o algoritmo tende a ter um comportamento mais intuitivo.

Esse resultado corrobora com autores como Grove *et al.* (2000), os quais declaram que

um especialista humano e as ferramentas computacionais especialistas tendem a ter acesso às mesmas (ou quase iguais) variáveis preditoras para se chegar a decisões ou como Khatri *et al.*, (2000), que dizem que há uma percepção cada vez maior de que, para serem efetivos, os sistemas de apoio à decisão devem incorporar aspectos intuitivos da tomada de decisão, ou seja, há uma tendência desses sistemas se tornarem cada vez mais intuitivos (Quah *et al.*, 1994). Isso confronta Brunsson (1982) que afirma a racionalidade total só poderia ser alcançada por fórmulas matemáticas ou programas de computador. Algoritmos tomam decisões dentro de parâmetros definidos e sob restrições, seguindo princípios reducionistas e embora apresentem maior capacidade de processamento e análise de dados que o ser humano, as ferramentas computacionais sempre apresentarão limitações (Bhattacharya *et al.* 2010; Leicht-Deobald *et al.*, 2019). Dessa forma, autores como Gigerenzer *et al.*, (1996) argumentam que algoritmos satisfatórios devem operar com princípios psicológicos baseados na cognição humana e não baseados nos princípios da racionalidade clássica para satisfazer as restrições de tempo, conhecimento e poder computacional. Obviamente, isso diminui a racionalidade na decisão realizada por algoritmos.

Argumentos apresentados por Leicht-Deobald *et al.* (2019) de que a tomada de decisão baseada em algoritmos inteligentes ajuda a tornar as decisões mais racionais e mais orientadas a fatos, e Zhu (2014) que diz que a utilização de algoritmos inteligentes leva à mudança do modelo de tomada de decisão e que a decisão é baseada em dados e racionalidade em vez de experiência e intuição, podem ser questionáveis, até por que as decisões baseadas em algoritmos tem utilizado mecanismos cada vez mais intuitivos, o que pode fazer com que essas decisões não sejam tão racionais.

Diante disso, conclui-se que algoritmos inteligentes fogem às regras da racionalidade total, e no contexto atual, com ambientes incertos, complexos, onde há dados objetivos, mas também subjetivos, e de certa forma onde os dados podem apresentar sentimentos e emoções de seus usuários, a racionalidade total com algoritmos não seja possível na prática. Deve-se considerar que existe uma racionalidade limitada e também um possível comportamento intuitivo nas decisões baseadas em algoritmos.

O Quadro 8 apresenta as hipóteses da tese e os resultados das análises realizadas:

Hipótese	Descrição	Resultado
H1	Independente do cenário de decisão, quanto maior o nível de especialização de um decisor humano maior a assertividade na tomada de decisão.	Confirmada
H2	Independente do cenário de decisão, especialistas humanos apresentam assertividade similar ou superior na tomada de decisão em relação a uma decisão racional realizada por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina.	Confirmada no cenário incerto e no cenário que mescla validade e incertezas e rejeitada no cenário de alta validade
H3	Um Não Especialista humano, ao tomar uma decisão, apresentará em qualquer cenário uma assertividade inferior a uma decisão racional realizada por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina.	Confirmada no cenário de alta validade e cenário que mescla validade e incertezas e rejeitada no cenário incerto.
H4	Independente do cenário de decisão, decisores humanos intuitivos apresentam assertividade similar ou maior na tomada de decisão em relação a decisores humanos racionais.	Confirmada para os grupos experimentais (Ad Hoc e Doutores) e rejeitada para o grupo de controle (Discentes)
H5	Em um ambiente de alta validade, um especialista intuitivo, ao tomar uma decisão, apresenta assertividade similar ou superior a uma decisão racional realizada por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina.	Rejeitada
H6	Em um ambiente incerto, um especialista intuitivo, ao tomar uma decisão, apresenta assertividade similar ou superior do que uma decisão racional realizada por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina.	Confirmada
H7	Em um ambiente que mescla validade e incertezas, um especialista intuitivo, ao tomar uma decisão, apresenta assertividade similar ou superior a uma decisão racional realizada por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina.	Confirmada
H8	Independente do cenário de decisão, onde houver informações incompletas e pressão do tempo, especialistas racionais apresentam assertividade similar ou superior na tomada de decisão em relação a uma decisão racional realizada por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina.	Rejeitada no cenário de alta validade e no cenário que mescla validade e incertezas e confirmada no cenário incerto
H9	Um algoritmo de aprendizagem de máquina apresenta um comportamento mais especialista intuitivo, visto que as variáveis utilizadas para basear suas decisões, tendem a apresentar maior semelhança com as variáveis que os decisores intuitivos baseiam suas decisões e menor semelhança com a dos decisores racionais.	Confirmada

Quadro 8: Resultado das Hipóteses.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Ao estudar a racionalidade, por meio do uso de ferramentas computacionais inteligentes, e a intuição, no processo de tomada de decisão, identificou-se uma forte dicotomia nessa temática. Nesse contexto, esta tese pode apresentar contribuições teóricas que podem nortear e sugerir o fim dessa dicotomia existente na literatura.

Diante disso, esta tese investigou decisões intuitivas humanas e decisões racionais por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina, a fim de verificar se a aprendizagem de máquina e a intuição apresentam similaridade em comportamento e assertividade em seus resultados.

Para tal, foi verificada a assertividade de uma decisão racional, por meio de um algoritmo de aprendizagem de máquina, e de uma decisão humana intuitiva e racional, por meio de especialistas e não especialistas, em um cenário de alta validade, um cenário incerto e também em um cenário que mescla validade e incertezas. Dessa maneira, foi identificado que o algoritmo de aprendizagem de máquina apresentou maior assertividade em um cenário de alta validade, ou seja, em um cenário que se tem previamente a experiência e conhecimento nas variáveis. Todavia, pôde-se observar que em um cenário incerto, no qual se apresentaram as variáveis de internacionalização, a assertividade do algoritmo apresentou uma queda expressiva, concluindo assim que uma decisão racional total realizada por meio de algoritmos de aprendizagem de máquina apresenta melhor desempenho quando existem variáveis precedentes para a tomada de decisão.

Por sua vez, através da decisão humana foi possível concluir que em qualquer cenário de decisão, quanto mais especialista, melhores são as decisões. Os avaliadores Ad Hoc obtiveram um aproveitamento em suas decisões maior que os Doutores, os quais por sua vez, superaram os não especialistas Discentes. Além disso, os não especialistas tenderam a considerar informações irrelevantes para realizar suas escolhas, diferentemente dos especialistas que se concentraram somente nas informações necessárias, o que pode ter influenciado para uma menor assertividade da parte do grupo não especialista. Por meio das análises também foi possível concluir que em um ambiente de alta validade e também incerto, os especialistas intuitivos podem apresentar bons resultados, inclusive superiores às decisões de especialistas racionais, fato que não ocorre com os não especialistas. Isso sugere que quando houver experiência ou conhecimento na área, a utilização da intuição pode sobressair em relação à decisão racional humana e quando não há experiência ou conhecimento na área,

a utilização da intuição na decisão tende a ser inferior sobre a decisão racional de um não especialista, tornando-se a opção ideal para a tomada de decisão.

Posteriormente, verificou-se que a assertividade da decisão racional obtida através da aprendizagem de máquina e a assertividade dos especialistas (intuitivos e racionais) e não especialistas (intuitivos e racionais) apresentam similaridades. Através dos resultados pôde-se concluir que o especialista, de forma geral, mostra-se relevante no contexto da decisão, podendo sim apresentar assertividades semelhantes ou até superiores a algoritmos inteligentes.

Quando comparado ao especialista intuitivo, apenas no cenário de alta validade a decisão racional por meio de algoritmos apresentou resultados superiores, embora os especialistas intuitivos tenham apresentado assertividade significativa neste cenário. Por sua vez, no cenário incerto, os especialistas intuitivos demonstraram assertividade superior e no cenário que mescla validade e incerteza, os especialistas intuitivos apresentaram assertividade similar em relação à aprendizagem de máquina.

Logo, os resultados levam a sugerir que as decisões de especialistas intuitivos podem sim apresentar resultados tão bons quanto às decisões racionais realizadas por algoritmos de aprendizagem de máquina, e diferente do proposto por muitos autores de que a intuição deve ser eliminada do processo de tomada de decisão, as análises aqui realizadas demonstram que tanto os especialistas, quanto os especialistas intuitivos podem apresentar resultados relevantes em um processo de decisão. Todavia, conclui-se que a racionalidade / análise humana tende a ter assertividade inferior em decisões onde há informações limitadas e pressão do tempo, quando comparadas a algoritmos inteligentes, mas a decisão em um cenário incerto e com tempo limitado pode levar os decisores racionais a fazerem uso de suas capacidades intuitivas, visto que não há variáveis precedentes para a decisão e nem tempo suficiente para a análise. Portanto, mesmo que o participante tenha um estilo de decisão mais racional, na incerteza, suas habilidades intuitivas podem vir à tona e proporcionar resultados mais significativos. Por fim, os não especialistas tendem a apresentar maior incidência de erros em suas decisões e conseqüentemente menor assertividade.

Posteriormente, foi verificado se o algoritmo de aprendizagem de máquina apresenta comportamento mais especialista, intuitivo ou racional. Essa verificação deu-se por meio da comparação dos atributos que o algoritmo identificou como relevante para a sua decisão em relação aos atributos que cada grupo participante da pesquisa considerou essencial para basear a sua decisão. Dessa forma, as análises demonstraram que um algoritmo de aprendizagem de

máquina, após o processo de treinamento, tende a se tornar mais próximo de um especialista humano, devido ao acúmulo de conhecimento, experiência e a capacidade de reconhecer padrões. Além disso, por utilizar mecanismos de funcionamento semelhantes à intuição, o algoritmo de aprendizagem de máquina tendeu a identificar variáveis mais similares a especialistas intuitivos para basearem as suas decisões. Assim, pode-se sugerir que um algoritmo inteligente tende a ter um comportamento mais intuitivo e menos racional.

Por fim, este trabalho buscou identificar os melhores perfis de pesquisadores para serem escolhidos ao estágio pós-doutoral no exterior, e também o melhor perfil de avaliadores para realizar o processo de seleção de candidatos. Diante disso, os resultados sugerem que o perfil mais indicado para ser avaliador, ou seja, responsável por atestar o mérito científico dos candidatos, são os especialistas intuitivos.

Por sua vez, as sugestões de perfil de pesquisadores para serem escolhidos para o estágio de pós-doutorado no exterior são os grupos Score, os quais apresentam como características baixo número de orientação, baixa participação e apresentação de trabalhos em eventos, além de também possuir uma menor participação em projetos. Todavia, o grupo Score possui um menor número de publicações em relação ao impacto, ou seja, publica-se menos, porém com alto impacto. Dentre os quatro grupos, esse apresentou o maior impacto em suas publicações. Portanto este *cluster* pode estar relacionado a pesquisadores que focam somente em publicações excelentes, sendo considerado o melhor *cluster*. Ressalta-se que os participantes desse grupo, mantiveram alta produtividade após a realização do pós-doutorado no exterior. Em vista disso, recomenda-se que candidatos com o perfil apresentado neste grupo, seja contemplado com bolsas de pós-doutorado no exterior.

Já o grupo Trabalhos_Orientações apresentou como característica maior participação e apresentação de trabalhos em eventos, maior número de orientações de doutorados, e também uma alta participação em projetos. Esse grupo de pesquisadores apresentou um maior número de publicações em relação ao impacto, ou seja, publica-se mais, porém com menor impacto. Esse grupo foi considerado o segundo melhor *cluster* quando comparado as produções dos demais *clusters*. Ressalta-se que 75% dos pesquisadores permaneceram com o desempenho similar após a realização do pós-doutorado, ou seja, mantiveram bom desempenho. Assim, sugere-se que candidatos deste perfil, também sejam contemplados com bolsas de pós-doutorado no exterior.

Além disso, os resultados sugerem também que quanto menor o tempo do término do doutorado em relação ao início do pós-doutorado no exterior, melhor a alocação dos

currículos nos melhores grupos, portanto a disponibilização de bolsas para pesquisadores Junior pode trazer bons resultados.

Desse modo, o presente trabalho buscou apresentar um maior entendimento em relação às decisões racionais e intuitivas, contrapondo a dicotomia existente na literatura, ao demonstrar empiricamente que especialistas intuitivos podem apresentar assertividade similar ou até melhor que as decisões racionais realizadas por algoritmos inteligentes, visto que em um cenário de alta validade o especialista intuitivo Ad hoc apresentou assertividade de 65% e o algoritmo de 77,5%. Por sua vez em um cenário incerto, o especialista intuitivo apresentou assertividade de 55% e o algoritmo de 30%. Por fim, em um cenário que mescla validade e incertezas, foi identificado um tamanho de efeito não significativo entre a assertividade do especialista intuitivo e algoritmo, confirmando a semelhança da assertividade. Além de demonstrar que a decisão racional total por meio de algoritmos de aprendizagem de máquinas não é possível, podendo ter como base para a sua decisão, as mesmas variáveis que os especialistas intuitivos consideram relevantes para a sua decisão e que, de forma semelhante aos seres humanos, também são limitados. Portanto, sugere como contribuição teórica que pode ser falsa a dicotomia entre racional e intuição, decisões racionais totais, por meio de algoritmo de aprendizagem de máquina, e de especialistas intuitivos podem convergir em características e assertividades semelhantes, ambas apresentarem bons resultados e serem relevantes em um cenário de decisão. Mesmo que a decisão racional seja realizada por meio de ferramentas computacionais, existe a impossibilidade da racionalidade total.

As ferramentas computacionais são limitadas em acesso a informações, a tarefas específicas, dentre outras. Além disso, as ferramentas computacionais de apoio à decisão têm se tornado cada vez mais especialistas por meio do uso de técnicas de inteligência artificial e aprendizagem de máquinas. Assim, tem-se assemelhado cada vez mais ao cognitivo humano, apresentando mecanismos de inteligência similar ao intuitivo humano e podem também obter *insights* em dados que contém cada vez mais emoções e conhecimento tácito. Diante disso, algoritmos inteligentes fogem as regras da racionalidade clássica. Portanto, as decisões racionais por meio de algoritmos de aprendizagem de máquinas, podem apresentar uma intuição tecnológica e não a racionalidade total esperada.

Exaltar apenas as decisões racionais através do uso de algoritmos e minimizar a intuitiva pode não ser a melhor solução para a tomada de decisão. Uma maior capacidade de processamentos de dados não implica sempre em melhores decisões. Essa busca incessante de valorizar a tecnologia e menosprezar o ser humano nas decisões poderia ser repensada pelos

defensores da racionalidade.

Como contribuição prática, a estratégia de recomendação de candidatos a bolsas de estudos apresentada revelou-se uma importante tentativa de aprimoramento e automação no processo de alocação de bolsas de estudo, com baixo custo computacional e passível de reedições em qualquer área de interesse, por Programas de Pós-Graduação ou instituições de fomento. Essa solução compreende outras variáveis subjetivas que implicam em produções científicas, que antes não eram possíveis de serem caracterizadas. Além disso, este trabalho sugere o perfil de candidatos para serem contemplados como bolsistas de pós-doutorado no exterior e também o perfil dos avaliadores que apresentam maior assertividade na recomendação do mérito científico. Por fim, demonstra que a seleção de candidatos realizada apenas por meio da análise do currículo Lattes pode alcançar resultados satisfatórios.

As presentes sugestões poderão contribuir para que as agências de fomento revisem suas políticas de seleção de candidatos à pós-doutorado no exterior, fazendo uso também das críticas e sugestões apontadas pelos participantes da pesquisa. Salienta-se que os resultados ainda demonstram que algoritmos e especialistas intuitivos deram importância a atributos do currículo Lattes, que não são avaliados nos atuais processos de seleção de candidatos e, portanto, ficam como sugestões para as agências de fomento.

Concernente às limitações enfrentadas para a construção desta tese, são apresentadas: a) a construção do algoritmo não contemplou a otimização dos parâmetros classificadores. Trata-se de um ponto que exigiria a verificação de uma imensa massa de testes e que ficou fora do escopo do trabalho por limitações de tempo. O procedimento consistiria em avaliar os classificadores com métricas e métodos variados, para assim determinar o ponto que melhor se enquadraria na escolha dos parâmetros ótimos; b) o algoritmo e a decisão humana limitaram-se a uma base de dados estruturada, apresentando dados objetivos e subjetivos, portanto, não foi feito uso de uma base de dados não estruturada, oriundas de redes sociais, vídeos, dentre outras, a qual pudesse trazer em seu contexto emoções de seus usuários; c) a definição dos participantes em intuitivos e racionais limitou-se a como cada participante se auto classifica, através do preenchimento de questionários e análises estatísticas; e d) o treinamento do algoritmo foi realizado com uma quantidade limitada de currículos, assim não se fez uso de todos os currículos de pós-doutores cadastrados na plataforma Lattes.

Finalmente, diante de tudo que foi exposto, esta tese trouxe como inspiração e oportunidade de pesquisas futuras algumas temáticas, como: a) investigar a decisão intuitiva *versus* a decisão racional com o uso de redes neurais e confrontar com os resultados

apresentados nesta tese, o que permitiria obter uma nova perspectiva, visto que rede neural é ainda mais similar ao cognitivo humano; b) investigar a decisão intuitiva *versus* a decisão racional com o uso de dados não estruturados, oriundos de redes sociais, por meio de análise de sentimentos.

REFERÊNCIAS

- AAKER, D; KUMAR, V; DAY, G. **Marketing research**. Hoboken, NJ: Wiley, 1995.
- ACKER, J. **Hierarchies, Jobs, Bodies: A Theory of Gendered Organizations**. *Gander & Society*. 4(2), 2005.
- ACUNA, D. E.; ALLESINA, S.; KORDING, K. P. **Future impact: Predicting scientific success**. *Nature*, Nature Publishing Group, a division of Macmillan Publishers Limited. All Rights Reserved., 489(7415), 2012, 201–202.
- ADAMS, Jonathan. **Collaborations: The fourth age of research**. *Rev. Nature*. 497, 2013, 557–560.
- AGOR, W. H. **Finding and developing intuitive managers**. *Training & Development*, 1988.
- AGOR, W. H. **Intuition in organizations: Leading and managing productively**. Sage Publications, 1990a.
- AGOR, W. H. **The logic of intuition: How top executives make important decisions**. *Organizational Dynamics*, 1990b, 157–70.
- AGOR, W. H. **Using intuition to manage organizations in the future**. *Business Horizons*, 27(4), 1984, 49-54.
- AGOSTO, D. E. **Sound, Color, and Action: Bounded Rationality and Satisficing in Young People’s Examination of World Wide Web Resources**. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*. 53(1), 2001, 16-27.
- AGRESTI, A.; KATERI, M. **Categorical Data Analysis**. Gainesville, Florida: John Wiley, 45, 2011.
- AHUJA, G. **Collaboration networks, structural holes, and innovation: A longitudinal study**. *Administrative Science Quarterly*, 45(3), 2000, 425-455.
- AJMAL, M. M.; KOSKINEN, K. U. **Knowledge Transfer in Project-Based Organizations: An Organizational Culture Perspective**. *Project Management Journal*, 39(1), 2007, 7-15.
- AKINCI, Cinla; SADLER-SMITH, Eugene. **Assessing Individual Differences in Experiential (Intuitive) and Rational (Analytical) Cognitive Styles**. *International Journal of Selection and Assessment*. 21(2), 2013, 211-221.
- AKTER, S.; WAMBA, S. F. **Big data analytics in E-commerce: a systematic review and agenda for future research**. *Electronic Markets - Springer*, 26(2), 2016.
- ALLINSON, C. W.; HAYES, J. **The Cognitive Style Index: A Measure of Intuition-Analysis for Organizational Research**. *Journal Management Studies*, 33(1), 1996, 119–135.

- ALTBACH, Philip G. **Comparative Higher Education: Knowledge, the University, and Development.** Center for International Higher Education, Boston College, Boston, Estados Unidos, 1997.
- ALVARADO, R. U. **Elitismo na literatura sobre a produtividade dos autores.** *Ciência da Informação*, 38, 2009, 69–79.
- ALVES, Bruno Henrique; PAVANELLI, Maria Aparecida; OLIVEIRA, Ely Francina Tannuri. **Rede de coautoria institucional em Ciência da Informação: uma comparação entre indicadores de rede e os conceitos CAPES.** *Rev. Em Questão*. 2014.
- AMOORE, L.; PIOTUKH, V. **Algorithmic life: Calculative devices in the age of big data.** New York: Taylor and Francis, 2015.
- ANANNY, M.; CRAWFORD, K. **Seeing without knowing: Limitations of the transparency ideal and its application to algorithmic accountability.** *New Media & Society*, 2018, 20(3), 973–989.
- ANDERSEN, J. A. **Intuition in managers Are intuitive managers more effective?** *Journal Managerial Psychology* 15(1), 2000, 46-63.
- ANDERSON, J.R.; SCHOOLER, L.J. **The adaptive nature of memory.** In: .Tulving E, Craik FIM (Eds) *Handbook of Memory*. Oxford University Press, New York, 2000, 557–570.
- ANTONELLI, C. **The evolution of the industrial organization of the production of knowledge.** *Cambridge Journal of Economics*, 23(2), 1999, 243-260.
- AUGUSTO, L. M. **National Library of Medicine.** *Advances in cognitive psychology*. v6, 2010.
- BAILEY, K.D. **Methods of Social Research.** New York: Free Press. 2nd Ed, 1982.
- BAILEY, K.D. **Methods of Social Research.** New York: The Free Press. 1994.
- BALL, K. **Workplace surveillance: An overview.** *Labor History*. 51(1), 2010, 87–106.
- BARNARD, C. I. **The functions of the executive.** Harvard University Press, 1938.
- BAROCAS, S.; SELBST, A. D. **Big data's disparate impact.** *California Law Review*. 104, 2016, 671–732.
- BASTICK, T. **Intuition: How We Think and Act.** John Wiley & Sons, 1982.
- BELTON, L. J. **An Examination of the Meaning and Use of the Term 'Intuition.** Master's dissertation, Department of Philosophy, University Sheffield, 1946.
- BENBASAT, Izak; ALBERT, S. Dexter; PETER, Todd. **An experimental program investigating color-enhanced and graphical information presentation: An integration of the findings.** *Communications of the ACM* 29, 1986, 1094-1105.

- BERG, N. **Decision-making environments in which unboundedly rational decision makers choose to ignore relevant information.** *Global Business and Economics Review*, 7(1), 2005, p. 59-73.
- BETSCH, C. **Preference for intuition and deliberation (PID): an inventory for assessing affect and cognition based decision-making.** *Zeitschrift für Differentielle und Diagnostische Psychologie*, 25, 2004, 179-197.
- BHATTACHARYA, S.; WANG, Y.; XU, D. **Beyond simon's means-ends analysis: Natural creativity and the unanswered 'why' in the design of intelligent systems for problem-solving.** *Minds and Machines*. 20(3), 2010, 327–347.
- BHAVSAR, P.; SAFRO, I.; BOUAYNAYA, N.; POLIKAR, R.; DERA, D. **Machine learning in transportation data analytics.** In: Chowdhury, M., Apon, A. and Dey, K., Eds. *Data analytics for intelligent transportation system*, Elsevier. 2017, 283-307. DOI: 10.1016/B978-0-12-809715-1.00012-2
- BISHOP, C. **Neural networks for pattern recognition.** Oxford, Clarendon Press. 1995.
- BLATTBERG, R. C.; HOCH, S. J. **Database models and managerial intuition: 50% model \leq 50% manager.** *Management Science*. 36, 1990, 887– 899.
- BONABEAU, E. **Don't Trust Your Gut.** *Harvard Business Review*, 2003.
- BOSHUIZEN, H.; SCHMIDT, H. G. **On the role of biomedical knowledge in clinical reasoning by especialistas, intermediates and novices.** *Cognitive science*. 16(2), 1992, 153-184.
- BOSTROM, N.; YUDKOWSKY, E. **The Ethics of Artificial Intelligence.** MIRI - Machine Intelligence Research Institute, 2018.
- BOTES, L.A.; HAMER, W.; VAN-JAARSVELD, S.; KLEINGELD, M. **Finding the Four Qualities of Intelligent Industrial Reporting.** *South African Journal of Industrial Engineering*. 30(3), 2019, 262-276.
- BOWER, B. **Simple minds, smart choices: For sweet decisions, mix a dash of knowledge with a cup of ignorance.** *Science News*. 1999, 348-349.
- BOYD, D.; CRAWFORD, K. **Critical questions for big data: Provocations for a cultural, technological, and scholarly phenomenon. Information.** *Communication & Society*, 15(5), 2012, 662–679.
- BOYNTON, D. M. **Science and sympathy: "Intuition" and the ethics of human judgment.** *Journal of Mind & Behavior*. 37(2), 2016, 141-162.
- BREIMAN, L. **Random forests.** *Mach Learn*. 45, 2001, 5–32.

- BREIMAN, Leo. **Statistical Modeling: The Two Cultures**. *Statistical Science*. 16(3), 2001, 199-215.
- BRUNSSON, N. **The Irrationality Of Action And Action Rationality: Decisions, Ideologies And Organizational Actions**. *Journal of Management Studie*, 19(1), 1982.
- BULUSWAR, M.; CAMPISI, V.; GUPTA, A.; KARU, Z.; NILSON, V.; SIGALA, R. **How companies are using big data and analytics**. McKinsey & Company. 2016.
- BURRELL, G.; MORGAN, G. **Sociological paradigms and organizational analysis**. London: Heinemann Educational Books. 1979.
- BURRELL, G.; MORGAN, G. **Sociological paradigms and organizational analysis**. Hants: Ashgate. 2006.
- CALVOSA, Marcello Vinicius Doria; REPOSSI, Melina Garcia; CASTRO, Pedro Marcos Roma de. **Avaliação de resultados da capacitação docente: o pós-doutorado na Universidade Federal Fluminense sob a ótica da produção científica e bibliográfica**. *Avaliação (Campinas)* [online]. 16(1), 2011, 99-122.
- CAMARGO, B.V.; JUSTO, A.M. **Iramuteq: um software gratuito para análise de dados textuais**. *Temas em Psicologia*. 21(2), 2013, 513-518.
- CAMPBELL, D. T.; STANLEY, J. C. **Experimental and Quasi-experimental Designs for Research**. Chicago: Rand McNally & Company. 1963.
- CAPES/BEX. **Orientações para candidatos a estágio pós-doutoral no exterior**. Brasília, 2002. Disponível em: <www.capes.gov.br/>. Acesso em: 10 abr. 2021.
- CARTER, S; NIELSEN, M. **Using artificial intelligence to augment human intelligence**. *Distill*. 2017.
- CASTRO, P. M. R. **Impacto Dos Estágios Pós-Doutorais No Exterior: A Influência Além Da Produção Científica No Sistema De Pós-Graduação**. Tese de Doutorado. Programa de Administração. Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade - Universidade de São Paulo, 2013.
- CASTRO, P. M. R. **Influência do pós-doutorado sobre produção científica da pós-graduação: O caso da USP**. Saarbrücken: Novas Edições Acadêmicas. 1. ed., 2017. 88p.
- Castro, P. M. R. **Investigação de Impacto do Pós-doutorado no Trabalho Docente: Validação de Instrumentos para Avaliação Perceptual do Impacto e dos Antecedentes**. In: Rodrigo Marques de Almeida Guerra. (Org.). *Estratégias e Avanços na Administração: Lições para o Século XXI*. Curitiba: Editora Artemis. 1ed., 2020, 88-106.

- CASTRO, P. M. R.; PORTO, G. S. **Retorno ao exterior vale a pena? A questão dos estágios pós-doutorais sob a perspectiva da produção em C & T: uma análise de caso na Universidade de São Paulo.** Organizações & Sociedade (Online). 15, 2008, 155-173.
- CAVALCANTI, M. L.V.C. **O mundo invisível: cosmologia, sistema ritual e noção de pessoa no espiritismo.** Centro Edelstein de Pesquisa Social. 2008.
- CAVOJOVÁ, V.; HANÁK, R. **How Much Information Do You Need? Interaction Of Intuitive Processing With Expertise.** Studia Psychologica, 56(2), 2014, 83-87.
- CHARPER, S. **Intuition: What separates executives from managers.** Business Horizons, 31(5), 1988, 13-19.
- CHIN, W. W. **The partial least squares approach to structural equation modeling. In: Methodology for business and management.** Modern methods for business research. Mahwah, NJ, US: Lawrence Erlbaum Associates Publishers. 1st. ed., 1998, 295–336.
- CHISHOLM, Donald. **Problem Solving and Institutional Design.** Working Paper. 1995, 95-5.
- CHMIDT, H. G.; NORMAN, G. R.; BOSHUIZEN, H. P. **A cognitive perspective on medical expert: theory and implication.** Academic medicine. 65(10), 1990, 611-21.
- CHOO, C. W. **The knowing organization: How organizations use information to construct meaning, create knowledge and make decisions.** International journal of information management, Elsevier, 1996.
- CIFUENTES, J. C.; SANTOS, A. H. **Da percepção à imaginação: aspectos epistemológicos e ontológicos da visualização em matemática.** Revista de Educação, 14(33), 2019.
- CNPq: **Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico.** Disponível em: <<http://www.cnpq.br>>. Acesso em: 10 de jul. 2020.
- COHEN, J. **Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences.** Statistical Power Analysis for the Behavioural Sciences. 363, 1988, 680p.
- COHENDET, P.; KERN, F.; MEHMANPAZIR, B.; MUNIER, F. **Knowledge coordination, competence creation and integrated networks in globalised firms.** Cambridge Journal of Economics, Oxford, 23(2), 1999, 225-241.
- COMUZZI, Marco; PATEL, Anit. **How organisations leverage Big Data: a maturity model.** Industrial Management & Data Systems. 2016.
- CONDUTA, B. C.; MAGRIN, D. H. **Aprendizagem de Máquina.** Tese de Doutorado. Universidade Estadual de Campinas - Campinas-SP, 2010.

- CONITZER, V.; SINNOTT-ARMSTRONG, W.; SCHAICH BORG, J.; DENG, Y.; KRAMER, M. **Moral Decision Making Frameworks for Artificial Intelligence**. Proceedings of the Thirty-First AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2017.
- CONSTANTIOU, I. D.; KALLINIKOS, J. **New games, new rules: big data and the changing context of strategy**. Journal of Information Technology. 2015.
- COOK, T. D.; CAMPBELL, D. T. **Quasi-experimentation: design and analysis issues for field settings**. Rand McNally Publishing Company. 1979.
- Cozby, P. C. **Métodos de Pesquisa em Ciências do Comportamento**. Editora Atlas S.A. 1. ed., 2003.
- CRESWELL, J. W. **Projeto de pesquisa: métodos qualitativo, quantitativo e misto**. Artmed, 3, 2010.
- CUI, Weiwei; WU, Yingcai; LIU, Shixia; WEI, Furu; ZHOU, Michelle. **Concentri Cloud: Word Cloud Visualization for Multiple Text Documents**. International Conference on Information Visualisation. 2015. DOI: 10.1109/iV.2015.30.
- CUNHA-MELO, José Renan da. **Indicadores efetivos da internacionalização da ciência**. Rev. Col. Bras. Cir., Rio de Janeiro, 42(1), 2015, 20-25.
- CYERT, R. M.; VIAKCH, J. **A Behavioral Theory of Ike Firm**. Englewood ClifTs. N.J.: Prentice-Hall. 1, 1963.
- DACORSO, A. L. **A qualidade das alternativas em decisões estratégicas: um estudo sobre criatividade e completude em decisões empresariais**. Revista de Administração Mackenzie, 11(2), 2010, 55–80.
- DAELLENBACH, H.G. **Alternative OR**. OR/MS Today. 21(6), 1994, 44–9.
- DAMASIO, A. **Descartes Error: Emotions, Reason & the Human Brain**. Putnam, 1994.
- DANE, E.; PRATT, M. **Conceptualizing and measuring intuition: a review of recent trends**. International Review of Industrial and Organizational Psychology, 2009, 1-40.
- DANE, E.; PRATT, M. **Exploring Intuition and its Role in Managerial Decision Making**. Academy of Management Review, 32(1), 2007, 33–54.
- DAYAN, M.; ELBANNA, S. **Antecedents of Team Intuition and Its Impact on the Success of New Product Development Projects**. Journal of Product Innovation Management. 28(1), 2011, 159-174.
- DE MAURO, A.. GRECO, M.; GRIMALDI, M. **A formal definition of Big Data based on its essential features**. Library Review. 65(3), 2016, 122-135. <https://doi.org/10.1108/LR-06-2015-0061>

- DEITEL, H. M.; DEITEL, P. J.; LIPERI, J. P.; WEIDERMANN, B. **Python: how to program**. Prentice Hall, 2002.
- DENZIN, N. K.; LINCOLN, I. O. **O planejamento da pesquisa qualitativa: teorias e abordagens**. Artmed. 2006.
- DENZIN, N. **The research act: a theoretical introduction to sociological methods**. New York: Mc Graw-Hill, 2, 1978.
- DI CHIARA, I. G.; ALCARA, A. R.; TOMAEL, M.I. **Tipos de Compartilhamento de informação e do conhecimento no ambiente de P&D**. Inf. & Soc.: Est. João Pessoa, 20(2), 2010, 105-118.
- DIGIAMPIETRI, L. A. *et al.* **Brax-ray of the Brazilian Computer Science Graduate Programs**. Plos One, Public Library of Science. 9(4), 2014.
- DOKHTESMATI, M.; GHORBANI, R. **Knowledge Sharing in Iranian academic institutions : Meta analysis approach**. Procedia - Social and Behavioral Sciences, 73, 2013, 383-387.
- DOROW, P. F. **Compreensão do Compartilhamento do Conhecimento em Atividades Intensivas em Conhecimento em Organizações de Diagnóstico por Imagem**. Tese de Doutorado. Programa de Pósgraduação em Engenharia e Gestão do Conhecimento. Universidade Federal de Santa Catarina, 2017.
- DOURISH, P. **Algorithms and their others: Algorithmic culture in context**. Big Data & Society. 3(2), 2016.
- DREYFUS, S. E. **The five-stage model of adult skill acquisition**. Bull Sci Technol Soc, 24(3), 2004, 177–181.
- DREYFUS, S. E.; DREYFUS, H. L. **A five-stage model of the mental activities involved in directed skill acquisition**. Berkeley: Operations Research Center. 1980.
- DRUCKER, P.F. **The Effective Executive**. Harper & Row Publishers, New York, 1967.
- DUBEY, Ankita; CHOUBEY, Abha. **A Systematic Review on K-Means Clustering Techniques**. International Journal of Scientific Research Engineering & Technology (IJSRET). 6(6), 2017.
- DUBOIS, P.F. **Python: Batteries Included**. Computing in Science & Engineering. IEEE/AIP. 9, 2007.
- EFRON, B.; TIBSHIRANI, R.J. **An Introduction to the Bootstrap**. Chapman and Hall, New York. 1993.
- EGOROV, M.; ARMIN, P. V.; PEUS, C. **Taming the emotional dog: Moral intuition and**

- ethically-oriented leader developmen.** *Journal of Business Ethics.* 160(3), 2019, 817-834.
- EHRINGER, A. G. **Make up your mind: entrepreneurs talk about decision making.** Merrit Publishing. 1995, 374.
- EISENHARDT, K. **Making fast strategic decisions in high-velocity environments.** *Academy of Management Journal.* 32(3), 1989, 543–76.
- EISENHARDT, Kathleen M.; MARTIN, Jeffrey A. **Dynamic Capabilities: What Are They?** *Strategic Management Journal.* 21(10-11), 2000, 1105-1121 DOI: 10.1002/1097-0266(200010/11)21:10/113.0.CO;2-E
- ELBANNA, S.; FADOL, Y. **The Role of Context in Intuitive Decision-making.** *Journal of Management & Organization.* 22(5), 2016, 642-661.
- ELSTEIN, A. S.; SHULMAN, L.S.; SPRAFKA, S. A. **Medical problem solving an analysis of clinical reasoning.** 1978.
- EMORY, C. W.; NILAND, P. **Making Management Decisions.** Boston: Houghton Mifflin Company, 1968.
- EPSTEIN, S. **Cognitive-experiential self-theory of personality.** MILLON, 2002.
- EPSTEIN, S. **Integration of the cognitive and psychodynamicunconscious.** *American Psychologist.* 49, 1994, 709–724.
- EPSTEIN, S. **Intuition and decision-making.** *Intuição e decisão,* 2010, 29.
- EPSTEIN, S.; PACINI, R.; DENES-RAJ, V.; HEIER, H. **Individual Differences in Intuitive–Experiential and Analytical–Rational Thinking Styles.** *Journal of Personality and Social Psychology.* 71(2), 1996, 390-405.
- ERAUT, M. **Informal learning in the workplace.** *Stud Contin Educ,* 26(2), 2004, 247–273.
- EREVELLES, S.; FUKAWA, N.; SWAYNE, L. **Big Data consumer analytics and the transformation of marketing.** *Journal of Business Research,* In press. 2016.
- ETZIONI, Amitai. **Normative-Affective Factors Toward a New Decision-Making Model.** *Journal of Economic Psychology.* 9, 1988, 125-150.
- EVA, K. W. *et al.* **Teaching from the clinical reasoning literature: combined reasoning strategies help novice diagnosticians overcome misleading information.** *Medical education.* 41(12), 2007, 1152-1158.
- EVANS, J. S. B. T. **Bias in human reasoning: causes and consequences.** Brighton, 1989.
- EVANS, J. S. B. T. **Dual-processing accounts of reasoning, judgment, and social cognition.** *Annual Review of Psychology.* 59, 2008, 255–278.
- EVANS, J. S. B. T. **In two minds: dual-process accounts of reasoning.** *Trends in Cognitive*

Sciences, 7(10), 2003, 454–459.

FACELI, Katti. **Inteligência artificial: Uma abordagem de aprendizado de máquina.** Rio de Janeiro: LTC, 2011.

FÁVERO, L. P., *et al.* **Análise de Dados: modelagem multivariada para tomada de decisões.** Rio de Janeiro: Elsevier. 2009.

FELIN, T.; ZENGER, T. **What Sets Breakthrough Strategies Apart.** MIT Sloan Management Review. 2018.

FENG, J.; PAPATLA, P. **Advertising: Stimulant or Suppressant of Online Word of Mouth?** Journal of Interactive Marketing, 25, 2011, 75–84.

FERRELL, L. **Redirecting direct selling: High-touch embraces high-tech.** Business Horizons, 55, 2012, 273-281.

FISCHBEIN, E. **Mathematics education library. Intuition in science and mathematics: An educational approach.** Reidel Publishing, 1987.

FLICK, U. **Qualidade na pesquisa qualitativa.** Bookman; Artmed. 2009.

FORDHAM, Frieda. **An Introduction to Jung's Psychology.** Penguin Books, 1964.

FREDRICKSON, J. W.; IAQUINTO, A. L. **Inertia and creeping rationality in strategic decision processes.** Academy of Management Journal, 32(3), 1989, 516–42.

FREDRICKSON, J. W.; IAQUINTO, A. L. **Inertia and creeping rationality in strategic decision processes.** Academy of Management Journal, 32(3), 1989, 516–42.

FREDRICKSON, J. W.; MITCHELL, T. R. **Strategic decision processes: Comprehensiveness and performance in an industry with an unstable environment.** Academy of Management Journal, 27, 1984, 399–423.

FREDRICKSON, J. W.; MITCHELL, T. R. **Strategic decision processes: Comprehensiveness and performance in an industry with an unstable environment.** Academy of Management Journal, 27, 1984, 399–423.

FREITAS, H. M. R.; ANDRIOTTI, F. K.; MARTENS, C. D. P.; PESCE, G.; MARCOLIN, C. B. **Visão Executiva Sobre a Tomada de Decisão Instantânea.** Desenvolvimento em Questão, 15(39), 2017, 400-449.

FULOP, J, ROTH, D. SCHWEIK, C. **What is Meant by Decision Making in the Context of Eco-Informatics in Laboratory of Operations Research and Decision Systems.** Computer and Automation Institute, Hungarian Academy of Sciences. 2006.

GAZDA, E. QUANDT, C.O. **Colaboração interinstitucional em pesquisa no Brasil: tendências em artigos na área de gestão da inovação.** RAE Eletrônica, São Paulo, 9(2),

2010.

GEVORKYAN, Migran N.; DEMIDOVA, Anastasia V.; DEMIDOVA, Tatiana S.; SOBOLEV, Anton A. **Review and comparative analysis of machine learning libraries for machine learning**. *Computer Science and Computer Engineering*. 27(4), 2019, 305–315.

GIGERENZER, G.; GOLDSTEIN, D. G. **Reasoning the Fast and Frugal Way: Models of Bounded Rationality**. *Psychological Review*, 103(4), 1996.

GIGERENZER, G.; GOLDSTEIN, D. G. **Reasoning the Fast and Frugal Way: Models of Bounded Rationality**. *Psychological Review*, 103(4), 1996.

GLÄNZEL, Wolfgang; MOED, Henk. F. **Journal impact measures in bibliometric research**. *Scientometrics*, 53(2), 2002, 171-193.

GOINGS, R. B.; WALKER, L. J.; WADE, K. L. **The Influence of Intuition on Human Resource Officers' Perspectives on Hiring Teachers of Color**. *Journal of School Leadership*, 2020.

GOLDBERG, P. **The Intuitive Edge**. Harold Bloomfield, 1985.

GOLDSTEIN, Benjamin A.; NAVAR, Ann Marie; CARTER, Rickey E. **Moving beyond regression techniques in cardiovascular risk prediction: applying machine learning to address analytic challenges**. *European Heart Journal*, 38, 2017, 1805–1814.

GOLDSTONE, R. L.; ROGOSKY, B. J. **Using relations within conceptual systems to translate across conceptual systems**. *Cognition*. 84(3), , 2002, 295-320.

GOLL, Irene; RASHEED, A. **Rational decision-making and firm performance: the moderating role of the environment**. *Economics*, 1997.

GOMES, L. F. A. M.; GOMES, C. F. S. O.; ALMEIDA, A. T. D. **Tomada de decisão gerencial**. Enfoque multicritério. Atlas, 2a. ed, 2006. 289.

GOMES, L. F. A. M.; GOMES, C. F. S. O.; ALMEIDA, A. T. D. **Tomada de decisão gerencial**. Enfoque multicritério. 2a. ed. São Paulo: Atlas, 2006. 289 p.

GRANT, S.; LOUIS, C. **The Relationship Between Personality Type And Leadership Focus**. *Journal of Human Resource Management*, 4(1), 2006.

GREGORUTTI, B.; MICHEL, B.; SAINT-PIERRE, P. **Correlation and variable importance in random forests**. *Stat. Comput.* 27, 2017, 659–678.

GRIFFITHS, J.R.; BROPHY, P. **Student searching behavior and the web: use of academic resources and Google**. *Library Trends*, 53(4), 2005, 539-54.

GROVE, W. M.; ZALD, D.H.; LEBOW, B.S.; SNITZ, B.E.; NELSON, C. **Clinical Versus Mechanical Prediction: A Meta-Analysis**. *Psychological Assessment*. 2000, 12(1):19-30.

- GROVE, William M.; ZALD, David H.; LEBOW, Boyd S.; SNITZ, Beth E.; NELSON, Chad. **Clinical Versus Mechanical Prediction: A Meta-Analysis.** Psychological Assessment. Psychological Assessment. 12(1), 2000, 19-30.
- GUOJUN, GAN; CHAOQUN, MA; JIANHONG, WU. **Data Clustering: Theory, Algorithms, and Applications.** Philadelphia, Pa.: SIAM, Society for Industrial and Applied Mathematics, 2007.
- HAIR, J. F. *et al.* **Análise Multivariada de Dados.** Porto Alegre: Bookman, 2009.
- HAIR, J. F. Jr.; BABIN, B., MONEY, A. H.; SAMOUEL, P. **Fundamentos de métodos de pesquisa em administração.** Porto Alegre: Bookman, 2005.
- HAMMOND, K. R.; HAMM, R. M.; GRASSIA, J.; PEARSON, T. **Direct comparison of the efficacy of intuitive and analytical cognition in expert judgment.** IEEE Transactions on Systems, Man, & Cybernetics, 17(5), 1987, 753–770.
- HAN, J.; KAMBER, M.; PEI, J. **Data Mining: Concepts and techniques.** [S.l.]: Morgan Kaufmann, 2012.
- HARARI, Yuval Noah. **Homo Deus: Uma Breve História do Amanhã.** Harvill Secker, 2015, 448p.
- HARPER, S.C. **Intuition: What separates executives from managers.** In W.H. Agor (Ed.), Intuition in organizations, Sage Publications, 1990, 111–24.
- HARREN, V.A. **A Model of Career Decision Making for College Students.** Journal of Vocational Behavior, 14: 119-133, 1979.
- Harris, A. D., McGregor, J. C., Perencevich, E. N., Furuno, J. P., Zhu, J., Peterson, D. E., & Finkelstein, J. **The Use and Interpretation of Quasi-Experimental Studies in Medical Informatics.** J Am Med Inform Assoc, 13(1), 2006, 16–23.
- HARRISON, E. F. **The Managerial Decision Making Process.** Boston: Houghton Mifflin Company, 1975.
- HARUNG, H.S. **More effective decisions through synergy of objective and subjective approaches.** Management Decision, 31(7), 1993, 38–45.
- HAYASHI, A. **When to Trust Your Gut.** Harvard Business Review, 79(2), 2001, 59-65.
- HIGGINS, E. T. **Knowledge Activation: Accessibility, Applicability, and Salience.** In E. Tory Higgins and Arie W. Kruglanski, eds., Social psychology: Handbook of basic principles. Guilford Press, 1996, 133–68.
- HIND M; MEHTA S; MOJSILOVIC A, *et al.* **Factsheets: Increasing trust in AI services through supplier’s declarations of conformity.** Computers and Society. 2018.

HODGKINSON, G. P.; CLARKE, I. **Exploring the cognitive significance of organizational strategizing: A dual-process framework and research agenda.** *Human Relations*, 60(1), 2007, 243–255.

HODGKINSON, G. P.; SADLER-SMITH, E. **Investigating Intuition: Beyond self-report.** In M. Sinclair (Ed), *Handbook of intuition research*. Cheltenham: Edward Elgar, 2011.

HODGKINSON, G. P.; SADLER-SMITH, E.; BURKE, L. A.; CLAXTON, G.; SPARROW, P. R. **Intuition in Organizations: Implications for Strategic Management.** *Long Range Planning*, 42(3), 2009, 277-297.

HOLLANDER, M.; WOLFE, D. **Nonparametric Statistical Methods.** [s.l.] New York: John Wiley & Sons, 1999.

HOLMES, J., **Speech Synthesis and Recognition.** CRC Press, 2002.

INEP: **Índice Geral de Cursos.** Disponível em: <<http://portal.inep.gov.br/web/guest/educacao-superior/indicadores-de-qualidade/resultados>>. Acesso em: 20 de outubro de 2020.

INGRAM, G. P. D.; PROCHOWNIK, K. **Restrictive and dynamic conceptions of the unconscious: Perspectives from moral and developmental psychology.** *Behavioral and Brain Sciences*, 37(1), 2014, 34-5.

Internacionalização: **Grupo de Trabalho Internacionalização.** Disponível em: <<https://www.gov.br/capes/pt-br/centrais-de-conteudo/2020-01-03-relatorio-gt-internacionalizacao-pdf>>. Acesso em: 09 de setembro de 2020.

INTEZARI, A.; GRESSEL, S. **Information and reformation in KM systems: big data and strategic decision-making.** *Journal of Knowledge Management*, 21(1), 2017, 71–91.

IPE, M. **Knowledge sharing in organizations: A conceptual framework.** *Human Resource Development Review*, 2, 2003, 337-359.

IQBALAB, R.; MORE, B.; MAHMUD, S.; YOUSUF, U. **Big data analytics: Computational intelligence techniques and application areas.** *Technological Forecasting and Social Change*, 2020, 153.

ISENBERG, D. **How senior managers think.** *Harvard Business Review*, 1984, 81-90.

ISENMAN, L. **Understanding Intuition: A Journey In and Out of Science.** Academic Press, 1ª ed, 2018, 242.

ISSLER, J. V.; PILLAR, T. C. A. **Mensurando a Produção Científica em Economia de Pesquisadores e Departamentos Brasileiros.** *Ensaio Econômico da EPGE*. Rio de Janeiro. n. 450, 2002.

- JAMES, G.; WITTEN, D.; HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R. **An Introduction to Statistical Learning with Applications in R**. Springer. 2013.
- JANIS, I. L. **Victims of Groupthink**. Boston, Mass.: Houghton Mifflin, 1972.
- JONES, B. D. **Bounded Rationality and Political Science: Lessons from Public Administration and Public Policy**. Journal of Public Administration Research and Theory, 13(4), 2003, 395–412.
- JONS, Heike. **Transnational Mobility and the Spaces of Knowledge Production: A Comparison of Global Patterns, Motivations and Collaborations in Different Academic Fields**. Social Geography, 2, 2007, 97-114.
- JUNG, C. G. **Psychological types**. New York: Harcourt, Brace, and Company. 1933. (First published in 1921.)
- JUNGES, F. M. **A influência do contexto de mobilidade no processo de tomada de decisão**. Tese de Doutorado. PPGA, UNISINOS, 2015.
- KAHNEMAN, D. **Maps of Bounded Rationality: Psychology for Behavioral Economic**. American Economic Review, 93(5), 2003.
- KAHNEMAN, D. **Thinking, fast and slow**. New York: Farrar, Straus and Giroux, 2011.
- KAHNEMAN, D.; KLEIN, G. **Conditions for Intuitive Expertise**. Am Psychol. 64(6), 2009, 515-26.
- KAHNEMAN, D.; SLOVIC, E; TVERSKY, A. **Judgment under uncertainty: Heuristics and biases**. Cambridge, England: Cambridge University Press. 1982.
- KAHNEMAN, Daniel. **Rápido e Devagar: Duas Formas de Pensar**. EDIÇÃO. Rio de Janeiro: Editora Objetiva, 2011. 607p.
- KANNEBLEY, Sérgio; CASTRO, Pedro Marcos Roma de; PORTO, Geciane Silveira. **Pós-Doutorado, essencial ou opcional?: uma radiografia crítica no que diz respeito às contribuições para a produção científica**. Avaliação, 18(3), 2013, 773-801.
- KAPLAN, A. M.; HAENLEIN, M. **The fairyland of Second Life: Virtual social worlds and how to use them**. Business Horizons, 52, 2009, 563-572.
- KARKOULIAN, S.; AL HARAKE, N.; MESSARRA, L. C. **Correlates of Organizational Commitment and Knowledge Sharing via Emotional Intelligence: An Empirical Investigation**. The Business Review, Cambridge, 15(1), 2010, 89-96.
- KARLIK, B. **Machine learning algorithms for characterization of EMG signals**. International Journal of Information and Electronics Engineering, 4(3), 2014, 189-194, DOI: 10.7763/ijiee.2014.v4.433.

- KEEGAN, Warren J. **Judgments, Choices, and Decisions: Effective Management Through Self-knowledge.** Wiley, 1984, 242p.
- KETCHEN JR, David J.; SHOOK, Christopher L. **The Application of Cluster Analysis in Strategic Management Research: An Analysis and Critique.** Strategic Management Journal. 17(6), 1996, 441-458.
- KHAN, Z.; VORLEY, T. **Big Data Text Analytics an enabler of Knowledge Management.** Journal of Knowledge Management. 2016. <https://doi.org/DOI:10.1108/JKM-06-2015-0238>.
- KHATRI, N.; ALVIN, H. **The role of intuition in strategic decision making.** Human Relations - SAGE Publications, 53(1): 57–86, 2000.
- KLEIN, G. **Strategies Decision Making.** Military Review, 64(5), 1989, 56–64.
- KLEIN, G. **The Power of Intuition: How to Use Your Gut Feelings to Make Better Decisions at Work.** Doubleday, 2003.
- KODINARIYA, Trupti M; MAKWANA, Prashant R. **Review on determining number of Cluster in K-Means Clustering.** Research Paper. 1(6), 2013.
- KOK, G. **Rio de Janeiro na época da Av. Central.** São Paulo: Bei Comunicação, 2005.
- KOTTEMANN, J. E.; DAVIS, F. D.; REMUS, W. E. **Computerassisted decision making: Performance, beliefs, and the illusion of control.** Organizational Behavior and Human Decision Processes, 1994, 57(1), 26–37.
- KRAUSE, Hansen H.; PORTER, T. **What do Big Data do in Global Governance?** Global Governance: A Review of Multilateralism and International Organizations, 23(1), 2017, 31-42.
- KUHN, T. S. **The Natural and the Human Sciences.** In: HILEY, D. R.; BOHMAN, J. F. e SHUSTERMAN, R. (Eds.), *The Interpretive Turn: Philosophy, Science, Culture.* Ithaca: Cornell University Press, 1991, 17-24.
- KUHN, T. S. **The Trouble with the Historical Philosophy of Science.** Occasional Publications of the Department of the History of Science. Cambridge: Harvard University Press, 1992.
- KURUS, M. **Emotions - How to understand, identify release your emotions.** 2002.
- LAKATOS E. M.; Marconi M. A. **Técnicas de pesquisa: planejamento e execução de pesquisas, amostragens e técnicas de pesquisa, elaboração, análise e interpretação de dados.** 3.ed. São Paulo Atlas, 1996.
- LANGLEY, A.; MINTZBERG, H.; PITCHER, E.; POSADA, E.; SAINT-MACARY, J. **Opening up decision-making: the view from the black stool.** Organization Science, 6(3),

1995, 260–279.

Lattes: **Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico**. Disponível em: <<http://lattes.cnpq.br/>>. Acesso em: 26 jul. 2020.

LEGG, Shane; HUTTER, Marcus. **A Collection of Definitions of Intelligence**. *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, 157, 2007, 17-24.

LEHRER, J. **How we decide**. HMH, 2009.

LEICHT-DEOBALD, Ulrich; BUSCH, Thorsten; SCHANK, Christoph; WEIBE, Antoinette; SCHAFHEITLE, Simon; WILDHABER, Isabelle; KASPER, Gabriel. **The Challenges of Algorithm-Based HR Decision-Making for Personal Integrity**. *Journal of Business Ethics*, 160, 2019, 377–392.

LEONARDI, J.; BASTOS, R. C. **Bases epistemológicas da teoria da criação de conhecimento organizacional**. *Perspectivas em Gestão & Conhecimento*. João Pessoa, 4(2), 2014, 3-18.

LEVY, P. S.; LEMESHOW S. **Sampling for health professionals**. Belmont: LLP, 1980.

LEYDESDORFF, L. **Scientific communication and cognitive codification: social systems and sociology of scientific knowledge**. *European Journal of Social Theory*, Brighton, UK, 10(3), 2007, 1-22.

LI, E.Y., LIAO, C. H.; YEN, H. R. **Coauthorship networks and research impact: A social capital perspective**. *Research Policy*, 42(9), 2013, 1515-1530.

LI, Feng; NUCCIARELLI, Alberto; RODEN, Sinéad; GRAHAM, Gary. **How smart cities transform operations models: A new research agenda for operations management in the digital economy**. *Production Planning and Control*. 2016.

LIEBERMAN, M. D. **Intuition: A social cognitive neuroscience approach**. *Psychological Bulletin*, 126, 2000, 109 –137.

LIN, H. F. **Knowledge sharing and firm innovation capability: an empirical study**. *International Journal of Manpower*, 28(3), 2007, 315-32.

LIPSHITZ, R.; BEN SHAUL, O. **Schemata and mental models in recognition-primed decision making**. In: ZSAMBOK, C.; KLEIN, G. (Eds). *Naturalistic Decision Making*. Mahwah: Laurence Erlbaum Associates, 1997

LOBIONDO-WOOD, G.; HABER, J. **Nursing Research: methods and critical appraisal for evidence-based practice**. Mosby Elsevier, 7. 2010.

LUSK, Edward J. **A test of differential performance peaking for a disembedding task**. *Journal of Accounting Research* 17 (Spring), 1979, 286-294.

- LWANGA S. K.; LEMESHOW S. **Sample size determination in health studies: a practical manual**. Geneva: World Health Organization, 1991.
- MACGREGOR, D. G.; ARMSTRONG, J. S. **Judgmental decomposition: When does it work?** *International Journal of Forecasting*, 28(4), 1994.
- MACGREGOR, D. G.; LICHTENSTEIN, S.; SLOVIC, P. **Structuring knowledge retrieval: An analysis of decomposed quantitative judgments**. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 42, 1988, 303–323.
- MAGANHOTTO, Diego; ASSIS BARATTER, Marystela; WÜNSCH TAKAHASHI, Adriana Roseli; RAMOS MAY, Márcia. **Pós-doutorado na Formação dos Docentes de Programas de Pós-graduação em Administração no Brasil - Perfil e Configuração**. *Administração: Ensino e Pesquisa*, 14(4), 2013, 725-758.
- MAKARENKO, A. S. **Pedagogical Poem**. *Imaginative Literature*, 1987.
- MALHOTRA, M. K.; GROVER, V. **An assessment of survey research in POM: from constructs to theory**. *Journal of operations management*, 16(4), 1998, 407-425.
- MALHOTRA, N. K. **Marketing research: an applied orientation**. New Jersey: Prentice-Hall, 1993.
- MALHOTRA, N. K. **Pesquisa de marketing: uma orientação aplicada**. *Bookman*, 4, 2012.
- MANNING, Christopher; RAGHAVAN, Prabhakar; SCHÜTZE, Hinrich. **Introduction to information retrieval**. New York: Cambridge University Press, 2008.
- MANRIQUE, H.; CORREA, A.C. **Toma de decisiones: intuición y deliberación en la experiencia de los decisore**. *Innovar*. 29(73), 2019, 149-164.
- MANSOURIAN, Yazdan; FORD, Nigel. **Search persistence and failure on the web: a “bounded rationality” and “satisficing” analysis**. *Journal of Documentation*, 63(5), 2007, pp. 680-701.
- MARCH, J. G. **Bounded Rationality, Ambiguity, and the Engineering of Choice**. *The Bell Journal of Economics*, 9(2), 1978, 587–608.
- MARCH, J. G.; SIMON, H. A. **Organizations**. 2. ed. Cambridge, MA: Blackwell Publishers, 1993.
- MARCONDES, Nilsen Aparecida Vieira; BRISOLA, Elisa Maria Andrade. **Análise por triangulação de métodos: um referencial para pesquisas qualitativas**. *Revista Univap*. 20(35), 2014.
- MARKOVITS, H.; CHANTAL, P.; BRISSON, J.; GAGNON-ST-PIERRE, E. **The development of fast and slow inferential responding: Evidence for a parallel**

- development of rule-based and belief-based intuitions.** *Memory & Cognition*, 47(6), 2019, 1188-1200
- MARQUES, Christiani. **O contrato de trabalho e a discriminação estética.** São Paulo: Ltr, 2002.
- MARSH, H. W. ; JAYASINGHE, U. W.; BOND, N. W. **Improving the peer-re-view process for grant applications: Reliability, validity, bias, and generalizability.** *American Psychologist*, 63, 2008, 160–168.
- MARTIN, K. **Ethical implications and accountability of algorithms.** *Journal of Business Ethics*. 2018.
- MATZLER, K., BAILOM, F.; MOORADIAN, T. A. **Intuitive Decision Making.** MIT SLOAN MANAGEMENT REVIEW, 2007.
- MATZLER, K.; UZELAC, B; BAUER, F. **Intuition's value for organizational innovativeness and why managers still refrain from using it.** *Management Decision* 52(3), 2014, 526-539.
- MAURO, Andrea De; GRECO, Marco; GRIMALDI, Michele. **A formal definition of Big Data based on its essential features.** *Library Review*. 65(3), 2016, 122-135.
- MCAFEE, Andrew; BRYNJOLFSSON, Erik. **Big data: the management revolution.** *Computer Science - Harvard business review*, 2012.
- MCCARTHY, J. **What is artificial intelligence.** *Computer Science*, 1998.
- MCEVOY, F. J. **Political Machines: Ethical Governance in the Age of AI.** *Moral Philosophy and Politics* 2019; 6(2), 2019, 337–356.
- MCFAYDEN, M. A.; CANNELLA Jr., A. A. **Social Capital and knowledge creation: diminishing returns of the number and strength of exchange relationship.** *Academy of Management Journal*, 47(5), 2004, 735-746.
- MCGUIRE, T.; MANYIKA, J.; CHUI, M. **Why Big Data is the New Competitive Advantage.** *Ivey Business Journal*, 2012.
- MCNEE, S. M.; RIEDL, J.; KONSTAN, J. A. **Being Accurate is Not Enough: How Assertividade Metrics Have Hurt Recommender Systems.** In *Proceedings of Conference on Human Factors in Computing Systems*. Quebec, Canada, 2006.
- MEEHL, P. **When shall we use our heads instead of the formula.** *Psychology*. 1957.
- MEHMOOD, Rashid; MERITON, Royston; GRAHAM, Gary; HENNELLY, Patrick; KUMAR, Mukesh. **Exploring the influence of big data on city transport operations: a Markovian approach.** *International Journal of Operations & Production Management*. 2017.

- MELLERS, B. A.; SCHWARTZ, A.; COOKE, A. D. **Judgment and decision making.** Annual Review of Psychology, 49, 447-477, 1998.
- MENA, L. J. *et al.* **Machine Learning approach to extract diagnostic and prognostic thresholds: Application in prognosis of cardiovascular mortality.** Computational and Mathematical Methods in Medicine. 2012.
- MENZE, B. H.; KELM, B.M.; MASUCH, R.; HIMMELREICH, U.; BACHERT, P.; PETRICH, W.; HAMPRECHT, F. A. **A comparison of random forest and its Gini importance with standard chemometric methods for the feature selection and classification of spectral data.** BMC Bioinform. 2009, 10, 213.
- MERCURE, Daniel. **Une société-monde? Les dynamiques sociales de la mondialisation.** Presse de l'Université Laval, 2001.
- MIAILHE, Nicolas. **Competing in the age of artificial intelligence: current state of ai & interpretation of complex data.** Focus, 2018.
- MICHIE, D. **Memo Functions and Machine Learning.** Nature. 218(5136), 1968, 19-22.
- MILLER D. D.; BROWN E. W. **Artificial intelligence in medical practice: The question to the answer?** Am J Med 2018;131:129-33.
- MILLER, G. A. **The magical number seven, plus or minus two: some limits on our capacity for processing information.** Psychological Review, 63(2), 1956, 81–97.
- MILMANN, K. J.; AVAIZIS, M. **Scientific Python.** Computing in Science & Engineering. IEEE/AIP, 11, 2011.
- MINAYO, M. C. de S. Pesquisa Social. Vozes, 22 ed, 2003.
- MINTZBERG, H.; RAISINGHANI, D.; THÉORÊT, A. **The structure of “unstructured” decision processes.** Administrative Science Quarterly, 21(2), 1976, 246–275.
- MITCHELL, Tom. **Machine Learning.** New York: McGraw Hill, 1997.
- MITTELSTADT, B. D.; ALLO, P.; TADDEO, M.; WACHTER, S.; FLORIDI, L. **The ethics of algorithms: Mapping the debate.** Big Data & Society, 2016, 3(2), 1–21.
- MODI, K. J.; SHAH, P. D.; PRAJAPATI, Z. **Security and Privacy in Big Data Computing: Concepts, Techniques, and Research Challenges.** Quantum Cryptography and the Future of Cyber Security, 2020.
- MOHRI, Mehryar; ROSTAMIZADEH, Afshin; TALWALKAR, Ameet. **Foundations of Machine Learning.** Cambridge, MA: MIT Press, 2012.
- MOODY, J. **The structure of a social science collaboration network.** American Sociological Review, 69(2), 2004, 213-239.

- MORANO-FOADI, S. **Scientific Mobility, Career Progression, and Excellence in the European Research Area.** *International Migration*, 43(5), 2005, 133-162.
- LAUDEL, G. **Studying the brain drain: Can bibliometric methods help?** *Scientometrics*, 57(2), 2003, 215 - 237.
- MORSELLI, A. **The Decision-Making Process between Convention and Cognition.** *Economics & Sociology*, 2015.
- MOTTA, P. R. **A modernização da administração pública brasileira nos últimos 40 anos.** *Rev. Adm. Pública*, 41, 2007, 87–96.
- MURDICK, R. G.; ROSS, J. E. **Information Systems for Modern Management.** Englewood Cliff's, N.J.: Prentice-Hall, 1975.
- MUSSELIN, C. **Le marché des universitaires. France, Allemagne, Etats-Unis.** Paris: Presses de Sciences Po, 2004.
- NAISBITT, J.; ABURDENE, P. **Re-Inventing the Corporation: Transforming Your Job and Your Company for the New Information Society.** 1985.
- NETO, J. D. O.; RICCIO, E. L. **Desenvolvimento de um instrumento para mensurar a satisfação do usuário de sistemas de informações.** *Revista de Administração*, 38(3), 2003, 230–241.
- NEWELL, Allen. **Unified theories of cognition.** Cambridge, Mass.: Harvard University Press. 1990.
- NEWELL, Allen; Shaw, J.C; SIMON, Herbert A. **Empirical explorations of the logic theory machine.** *Proceedings of the Western Joint Computer Conference* 7, 1957, 101–8.
- NEWELL, Allen; SIMON, Herbert A. **The logic theory machine.** *IRE Transactions on Information Theory* 3, 1956, 61–79.
- NEWELL, Allen; SIMON, Herbert A. **The logic theory machine.** *IRE Transactions on Information Theory*, 3, 1956, 61–79.
- NILSSON, Nils. **Artificial Intelligence: A New Synthesis.** Morgan Kaufmann, 1998.
- NONAKA, I; TAKEUCHI, H. **Criação de conhecimentos na empresa: como as empresas japonesas geram a dinâmica da inovação.** Rio de Janeiro: Campus, 1997.
- NUTHALL, P. L. **Intuition, the farmers' primary decision process. A review and analysis.** *Journal of Rural Studies*, 58, 2018, 28–38.
- NUTHALL, P. L. **The intuitive world of farmers – The case of grazing management systems and experts.** *Agricultural Systems* 107, 2012, 65–73

- NYGREN, T. E.; WHITE, R. J. **Assessing individual differences in decision making styles: Analytical vs. intuitive.** Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting. 46(12), 2002.
- O'CONNOR, C.; KELLY, S. **Facilitating knowledge management through filtered big data: SME competitiveness in an agri-food sector.** Knowledge Management, 21(1), 2017, 156–179.
- O'NEIL, C. **Weapons of math destruction: How big data increases inequality and threatens democracy.** New York: Broadway. 2016, 2016.
- OKOLI, J. O.; WELLER, G.; WATT, J. **Information processing and intuitive decision-making on the fireground: towards a model of expert intuition.** Cognition, Technology & Work, 18(1), 2016, 89–103.
- OKOLI, J.; WATT, J. **Crisis decision-making: the overlap between intuitive and analytical strategies.** Management Decision, 2019, 56(5), 1122-1134;
- OMOTOLA, Oluwafemi. **An investigation into Decision Making Styles practices and preferences of human resource managers in the Banking Industry in Southwestern Nigeria.** European Journal of Business and Management. 4, 2012.
- ORASANU, J.; CONNOLLY, T. **The reinvention of decision making.** In G. A. Klein. et al. Decision making in action: Models and methods. New Jersey: Ablex, 1993, 3–20
- ORLANDI, L. B.; PIERCE, P. **Analysis or intuition? Reframing the decision-making styles debate in technological settings.** Management Decision. 58(1), 2020.
- ORTONY, A.; TURNER, T. J. **What's basic about basic emotions?** Psychological Review, 1990.
- OSBECK, L. **Direct apprehension and social construction: Revisiting the concept of intuition.** Journal of Theoretical and Philosophical Psychology, 212, 2001, 118-131.
- PAGANI, M. **Experiential Engagement and Active vs. Passive Behavior in Mobile Location-based Social Networks: The Moderating Role of Privacy.** Journal of Interactive Marketing, 37, 2017, 133–148.
- PARETO, Vilfredo. **Trattato di sociologia generale (Mind and society).** Ed. Arthur Livingston. New York: Harcourt, Brace. 1935.
- PARK, Y., EL SAWY, O. A., & FISS, P. C. **The Role of Business Intelligence and Communication Technologies in Organizational Agility: A Configurational Approach.** Journal of the Association for Information, 18, 2017, 648–686.
- PARREIRAS, R. O.; KOKSHENEV, I.; CARVALHO, M. O. M.; WILLER, A. C.

- DELLEZZOPOLLES, M.; C. F.; NACIF, D. B.; SANTANA, J. A. **A flexible multicriteria decision-making methodology to support the strategic management of Science, Technology and Innovation research funding programs.** European Journal of Operational Research. 2018, 1-15.
- PATTON, J. R. **Intuition in decisions.** Management Decision, 41(10), 2003.
- PAULEEN, David J. **Davenport and Prusak on KM and big data/analytics: interview with David J. Pauleen.** Journal of Knowledge Management. 2017.
- PAYNE, G.; PAYNE, J. **Key concepts in social research.** SAGE Publications, Ltd. 2004.
- PAYNE, J. W.; BETTMAN, J.; JOHNSON, E. **Adaptive Strategy Selection in Decision Making.** Psychology, 1988.
- PEDREGOSA, Fabian; VAROQUAUX, Gael; GRAMFORT, Alexandre; MICHEL, Vincent; THIRION, Bertrand. **Scikit-learn: Machine Learning in Python.** Journal of Machine Learning Research 12 (2011) 2825-2830.
- PEDWELL, C. **Algorithms, Intuition and Networked Activism.** Transforming the Human: Global, 82, 2020.
- PELACCIA, T.; FORESTIER, G.; WEMMERT, C. **Deconstructing the diagnostic reasoning of human versus artificial intelligence.** Analysis, 2019.
- PEREIRA, D. V. C.; AZEVEDO, M. I. M; PAIXÃO, K. V. R. **Processing Heterogeneous Collections in XML Information Retrieval.** Springer Berlin Heidelberg, 3977, 2006, 388–397.
- PETERS; WATERMAN. **In Search of Excellence.** Random House - New York. 1985.
- PFISTER H. R.; BÖHM G. **Responder feelings in a three-player three-option ultimatum game: Affective determinants of rejection behavior.** Games 3(1), 2012, 1-29.
- PFISTER H.-R; BÖHM G. **The multiplicity of emotions: A framework of emotional functions in decision making.** Judgment and Decision Making 3(1), 2008, 5-17.
- PFISTER, H.; BÖHM, G. **Independent decisions are fictional from a psychological perspective.** Behavioral and Brain Sciences, 37(1), 2014; 95-6.
- PHILLIPS, S.D., FRIEDLANDER, M.L., PAZIENZA, N.J. & KOST, P.P. **A factor analytic investigation of career decision-making styles.** Journal of Vocational Behavior, 26(1), 1985, 106-115.
- PINEDA-JARAMILLO, Juan D. **A review of Machine Learning (ML) algorithms used for modeling travel mode choice.** Revista DYNA, 2019, 86(211), pp. 32-41.
- PLOUS, S. **The psychology of judgment and decision making.** New York: McGraw-Hill,

1993.

POLLOCK, E.; CHANDLER, P.; SWELLER, J. **Assimilating complex information**. *Learn Instr*, 12(1), 2002, 61–86.

POPADIUK, S.; CHOO, C. W. **Innovation and knowledge creation: how are these concepts related?** *International Journal Of Information Management*, 26(4), 2006, 302-312.

PORTER, M. E. **Competitive Advantage: Creating and Sustaining Superior Performance**. Free Press. 1985.

POWELL, W. W. **Learning from collaboration: knowledge and networks in the biotechnology and pharmaceutical industries**. *California Management Review*, California, 40(3), 1998, 228-240.

POWER, D. J.; PHILLIPS-WREN, G. **Impact of Social Media and Web 2.0 on Decision-Making**. *Journal of Decision Systems*, 20(3), 2011, 249-261.

PRIETULA, M. J.; SIMON, H.A. **The experts in your midst**. *Harvard Business Review*, 67(1), 1989, 120–4.

PRIETULA, M. J.; SIMON, H.A. **The experts in your midst**. *Harvard Business Review*, 67(1), 1989, 120–4.

PUGH, Derek S.; HICKSON, David J. **Writers on Organizations**. SAGE Publications, 2007.
 Quadrienal: **Relatório da Avaliação Quadrienal 2012-2017**. Disponível em: <<https://www.capes.gov.br/images/stories/download/avaliacao/relatorios-finais-quadrienal-2017/20122017-Administracao-quadrienal.pdf>>. Acesso em: 20 de junho de 2020.

QUAH, T.; TAN, C.; THE, H.; SRINIVASAN, B. **Hedging strategies in international currencies options using neural network expert system**. *IBS Computing Quarterly*, 1994, 29–36.

QUEIROZ, Fernanda Cristina Barbosa Pereira; SILVA, Helena de Fátima Nunes; QUANDT, Carlos Olavo. **Formas de Compartilhamento de Informações e do Conhecimento na Cooperação Internacional de Pesquisadores**. *Inf. & Soc.:Est.*, João Pessoa, 25(3), 2015, 147-161.

QUINN, James Brian. **Strategies for Change: Logical Incrementalism**. *The Academy of Management Review*, 1981.

RAMRATHAN, D.; SIBANDA, M. **Impact of Analytics in Financial Decision Making: Evidence from a Case Study Approach**. *Business*, 2014.

RAMRATHAN, D.; SIBANDA, M. **The impact of information technology advancement on intuition in organisations: a phenomenological approach**. *Journal of Developing Areas*.

51(1), 2017, 207-221.

RAY, M.; MYERS, R. **Practical intuition**. In W.H. Agor (Ed.), *Intuition in organizations*. Sage Publications, 1990, 247–62.

REZAEIMEHR, Fatemeh; MORADI, Parham; AHMADIANA, Sajad; QADER, Nooruldeen Nasih; JALILI, Mahdi. **TCARS: Time-and Community-Aware**. Recommendation System. ELSEVIER, *Future Generation Computer Systems*, 2017.

RICCIARDI, Francesca; ZARDINI, Alessandro; ROSSIGNOLI, Cecilia. **Organizational dynamism and adaptive business model innovation : the triple paradox configuration**. *Journal of business research : JBR*. - New York, NY : Elsevier, 69(11), 2016, 5487-5493

RIEGE, A. **Three-dozen knowledge-sharing barriers managers must consider**. *Journal of Knowledge Management*, 9(3), 2005, 18-35.

ROBINSON, J., SINCLAIR, M., TOBIAS, J., CHOI, E. **More Dynamic Than You Think: Hidden Aspects of Decision-Making**. *Administrative Sciences*. 2017.

ROETH, T; SPIETH, P; JOACHIM, V. **The interaction of intuition and rationality during escalated and decisions: an investigation of decision-makers affective states**. *International Journal of Innovation Management*, 24(4), 2020.

ROSENBLATT, A. D.; THICKSTUN, J. T. **Intuition and consciousness**. *The Psychoanalytic Quarterly*, 1994.

ROSS, T. **The synthesis of intelligence - its implications**. *Psychological Review*, 45(2), 1938, 185-189. DOI: 10.1037/h0059815

ROSZAK, Theodore. **Voice of the Earth: An Exploration of Ecopsychology**. Red Wheel / Weiser, 2ed. 2001, 390p.

ROTHBERG, H. N.; ERICKSON, G. S. **Big data systems: knowledge transfer or intelligence insights?** *Journal of Knowledge Management*, 21(1), 2017, 92–112.

ROWAN, R. **Listen for those warning bells**. In W.H. Agor (Ed.), *Intuition in organizations*. Sage Publications, 1990, 195–204.

RUSOU, Z.; ZAKAY D.; USHER, M. **Pitting intuitive and analytical thinking against each other: the case of transitivity**. *Psychon Bull Rev*, 20(3), 2013, 608-14.

RUSSELL, Stuart J.; NORVING, Peter. **Artificial Intelligence: A Modern Approach**. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 3rd ed, 2009.

SAMUEL, A. **Some studies in Machine Learning using the game of checkers**. *IBM Journal of Research and Development*, 3(3), 1959, 210-229. DOI: 10.1147/rd.33.0210.

SANKARAN A.; VATSA M.; SINGH R. **Intuition Learning**. In: Singh R., Vatsa M., Patel

- V., Ratha N. (eds) *Domain Adaptation for Visual Understanding*. Springer, 2020.
- SANTOS, Hellen Geremias. **Comparação da performance de algoritmos de machine learning para a análise preditiva em saúde pública e medicina**. Tese de Doutorado. Programa de Pós-Graduação em Epidemiologia da Faculdade de Saúde Pública - Universidade de São Paulo. 2018.
- SAURABH, A.; NAIK, A. **Wireless sensor network based adaptive landmine detection algorithm**. 3rd International Conference on Electronics Computer Technology (ICECT), 1, 2011, 220-224.
- SAVADJIEV, P.; CHONG J.; DOHAN A.; *et al.* **Demystification of AI-driven medical image interpretation: past, present and future**. *Eur Radiol* 2019;29:1616-24.
- SAYEGH, L.; ANTHONY, W. P.; PERREWÉ, P. L. **Managerial decision-making under crisis: The role of emotion in an intuitive decision process**. *Human Resource Management Review* 14(2), 2004, 179-199.
- SCOTT, P. **Massification, Internationalization and Globalization**. In: SCOTT, P. (Ed.). *The Globalization of Higher Education*. Buckingham: SRHE and Open University Press, 2005.
- SCOTT, S.O; BRUCE, R.A. **Decision-Making Style: The Development and Assessment of a New Measure**. *Educational and Psychological Measurement*, 55, 1995, 818-831.
- SEGGELEN, I. V.; WESTERVELD, J. **The role of intuition in ethical reflection: exploratory research into ethics reflection groups**. *Journal Reflective Practice: International and Multidisciplinary Perspectives*, 21(1), 2020.
- SELTEN, R. **What is bounded rationality?**. In Gigerenzer, G. and Selten, R. (Eds), *Bounded Rationality: The Adaptive Toolbox*, MIT Press, Cambridge, MA, 2001, 13-36.
- SHADISH, W. R.; COOK, T. D.; CAMPBELL, D. T. *Experimental and quasi-experimental designs for generalized causal inference*. Houghton Mifflin. 2002.
- SHANI, Guy; GUNAWARDANA, Asela. **Evaluating Recommendation Systems**. *Recommender Systems Handbook*, 2011.
- SHANTEAU, J. **Competence in experts: The role of task characteristics**. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 53, 1992, 252–262.
- SHULL, F. A.; DELBECQ, A. L.; CUMMINGS, L. L. **Organizational Decision Making**. New York: McGraw-Hill, 1970.
- SIDGWICK, H. **The Methods of Ethics**. Macmillan, 7, 1907.
- SIMON, A. H. **Decision Making: Rational, Nonrational, and Irrational**. *Educational*

- Administration Quarterly, 1993, 29(3), 392-411.
- SIMON, H. A. **A behavioral model of rational choice.** The Quarterly Journal of Economics, 69(1), 1955, 99–118.
- SIMON, H. A. **Administrative Behavior: A Study of Decision Making Processes in Administrative Organizations.** Free Press, New York, 4(1), 1997.
- SIMON, H. A. **Administrative decision making.** Public Administration Review - JSTOR, 1965.
- SIMON, H. A. **Bounded Rationality Organizational Learning.** Organization Science, 2(1), 1991.
- SIMON, H. A. **From Substantive Rationality to Procedural Rationality.** In: HAHN, F.; (Eds.). Philosophy and Economic Theory. Oxford: Oxford University Press, 1976, 65-86.
- SIMON, H. A. **Invariants of human behavior.** Annual Review of Psychology, 41, 1990, 119.
- SIMON, H. A. **Rational Decision Making in Business Organization.** American Economic Review, 69, 1979, 493-513.
- SIMON, H. A. **The New Science of Management Decision.** New York: Harper and Row, 1960.
- SIMON, H. A. **The role of expectations in an adaptive or behavioristic model.** In M.J. Bowman, editor, Expectations, Uncertainty, and Business Behavior. Social Science Research Council, New York, 1958.
- SIMON, H. A. **The sciences of the artificial.** Cambridge, Mass.: MIT Press, 3, 1996.
- SIMON, H. A. **Theories of bounded rationality.** In C.B. McGuire e R. Radner, editor, Decision and Organization, A Volume in Honor of Jacob Marschack. North-Holland. Publishing Company, Amsterdam, 1972.
- SIMON, H. A. **Theories of Decision Making in Economics and Behavioral Sciences.** The American Economic Review, 49(3), 1959, 253–283.
- SIMON, H. A. **What is an explanation of behavior?** Psychological Science, 3(3), 1992.
- SIMON, H. **Models of Man: Social and Rational.** Wiley, New York, NY. 1957.
- SIMON, H. **Style in Design.** In J. Archea and C. Eastman, Editors. Proceedings of the 2nd Annual Environmental Design Research Association Conference, Pittsburgh, Pa.: Carnegie-Mellon University Press. 1975.
- SIVAMANI, M.; JAGATHEESAN, S. M. **Review of K-Means Clustering Algorithm.** IJSART, 5(8), 2019.

- SLOMAN, S. A. **The empirical case for two systems of reasoning.** Psychological Bulletin, 119, 1996, 3–21.
- SLOVAK, Paul. **Choice.** In Thinking: An invitation to cognitive science, edited by Daniel N. Osherson and Edward E. Smith. Cambridge, Mass.: MIT Press, vol. 3, 1990.
- SLOVIC, P. **From Shakespeare to Simon.** Portland: Oregon Research Institute. 1972.
- SMEULDERS A. W. M; WORRING M; SANTINI S; *et al.* **Content-based image retrieval at the end of the early years.** IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 22, 2000, 1349-80.
- SMIT, J. W; SILVA, F. M.. **Organização da informação em sistemas eletrônicos abertos de Informação Científica & Tecnológica - Análise da Plataforma Lattes.** Perspectiva Em Ciência Da Informação, 14(1), 2009, 77-98.
- SÖLLNER, A.; BRÖDER, A.; HILBIG, B. E. **Deliberation versus automaticity in decision making: Which presentation format features facilitate automatic decision making?** Judgment and Decision Making, 8, 2013, 278-298.
- SOUZA, E. P.; PAULA, M. C. S. **Qualis: A Base de Qualificação dos Periódicos Científicos Utilizada na Avaliação CAPES.** INFOCAPES - Boletim Informativo da CAPES. Brasília, 10(2), 2002, 06-24.
- SOUZA, V. C. **Impacto da qualificação docente nos resultados de uma universidade: o caso da UFBA.** Dissertação (Mestrado em Administração), Faculdade de Estudos Sociais Aplicados, Universidade de Brasília, Brasília. 2002. 153p.
- SPRECHER, L. **Intuition, anyone?** Public Management, Spring, 1983, 5-21.
- SUMBAL, M. S.; TSUI, E.; **Interrelationship between big data and knowledge management: an exploratory study in the oil and gas sector.** Journal of Knowledge Management, 2017, 21(1), 180–196.
- SUMMERFIELD, M. **Programming in Python 3: a complete introduction to the Python language,** USA, Addison-Wesley Professional, 2009.
- SWELLER, J. **Cognitive load theory, learning difficulty, and instructional design.** Learn Instr, 4(4), 295–312, 1994.
- TALL, D. O. **Intuition and rigour: the role of visualization in the calculus.** In: Visualization in Mathematics (ed. Zimmermann & Cunningham), M.A.A., 19, 1991, 105 - 119.
- TENENHAUS, M. *et al.* **PLS path modeling.** Computational Statistics and Data Analysis. 48(1), 2005, 159–205.
- TERZIYAN, V.; KAIKOVA, O. **The 'magic square': A roadmap towards emotional**

- business intelligence.** *Journal Decision Systems*, 24(3), 2015, 255-272.
- TETLOCK, P.E. **Expert Political Judgment: How Good Is It? How Can We Know?** Princeton: Princeton University Press. 2017.
- TETLOCK, Philip. **Coping with trade-offs: Psychological constraints and political implications.** In *Elements of reason: Cognition, choice, and the bounds of rationality*, edited by Arthur Lupia, Mathew D. McCubbins, and Samuel L. Popkin. Cambridge, Mass.: Cambridge University Press. 2000.
- THOMAS, S. L.; NAFUS, D.; SHERMAN, J. **Algorithms as fetish: Faith and possibility in algorithmic work.** *Big Data & Society*, 5(1), 2018, 2053951717751552.
- THOMPSON, J.D. **Organizations in action.** New York: McGraw-Hill, 1967.
- TIAN, Xuemei. **Big data and knowledge management: a case of déjà vu or back to the future?** *Journal of Knowledge Management*, 2017.
- TURBAN, E.; ARONSON, J. E.; LIANG, T. P. **Decision Support Systems and Intelligent Systems.** *Decision Support Systems and Intelligent Systems*. 2005.
- TURING, Alan. **Computing machinery and intelligence.** *Mind*, 1950.
- TVERSKY, A.; KAHNEMAN, D. **Judgment under uncertainty: heuristics and biases.** *Science*, 185(4157), 1974, 1124–1131.
- TVERSKY, A.; KAHNEMAN, D. **The Framing of Decisions and the Psychology of Choice.** *Science*, 211 (4481), 1981, 453–458.
- VAN DIJCK, J. **Datafication, dataism and dataveillance: Big data between scientific paradigm and ideology.** *Surveillance & Society*, 12(2), 2014, 197–208.
- VAN ROSSUM *et al.* **Python. Centrum voor Wiskunde en Informatica.** The Netherlands, 1995.
- VAUGHAN, Frances E. **Awakening Intuition.** Anchor Books, 1979.
- VELOSO, R. R.; SILVA, H. A. M.; D'ANGELO, M. F. S. V.; MENDES, J. B. **Um Modelo para Predição de Desempenho de Pesquisadores na Grande Área de Conhecimento Ciência da Computação.** *Revista Cereus*, 10(2), 2018.
- VENKATALAKSHMI, B. S. **Artificial Intelligence, Does it Has Ability to Mimic Human Intelligence.** *Frontiers in Robotics and AI*. 2020.
- VERGARA, S. C. **Projetos e Relatórios de Pesquisa em Administração.** São Paulo: Atlas, 9. Ed, 2007.
- VERMA, N.; Rangnekar, S. **General decision making style: evidence from India.** *South Asian Journal of Global. Business Research*, 4(1), 2015, 85-109.

- WAINBERG, M; MERICO D; DELONG A, *et al.* **Deep learning in biomedicine.** Nat Biotechnol, 36, 2018, 829-38.
- WAINER, J.; VIEIRA, P. **Avaliação de bolsas de produtividade do cnpq e medidas bibliométricas: correlações para todas as grandes áreas.** Perspectivas em Ciência da Informação, 18(2), 2013, 60-78.
- WALLER, Matthew A.; FAWCETT, Stanley E. **Data Science, Predictive Analytics, and Big Data: A Revolution That Will Transform Supply Chain Design and Management.** Journal of Business Logistics, 2013.
- WANG, X.; LI, D.; LI, L. **Adding value of food traceability to the business: a supply chain management approach.** International Journal of Services Operations and Informatics, 4(3), 2009, 232-257.
- WATSON, Roger. **Quantitative research.** Nursing Standard. 29(31), 2014, 44.
- WEICK, K. E. **Making Sense of the Organization.** Blackwell Publishing, 2009.
- WHITE, S.K. **Reason and authority in Habermas: A critique of the critics.** The American Political Science Review - JSTOR, 1980.
- WHITEHEAD, A. **Religion in the Making.** Fordham Univ. Press, 1996.
- WILD, K. W. **Intuition.** Cambridge University Press, 6, 1938.
- WITTEN, I. H.; FRANK, E. **Data Mining: Practical machine learning tools and techniques.** [S.l.]: Morgan Kaufmann, 2005.
- WOICESHYN, J. **Lessons from “Good Minds”: How CEO Use Intuition, Analysis and Guiding Principles to Make Strategic Decisions.** Long Range Planning, 42, 2009, 298-319.
- WRIGHT, M.; STIGLIANI, I. **Entrepreneurship and growth.** International Small Business Journal, 31, 2012, 3-22.
- YANG, Kai *et al.* **Improved Automatic Keyword Extraction Given More Semantic Knowledge.** In: SeCoP 2016, 44, Texas. Database Systems for Advanced Applications: DASFAA 2016 International Workshops: BDMS, BDQM, Mol, and SeCoP Dallas, TX, USA, April 16-19, 2016, Proceedings. Springer : Springer International Publishing, 2016.
- ZAPPELLINI, M. B.; FEUERSCHÜTTE., S. G. **O uso da triangulação na pesquisa científica brasileira em administração.** Administração: Ensino e Pesquisa, 16(2), 2015, 241–273.
- ZHANG, G.; Lu, J.; Ya, G. **Multi-level Decision Making: Models, Methods and Applications.** Springer. 2015.
- ZHAO, D. **Frontiers of big data business analytics: patterns and cases in online**

marketing. Big Data and Business Analytics, 2013.

ZHU, Y. Research on the Application of Big Data in the Environmental Decision-making of the Government. Applied Mechanics and Materials, 685, 2014, 524–527.

Apêndice A – IPDE, DMI e identificação dos participantes

Inventário da Decisão e Pós-doutorado no Exterior (IDPE)	
<p>1. Você usou critérios lógicos para a escolha dos candidatos?</p> <p>1[] Sim 2[] Não</p> <p>Se SIM, qual foi a lógica que você usou para classificar os currículos? _____</p> <p>3. Escolha 5 (cinco) atributos que considerou mais relevantes ao classificar os currículos?</p> <p>1[] foto 2[] projeto de pesquisa 3[] artigos internacionais 4[] IES que cursou o doutorado 5[] ...</p> <p>4. Na sua opinião para que serve um pós doutorado no exterior? _____</p>	<p>5. Como você avalia os critérios de seleção?</p> <p>1[] péssimo 2[] ruim 3[] regular 4[] bom 5[] ótimo</p> <p>6. Quais melhorias você faria nos critérios de seleção de pós-doutorado no exterior? _____</p> <p>7. Quais resultados você espera de alguém que recebeu de uma bolsa de Pós-doutorado no exterior? _____</p> <p>8. Você acha que os investimentos de Pós-doutorado no exterior se justificam em relação aos resultados obtidos? _____</p>

The screenshot displays the online survey interface for the IDPE. At the top, there is a progress bar with four steps: 1. Currículos, 2. Inventário DPE (active), 3. Questionário DMI, and 4. Id. The main title is 'Inventário da Decisão e Pós-doutorado no Exterior (IDPE)'. Below the title, it says 'Responda todas as questões para concluir esta pesquisa'. The questions are as follows:

- 1. VOCÊ USOU CRITÉRIOS LÓGICOS PARA A ESCOLHA DOS CANDIDATOS? *** with radio buttons for 'Sim' and 'Não'.
- 2. SE SIM, QUAL FOI A LÓGICA QUE VC USOU PARA CLASSIFICAR OS CURRÍCULOS?** with a large text input area.
- 3. ESCOLHA 5 (CINCO) ATRIBUTOS QUE CONSIDEROU MAIS RELEVANTES AO CLASSIFICAR OS CURRÍCULOS: *** with a dropdown menu labeled 'Selecione 5 (cinco) atributos'.
- 4. NA SUA OPINIÃO PARA QUE SERVE UM PÓS-DOUTORADO NO EXTERIOR? *** with a large text input area.
- 5. COMO VOCÊ AVALIA OS CRITÉRIOS DE SELEÇÃO: *** with radio buttons for 'Péssimo', 'Ruim', 'Regular', 'Bom', and 'Ótimo'.
- 6. QUAIS MELHORIAS VOCÊ FARIA NOS CRITÉRIOS DE SELEÇÃO DE PÓS-DOUTORADO NO EXTERIOR? ***

Inventário do Estilo de Liderança – Racional versus Intuição

DMI - Estamos interessados em como você normalmente toma decisões. Pense em diferentes situações e contextos em que você tomou decisões recentemente, em especial a decisão da classificação dos candidatos. Então, para cada declaração abaixo, indique o grau em que você concorda ou discorda com essa afirmação.

Tenha em mente que não há respostas certas ou erradas para qualquer um desses itens, porque não há uma maneira “melhor” de fazer cada decisão. É importante que você tente responder a todas as perguntas. No entanto, se você se sentir desconfortável com qualquer item, você pode escolher omitir isso. Indique o grau de concordância com as afirmativas abaixo.

Indique o grau com que você concorda ou discorda com as afirmativas abaixo:	Discordo totalmente			Concordo totalmente	
	1	2	3	4	5
1. Eu geralmente tomo boas decisões quando se trata de algo que me especializei anteriormente através do conhecimento formal.	1	2	3	4	5
2. Eu encontro soluções rápidas quando me deparo com problemas no qual tenho conhecimento.	1	2	3	4	5
3. Eu costumo tomar boas decisões quando os fatos são limitados e não indicam claramente o caminho a seguir.	1	2	3	4	5
4. Geralmente eu não consigo explicar o porquê das decisões que eu tomei.	1	2	3	4	5
5. Levo em consideração os meus sentimentos ao tomar uma decisão.	1	2	3	4	5
6. Acho que minhas melhores decisões geralmente resultam do uso da abordagem “rápida e fácil” em vez do Método “lento mas seguro”.	1	2	3	4	5
7. Eu faço minhas melhores escolhas quando tenho que tomar decisões rápidas e instintivas.	1	2	3	4	5
8. Às vezes as decisões, mesmo as mais importantes, não são difíceis de fazer porque simplesmente “sinto” que ela estão certas.	1	2	3	4	5
9. Acredito mais em minha experiência do que em relatórios para tomar decisões.	1	2	3	4	5
10. Costumo tomar decisões levando em consideração meus erros e acertos anteriores.	1	2	3	4	5
11. Reconheço rapidamente a situação ao tomar uma decisão.	1	2	3	4	5
12. Eu geralmente tomo boas decisões sob pressão do tempo.	1	2	3	4	5
13. Ao tomar uma decisão levo em consideração as minhas crenças.	1	2	3	4	5
14. Sinto que, se planejar cuidadosamente minhas decisões, tomarei boas decisões.	1	2	3	4	5
15. Na tomada de decisão eu primeiro tento fazer uma lista mental de todos os fatores ou atributos que serão importantes para minha decisão.	1	2	3	4	5
16. Antes de tomar uma decisão defino os meus objetivos e busco garantir que estou sempre alinhado a eles.	1	2	3	4	5

17. As decisões mais importantes da vida são complexas e precisam ser avaliadas de maneira sistemática e ordenada.	1	2	3	4	5
18. Eu sempre busco as melhores alternativas para atingir os objetivos.	1	2	3	4	5
19. Ao tomar uma decisão eu me certifico que tomei a decisão mais eficiente.	1	2	3	4	5
20. Ao tomar uma decisão, procuro analisar com cautela todas as alternativas possíveis.	1	2	3	4	5
21. Na tomada de decisão, procuro examinar a importância dos pontos bons e ruins de cada alternativa e suas prováveis consequências.	1	2	3	4	5
22. Eu tento prestar atenção à informação passada ao tomar novas decisões.	1	2	3	4	5
23. Uma boa regra é que quanto mais informações eu tiver na decisão, melhor será essa decisão.	1	2	3	4	5
24. Minhas melhores decisões são aquelas pelas quais eu ponderei cuidadosamente todas as informações relevantes.	1	2	3	4	5
25. Minhas emoções não influenciam as minhas decisões.	1	2	3	4	5
26. Eu consigo explicar o porquê de todas as minhas decisões	1	2	3	4	5

3
3
4

Instruções
Currículos
Inventário DPE
Questionário DMI
Identificação

Questionário DMI

Estamos interessados em como você normalmente toma decisões. Pense em diferentes situações e contextos em que você tomou decisões recentemente, em especial a decisão da classificação dos candidatos. Então, para cada declaração abaixo, indique o grau em que você concorda ou discorda com essa afirmação. Tenha em mente que não há respostas certas ou erradas para qualquer um desses itens, porque não há uma maneira "melhor" de fazer cada decisão.

Indique o grau com que você concorda ou discorda com as afirmativas abaixo:

1. Eu geralmente tomo boas decisões quando se trata de algo que me especializei anteriormente através do conhecimento formal. *
2. Eu encontro soluções rápidas quando me deparo com problemas no qual tenho conhecimento. *
3. Eu costumo tomar boas decisões quando os fatos são limitados e não indicam claramente o caminho a seguir. *
4. Geralmente eu não consigo explicar o porquê das decisões que eu tomei. *
5. Levo em consideração os meus sentimentos ao tomar uma decisão. *
6. Acho que minhas melhores decisões geralmente resultam do uso da abordagem "rápida e fácil" em vez do Método "lento mas seguro". *

Inventário do Estilo de Liderança (DMI)

Bloco de identificação dos participantes

<p>1. Sexo 1[] Feminino 2[] Masculino</p> <p>2. Qual é a sua idade em anos? _____</p> <p>3. É avaliador Ad Hoc e/ou Bolsista PQ e/ou Bolsista DT? 1[] Sim 2[] Não</p> <p>4. Qual é o seu grau de instrução? 1[] Tenho doutorado concluído 2[] Não tenho doutorado</p>	<p>5. Você exerce cargo de liderança ou chefia? 1[] sim 2[] não</p> <p>6. Há quanto tempo você atua na docência? 1[] menos de 01 ano 2[] entre 01 e 03 anos 3[] entre 03 e 05 anos 4[] entre 05 e 10 anos 5[] mais de 10 anos. 6[] não sou docente.</p>
---	---

Curriculos Inventário DPE Questionário DMI Identificação

Identificação do Candidato

Responda o bloco de perguntas de identificação para continuar.

1. SEXO *

Feminino Masculino

2. QUAL A SUA IDADE EM ANOS? *

Ex: 38

3. É AVALIADOR AD HOC E/OU BOLSISTA PQ E/OU BOLSISTA DT? *

Sim
 Não

4. QUAL É O SEU GRAU DE INSTRUÇÃO? *

Tenho doutorado concluído
 Não tenho doutorado

5. VOCÊ EXERCE CARGO DE LIDERANÇA OU CHEFIA? *

Sim Não

7. HÁ QUANTO TEMPO VOCÊ ATUA NA DOCÊNCIA? *

Menos de 01 ano
 Entre 01 e 03 anos
 Entre 03 e 05 anos
 Entre 05 e 10 anos
 Mais de 10 anos
 Não sou docente

Identificação dos participantes.

Apêndice B – Bloco de Seleção de Currículos (Área dos Participantes)

1 Termos e Instruções 2 Currículos 3 Inventário DPE 4 Questionário DMI 5 Identificação do Candidato

Termos de Concordância e Instruções de Uso

Leia as instruções e os termos e marque a caixa de seleção para avançar.

Seja bem-vindo (a) ao Módulo de Seleção de Candidatos à bolsista de Pós-Doutorado no Exterior. O objetivo deste quase-experimento é realizar uma **tomada de decisão**. Para isso você irá simular a classificação de candidatos à bolsistas de pós-doutorado no exterior. Essa é uma seleção de bolsistas **fictícia**, e seu resultado servirá **apenas para esta pesquisa**.

Não existe nenhum critério pré-definido para a seleção dos candidatos. Portanto, você fará uso da sua experiência e conhecimento para classificar os candidatos.

Instruções de Uso

Após concordar em participar desta pesquisa, você acessará uma tela com o resumo de 4 (quatro) currículos lattes.

- Clique na foto do candidato e na opção "Visualizar" para acessar cada currículo em sua íntegra.
- Você poderá visualizar cada currículo por até **2 minutos**.
- Após visualizar cada currículo, você irá definir quais currículos achou melhor. Você deverá classificar cada candidato, definindo sua posição do 1º ao 4º lugar.
- Para todos os candidatos deverá ser **escolhida uma posição**.
- Se você identificar que classificou o currículo errado, você poderá mudar sua posição clicando em uma nova posição, mesmo que já tenha definido a mesma posição para outro candidato. Porém, deverá classificar o outro candidato novamente.
- Após a classificação dos candidatos, serão apresentadas perguntas a respeito da tomada de decisão realizada por você nesta pesquisa, sobre o pós-doutorado no exterior e sobre o processo de seleção de bolsistas.
- Clique em **avançar** para continuar a pesquisa.

As telas seguintes apresentarão:

- **Questionário DMI:** O objetivo deste questionário é para que possamos conhecer o seu estilo de tomada de decisão.
- **Identificação do candidato.**

Importante: Todas as informações serão utilizadas somente para fins desta pesquisa, portanto, nenhum dado pessoal será divulgado ou repassado para terceiros.

Desde já agradeço a sua colaboração!

Diego Vinícius de Castro

Eu li e concordo com todos os termos.


Termos de Concordância e Instruções de Uso.

1 Termos e Instruções 2 Currículos 3 Inventário DPE 4 Questionário DMI 5 Identificação do Candidato


Currículos

Faça a visualização completa dos quatro currículos e os classifique para avançar.


(Dica: Clique na foto dos candidatos para alternar entre os currículos.)




Clarisse



Zumerina



Alcides



Hélio Ribes


Doutorado em Agricultural and Applied Economics. Professora com experiência na área de Economia Industrial e Negócios Internacionais, atuando principalmente nos seguintes temas: Impacto dos Investimentos Diretos Estrangeiros para Economias Locais, Estratégia de Investimento de Empresas Multinacionais, Geração de Inovação e Transferência de Conhecimento entre Subsidiárias Estrangeiras e Empresas Locais, Política Industrial e Investimento Estrangeiro, Expansão da Firma, Alianças Estratégicas entre Empresas, Aglomerações Espaciais e Biotecnologia Agrícola e Inovação.

[Visualizar](#)

[Retornar](#) [Avançar](#)

Área dos Currículos.

01:50



Clarisse

Doutorado em Agricultural and Applied Economics. Professora com experiência na área de Economia Industrial e Negócios Internacionais, atuando principalmente nos seguintes temas: Impacto dos Investimentos Diretos Estrangeiros para Economias Locais, Estratégia de Investimento de Empresas Multinacionais, Geração de Inovação e Transferência de Conhecimento entre Subsidiárias Estrangeiras e Empresas Locais, Política Industrial e Investimento Estrangeiro, Expansão da Firma, Alianças Estratégicas entre Empresas, Aglomerações Espaciais e Biotecnologia Agrícola e Inovação.

Formação acadêmica/titulação

2000 - 2005

Doutorado em Agricultural And Applied Economics.
University of Georgia, USA, Estados Unidos

Finalizar Visualização

Retornar


Resumo do Currículo.

1. Instruções
2. Currículos
3. Inventário DPE
4. Questionário DMI
5. Identificação do Candidato


Currículos

Faça a visualização completa dos quatro currículos e os classifique para avançar.


(Dica: Clique na foto dos candidatos para alternar entre os currículos.)




Clarisse



Zumerina



Alcídes



Hélio Ribas

Doutorado em Agricultural and Applied Economics. Professora com experiência na área de Economia Industrial e Negócios Internacionais, atuando principalmente nos seguintes temas: Impacto dos Investimentos Diretos Estrangeiros para Economias Locais, Estratégia de Investimento de Empresas Multinacionais, Geração de Inovação e Transferência de Conhecimento entre Subsidiárias Estrangeiras e Empresas Locais, Política Industrial e Investimento Estrangeiro, Expansão da Firma, Alianças Estratégicas entre Empresas, Aglomerações Espaciais e Biotecnologia Agrícola e Inovação.

DOS QUATRO CURRÍCULOS COMO VOCÊ CLASSIFICA ESTE CURRÍCULO? *

1º Lugar
 2º Lugar
 3º Lugar
 4º Lugar

Retornar

Avançar

Classificação dos Currículos.

Sua avaliação foi registrada com sucesso!

Classificação dos candidatos:

1º Lugar

Clarisse

2º Lugar

Alcides

3º Lugar

Hélio Ribas

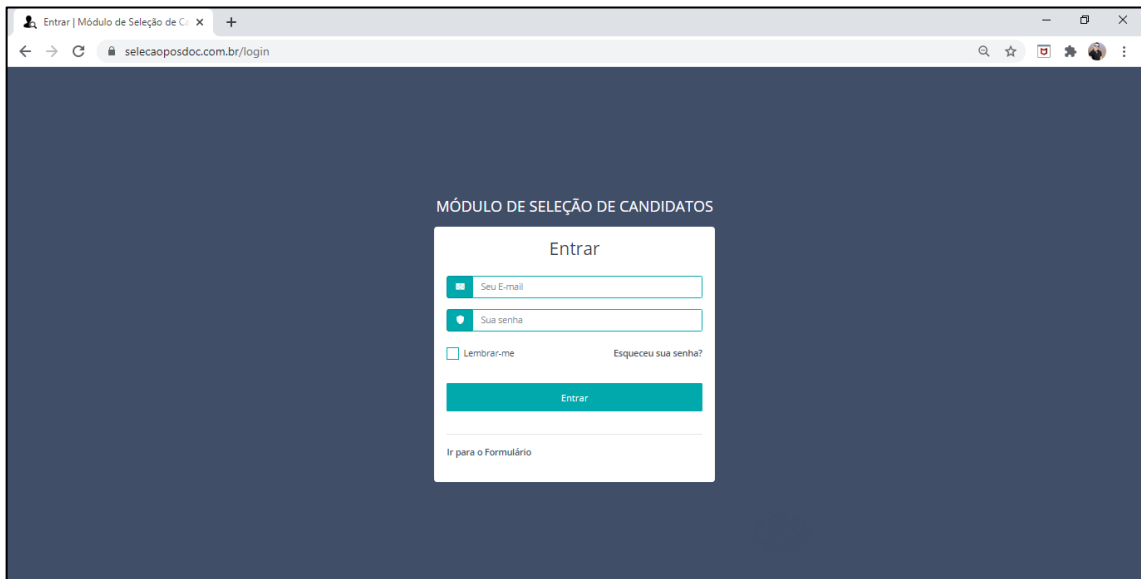
4º Lugar

Zumerina

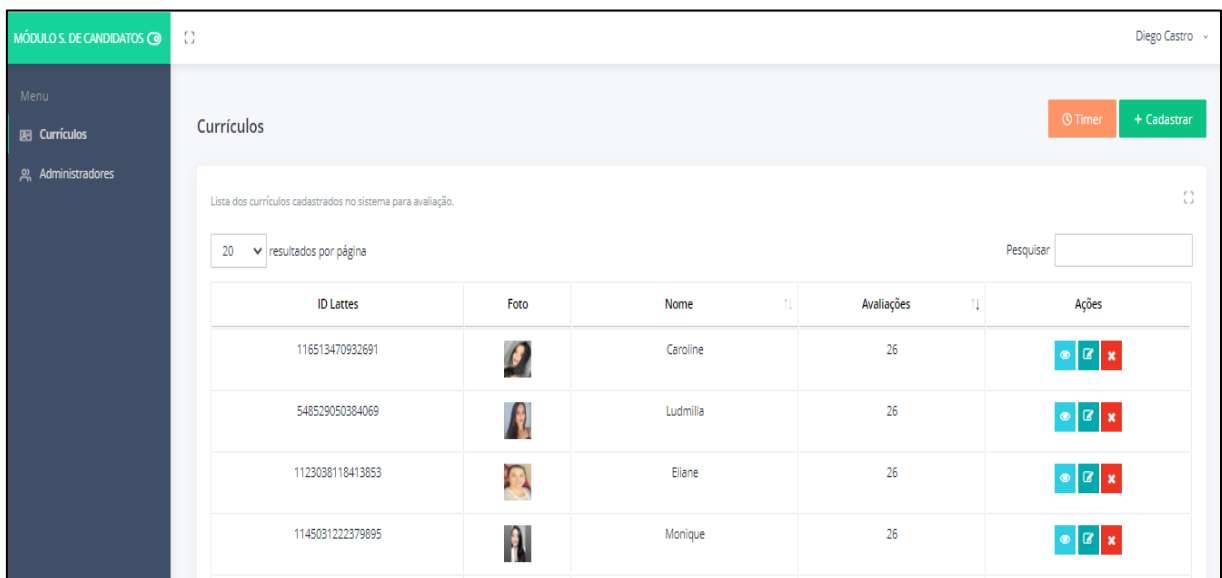
Agradecemos pela sua participação.

Agradecimento e Classificação Final dos Currículos.

Apêndice C – Bloco de Seleção de Currículos (Área do Administrador do Sistema)



Área de Login.



Gerenciamento do Bloco de Seleção de Currículos.

MÓDULO S. DE CANDIDATOS

Menu

- Curriculos
- Administradores

Diego Castro

Cadastrar Novo Currículo

← Retornar

Cadastre um novo currículo no sistema.

ID Lattes *

Adicione a foto do currículo (Opcional) Procurar Nome completo *

Somente: jpg / jpeg / png / gif, menos de 11Mb

Resumo do currículo *

Currículo completo *

Formatar - | Fonte - | Tamanho -

Cadastrar Novo Currículo.

Curriculo: 5516755786380532

selecaooposdoc.com.br/admin/curriculos/visualizar/5516755786380532

MÓDULO S. DE CANDIDATOS


Menu

- Curriculos
- Administradores

Diego Castro

Curriculo: 5516755786380532

← Retornar

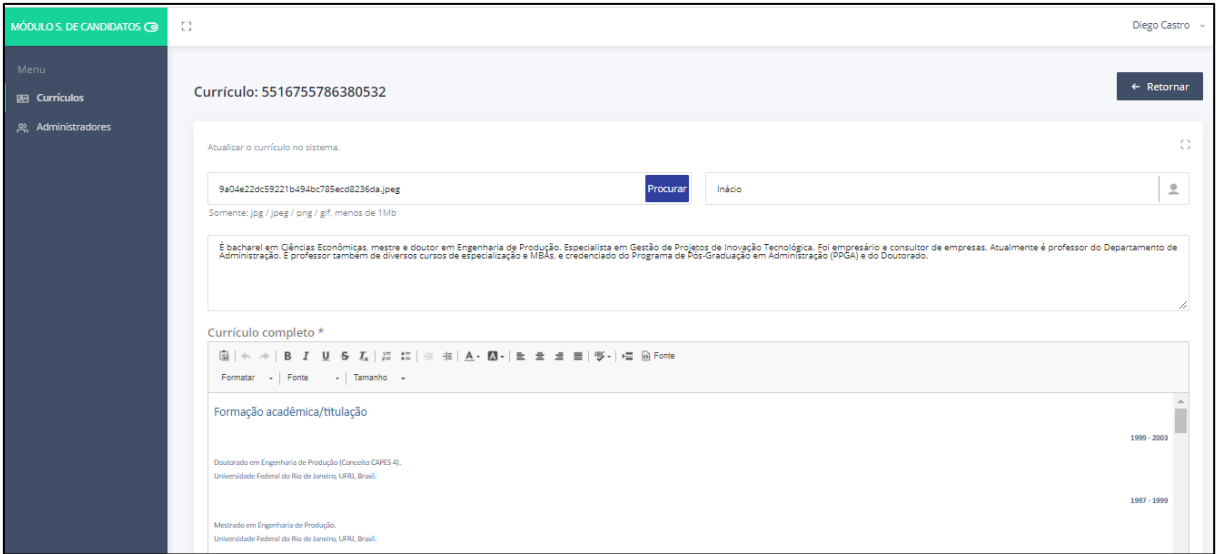
 Inácio Editar

É bacharel em Ciências Econômicas, mestre e doutor em Engenharia de Produção. Especialista em Gestão de Projetos de Inovação Tecnológica. Foi empresário e consultor de empresas. Atualmente é professor do Departamento de Administração. É professor também de diversos cursos de especialização e MBAs, e credenciado do Programa de Pós-Graduação em Administração (PPGA) e do Doutorado.

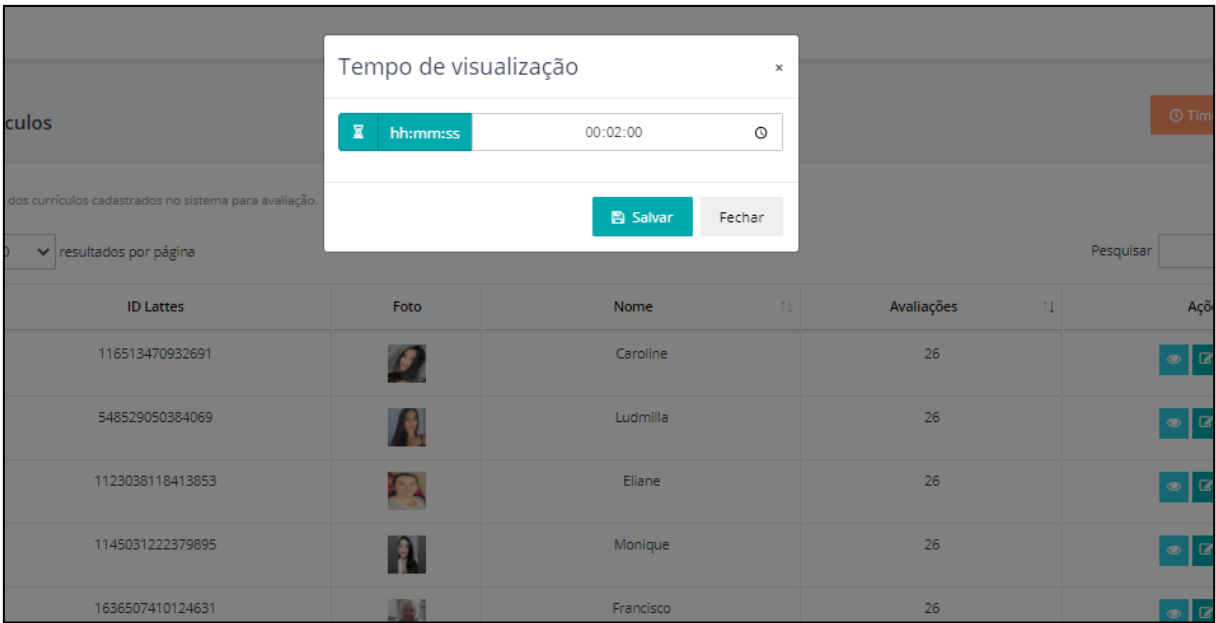
Formação acadêmica/titulação

Doutorado em Engenharia de Produção (Concurso CAPES 4). Universidade Federal do Rio de Janeiro, UFRJ, Brasil.	1999 - 2003
Mestrado em Engenharia de Produção. Universidade Federal do Rio de Janeiro, UFRJ, Brasil.	1997 - 1999
Graduação em Ciências Econômicas. Universidade Federal do Rio de Janeiro, UFRJ, Brasil.	1992 - 1997

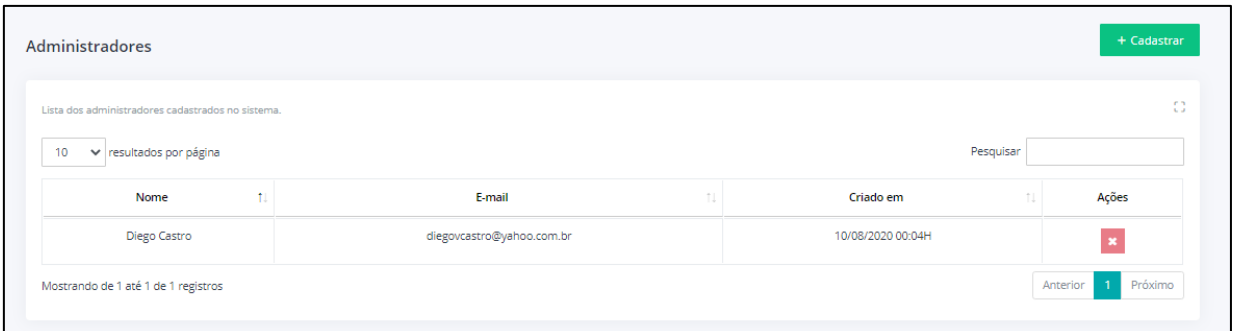
Visualizar Currículo Cadastrado.



Editar Currículos.



Cadastrar Tempo de Visualização dos Currículos



Área dos Administradores do Sistema.

Administradores

Lista dos administradores cadastrados no sistema.

10 resultados por página

Nome	E-mail	Criado em
Diego Castro	diegovcastro@yahoo.com.br	10/08/2020 00:04H

Mostrando de 1 até 1 de 1 registros

Cadastrar Administrador

Nome *

E-mail do administrador *

Senha (min: 8) * Confirme a senha *

Cadastrar Fechar

Cadastrar Novo Administrador.

Apêndice D – Atributos Identificados na Pré-seleção do Algoritmo de Recomendação

<ol style="list-style-type: none"> 1. Ano-pós-doutorado 2. Numero-identificador 3. Área-conhecimento 4. Nome-do-curso-doutorado 5. Rank-ies 6. Conselho-comissão-e-consultoria 7. Ensino 8. Estagio 9. Extensão-universitária 10. Participação-em-projeto 11. Vínculos 12. Pesquisa-e-desenvolvimento 13. Serviço-técnico-especializado 14. Outra-atividade-técnico-científica 15. Artigo-A1 16. Artigo-A2 17. Artigo-B1 18. Artigo-B2 19. Artigo-B3 20. Artigo-B4 21. Artigo-B5 22. Artigo-C 23. Artigo-null 24. Artigo-aceito-para-publicação 25. Capítulo-de-livro-publicado 26. Livro-publicado-ou-organizado 27. Partitura-musical 28. Texto-em-jornal-ou-revista 29. Trabalho-em-eventos 30. Outra-produção-bibliográfica 31. Apresentação-de-trabalho 32. Curso-de-curta-duração-ministrado 33. Desenvolvimento-de-material-didático-ou-instrucional 34. Maquete 35. Mídia-social-website-blog 36. Patente 37. Processos-ou-técnicas 38. Produto-tecnológico 39. Relatório-de-pesquisa 40. Software 41. Trabalho-técnico 	<ol style="list-style-type: none"> 42. Apresentação-em-radio-ou-tv 43. Artes-cênicas 44. Artes-visuais 45. Curso-de-curta-duração 46. Orientações-concluídas-para-mestrado 47. Orientações-concluídas-para-doutorado 48. Orientações-concluídas-para-pós-doutorado 49. Outras-orientações-concluídas 50. Formação-complementar-de-extensão-universitária 51. Mba 52. Participação-em-banca-de-graduação 53. Participação-em-banca-de-mestrado 54. Participação-em-banca-de-doutorado 55. Participação-em-banca-de-exame-qualificação 56. Outras-participações-em-banca 57. Banca-julgadora-para-concurso-publico 58. Outras-bancas-julgadoras 59. Participação-em-congresso 60. Participação-em-encontro 61. Participação-em-oficina 62. Participação-em-seminário 63. Outras-participações-em-eventos-congressos 64. Orientação-em-andamento-de-graduação 65. Orientação-em-andamento-de-mestrado 66. Orientação-em-andamento-de-doutorado 67. Orientação-em-andamento-de-iniciação-científica 68. Quantidade-Artigo-publicado 69. Score-artigos 70. Classe 71. Ano-conclusão-mestrado 72. Ano-conclusão-doutorado 73. Membro de comitê de assessoramento 74. Membro de corpo editorial 75. Revisor de periódico 76. Revisor de projeto de fomento 77. Vínculo Internacional 78. Membro de corpo editorial internacional 79. Revisor de período internacional 80. Revisor de projeto de fomento internacional 81. Organização de evento internacional
--	--

APÊNDICE E – Rotulação de cada *cluster* em um cenário de alta validade pertencente a cada candidato após o Pós-Doutorado.

Candidato	Cluster
Currículo	1
Currículo (1)	0
Currículo (2)	0
Currículo (3)	2
Currículo (4)	1
Currículo (5)	0
Currículo (6)	1
Currículo (7)	0
Currículo (8)	1
Currículo (9)	0
Currículo (10)	0
Currículo (11)	0
Currículo (12)	2
Currículo (13)	1
Currículo (14)	1
Currículo (15)	1
Currículo (16)	0
Currículo (17)	1
Currículo (18)	0
Currículo (19)	0
Currículo (20)	2
Currículo (21)	2
Currículo (22)	0
Currículo (23)	0
Currículo (24)	0
Currículo (25)	0
Currículo (26)	1
Currículo (27)	1
Currículo (28)	1
Currículo (29)	1
Currículo (30)	3
Currículo (31)	1
Currículo (32)	1
Currículo (33)	1
Currículo (34)	1
Currículo (35)	1
Currículo (36)	1
Currículo (37)	1
Currículo (38)	1
Currículo (39)	0

APÊNDICE F – Rotulação de cada *cluster* em um cenário incerto pertencente a cada candidato após o Pós-Doutorado.

Candidato	Cluster
Currículo	0
Currículo (1)	0
Currículo (2)	1
Currículo (3)	0
Currículo (4)	1
Currículo (5)	0
Currículo (6)	0
Currículo (7)	1
Currículo (8)	1
Currículo (9)	1
Currículo (10)	0
Currículo (11)	1
Currículo (12)	1
Currículo (13)	1
Currículo (14)	0
Currículo (15)	1
Currículo (16)	0
Currículo (17)	1
Currículo (18)	2
Currículo (19)	3
Currículo (20)	2
Currículo (21)	2
Currículo (22)	0
Currículo (23)	1
Currículo (24)	1
Currículo (25)	0
Currículo (26)	0
Currículo (27)	1
Currículo (28)	2
Currículo (29)	0
Currículo (30)	1
Currículo (31)	1
Currículo (32)	0
Currículo (33)	1
Currículo (34)	0
Currículo (35)	1
Currículo (36)	1
Currículo (37)	1
Currículo (38)	0
Currículo (39)	1

APÊNDICE G – Rotulação de cada *cluster* pertencente a cada candidato anterior ao Pós-Doutorado (Algoritmo).

Candidato	Cluster
Currículo	1
Currículo (1)	1
Currículo (2)	0
Currículo (3)	2
Currículo (4)	0
Currículo (5)	1
Currículo (6)	1
Currículo (7)	0
Currículo (8)	1
Currículo (9)	1
Currículo (10)	0
Currículo (11)	1
Currículo (12)	2
Currículo (13)	2
Currículo (14)	1
Currículo (15)	0
Currículo (16)	1
Currículo (17)	1
Currículo (18)	1
Currículo (19)	0
Currículo (20)	2
Currículo (21)	2
Currículo (22)	0
Currículo (23)	0
Currículo (24)	1
Currículo (25)	0
Currículo (26)	0
Currículo (27)	1
Currículo (28)	2
Currículo (29)	1
Currículo (30)	3
Currículo (31)	0
Currículo (32)	1
Currículo (33)	0
Currículo (34)	1
Currículo (35)	0
Currículo (36)	1
Currículo (37)	0
Currículo (38)	1
Currículo (39)	0

APÊNDICE H – Rotulação dos grupos pertencentes a cada candidato Ad Hoc, Doutores e Discentes (Intuitivos e Racionais)

Candidato	Ad hoc		Doutores		Discentes	
	Intuitivo	Racional	Intuitivo	Racional	Intuitivo	Racional
Currículo	1	0	0	1	2	1
Currículo (1)	2	2	1	0	2	1
Currículo (2)	0	1	1	1	2	1
Currículo (3)	1	1	0	1	1	0
Currículo (4)	2	1	2	3	1	1
Currículo (5)	0	1	0	0	1	0
Currículo (6)	0	0	1	0	0	0
Currículo (7)	1	1	0	1	1	1
Currículo (8)	1	0	0	0	0	0
Currículo (9)	0	0	0	2	0	1
Currículo (10)	0	1	1	1	3	2
Currículo (11)	1	1	3	0	0	0
Currículo (12)	2	1	1	1	0	2
Currículo (13)	1	1	1	1	1	0
Currículo (14)	0	0	1	1	0	1
Currículo (15)	1	1	0	1	1	3
Currículo (16)	0	0	0	0	0	0
Currículo (17)	1	0	2	1	1	1
Currículo (18)	0	2	2	1	1	1
Currículo (19)	3	1	1	2	0	2
Currículo (20)	0	0	0	0	1	0
Currículo (21)	0	0	0	0	1	1
Currículo (22)	0	0	0	0	1	1
Currículo (23)	0	0	1	0	1	2
Currículo (24)	0	2	1	1	2	0
Currículo (25)	1	0	0	1	1	1
Currículo (26)	1	1	0	1	1	0
Currículo (27)	1	0	1	1	0	1
Currículo (28)	1	3	2	1	1	1
Currículo (29)	1	1	1	1	0	0
Currículo (30)	0	1	0	0	1	1
Currículo (31)	1	0	1	0	0	0
Currículo (32)	1	1	1	0	0	0
Currículo (33)	1	1	1	2	0	1
Currículo (34)	1	0	1	2	0	1
Currículo (35)	1	1	1	1	1	1
Currículo (36)	1	1	1	1	1	1
Currículo (37)	1	1	1	0	0	0
Currículo (38)	0	0	0	0	1	0
Currículo (39)	2	2	1	1	1	1

APÊNDICE I – Média de tempo do término da graduação e doutorado dos currículos utilizados para a decisão racional e humana dividido por *clusters*

```

: data[data['Cluster'] == 0]['t_grad_phd'].mean() # Graduação até início pos-doc
: 23.928571428571427

: data[data['Cluster'] == 1]['t_grad_phd'].mean() # Graduação até início pos-doc
: 17.25

: data[data['Cluster'] == 2]['t_grad_phd'].mean() # Graduação até início pos-doc
: 16.5

: data[data['Cluster'] == 3]['t_grad_phd'].mean() # Graduação até início pos-doc
: 34.0

```

Tempo médio do término da graduação em relação ao início do pós-doutorado.

doc - pos-doc

```

: data[data['Cluster'] == 0]['t_doc_phd'].mean() # Doutorado até início pos-doc
: 10.714285714285714

: data[data['Cluster'] == 1]['t_doc_phd'].mean() # Doutorado até início pos-doc
: 6.6

: data[data['Cluster'] == 2]['t_doc_phd'].mean() # Doutorado até início pos-doc
: 4.5

: data[data['Cluster'] == 3]['t_doc_phd'].mean() # Doutorado até início pos-doc
: 21.0

```

Tempo médio do término do doutorado em relação ao início do pós-doutorado.

APÊNDICE J – Assertividade do Algoritmo e Humanos nos cenários de Alta Validade e Incerto

Alta Validade

Recall Score

```
In [177]: from sklearn.metrics import recall_score
base = pd.read_excel('cluster_pos.xlsx')
candidatos = pd.read_excel('cluster_anterior.xlsx')
y_true = base['Cluster']
y_pred = candidatos['Cluster']
recall_score(y_true, y_pred, average='macro')
```

Out[177]: 0.8104636591478697

```
In [178]: from sklearn.metrics import accuracy_score
accuracy_score(y_true, y_pred)
```

Out[178]: 0.775

```
In [179]: accuracy_score(y_true, y_pred, normalize=False)
```

Out[179]: 31

Incerto

```
from sklearn.metrics import recall_score
base = pd.read_excel('classific_inter.xlsx')
candidatos = pd.read_excel('cluster_anterior.xlsx')
y_true = base['Cluster']
y_pred = candidatos['Cluster']
recall_score(y_true, y_pred, average='macro')
```

Out[3]: 0.31666666666666665

```
In [71]: from sklearn.metrics import accuracy_score
accuracy_score(y_pred, y_true)
```

Out[71]: 0.3

```
In [72]: accuracy_score(y_pred, y_true, normalize=False)
```

Out[72]: 12

Taxa de Acerto e Acurácia do Algoritmo no Cenário de Alta Validade e Incerto

Intuitivos

```
import pandas as pd
base = pd.read_excel('validacao/classific_normal.
candidatos = pd.read_excel('validacao/AD_Intuitiv
y_true = base['cluster']
y_pred = candidatos['cluster']
```

```
from sklearn.metrics import accuracy_score
accuracy_score(y_pred, y_true)
```

0.65

```
accuracy_score(y_pred, y_true, normalize=False)
```

26

Racionais

```
import pandas as pd
base = pd.read_excel('validacao/classific_normal
candidatos = pd.read_excel('validacao/AD_Raciona
y_true = base['cluster']
y_pred = candidatos['cluster']
```

```
from sklearn.metrics import accuracy_score
accuracy_score(y_pred, y_true)
```

0.375

```
accuracy_score(y_pred, y_true, normalize=False)
```

15

Taxa de assertividade dos Avaliadores Ad Hoc Intuitivos e Racionais (Cenário de Alta Validade)

Intuitivos

```
import pandas as pd
base = pd.read_excel('validacao/classific_inter.
candidatos = pd.read_excel('validacao/AD_Intuit:
y_true = base['cluster']
y_pred = candidatos['cluster']
```

```
from sklearn.metrics import accuracy_score
accuracy_score(y_pred, y_true)
```

0.55

```
accuracy_score(y_pred, y_true, normalize=False)
```

22

Racionais

```
import pandas as pd
base = pd.read_excel('validacao/classific_inter.:
candidatos = pd.read_excel('validacao/AD_Raciona
y_true = base['cluster']
y_pred = candidatos['cluster']
```

```
from sklearn.metrics import accuracy_score
accuracy_score(y_pred, y_true)
```

0.5

```
accuracy_score(y_pred, y_true, normalize=False)
```

20

Previsão de acertos dos Avaliadores Ad Hoc Intuitivos e Racionais (Cenário Incerto)

Intuitivos

```
import pandas as pd
base = pd.read_excel('validacao/classific_normal')
candidatos = pd.read_excel('validacao/Dout_intui')
y_true = base['cluster']
y_pred = candidatos['cluster']
```

```
from sklearn.metrics import accuracy_score
accuracy_score(y_pred, y_true)
```

0.45

```
accuracy_score(y_pred, y_true, normalize=False)
```

18

Racionais

```
import pandas as pd
base = pd.read_excel('validacao/classific_normal')
candidatos = pd.read_excel('validacao/Dout_Racio')
y_true = base['cluster']
y_pred = candidatos['cluster']
```

```
from sklearn.metrics import accuracy_score
accuracy_score(y_pred, y_true)
```

0.425

```
accuracy_score(y_pred, y_true, normalize=False)
```

17

Previsão de acertos dos Doutores Intuitivos e Racionais (Cenário de Alta Validade)

Intuitivos

```
import pandas as pd
base = pd.read_excel('validacao/classific_inter.')
candidatos = pd.read_excel('validacao/Dout_Intui')
y_true = base['cluster']
y_pred = candidatos['cluster']
```

```
from sklearn.metrics import accuracy_score
accuracy_score(y_pred, y_true)
```

0.55

```
accuracy_score(y_pred, y_true, normalize=False)
```

22

Racionais

```
import pandas as pd
base = pd.read_excel('validacao/classific_inter.')
candidatos = pd.read_excel('validacao/Dout_Racio')
y_true = base['cluster']
y_pred = candidatos['cluster']
```

```
from sklearn.metrics import accuracy_score
accuracy_score(y_pred, y_true)
```

0.475

```
accuracy_score(y_pred, y_true, normalize=False)
```

19

Previsão de acertos dos Doutores Intuitivos e Racionais (Cenário Incerto)

Intuitivos

```
import pandas as pd
base = pd.read_excel('validacao/classific_normal')
candidatos = pd.read_excel('validacao/Gra_Intuit')
y_true = base['cluster']
y_pred = candidatos['cluster']
```

```
from sklearn.metrics import accuracy_score
accuracy_score(y_pred, y_true)
```

0.325

```
accuracy_score(y_pred, y_true, normalize=False)
```

13

Racionais

```
import pandas as pd
base = pd.read_excel('validacao/classific_normal')
candidatos = pd.read_excel('validacao/Gra_Racion')
y_true = base['cluster']
y_pred = candidatos['cluster']
```

```
from sklearn.metrics import accuracy_score
accuracy_score(y_pred, y_true)
```

0.375

```
accuracy_score(y_pred, y_true, normalize=False)
```

15

Previsão de acertos dos Discentes Intuitivos e Racionais (Cenário de Alta Validade)

Intuitivos

```
import pandas as pd
base = pd.read_excel('validacao/classific_inter.
candidatos = pd.read_excel('validacao/Grad_intui
y_true = base['cluster']
y_pred = candidatos['cluster']
```

```
from sklearn.metrics import accuracy_score
accuracy_score(y_pred, y_true)
```

0.4

```
accuracy_score(y_pred, y_true, normalize=False)
```

16

Racionais

```
import pandas as pd
base = pd.read_excel('validacao/classific_inter.
candidatos = pd.read_excel('validacao/Grad_Racio
y_true = base['cluster']
y_pred = candidatos['cluster']
```

```
from sklearn.metrics import accuracy_score
accuracy_score(y_pred, y_true)
```

0.475

```
accuracy_score(y_pred, y_true, normalize=False)
```

19

Previsão de acertos dos Discentes Intuitivos e Racionais (Cenário Incerto)