



**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE AGRONOMIA E MEDICINA VETERINÁRIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM AGRONOMIA**

**ANÁLISE DE IMAGEM E VIABILIDADE ECONÔMICA NA AVALIAÇÃO DA
QUALIDADE FÍSICA DE GRÃOS DE ARROZ**

ERICH BARROS BRANDANI

TESE DE DOUTORADO EM AGRONOMIA

**BRASÍLIA/DF
FEVEREIRO/2025**



UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE AGRONOMIA E MEDICINA VETERINÁRIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM AGRONOMIA

**ANÁLISE DE IMAGEM E VIABILIDADE ECONÔMICA NA AVALIAÇÃO DA
QUALIDADE FÍSICA DE GRÃOS DE ARROZ**

ERICH BARROS BRANDANI

ORIENTADORA: DRA. NARA OLIVEIRA SILVA SOUZA
CO-ORIENTADOR: DR. RICARDO CARMONA

**TESE DE DOUTORADO NO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
AGRONOMIA**

PUBLICAÇÃO: N° ____/2025

BRASÍLIA-DF
FEVEREIRO/2025



**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE AGRONOMIA E MEDICINA VETERINÁRIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM AGRONOMIA**

**ANÁLISE DE IMAGEM E VIABILIDADE ECONÔMICA NA AVALIAÇÃO DA
QUALIDADE FÍSICA DE GRÃOS DE ARROZ**

ERICH BARROS BRANDANI

**TESE DE DOUTORADO SUBMETIDA AO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
AGRONOMIA, COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS À OBTENÇÃO
DO GRAU DE DOUTOR.**

APROVADA POR:

NARA OLIVEIRA SILVA SOUZA, Dra. / UnB / narasouza@unb.br / Orientador

**FABIANA CARMANINI RIBEIRO, Dra. / UnB / facarmanini@unb.br / Examinadora
Internia**

**FLÍVIA FERNANDES DE JESUS SOUZA, Dra. / UEG / Fliviafdejesus@gmail.com
/ Examinadora Externa**

**ERNANDES RODRIGUES DE ALENCAR, Dr. / UFV / ernandesalencar@gmail.com
/ Examinador Externo**

BRASÍLIA-DF, 25 de fevereiro de 2025

FICHA CARTOGRÁFICA

Barros Brandani, Erich

ANÁLISE DE IMAGEM E VIABILIDADE ECONÔMICA NA AVALIAÇÃO DA
QUALIDADE FÍSICA DE GRÃOS DE ARROZ / Erich Barros Brandani; Orientador
Nara Oliveira Silva Souza. — Brasília, 2025.

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

Brandani, E. B. ANÁLISE DE IMAGEM E VIABILIDADE ECONÔMICA NA AVALIAÇÃO DA QUALIDADE FÍSICA DE GRÃOS DE ARROZ. Brasília: Faculdade de Agronomia e Medicina Veterinária, Universidade de Brasília, 2024, 143p. Tese de Doutorado.

CESSÃO DE DIREITOS

NOME DO AUTOR: ERICH BARROS BRANDANI

TÍTULO DA TESE: ANÁLISE DE IMAGEM E VIABILIDADE ECONÔMICA NA AVALIAÇÃO DA QUALIDADE FÍSICA DE GRÃOS DE ARROZ

GRAU: DOUTOR ANO: 2025

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta Tese de Doutorado para única e exclusivamente propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva para si os outros direitos autorais de publicação. Nenhuma parte desta Tese de Doutorado pode ser reproduzida sem a autorização por escrito do autor. Citações são estimuladas, desde que citada a fonte.

Nome: Erich Barros Brandani

E-mail: erich_bb@hotmail.com

Dedico ao meu querido Pai, Hamilton Brandani, pois sou fruto de seu esforço na área de Classificação Vegetal por mais de 40 anos e por ser a inspiração para a minha evolução constante; e ao meu avô, Osvaldo Pereira de Barros, pela sorte de poder propiciar, aos seus 96 anos, a experiência de ter um neto Doutor.

AGRADECIMENTOS

À minha orientadora, Dra. Nara Oliveira Silva Souza, que me acompanhou na Graduação, Mestrado e agora no Doutorado, figura essencial nessa grande conquista, da qual não teria conseguido sem sua orientação e confiança.

À minha querida Mãe, Maria das Dores Souza Barros, pelo amor incondicional e por propiciar as condições necessárias para este Doutorado florescer.

Ao meu amigo, Dr. Wallas Felippe de Souza Ferreira, que me acompanha desde a graduação, por ter me ajudado a acreditar que era possível, por todo apoio, competência e por compor o time que fez esse Doutorado virar realidade.

À minha amiga, Dra. Ana Luiza Alves de Oliveira, pela sua contribuição intelectual e pelos momentos de aprendizado sempre muito ricos.

À equipe ENCLASS, em especial à Raquel Ferreira Alves, por toda a dedicação e excelência em sua participação neste grande projeto.

Aos meus amigos e família, base de todo o carinho e amor que existe em mim.

Muito obrigado!

ÍNDICE GERAL

ÍNDICE DE FIGURAS	xii
ÍNDICE DE TABELAS	xiii
RESUMO.....	xv
ABSTRACT.....	xv
1. INTRODUÇÃO GERAL	1
1.1 OBJETIVO GERAL	3
1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	3
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	4
2.1 A cultura do arroz.....	4
2.1.1 Formas de Produção	6
2.1.2 Importação e Exportação.....	7
2.2 Estrutura, composição e padrão de consumo do Grão	7
2.3 Composição do Grão	8
2.4 Variedades de Arroz.....	9
2.5 Qualidade do Arroz	9
2.5.1 Campo	10
2.5.2 Indústria de Beneficiamento e Processamento	11
2.5.3 Mercado e Consumidor Final.....	13
2.5.4 Melhoramento Genético	13
2.6 Padronização e Classificação de Produtos de Origem Vegetal	14
2.6.1 Classificação Oficial.....	14
2.6.2 Classificação Comercial	15
2.7 Padrão Oficial de Classificação do Arroz	15
2.8 Agricultura Digital	17
2.9 Fundamentos Teóricos da Análise de Imagens	18
2.10 Análise de Imagens na Classificação de Grãos	21
2.10.1 Equipamentos de Análise de Imagens para grãos de arroz	23
2.11 Viabilidade Financeira.....	25
3. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	27

CAPÍTULO I	36
ANÁLISE DE IMAGENS NA DETERMINAÇÃO DA CLASSE DO ARROZ (<i>Oryza sativa L.</i>) BENEFICIADO POLIDO	36
RESUMO.....	37
ABSTRACT.....	38
1. INTRODUÇÃO	39
2. MATERIAL E MÉTODOS	41
2.1 Obtenção das Amostras	41
2.2 Análise via Classificador Oficial	43
2.2.1 Metodologia de análise da Classe do arroz	43
2.2.2 Diferenciação de Longo e Longo fino de Médio e Curto	43
2.2.3 Diferenciação Médio de Curto	44
2.2.4 Diferenciação Longo de Longo fino.....	44
2.3 Metodologia via Equipamentos de Análise de Imagens.....	45
2.3.1 Equipamento 1: Componentes e funcionamento	45
2.3.2 Equipamento 2: Componentes e funcionamento	45
2.3.3 Calibração inicial dos equipamentos	46
2.3.4 Metodologia de análise dos equipamentos de análise de imagem	46
2.4 Índice de Acerto Amostral.....	47
2.6 Delineamento experimental e análise estatística.....	48
3. RESULTADOS	48
3.1 Análise de classe.....	48
3.2 Tempo de análise na obtenção da classe.....	54
3.3 Índice de Acerto (IA%) amostral	56
4. DISCUSSÃO	58
5. CONCLUSÃO	63
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	64
CAPÍTULO II	68
ANÁLISE DE IMAGENS NA DETERMINAÇÃO DO TIPO DO ARROZ (<i>Oryza sativa L.</i>) BENEFICIADO POLIDO.....	68

RESUMO.....	69
ABSTRACT.....	70
1. INTRODUÇÃO	71
2. MATERIAL E MÉTODOS	73
2.1 Montagem das amostras	73
2.2 Metodologia de Análise via Classificação Manual	75
2.3 Metodologia de Análise via Equipamentos de Análise de Imagens.....	76
2.3.1 Equipamento 1: Componentes e funcionamento	76
2.3.2 Equipamento 2: Componentes e funcionamento	77
2.3.3 Calibração inicial dos equipamentos	77
2.3.4 Metodologia de análise dos equipamentos de análise de imagem	78
2.4 Índice de Acerto Percentual Amostral.....	78
2.5 Delineamento experimental e análise estatística.....	79
3. RESULTADOS	79
3.1 Análise de Tipo	80
3.2 Tempo de análise	86
3.3 Índice de Acerto (IA%) amostral	88
3.4 Indice de Acerto (IA%) por Defeito	90
4. DISCUSSÃO.....	92
5. CONCLUSÃO	100
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	101

CAPÍTULO III VIABILIDADE FINANCEIRA DE UTILIZAÇÃO DA ANÁLISE DE IMAGENS NA CLASSIFICAÇÃO DE GRÃOS DE ARROZ	103
RESUMO.....	104
ABSTRACT.....	105
1. INTRODUÇÃO	106
2. MATERIAL E MÉTODOS	107
2.5 Componentes, funcionamento e metodologia de análise do equipamento de análise de imagem	110

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO	111
3.1 Tempo de Análise.....	111
3.2 Custos Totais.....	113
3.2.1 Laboratório de Recebimento.....	113
3.2.2.1 Custo por Análise.....	120
3. CONCLUSÃO	122
4. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	122
5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	124
ANEXO I.....	128

ÍNDICE DE FIGURAS

Figure 1 — Estrutura do grão de arroz.....	7
Figure 2 — Etapas do beneficiamento do Arroz em Casca até a expedição do Produto Acabado.....	12

CAPÍTULO I

Figura 1 — Exemplo de grão das classes Longo Fino (a), Longo (b), Médio (c) e Curto (d) utilizados no experimento.	41
Figura 2 — Análise de diferença de médias para evidenciar possíveis superestimações (cores tendendo ao azul) e subestimações (cores tendendo ao vermelho) pelos tratamentos nas amostras de Classe. Sendo o valor de cada quadrante a diferença entre a média percentual.	53
Figura 3 — Tempo médio e desvio padrão de análise das amostras de Classe pelos tratamentos (Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2).....	54
Figura 4 — Índice de Acerto percentual, desvio padrão e tempo médio de análise das amostras de Classe pelos tratamentos (Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2).	57

CAPÍTULO II

Figura 1 — Aspecto visual dos grãos bons (a), ardidos (b), amarelos (c), rajados (d), picados ou manchados (e) e gessados (f) utilizados no experimento.....	xx
Figura 2 — Tempo médio e desvio padrão de análise das amostras de Classe pelos tratamentos (Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2).....	87
Figura 3 — Índice de Acerto percentual, desvio padrão e tempo médio de análise das amostras de Tipo pelos tratamentos (Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2).	89
Figura 4 — Índice de Acerto percentual e desvio padrão da identificação dos defeitos Mofado e Ardido, Amarelo, Rajado, Picados ou Manchados e Gessado pelos tratamentos (Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2).....	91
Figura 5 — Captura da imagem de grãos de arroz em esteira pelo equipamento 1.	95
Figura 6 — Captura da imagem de grãos de arroz em queda livre pelo equipamento 2	96

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1 — Limites máximos de tolerância expressos em %/peso do Arroz Beneficiado Polido (Anexo VII do POC do arroz).....	17
---	----

CAPÍTULO I

Tabela 1 — Proporção de Classe das amostras de arroz de acordo com a classificação de classe, em gramas (g).....	42
--	----

Tabela 2 — Proporção de Classe das amostras de arroz de acordo com a classificação de classe, em percentual (%)	42
---	----

Tabela 3 — Valores médios e desvio padrão da análise de classe em amostras com predominância de grãos da classe “Longo Fino” pelos tratamentos Controle, Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2.....	49
--	----

Tabela 4 — Valores médios e desvio padrão da análise de classe em amostras com predominância de grãos da classe “Longo” pelos tratamentos Controle, Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2	49
--	----

Tabela 5 — Valores médios e desvio padrão da análise de classe em amostras com predominância de grãos da classe “Médio” pelos tratamentos Controle, Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2	50
--	----

Tabela 6 — Valores médios e desvio padrão da análise de classe em amostras com predominância de grãos da classe “Curto” pelos tratamentos Controle, Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2	51
--	----

Tabela 7 — Valores médios e desvio padrão da análise de classe em amostras com predominância de grãos da classe “Misturado” pelos tratamentos Controle, Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2.....	52
---	----

CAPÍTULO II

Tabela 1 — Limites máximos de tolerância expressos em %/peso do Arroz Beneficiado Polido (Anexo VII do POC do arroz).....	73
---	----

Tabela 2 — Proporção de defeitos por amostra (%)	74
--	----

Tabela 3 — Valores médios e desvio padrão da análise de amostras de Tipo 1 (Controle) pelos tratamentos Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2	80
--	----

Tabela 4 — Valores médios e desvio padrão da análise de amostras de Tipo 2 (Controle) pelos tratamentos Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2	81
Tabela 5 — Valores médios e desvio padrão da análise de amostras de Tipo 3 (Controle) pelos tratamentos Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2	82
Tabela 6 — Valores médios e desvio padrão da análise de amostras de Tipo 4 (Controle) pelos tratamentos Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2	84
Tabela 7 — Valores médios e desvio padrão da análise de amostras de Tipo 5 (Controle) pelos tratamentos Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2	85

CAPÍTULO III

Tabela 1 — Custos anuais e diários do laboratório de recebimento, considerando o cenário atual sem o Equipamento 1.....	114
Tabela 2 — Custos anuais e diários do laboratório de recebimento, considerando o cenário futuro com o Equipamento 1.....	115
Tabela 3 — Custo por amostra no laboratório de recebimento para o cenário de demanda atual sem o equipamento 1.....	117
Tabela 4 — Custo por amostra no laboratório de recebimento para o cenário de capacidade máxima sem o equipamento 1.....	117
Tabela 5 — Custo por amostra no laboratório de recebimento para o cenário de introdução do equipamento 1.....	118
Tabela 6 — Custos anuais e diários do laboratório interno, considerando o cenário atual sem o Equipamento 1.....	119
Tabela 7 — Custos anuais e diários do laboratório interno, considerando o cenário futuro com o Equipamento 1	119
Tabela 8 — Custo por amostra no laboratório interno para o cenário de demanda atual sem o equipamento 1.....	121
Tabela 9 — Custo por amostra no laboratório de recebimento para o cenário de capacidade máxima sem o equipamento 1.....	121
Tabela 10 — Custo por amostra no laboratório interno para o cenário de introdução do equipamento 1.....	121

RESUMO

O arroz (*Oryza sativa L.*) é um dos principais alimentos básicos do mundo, sendo essencial para a segurança alimentar e economia de diversas regiões, especialmente na Ásia, África e América Latina. No Brasil, a classificação do arroz, ou seja, sua análise de qualidade, envolve a avaliação de atributos físicos e visuais que impactam o valor de mercado e a aceitação do consumidor, incluindo dimensões dos grãos, (classe) e a presença de defeitos (tipo). Tradicionalmente, essa análise é realizada de forma manual por classificadores oficiais, processo que, embora preciso, demanda tempo e pode ser subjetivo. Com os avanços tecnológicos, a análise de imagem surge como uma alternativa promissora para automatizar a classificação, oferecendo maior rapidez e consistência. Este estudo tem como objetivo avaliar a eficácia e a eficiência de equipamentos de análise de imagem na determinação da classe e tipo do arroz beneficiado polido, comparando-os com o método tradicional de classificação manual a partir da análise de médias, tempo de análise e índice de acerto. A pesquisa analisou ainda a viabilidade financeira da adoção de equipamentos de imagem para a indústria de beneficiamento de arroz, considerando custos de aquisição, manutenção e operação, além do retorno sobre o investimento em diferentes contextos de volume de produção. O classificador humano demonstrou alta precisão, porém com um tempo de análise prolongado, o que pode limitar sua eficiência em operações de larga escala. O Equipamento 1 se destacou pelo equilíbrio entre precisão e rapidez, sendo o mais adequado para uso industrial, enquanto o Equipamento 2, apesar da maior variabilidade, apresentou alta eficiência em tempo. A análise econômica revelou que a automação reduz significativamente os custos por amostra e padroniza os processos, tornando a análise mais acessível e eficiente. Assim, a integração entre métodos automatizados e a expertise humana se mostra uma solução viável para otimizar o controle de qualidade na indústria do arroz, combinando precisão, eficiência e redução de custos.

Palavras-chave: *Oryza sativa L.*, Classificação de grãos, inteligência artificial, classe do arroz, tipo do arroz

ABSTRACT

Rice (*Oryza sativa* L.) is one of the world's staple foods, playing a crucial role in food security and the economy of various regions, especially in Asia, Africa, and Latin America. In Brazil, rice classification, which assesses quality attributes, involves evaluating physical and visual characteristics that impact market value and consumer acceptance, including grain dimensions (class) and the presence of defects (type). Traditionally, this analysis is performed manually by official classifiers, a process that, although precise, is time-consuming and subject to variability. With technological advancements, image analysis has emerged as a promising alternative to automate classification, offering greater speed and consistency. This study aims to evaluate the effectiveness and efficiency of image analysis equipment in determining the class and type of polished rice, comparing them with the traditional manual classification method based on mean analysis, processing time, and accuracy index. The research also examined the financial feasibility of adopting image analysis equipment in the rice processing industry, considering acquisition, maintenance, and operating costs, as well as the return on investment in different production volume contexts. The human classifier demonstrated high precision but required a longer analysis time, which may limit efficiency in large-scale operations. Equipment 1 stood out for its balance between precision and speed, making it the most suitable for industrial use, while Equipment 2, despite higher variability, achieved high time efficiency. The economic analysis revealed that automation significantly reduces per-sample costs and standardizes processes, making analysis more accessible and efficient. Thus, integrating automated methods with human expertise proves to be a viable solution for optimizing quality control in the rice industry, combining precision, efficiency, and cost reduction.

Keywords: *Oryza sativa* L., Grain classification, artificial intelligence, rice class, rice type.

1. INTRODUÇÃO GERAL

O arroz (*Oryza sativa L.*), cereal cuja principal função é a alimentação humana, é uma fonte essencial de energia e nutrição para mais da metade da população mundial (BAO et al., 2020). O grão de arroz possui duas partes principais: a casca (20%) e a cariopse (80%). A parte comestível e nutricional do arroz encontra-se na cariopse, composta pelas camadas externas (7-10%), o germe (2-3%) - que juntos formam o farelo de arroz obtido pelo brunimento e polimento do grão - e o endosperma amiláceo, conhecido como arroz branco (85-94%) (HINTON; SHAW, 1954).

Dentre os atributos de qualidade do arroz, a aparência física do grão é um dos fatores mais importantes para a aceitação do consumidor, pois é o primeiro atributo instantaneamente percebido na hora da compra e influencia diretamente seu valor de mercado. Além da aparência física, a qualidade do arroz é definida pelo rendimento no beneficiamento (qualidade de moagem), propriedades sensoriais e de cozimento, e qualidade nutricional. O valor atribuído a cada uma dessas características varia de acordo com a cultura e os costumes do local onde o arroz é consumido (FITZGERALD et al., 2009; TRINIDAD et al., 2013 CALINGACION et al., 2014;).

A qualidade física do grão de arroz, relacionada à sua aparência, está associada ao tamanho, formato, nível de gessamento e translucidez (FITZGERALD et al., 2009). A qualidade de moagem do arroz está diretamente ligada ao rendimento de grãos inteiros após a retirada da casca e das camadas superficiais do grão. O percentual de grãos inteiros é determinado pela proporção de grãos que mantêm pelo menos três quartos de seu comprimento após a moagem (BRASIL, 2009; SREETHONG et al., 2018). No Brasil, o arroz é classificado em classes de acordo com suas dimensões: Longo Fino, Longo, Médio e Curto (BRASIL, 2009).

Para proteger o consumidor brasileiro e padronizar a avaliação da qualidade dos produtos de origem vegetal, o Ministério da Agricultura e Pecuária (MAPA) criou a Lei 9.972 de 25 de maio de 2000 (BRASIL, 2000), conhecida como “Lei da Classificação”. O conceito de “Classificação” é definido como “*o ato de determinar as qualidades intrínsecas e extrínsecas de um produto vegetal com base em padrões oficiais físicos ou descritos*” (BRASIL, 2000). Assim, foram criados Padrões Oficiais de Classificação (POC) que descrevem a metodologia de análise de qualidade para

diversos produtos de origem vegetal, incluindo o arroz, cuja POC é a Instrução Normativa nº 06 de 16 de fevereiro de 2009.

A obtenção dos aspectos de qualidade do arroz durante sua Classificação Oficial envolve a definição do processo de beneficiamento (Subgrupo), obtenção dos parâmetros de dimensões do grão (Classe) e verificação da presença de defeitos (Tipo). Tal avaliação é realizada essencialmente a partir da análise visual dos grãos de arroz (BRASIL, 2009).

Embora a Classificação Oficial do arroz seja obrigatória, a avaliação visual de sua qualidade ocorre ao longo de toda a cadeia de produção. Diversas etapas de análise visam precisar o produto e garantir o controle de qualidade nos armazéns e indústrias de beneficiamento. Produtores e indústrias frequentemente treinam seus próprios funcionários para essas avaliações, o que pode introduzir subjetividade, pois esses trabalhadores, chamados Classificadores Práticos, não possuem homologação oficial do MAPA (BRASIL, 2009; BRASIL, 2011).

É neste contexto que as novas tecnologias relacionadas às análises computadorizadas de imagens apresentam grandes oportunidades de melhoria na eficiência e precisão da obtenção das características físicas do grão de arroz. A análise computadorizada de imagens envolve a integração entre um equipamento (hardware) para a aquisição das imagens e um programa (*software*) para o tratamento, localização, identificação, segmentação e obtenção dos parâmetros de interesse na imagem (MARTENS et al., 2023).

Considerando que a análise da qualidade física e industrial do arroz é essencialmente visual, os equipamentos de análise de imagens possuem grande potencial de utilização nesta área. A avaliação visual tradicional, embora eficaz, pode ser subjetiva e suscetível a inconsistências entre diferentes avaliadores. A introdução de tecnologias de análise de imagens e inteligência artificial (IA) oferece uma solução mais precisa e eficiente para a avaliação da qualidade dos grãos (BUTARDO; SREENIVASULU, 2019).

Para a aplicação da análise de imagem na classificação de arroz, fazem-se necessários estudos comparativos sobre a eficácia e eficiência entre equipamentos de análise de imagem e a classificação manual.

1.1 OBJETIVO GERAL

Avaliar o uso de equipamentos de análise de imagens na classificação do arroz beneficiado polido, tendo como base o padrão oficial de classificação (POC) do arroz, elaborado pelo Ministério da Agricultura e Pecuária (MAPA), comparando a eficácia e a eficiência dos equipamentos de análise de imagens com a classificação manual realizada por classificadores oficiais habilitados pelo MAPA, destacando as vantagens e desvantagens de cada método.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Avaliar o tempo e a precisão na obtenção das características de dimensão (classe) em amostras de arroz beneficiado polido a partir da classificação realizada por um classificador oficial habilitado pelo MAPA e por equipamentos de análise de imagens.
- Avaliar o tempo e a precisão na obtenção das características de defeitos (tipo) em amostras de arroz beneficiado polido a partir da classificação realizada por um classificador oficial habilitado pelo MAPA e por equipamentos de análise de imagens.
- Avaliar se as metodologias de classificação via análise de imagens e via classificador oficial são complementares ou substitutas.
- Analisar a viabilidade financeira de aquisição dos equipamentos em comparação com a análise via classificador oficial.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 A cultura do arroz

O arroz (*Oryza sativa* L.), é cultivado numa ampla variedade de condições ambientais, desde florestas tropicais da África Central, passando por climas áridos como o deserto egípcio do delta do Nilo, até altas altitudes do Himalaia no Nepal, da China à Austrália, do Japão ao Brasil (STORCK, 2004). É uma das culturas alimentares mais importantes e consumidas do mundo, sendo um cereal que representa a base alimentar de mais de três bilhões de pessoas, desempenhando um papel fundamental para a segurança alimentar mundial. Somente na Ásia, mais de dois bilhões de pessoas obtêm de 60 a 70% de sua ingestão calórica do arroz e de seus produtos (SOSBAI, 2018).

Muitos países atribuem o desenvolvimento de sua civilização ao cultivo do arroz, que desempenha um papel estratégico não somente nos aspectos econômico e social, mas também cultural, sendo utilizado em cerimônias religiosas, festas e pinturas como símbolo de vida, fertilidade e abundância (SREETHONG et al., 2018).

De acordo com a OECD-FAO (2018), para alimentar nove bilhões de pessoas até 2050, a produção de alimentos precisará ser aumentada em mais de 50%, especialmente alimentos básicos para pessoas de baixa renda, como o arroz (ITTERSUM et al., 2013).

Vários historiadores e cientistas apontam o Sudeste da Ásia como o local de origem do arroz, que inclui China, Índia e Indochina. A Índia é o país que apresenta as regiões com maior diversidade e ocorrência de variedades endêmicas, além de possíveis centros de origem dessas espécies. O gênero *Oryza* é o mais rico e importante da tribo *Oryzeae*, que engloba cerca de 23 espécies, dispersas nas regiões tropicais da Ásia, África e Américas (BARBIERI; STUMPF, 2008).

Segundo Chang (1976), o arroz se propagou pelo sudeste asiático, da Índia até a China, há cerca de 3.000 anos a.C. O resquício mais antigo de grãos de arroz foi identificado na China, encontrado no vale do Rio Yang-Tsé-Kiang, datado do período entre 3395 e 2000 a.C. Há escritos indianos de 1300 a 1000 a.C. sobre o cultivo de arroz, os quais descrevem certas práticas agronômicas como forma de cultivo e a classificação em grupos, de acordo com o ciclo, exigência hídrica e valor nutricional (BARBIERI; STUMPF, 2008).

O arroz foi introduzido pelos chineses na Coreia, no Japão e nas Filipinas por volta de 100 a.C. e, até a introdução pelos árabes no Delta do Nilo, o arroz não era conhecido nos países Mediterrâneos. Terres et al. (1998) relatam que a expansão do cultivo pelos árabes foi muito importante para levar o arroz até o delta do Rio Nilo, para a costa africana, Marrocos e Espanha. Na península Ibérica e em regiões da Itália, o arroz chegou por volta de 883 d.C. Foi introduzido na América por portugueses e espanhóis no início do século XVI, à época dos descobrimentos, onde se tornou um dos primeiros alimentos de consumo interno (TERRES et al., 1998).

No Brasil, o arroz constava no cardápio dos descobridores europeus, porém há relatos de que já era utilizado na alimentação das populações locais (PEREIRA, 2002). Entretanto, segundo Silva (1950), estudos indicam que o arroz cultivado e consumido no Brasil antes da chegada dos europeus não se tratava de *Oryza sativa*, originário da Ásia, mas sim de espécies nativas da América do Sul. Muitas dessas espécies ainda são encontradas no Pantanal Mato-grossense e às margens dos igarapés, principalmente na região Amazônica. O arroz era conhecido pelos índios Tupis como “auatiapé” (auati = milho e apé = com casca) (PEREIRA, 2002).

Brandão (1972) relata que o cultivo do arroz começou a surgir no cenário agrícola da região sul do país a partir de 1824, com a chegada dos colonos alemães a São Leopoldo, no Rio Grande do Sul, onde foi estabelecida a primeira lavoura de sequeiro. No início do século XX, por meio do uso de "rodas de caçamba" ou de bombas, surgiram as primeiras lavouras irrigadas. Entre 1903 e 1904, às margens do Arroio Pelotas, tiveram início os primeiros cultivos com instalações de levante mecânico para irrigação das lavouras (TERRES et al., 1998). Segundo Pereira (2002), o aporte tecnológico já apresentado pelos pioneiros do cultivo do arroz gaúcho explicaria o porquê do estado do Rio Grande do Sul vir a se tornar, anos depois, um dos estados que mais produzem arroz no Brasil.

O arroz é um dos cereais mais cultivados do mundo, estando atrás somente do trigo e do milho. Segundo dados da USDA (2023), a estimativa de produção mundial para a safra 2023/24 é de aproximadamente 513 milhões de toneladas em uma área de aproximadamente 166 milhões de hectares. De acordo com dados da CONAB (2023), a estimativa de produção de arroz para a safra 2022/2023 no Brasil é de 10 milhões de toneladas, provenientes de uma área de aproximadamente 1,5 milhões de hectares, representando um resultado 6,9% inferior ao volume de produção da safra 2021/2022.

Os maiores produtores mundiais de arroz são: China, Índia, Bangladesh, Indonésia, Vietnã, Tailândia, Mianmar, Filipinas, Paquistão e Brasil (FAO, 2021). No cenário brasileiro, o estado do Rio Grande do Sul se destaca como o maior produtor nacional, com aproximadamente 6,9 milhões de toneladas, representando aproximadamente 69% da produção nacional — com predominância do sistema de produção irrigado — e correspondendo a 59,2% da área de cultivo do país, seguido pelos estados de Santa Catarina e Tocantins (CONAB, 2023).

2.1.1 Formas de Produção

No cenário produtivo brasileiro, o principal sistema de cultivo de arroz é o sistema irrigado por inundação, seguido pelo sistema de cultivo de terras altas, conhecido como cultivo de sequeiro. O cultivo de arroz irrigado é caracterizado como um estabilizador da safra nacional, pois não é um sistema tão dependente de condições climáticas como ocorre no cultivo de sequeiro, o qual depende da ocorrência de chuvas e, em alguns casos, pode utilizar irrigação suplementar por aspersão (ANA, 2020).

De toda a área irrigada do Brasil, o arroz corresponde a 25% dessa área e a 40% do volume de água captada — ou seja, o manejo da cultura por inundação requer um volume maior por unidade de área do que em outros ecossistemas. O sistema de arroz irrigado traz melhorias no manejo do solo, da água e dos insumos, proporcionando o triplo da produtividade em relação ao sistema de arroz sequeiro (ANA, 2020).

Na média dos anos entre 2014 e 2018, o arroz de sequeiro rendeu 2.134 kg/ha e o irrigado 7.403 kg/ha — 3,5 vezes mais (EMBRAPA, 2023). Com isso, as áreas de sequeiro representam 19% da área total, mas apenas 10% da produção, enquanto o arroz irrigado concentra 81% da área total e 90% da produção.

Segundo dados da EMBRAPA (2023), cerca de 81% dos 1.622,5 mil hectares semeados com arroz no país foram cultivados no sistema irrigado na safra 2022, com maior concentração dessas lavouras na Região Sul, sendo o Rio Grande do Sul o líder em área cultivada, com aproximadamente 957 mil hectares, além de 147,9 mil hectares em Santa Catarina e 21,5 mil hectares no Paraná. Outras regiões do país também apresentam produção no sistema de arroz irrigado, com maior destaque para

o estado do Tocantins, com 100 mil hectares, Mato Grosso (93,3 mil hectares) e Maranhão (103,6 mil hectares) (CONAB, 2023).

2.1.2 Importação e Exportação

Nos últimos cinco anos, o Brasil produziu entre 10,4 e 12,4 milhões de toneladas de arroz, representando 76% da produção do Mercosul (CONAB, 2023). Entre janeiro de 2020 e 2024, o país importou 372.890,70 toneladas, principalmente do Paraguai (58%), seguido por Uruguai e Argentina. Em 2023/24, devido ao El Niño, a importação de arroz aumentou 30% em volume e 55% em valor. Aproximadamente 99% das importações vieram do Mercosul, sendo 64% do Paraguai (ABIARROZ, 2024). As exportações brasileiras de arroz em casca atingiram 50,8% do total em 2023, com Senegal, Gâmbia, Peru, Cuba e EUA como principais destinos. As exportações em valor superaram a média dos últimos cinco anos em 72%, apesar de uma queda de 13% em volume em relação a 2022 (ABIARROZ, 2024; ANEC, 2024).

2.2 Estrutura, composição e padrão de consumo do Grão

Os grãos de arroz são compostos pela casca, que envolve o pericarpo, membrana diretamente ligada ao tegumento que envolve a semente. A semente é composta pela nucela, capa de aleurona, endosperma amiláceo e o embrião (CONAB, 2015).

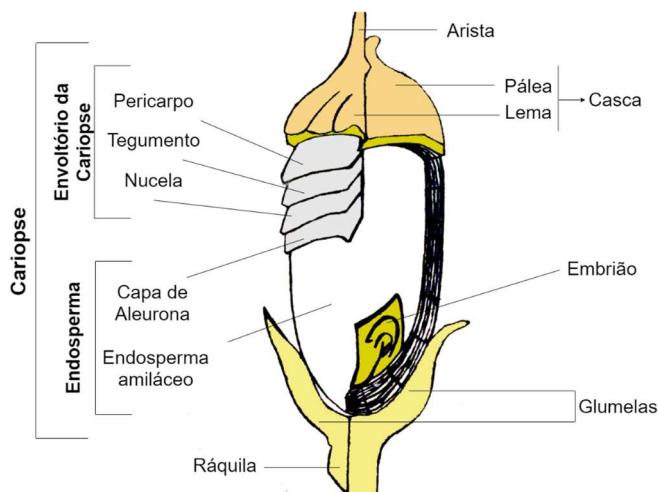


Figure 1 — Estrutura do grão de arroz.

Fonte: Elaborado e adaptado pelo autor de acordo com Vieira e Rabelo (2006).

No Brasil, o arroz é consumido especialmente na forma de grãos inteiros, podendo ser arroz branco polido, arroz integral e arroz parboilizado, caracterizados

pela forma de processamento pós-colheita. O arroz branco é obtido através da retirada da casca, do germe, do pericarpo e da maior parte da camada interna (aleurona). O arroz integral é o grão do qual foi retirada apenas a casca. O arroz parboilizado, ainda com casca, passa por um processo hidrotérmico e, quando beneficiado, pode ser tanto integral quanto polido (BRASIL, 2009).

A preferência é por um arroz com qualidade de cocção que proporcione bom rendimento, cozimento rápido, grãos secos e soltos após o cozimento, além de permanecer macio mesmo após o resfriamento (VIEIRA e RABELO, 2006; CONAB, 2015).

Cerca de 95% dos brasileiros consomem arroz, sendo que mais da metade o fazem no mínimo uma vez por dia. O maior consumo, com pouco mais de 70% do total, ainda é do arroz branco polido, conhecido como arroz "agulhinha". O consumo de arroz parboilizado quintuplicou nos últimos anos, aproximando-se de 25%, enquanto o arroz integral corresponde a 3 a 4% do consumo no Brasil (ELIAS et al., 2012; CONAB, 2015).

O consumo aparente médio mundial de arroz beneficiado é de 54 kg/pessoa/ano. Em países asiáticos, a média é de 78 kg/pessoa/ano, região que produz 90% de todo o arroz mundial. Na América do Sul, esse valor médio é de 29 kg/pessoa/ano, sendo o Brasil um grande consumidor, com uma média de 32 kg/pessoa/ano (SOSBAI, 2018; ANA, 2020).

2.3 Composição do Grão

O arroz é composto principalmente por amido, com menores quantidades de proteínas, lipídios, fibras e minerais. A distribuição desses nutrientes varia entre as frações do grão; as camadas externas contêm mais proteínas, lipídios, fibras, minerais e vitaminas, enquanto o centro é rico em amido. O polimento reduz o teor de nutrientes, exceto o amido, diferenciando o arroz integral do polido. O conteúdo mineral depende das condições de cultivo, fertilização e processamento, com 72% dos minerais concentrados no farelo e 28% no arroz polido. O beneficiamento pode resultar em perdas de 0 a 10% do peso do grão integral, porém outros fatores influenciam o valor nutritivo do arroz, tais como variáveis relacionadas a condições de cultivo — umidade, temperatura, solo, adubação, horas de luz — além das formas de

preparo do cereal para consumo (ITANI et al., 2002; ZHOU et al., 2002; WALTER et al., 2008).

2.4 Variedades de Arroz

O gênero *Oryza* é rico em diversidade genética, pois, ao longo de todo o mundo, milhares de variedades são cultivadas. Por ser considerada a principal fonte de energia para a maioria da humanidade, sua preferência está associada a aspectos econômicos, tradicionais e culturais, variando de país para país, ou — no caso de países continentais como o Brasil — de região para região. Alguns mercados, como o da Índia e do Paquistão, são famosos por oferecer tipos especiais de arroz, como os arrozes-aromáticos Basmati; na Tailândia destaca-se o arroz-verde ou 'Midori Mai'; no Japão, o arroz-preto ou 'Kuro Mai' e o arroz-vermelho 'Aka Mai'; e, na Itália, o arroz-arbório ou 'Volano' (PEREIRA et al., 2007).

O arroz cultivado pertence à espécie *Oryza sativa* L., diferenciando-se em três grupos varietais: Índica, Japônica e Fragrante. Além de diferenças na estrutura da planta, esses grupos apresentam diferenças na composição do grão e dimensões, influenciando diretamente na determinação da classe dos grãos (PINHEIRO, 1999; BASSINELLO; CASTRO, 2004):

1. **Índica:** variedades mais comuns no contexto mundial, sendo o mais consumido, apresenta grãos longos e finos;
2. **Japônica:** como exemplo temos o arroz japonês utilizado no preparo de sushis e o arroz arbóreo ou italiano, utilizado no preparo de risotos, com elevada porcentagem de amilopectina e grãos curtos e redondos;
3. **Fragrante:** duas principais variedades são o arroz basmati e o jasmine, característicos pela presença de compostos voláteis que liberam fragrâncias agradáveis (BASSINELLO; CASTRO, 2004; RIBEIRO; SERAVALLI, 2007).

2.5 Qualidade do Arroz

O conceito de qualidade do arroz é um termo subjetivo e sua percepção varia de acordo com aspectos socioeconômicos e culturais do país em questão, além de seu uso proposto (WEBB, 1991), sendo de suma importância o entendimento sobre

os nichos de mercado consumidor, pois o arroz de qualidade para o brasileiro é muito diferente do que os asiáticos entendem como um arroz de qualidade. Para falar da qualidade do grão de arroz é preciso levar em consideração fatores genéticos, fatores relacionados ao manejo da cultura e condições ambientais de cultivo, além de seu manuseio durante as etapas pós-colheita (VANIER, 2017);

De forma geral, as características de influência na qualidade do arroz são: (1) a cor da casca e do pericarpo; (2) as dimensões do grão, como o tamanho e formato; (3) o rendimento no beneficiamento; (4) nível de gessamento, a cor e a translucidez do grão; (5) as características de cozimento, alimentação e processamento; e (6) a pureza física e varietal (WEBB, 1985). Desta forma, todas as etapas da cadeia de produção, desde a obtenção de novas variedades nas instituições de pesquisa e melhoramento genético, passando pelo campo, armazéns, indústrias de beneficiamento e processamento, compartilham a responsabilidade de gerir a qualidade do grão de arroz até seu consumo final, mesmo que a percepção de qualidade em cada etapa seja diferente, como veremos a seguir.

2.5.1 Campo

Nesta etapa a qualidade está intimamente ligada às condições de solo e clima, manejo cultural e ao ataque de pragas e doenças. Desta forma, entende-se como qualidade, as variedades de arroz que apresentem características agronômicas favoráveis como, por exemplo, resistência a pragas e doenças, alta produtividade e resistência a condições ambientais adversas. De acordo com UNCTAD (2003), existem mais de 2 mil cultivares de arroz plantadas no mundo. O banco de germoplasma do Instituto Internacional de Investigação do Arroz (IRRI) conta com mais de 150 mil acessos; tamanha diversidade confere ao arroz diferentes atributos: diferença nos ciclos e morfologias das plantas, tipo de grão, resistência ao acamamento, resistência e tolerância a fatores bióticos, doenças, pragas e competição com plantas daninhas, além de fatores abióticos, como temperatura, seca, acidez do solo e deficiências nutritivas no momento do cultivo (IRRI, 2022).

Para estabelecer uma melhor estratégia de produção de arroz no Brasil, é fundamental não só solucionar as dificuldades e problemas intrínsecos ao processo produtivo, mas também conhecer de maneira profunda todas as características

organolépticas e físico-químicas para definir os padrões e as exigências de qualidade no mercado nacional e internacional (FERREIRA et al., 2005).

2.5.2 Indústria de Beneficiamento e Processamento

Dentro das indústrias de beneficiamento e processamento, a qualidade dos grãos de arroz é avaliada de forma constante, desde o recebimento da carga, passando pelo controle de qualidade interno, responsável pela regulagem de máquinas, monitoramento dos níveis de quebra dos grãos e pela devida segregação dos grãos, seus subprodutos e resíduos, até chegar na etapa de amostragem para a realização da Classificação Oficial antes de seu empacotamento. Nesta etapa, as características de qualidade dos grãos de arroz envolvem a ausência de mistura varietal, homogeneidade dos grãos, com maturação completa, translúcidos, ausência de defeitos e alto rendimento de beneficiamento (BRASIL, 2009).

Tendo em vista que os grãos de arroz irão passar por uma série de máquinas e processos, um fator de extrema importância que interfere diretamente no preço a ser pago pelo arroz é sua renda e rendimento. Segundo o padrão oficial de classificação (POC) do arroz, a renda do beneficiamento consiste na porcentagem de arroz (inteiro e quebrado) resultante do processo de descascamento e polimento do grão. Já o rendimento do grão consiste no percentual de grãos inteiros e de grãos quebrados, pesados separadamente, após o beneficiamento. Ressalta-se que para se obter o rendimento final do grão de arroz é necessário a obtenção de sua classe — definida segundo as dimensões do grão em longo fino, longo, médio, curto ou classe misturado, quando não contempla nenhuma das outras classes (BRASIL, 2009).

As etapas de beneficiamento do arroz consistem em: limpeza do produto (com relação às matérias estranhas e impurezas), descascamento, polimento, seleção e classificação do grão, podendo ou não, ser realizado o processo de parboilização do grão ainda com casca (Figura 2).

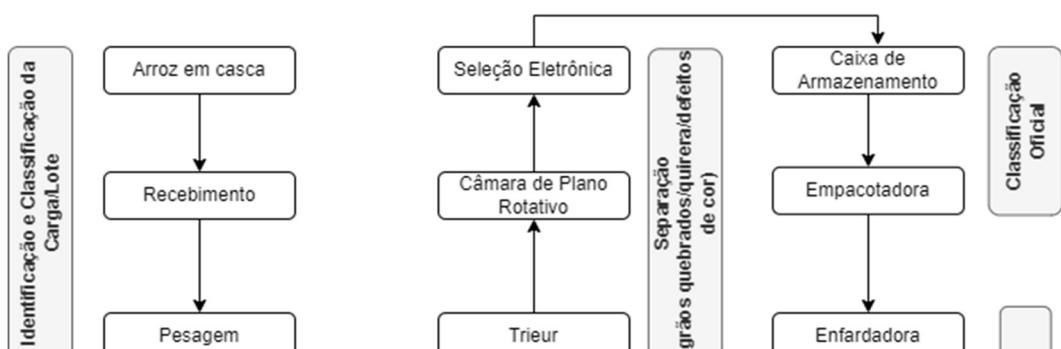


Figure 2 — Etapas do beneficiamento do Arroz em Casca até a expedição do Produto Acabado.

Fonte: Elaborado pelo autor.

No processo de parboilização há a realização de três etapas: encharcamento, gelatinização e secagem. Todo esse processo objetiva transferir para o endosperma grande parcela das vitaminas hidrossolúveis e sais minerais contidos no tegumento e no embrião; além disso, diminui significativamente a porcentagem de grãos quebrados por conta da gelatinização do amido, aumentando assim o rendimento do produto, a redução dos subprodutos e a melhora de suas condições de conservação (OLIVEIRA; AMATO, 2021).

O arroz branco comum adquiriu maior qualidade ao longo dos anos, devido, principalmente, ao melhoramento genético utilizado e, em grande parte, pelo processamento posterior, com equipamentos de alta tecnologia, com maior agilidade e precisão no beneficiamento dos grãos — limpeza e seleção (BASSINELLO; CASTRO, 2004).

Outro fator de qualidade muito importante nesta etapa é a incidência de defeitos no grão, como, por exemplo, os grãos mofados, ardidos, danificados por insetos, manchados, amarelos, rajados, gessados, entre outros. Tais defeitos são identificados no recebimento da carga, na etapa de separação eletrônica por cor, que tem como objetivo expulsar os grãos defeituosos do lote que está sendo beneficiado, além da análise realizada nos laboratórios de controle de qualidade internos às indústrias. Neste caso, a análise de qualidade é realizada por um colaborador treinado para tal atividade, não sendo obrigatória a sua habilitação via curso oficial homologado pelo MAPA.

No que diz respeito à Classificação Oficial — a última análise antes de ofertar tal produto ao consumidor final —, é obrigatória e realizada por um profissional devidamente habilitado em curso homologado pelo MAPA, antes do empacotamento de um lote, visando a identificação do percentual de defeitos presentes no lote de grãos e verificando se eles estão dentro do limite permitido para sua comercialização com o objetivo de proteger o consumidor final. Após a emissão do certificado oficial de classificação, o produto é embalado e pode ser comercializado a partir das redes de mercados (BRASIL, 2007; BRASIL, 2009).

2.5.3 Mercado e Consumidor Final

Entende-se, neste caso, como mercado, os pontos de distribuição do produto já embalado e devidamente identificado seguindo todos os critérios descritos no Padrão Oficial de Classificação do Arroz (BRASIL, 2009). É neste momento que o consumidor final entra em contato visual com o produto e, desta forma, busca avaliar sua qualidade de acordo com suas características de pureza física, sanidade e aparência. A presença de grãos defeituosos e quebrados é um dos fatores críticos nesta etapa e tem influência direta na percepção de qualidade do arroz pelo consumidor final.

Além dos fatores relacionados aos aspectos visuais do grão de arroz, é considerado o custo do produto e, após sua aquisição, o consumidor final inclusive tem a oportunidade de avaliar suas características organolépticas como, por exemplo, o sabor, textura e o aroma do arroz e além do tempo de cozimento e o rendimento de panela. Tais parâmetros são decisórios quando relacionados à aquisição recorrente de uma marca comercial de arroz embalado (WALTER et al., 2008).

2.5.4 Melhoramento Genético

A etapa de pesquisa e melhoramento genético é responsável pela produção de novas variedades de arroz a partir das demandas de qualidade de todas as etapas de sua cadeia produtiva, passando pela etapa de produção no campo, o beneficiamento, a comercialização e o consumidor final, sendo este último o mais importante, tendo em vista que, caso os consumidores não gostem do sabor, textura, aroma, aparência,

cozimento ou processabilidade de um arroz recém-desenvolvido, qualquer outro atributo notável da variedade pode ser inútil (IRRI, 1985; IRRI, 2022).

2.6 Padronização e Classificação de Produtos de Origem Vegetal

2.6.1 Classificação Oficial

Os grãos são comercializados com base em padrões nacionais e internacionais de classificação. De acordo com a Lei nº 9.972/2000 (BRASIL, 2000), Classificação é o ato de determinar as qualidades intrínsecas e extrínsecas de um produto vegetal, com base em padrões oficiais, físicos ou descritos. A classificação baseia-se em critérios de qualidade, identidade e segurança, considerando características físicas, químicas, biológicas e sensoriais. A padronização define requisitos mínimos de qualidade, higiene e segurança específicos para cada produto vegetal. Para garantir que os produtos atendam aos padrões, são implementados procedimentos de inspeção e fiscalização, com agentes responsáveis por verificar a conformidade e realizar análises laboratoriais (BRASIL, 2000; BRASIL, 2007).

O Decreto nº 6.268, de 22 de novembro de 2007, regulamenta a Lei nº 9.972, de 25 de maio de 2000, estabelecendo a classificação de produtos vegetais, seus subprodutos e resíduos de valor econômico. Este decreto detalha os procedimentos para classificação, padronização e inspeção desses produtos, assegurando qualidade e conformidade com padrões estabelecidos (BRASIL, 2007).

O decreto exige certificação para determinados produtos, comprovando a conformidade com os padrões estabelecidos. Rotulagem adequada é mandatória, contendo informações sobre a classificação, origem, peso e prazo de validade. Penalidades, como multas e apreensão de produtos, são estabelecidas para infrações relacionadas à classificação, padronização e inspeção (BRASIL, 2007).

A responsabilidade pela implementação e fiscalização da lei é atribuída principalmente ao Ministério da Agricultura e Pecuária (MAPA). O Decreto nº 6.268/2007 destaca o compromisso do governo brasileiro em garantir a qualidade e segurança dos produtos de origem vegetal, promovendo padronização e fiscalização rigorosa no mercado (BRASIL, 2007).

2.6.2 Classificação Comercial

A Classificação Comercial é realizada por empresas privadas e produtores, focando em padrões específicos de mercado e atendendo às demandas de consumidores e comerciantes, podendo fazer referência ou não aos padrões oficiais de classificação — utilizando-se dos conceitos oficiais para classe e tipo, mas sendo flexível quanto aos limites de tolerância adotados. Este tipo de classificação pode variar conforme a necessidade do mercado, levando em consideração aspectos como aparência, sabor e outros atributos de qualidade que são valorizados pelos consumidores finais. As normas e critérios utilizados na Classificação Comercial podem ser menos rigorosos e mais flexíveis, adaptando-se rapidamente às mudanças nas preferências de mercado e às condições comerciais (SENAR, 2017).

Enquanto a Classificação Comercial é orientada pelas demandas do mercado e flexível, a Classificação Oficial é regulamentada pelo governo, garantindo padrões uniformes e rigorosos de qualidade e segurança para os produtos de origem vegetal. A Classificação Comercial é frequentemente utilizada nos casos em que não há obrigatoriedade da classificação oficial, como na compra de produtos não beneficiados pela indústria e na exportação, baseando-se em contratos privados e parâmetros que podem variar de acordo com o objetivo e destino do produto (BRASIL, 2000). Portanto, a Classificação Comercial é orientada pela demanda do mercado e flexível, a Classificação Oficial proporciona uma garantia consistente de qualidade e segurança, conforme regulamentado pelas autoridades governamentais (BRASIL, 2007).

Embora a Classificação Oficial do arroz seja obrigatória, a avaliação visual de sua qualidade ocorre ao longo de toda a cadeia de produção. Diversas etapas de análise visam especificar o produto e garantir o controle de qualidade nos armazéns e indústrias de beneficiamento. Produtores e indústrias frequentemente treinam seus próprios funcionários para essas avaliações, o que pode introduzir subjetividade, pois esses trabalhadores, chamados Classificadores Práticos, não possuem homologação oficial do MAPA (BRASIL, 2009; BRASIL, 2011).

2.7 Padrão Oficial de Classificação do Arroz

O Padrão Oficial de Classificação (POC) do arroz é definido no Regulamento Técnico do Arroz, regulamentado pela Instrução Normativa nº 6/2009. Segundo esta instrução, os requisitos de identidade deste cereal são definidos pela própria espécie do produto e pela sua forma de apresentação; e os requisitos de qualidade são definidos em função do processo de beneficiamento, das dimensões do grão e dos limites máximos de tolerância estabelecidos nesta norma (BRASIL, 2009).

O arroz é classificado em grupos (quanto à sua forma de apresentação), em subgrupos (de acordo com o processo de beneficiamento), em classes (de acordo com as dimensões do grão) e em tipos (de acordo com a presença de grãos defeituosos no lote comercializado, expressos por números arábicos e definidos pelos limites máximos de tolerância estabelecidos na Instrução Normativa, podendo ainda ser enquadrado como fora de tipo e desclassificado) (BRASIL, 2009).

Assim, este cereal é classificado em dois grupos (arroz em casca e arroz beneficiado), que são subdivididos em subgrupos. O arroz em casca pode ser dividido nos subgrupos natural e parboilizado; e o arroz beneficiado nos subgrupos arroz integral, arroz polido, arroz parboilizado integral e arroz parboilizado polido. Independente do grupo e do subgrupo, o arroz é classificado em cinco classes — longo fino, longo, médio, curto e misturado — e classificado em cinco tipos — Tipo 1, Tipo 2, Tipo 3, Tipo 4 e Tipo 5 — podendo ainda ser enquadrado como Fora de Tipo e Desclassificado (BRASIL, 2009).

Os critérios de comercialização e os preços dos produtos agrícolas são influenciados pelos critérios de padronização e classificação. Não são critérios aleatórios nem permanentes. É a representação do resultado da interferência de agentes socioeconômicos com diferentes expectativas e exigências; ou seja, os parâmetros quanto à qualidade não são exatamente os mesmos para os segmentos de ciência/tecnologia, produtores rurais, armazenaadores, processadores, varejistas e consumidores. Devido a essa dinâmica, são necessárias várias revisões periódicas nos critérios e normas de classificação para buscar adequar e ajustar os parâmetros de acordo com a realidade do mercado. Portanto, além da questão da qualidade dos grãos, é fundamental fazer referência à legislação oficial de classificação (FERREIRA et al., 2005).

Para verificar as características físicas dos grãos, que determinam sua classe e, consequentemente, o rendimento de grãos inteiros, examina-se as dimensões dos grãos para determinar a identidade do produto. Além disso, é importante identificar

defeitos visuais nos grãos, como mofados, ardidos, amarelos, rajados, picados, manchados, gessados e verdes. A análise também deve considerar a presença de matérias estranhas, impurezas, grãos quebrados e quireras na amostra. Esses parâmetros são estabelecidos na Tabela 1, correspondente ao Anexo VII do POC do arroz, que define os limites de tolerância para defeitos no arroz beneficiado, subgrupo polido (BRASIL, 2009).

Tabela 1 — Limites máximos de tolerância expressos em %/peso do Arroz Beneficiado Polido (Anexo VII do POC do arroz).

Tipos	Matérias estranhas e impurezas	Mofados e ardidos	Picados ou Manchados	Gessados e Verdes	Rajados	Amarelos	Total de quebrados e quirera	Quireras
1	0,10	0,15	1,75	2,00	1,00	0,50	7,50	0,50
2	0,20	0,30	3,00	4,00	1,50	1,00	15,00	1,00
3	0,30	0,50	4,50	6,00	2,00	2,00	25,00	2,00
4	0,40	1,00	6,00	8,00	3,00	3,00	35,00	3,00
5	0,50	1,50	8,00	10,00	4,00	5,00	45,00	4,00

Observação: O limite máximo de tolerância admitido para marinheiro é de 10 (dez) grãos em 1000 g (um mil gramas) para todos os tipos. Acima desse limite o produto será considerado como Fora de Tipo.

O produto enquadrado como Fora de tipo por Matérias Estranhas e Impurezas, Grãos mofados e ardidos, não poderá ser comercializado quando destinado diretamente à alimentação humana, devendo ser rebeneficiado, para efeito de reenquadramento em Tipo (Art. 7º e § 1º e § 2º da IN 06/2009 do MAPA)

A classificação oficial referida no POC do arroz envolve a análise da qualidade física e industrial do grão, sendo predominantemente uma avaliação visual. Tal avaliação tradicional, embora eficaz, pode ser subjetiva e suscetível a inconsistências entre diferentes avaliadores, mesmo que treinados em cursos homologados e habilitados pelo MAPA. A evolução da agricultura e, por consequência, a introdução de novas tecnologias de análise de imagens e inteligência artificial (IA) oferecem uma solução, com potencial de maior precisão e eficiência na avaliação da qualidade de grãos (BUTARDO; SREENIVASULU, 2019).

2.8 Agricultura Digital

A agricultura, ao longo dos séculos, passou por diversas transformações significativas que moldaram a forma como produzimos alimentos e outros produtos agrícolas. Desde os primeiros métodos rudimentares até as tecnologias avançadas de hoje, a evolução agrícola pode ser dividida em quatro grandes fases: Agricultura 1.0, 2.0, 3.0 e 4.0. Cada uma dessas fases trouxe inovações que aumentaram a produtividade, eficiência e sustentabilidade do setor (QUEIROZ et al., 2022). Antes do

surgimento da agricultura, o ser humano dedicava grande parte do dia à busca de alimentos na natureza. No início do século passado, ainda na era da Agricultura 1.0, um agricultor conseguia produzir alimentos para cerca de quatro pessoas. Em 1960, durante a Agricultura 2.0, essa capacidade aumentou para 26 pessoas. Hoje, na era da Agricultura 3.0, um agricultor é capaz de alimentar mais de 150 pessoas (KIRSCHENMANN, 2020).

A Agricultura 4.0, ou Agricultura Digital, representa a mais recente fase de evolução do setor agrícola, caracterizada pelo uso de tecnologias avançadas como inteligência artificial (IA), internet das coisas (IoT), big data e análise de imagem. Essas tecnologias estão transformando a agricultura em um sistema altamente eficiente, preciso e sustentável (QUEIROZ et al., 2022).

A Era Digital, iniciada no início do século XXI, marcou uma rápida transformação da indústria tradicional através da adoção da tecnologia da informação. Essa nova era criou formas de organizar a produção, otimizar operações e logística, além de oferecer melhores meios para atender às demandas dos consumidores. A modernização dos processos de informação e comunicação se tornou a força motriz que transformou muitas indústrias, incluindo telecomunicações, bens de capital, saúde, serviços, automóveis e transporte, entre outras (CLAY; KITCHEN, 2018).

A transformação digital está avançando a passos largos e sua aplicação na agricultura é essencial para atender à demanda alimentar de nove bilhões de habitantes em 2050 de forma sustentável (FAO, 2019). Essa nova revolução agrícola é fundamentada na adoção da automação e robótica, no uso diversificado de sensores de solo, plantas e clima, no processamento e armazenamento de dados em nuvem, na análise de imagens, na inteligência artificial e na conectividade (KIRSCHENMANN, 2020; QUEIROZ et al., 2022).

2.9 Fundamentos Teóricos da Análise de Imagens

O avanço acelerado da tecnologia digital, caracterizado pela substituição de métodos analógicos e pela criação de novos algoritmos, tem impulsionado um aumento significativo no número de aplicações que utilizam processamento digital de imagens e análise de vídeo (VIA). Paralelamente, o uso de dispositivos de captura de imagem, como câmeras tridimensionais (3D) ou captura bidimensional (2D), tem se tornado cada vez mais comum, permitindo a extração de informações biométricas a

partir de imagens. Na Agricultura Digital, essas tecnologias podem ser aplicadas para a análise de imagens de grãos, possibilitando a classificação automática e precisa com base em características físicas e visuais. Esse avanço tecnológico promove melhorias na eficiência e qualidade do controle de produtos agrícolas, beneficiando tanto produtores quanto consumidores (QUEIROZ et al., 2022).

A imagem digital é uma representação visual de uma cena ou objeto, composta por uma série de elementos discretos chamados pixels, cada um com uma cor e posição específica em uma grade bidimensional. Na agricultura digital, a análise de imagens desempenha um papel crucial, especialmente na classificação de grãos. Equipamentos de análise de imagem, como câmeras de alta resolução e softwares específicos, são utilizados para capturar imagens detalhadas dos grãos. A criação de uma imagem digital começa com a captura da cena ou objeto utilizando dispositivos como câmeras digitais, scanners ou microscópios eletrônicos. A imagem obtida é transformada em uma matriz bidimensional de pixels, onde cada pixel possui um valor numérico correspondente à sua intensidade ou cor. Esses valores numéricos podem ser manipulados e analisados por meio de algoritmos digitais, o que permite uma ampla gama de aplicações (GONZALEZ e WOODS, 2010; SZELISKI, 2022).

Uma imagem digital pode ser comparada a uma matriz de eixos X e Y, onde unidades discretas formadoras da imagem se dispõem em linhas e colunas, sendo que índices identificam um ponto na imagem e o seu correspondente atributo. As unidades discretas, formadoras da imagem são ditas elementos da imagem, do inglês “Pictures Elements” (CÍCERO et al., 1998).

Toda imagem digital, em duas dimensões (2D), obedece a um sistema de coordenadas espaciais XY, onde são reconhecidos pontos, unidades discretas com atributos numéricos que denotam propriedades como a cor, sendo a representação da intensidade luminosa uma função $f(x,y)$ com valor proporcional ao brilho ou, no caso de imagens monocromáticas, níveis de cinza (GONZALEZ e WOODS, 2010).

A análise de imagem digital consiste no reconhecimento da cena para a geração de características dimensionais, como áreas ou comprimentos de objetos, ou atributos, como padrões de cores e texturas, e a sua mensuração através de métodos de contagem ou frequência dos elementos formadores da imagem denominados “pixels”, do inglês “pictures elements” que foi abreviado para “pics els” e então fundido gerando o termo “pixels”. Para o processamento de imagens digitais foram desenvolvidos algoritmos de computação, que devidamente sistematizados são a

base para a análise de imagens digitais, podendo esta ser caracterizada pelo arquivamento de dados e ou comparação de padrões (CÍCERO et al., 1998). Utilizando a análise de imagens, Gunasekaran et al. (1988) avaliaram danos provocados por patógenos em sementes de soja e de milho. McDonald e Chen (1990) relataram que, além de sua utilização em agrometeorologia, a análise de imagens vem sendo adaptada para a análise de formas e dimensões de objetos contidos em uma cena. Vooren e Heijden (1993) utilizaram a análise de imagens digitais para avaliar características externas, como tamanho e forma, de bulbos e tubérculos. Para se ter o processamento da imagem digital quatro etapas são necessárias: captura da imagem, pré-processamento, segmentação e análise.

A captura da imagem pode ser feita com o auxílio de câmera fotográfica e escâner, e é nesta etapa que ocorre a digitalização da imagem. No pré-processamento haverá a melhoria da imagem, como o realce de contrastes e a remoção de ruídos, sendo esta etapa de grande importância para aumentar as chances de sucesso das etapas seguintes (GONZALEZ e WOODS, 2010). A segmentação consiste nos processos de limiarização e reconhecimento dos objetos de interesse. A limiarização incide na varredura da imagem original identificando os pixels pertencentes ao objeto e ao fundo, por meio de limiares ou limites pré-definidos, que podem ser por intensidade de cinza ou por variação de cor (GONZALEZ e WOODS, 2010). Para limiarização por cor pode-se utilizar vários tipos de modelo de cores na identificação dos pixels pertencentes ao objeto e ao fundo da imagem, entre eles estão os modelos de HSV, RGB, CIELab e YCbCr descritos a seguir (LOPES, 2003):

- **Modelo HSV:** composto por um sistema de cores formado pelos componentes de Matiz (Hue-H), Saturação (Saturation-S) e Valor (Value-V). O matiz é responsável por verificar o tipo de cor que varia desde o vermelho até o violeta mais o magenta, em que a saturação regula a quantidade de tom de cinza que uma imagem apresentará, e o valor representa a intensidade de brilho. Segundo Meneses (2012), o sistema HSV não é uma teoria de cores em si, mas uma alternativa para modelar uma representação espacial de três atributos de cor, semelhante ao espaço de cor cúbico do RGB. Em outras palavras, o sistema HSV é uma transformação numérica do espaço de cor RGB para o espaço HSV.
- **Modelo RGB:** proposto por Young-Helmholtz; se baseia na teoria do estímulo de três cores: Vermelha (Red-R), Verde (Green-G) e Azul (Blue-B), que

podem formar cores secundárias, como a cor magenta (vermelho mais azul), ciano (verde mais azul) e amarelo (vermelho mais verde).

- **Modelo CIELab:** definido pela Comission Internationale de l'Éclairage (CIE) para aumentar a uniformidade das cores percebidas pelo sistema visual da pessoa. Funciona como um tradutor universal de línguas entre os dispositivos. Permitindo controlar as cores que passam de um dispositivo para outro e correlacionar os valores em RGB com os valores em "L" (a luminosidade que define a cor relativamente a ser mais clara ou mais escura nos limites do preto e branco), "a" (o tom que define a tonalidade da cor nos limites de verde e vermelho) e "b" (a saturação que define a intensidade ou pureza da cor nos limites de azul e amarelo). Na indústria de alimentos, utiliza-se muito o sistema Hunter-Lab para medição de cores.
- **Modelo YCbCr:** modelo desenvolvido para permitir que as emissões dos sistemas de televisores coloridos fossem compatíveis com os receptores preto e branco. É um sistema de espaços entre cores usado como parte do canal de cor de uma imagem, vídeo ou sistema de fotografia digital, no qual "Y" representa o componente da luma, "Cb" a diferença de azul no componente chroma e "Cr" a diferença de vermelho no componente chroma (LOPES, 2003).

2.10 Análise de Imagens na Classificação de Grãos

A legislação e os padrões internos das empresas desempenham papéis cruciais na orientação dos processos de qualidade e padronização industrial. A classificação de grãos é fundamental para avaliar a qualidade dos lotes de grãos, examinar defeitos e garantir conformidade com normas e regulamentos da indústria. No entanto, a classificação visual manual, apesar de ser o método convencional, frequentemente produz resultados inconsistentes quando envolve múltiplos classificadores. Essa variabilidade destaca a influência de fatores como visão individual, interpretação e fadiga, que vão além do treinamento e qualificação apenas (PATRÍCIO, 2018).

Além disso, a classificação visual manual não só é propensa a imprecisões como também consome tempo significativo. A duração da amostragem depende do volume de produtos e seus defeitos, levando as indústrias a otimizar operações

reduzindo o número de lotes para decisões mais rápidas. No entanto, é crucial manter a confiabilidade da amostragem para o lote examinado (CHEN et al., 2019).

O advento do processamento digital de imagens pode revolucionar a análise e classificação de grãos, especialmente de arroz, por trazer maior precisão. Sistemas avançados de visão computacional integrados com algoritmos sofisticados podem automatizar o processo de classificação, transformando a triagem visual manual em um método digital ágil e preciso, assegurando leituras precisas e rápidas (BORGES et al, 2010; NARDINO et al., 2022).

No contexto atual, as novas tecnologias de análise computadorizada de imagens oferecem grandes oportunidades para melhorar a eficiência e precisão na obtenção das características físicas de grãos de arroz e outros produtos agrícolas. Essa abordagem integra equipamentos (*hardware*) para aquisição de imagens e programas (*software*) para tratamento, localização, identificação, segmentação e obtenção de parâmetros de interesse na imagem (GONZALEZ e WOODS, 2008; SZELISKI, 2022).

Tecnologias de análise computadorizada de imagens têm sido aplicadas com sucesso em diversas áreas da agricultura, como fenotipagem de sementes (TODA et al., 2020), avaliação da área foliar de plantas (WARD et al., 2018), análise do estande de plantio por meio de imagens de satélite (MACHEF et al., 2020), reconhecimento de plantas daninhas (PULIDO-ROJAS et al., 2016), detecção de pragas e doenças em folhas (DECHANT et al., 2017), determinação do ponto de maturação para a colheita de frutos (LIU e XIAO, 2020) e na avaliação da qualidade fisiológica de sementes (BRANDANI, 2023).

As tecnologias de análise de imagens e inteligência artificial oferece uma solução mais precisa e eficiente para a avaliação da qualidade dos grãos, especialmente na análise visual da qualidade física dos grãos (BUTARDO e SREENIVASULU, 2019).

Equipamentos de análise de imagens capturam imagens de alta resolução dos grãos e utilizam algoritmos de processamento para identificar e medir características físicas, como tamanho, formato, cor e defeitos superficiais. Esses sistemas podem analisar grandes volumes de grãos de forma rápida e consistente, eliminando a subjetividade humana. A integração de câmeras multispectrais e hiperespectrais permite uma análise detalhada da composição química e estrutura interna dos grãos,

proporcionando uma avaliação mais abrangente da qualidade do arroz (NARDINO et al., 2022; MARTENS et al., 2023).

A inteligência artificial e o aprendizado de máquina são essenciais nessas tecnologias, permitindo que sistemas aprendam a identificar padrões e características associadas a diferentes níveis de qualidade. Algoritmos de aprendizado profundo podem ser treinados com grandes conjuntos de dados de imagens de grãos classificados manualmente para reconhecer automaticamente características de alta qualidade e defeitos, o que acelera o processo de avaliação e melhora sua precisão (CHEN et al., 2018).

A identificação manual de variedades de grãos a olho nu é um processo desafiador e demorado para agricultores, manipuladores de grãos, classificadores e comerciantes. A identificação de defeitos e variedades de grãos e sementes utilizando-se métodos industriais atuais, que utilizam pesos moleculares de proteínas ou tecnologia baseada em DNA, são não só demorados e caros, mas requerem ainda equipamentos de laboratório específicos. Há uma necessidade urgente de soluções eficientes e de baixo custo para a classificação de grãos durante a recepção dos grãos, a fim de garantir a segregação precisa e eficaz das variedades (SHAH et al., 2022).

2.10.1 Equipamentos de Análise de Imagens para grãos de arroz

A introdução de tecnologias de análise de imagens e inteligência artificial (IA) oferece uma solução mais precisa, eficiente e rápida para a avaliação da qualidade e industrial dos grãos de arroz (BUTARDO e SREENIVASULU, 2019).

Em um estudo para classificação de variedades de cevada, Shah et al. (2022) realizou a avaliação a partir de imagens RGB, uma técnica desenvolvida e capaz de classificar uma imagem em apenas quatro milissegundos, superando os métodos tradicionais e alcançando uma precisão de 94% em 14 variedades comerciais de cevada, algumas das quais são geneticamente muito semelhantes. Os autores afirmam inclusive que para melhorar ainda mais a precisão e reduzir os erros de classificação, é necessário um conjunto de dados de imagem RGB maior para o treinamento das redes neurais, pois o modelo precisa ser avaliado em ambientes não controlados, utilizando imagens de resolução mais baixa obtidas por dispositivos móveis, como celulares, e deve ser capaz de detectar mais de um grão por imagem.

A análise da qualidade de grãos de arroz pode utilizar outros espectros para análise de imagem, como no caso do trabalho realizado por Lin et al. (2021), que utilizou a tecnologia de espectroscopia de infravermelho próximo (NIRS), análise discriminante por mínimos quadrados parciais (PLS-DA) e máquina de vetor de suporte (SVM) para detectar misturas de arroz de alta qualidade com outras variedades. Para avaliar a fraude qualitativamente, o PLS foi empregado para estabelecer um modelo quantitativo que auxilia no reconhecimento do grau de adulteração. Cada grupo continha 20 amostras puras e 140 amostras mistas, com proporções de mistura variando de 5% a 50% em incrementos de 5%. Os resultados da análise qualitativa mostraram que a tecnologia de NIRS é uma ferramenta eficaz e rápida para detectar a adulteração de arroz de alta qualidade com outras variedades, sendo particularmente eficiente na análise quantitativa de amostras com partículas menores.

O estudo realizado por Srivastava e Mishra (2021) utilizou sistemas de imageamento hiperespectral no visível e infravermelho próximo (NIR-HIS) com uma câmera XC2 para analisar grãos de arroz com alta qualidade e grãos danificados. Os componentes principais apresentaram valores médios e modais distintos para grãos bons e danificados. Imagens recortadas em comprimentos de onda específicos permitiram a distinção entre grãos bons e danificados com alta precisão. Os autores demonstraram que é possível prever ou detectar infestações de insetos em amostras de arroz desconhecidas, confirmando a eficácia do HIS nessa aplicação.

Tian et al. (2020) relata que testes não destrutivos com tecnologia de sensores têm se destacado como uma das abordagens mais promissoras para a análise da qualidade dos grãos, aproveitando avanços em computação, óptica, matemática, química e quimiometria. Esses autores confirmam que esses métodos oferecem vantagens como simplicidade, rapidez, baixo custo e ausência de poluição, sendo amplamente aplicados na avaliação de propriedades mecânicas, de armazenamento, e características físicas e químicas dos grãos, incluindo umidade, cinzas, proteínas e amido. O trabalho de Titan et al. (2020) revisa as principais tecnologias utilizadas na última década, como modelos mecânicos, tecnologia hiperespectral, espectroscopia Raman e infravermelho próximo; apesar do progresso, há necessidade de pesquisas adicionais em áreas como mineração de dados espectrais, otimização de algoritmos de modelagem e robustez de modelos, para aprimorar a pesquisa e aplicação na qualidade de cereais.

Wu et al. (2020) avaliou a falsa carie do arroz (Rice False Smut – RFS), doença grave que diminui o rendimento e a qualidade dos grãos, utilizando imageamento hiperespectral de infravermelho próximo (NIR-HSI) combinando com análise patológica pela análise de imagens. Os autores avaliaram a eficácia do modelo, que foi confirmada com precisões de 91,07% e 89,38% em variedades de arroz infectadas no campo, destacando o potencial do NIR-HSI para a detecção em larga escala de grãos na indústria.

Muitas das tecnologias mencionadas têm sido amplamente estudadas quanto à sua eficiência e eficácia de análise automatizada, oferecendo resultados promissores no controle de qualidade dos grãos, porém, a análise de viabilidade financeira de tais equipamentos devem ser considerada quando da sua aplicação a nível industrial. Estudos tem sido realizado em busca da redução dos custos relacionados às tecnologias de análise de imagens em grãos (FERNANDEZ-GALLEGO et al., 2018) incluindo até mesmo a substituição de câmeras de alta resolução, com custos altos, pela aquisição via aparelho celular (KOMYSHEV et al., 2017). Desta forma, a implementação dessas tecnologias envolve custos significativos, não apenas relacionados à aquisição dos equipamentos, mas também à suporte, manutenção, treinamento de operadores, consumo de energia e atualizações de *software*. Nesse sentido, a viabilidade financeira torna-se um aspecto fundamental para avaliar se os benefícios proporcionados por tais tecnologias compensam os investimentos necessários.

2.11 Viabilidade Financeira

O avanço tecnológico tem introduzido novas ferramentas, como os equipamentos de análise de imagens, que utilizam algoritmos de aprendizado de máquina e visão computacional para capturar e processar características físicas e visuais dos grãos. De acordo com Butardo e Sreenivasulu (2019) tais tecnologias têm o potencial de oferecer análises mais rápidas e menos sujeitas a variações interpretativas quando comparadas ao método de análise tradicional, ou seja, via análise visual por um analista treinado. Entretanto, seu custo inicial e os gastos associados à manutenção, suporte, treinamento de operadores e atualizações de *software* requerem uma análise econômica criteriosa, a fim de determinar sua viabilidade financeira e impacto no fluxo de caixa ao longo do tempo.

O custeio por absorção integral é uma metodologia consolidada na contabilidade gerencial que permite a apropriação de todos os custos de produção — diretos e indiretos, fixos e variáveis — aos produtos ou serviços finais (MARTINS, 2010). Esse método oferece uma visão abrangente da estrutura de custos ao alocar, de forma sistemática, cada despesa relacionada ao processo produtivo, viabilizando análises precisas e coerentes. Além de ser exigido pela legislação contábil brasileira para avaliação de estoques e apuração de resultados, ele também se destaca por sua aplicabilidade na avaliação de investimentos e na comparação entre diferentes cenários de produção, como o verificado na cadeia de produção do arroz, produto de extrema relevância no cenário brasileiro, destinado prioritariamente à alimentação humana.

Na indústria de beneficiamento de arroz, onde o controle de qualidade é um fator determinante para a competitividade, o método de custeio por absorção integral é especialmente relevante para identificar com precisão os custos associados a cada etapa do processo. Ao separar custos fixos, como depreciação e manutenção de equipamentos, e custos variáveis, como salários de classificadores humanos e consumo de insumos, é possível mapear com clareza as despesas específicas de cada método de análise. Essa estruturação facilita a análise comparativa entre métodos tradicionais, baseados na mão de obra humana, e métodos automatizados, que envolvem investimentos iniciais elevados, mas oferecem potencial para maior produtividade e precisão.

Além disso, a utilização de métricas financeiras, como o Valor Presente Líquido (VPL) e o Retorno sobre o Investimento (ROI), possibilita não apenas quantificar os custos envolvidos, mas também projetar o retorno esperado ao longo de um horizonte temporal pré-definido. Essas ferramentas fornecem uma base sólida para avaliar o equilíbrio entre os custos fixos de aquisição e os possíveis ganhos em eficiência e qualidade proporcionados pelos equipamentos automatizados.

3. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABIARROZ. Associação Brasileira da Indústria do Arroz. 2023 – **Balança comercial do arroz**. Disponível em: <<https://abiarroz.com.br/estatisticas-comercio-exterior>>. Acesso em: 18 de jun 2024.
- ANA. Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (Brasil). **Mapeamento do arroz irrigado no Brasil**/ Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico, Companhia Nacional de Abastecimento - Brasília: ANA, 2020. 40 p.: il.
- ANEC. Associação Nacional dos Exportadores de Cereais. **Exportações acumuladas em 2023 — Todos os produtos**. Disponível em: <<https://anec.com.br/search?category=cld0gqflr65339ibtx0nr26ztx>>. Acesso em: 20 de jun 2024.
- BAO, J. (ed.). **Rice: Chemistry and Technology**. 4. ed. Cambridge: Academic Press, 2018.
- BARATA, T. S. **Caracterização do consumo de arroz no Brasil: um estudo na Região Metropolitana de Porto Alegre**. 2005. 93 f. Dissertação (Mestrado em Agronegócios) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul - Cepan, Porto Alegre, RS, 2005.
- BARBIERI, R. L.; STUMPF, E. R. T. (Editores Técnicos). **Origem e Evolução de Plantas Cultivadas**. Brasília, DF: Embrapa Informação Tecnológica, 2008. 185-208 p. ISBN 978-85-7383-221-1. Disponível em: <<https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/117197/1/Origem-e-Evolucao-de-Plantas-Cultivadas-Baixa.pdf>>. Acesso em: 14 jun 2023.
- BASSINELLO, P. Z.; CASTRO, E. da M. **Arroz como alimento**. Informe Agropecuário, Belo Horizonte, v. 25, n. 222, p. 101-108, 2004.
- BORGES, V.; SOARES, A. A.; CORNÉLIO, V. M. O.; LEITE, N. A.; VIEIRA, A. R. Desempenho genotípico de linhagens de arroz de terras altas utilizando metodologia de modelos mistos. **Bragantia**, v. 69, n. 4, p. 833–841, 2010.
- BRANDANI, B. E.; SOUZA, N. O. S.; MATTIONI, N. M.; SOUZA, F. F. J.; VILELA, M. S.; MARQUES, É. A.; FERREIRA, W. F. S. Image analysis for the evaluation of soybean seeds vigor. **Acta Agronómica**, v. 70, p. 1-14, 2022.

BRANDÃO, S. S. **Cultura do arroz**. Viçosa: Universidade Federal de Viçosa, 1972. 194 p.

BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. **Decreto nº 6.268, de 22 de novembro de 2007**. Diário Oficial da União, Brasília, 23 de novembro de 2007. Seção 1, p. 24.

BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. **Instrução Normativa nº 6, de 16 de fevereiro de 2009**. Diário Oficial da União, Brasília, 17 de fevereiro de 2009. Seção 1, p. 1.

BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. **Lei nº 9.972, de 25 de maio de 2000**. Diário Oficial da União, Brasília, 26 de maio de 2000. Seção 1, p. 1.

BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. **Registro de Pessoas Físicas e Jurídicas Especializadas na Atividade de Classificação Vegetal (Credenciamento)**. Brasília, 2024. Disponível em: <https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/inspecao/produtos-vegetal/registro-dipov/cgc_mapa/Registro%20de%20pessoas%20fisicas%20e%20juridicas%20especializadas%20na%20atividade%20de%20classificacao%20vegetal>. Acesso em: 23 de set. 2024.

BUTARDO, V.M.; SREENIVASULU, N. **Improving head rice yield and milling quality: State-of-the-art and future prospects**. In___: Rice Grain Quality: Methods and Protocols; Sreenivasulu, N., Ed. Springer: New York, NY, USA, 2019.

CALINGACION, M.; LABORTE, A.; NELSON, A.; RESURRECCION, A.; CONCEPCION, JC.; DAYGON, VD. Diversity of Global Rice Markets and the Science Required for Consumer-Targeted Rice Breeding. **PLoS ONE**, v.9, n.1), 2014.

CHANG, T. The rice cultures. Philosophical Transactions of the Royal Society B: **Biological Sciences**, v. 275, n. 936, p. 1-23, 27 jul. 1976. Disponível em: <<https://doi.org/10.1098/rstb.1976.0077>>. Acesso em: 04 out. 2023.

CHAUGULE, A. A.; MALI, S. N. Identification of paddy varieties based on novel seed angle features. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 123, p. 415–422, 2016.

CHEN, T.; LUO, L.; DENG, S.; SHI, G.; ZHANG, S.; ZHANG, Y.; DENG, O.; WANG, L.; ZHANG, J.; WEI, L. Sorption of tetracycline on H₃PO₄ modified biochar derived from rice straw and swine manure. **Bioresource Technology**, v. 267, p. 431-437, nov. 2018.

CÍCERO, S.M.; VAN DER HEIJDEN, G.W.A.M.; VAN DER BURG, W.J.; BINO, R.J. Evaluation of mechanical damage in seeds of maize (*Zea mays* L.) by X-ray and digital imaging. **Seed Science and Technology**, Zürich, v.26, n.3, p.603-612, 1998. CONAB - COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO. **Acompanhamento da Safra Brasileira de Grãos**, Brasília, DF, v. 10, safra 2022/23, n. 12 décimo segundo levantamento, setembro 2023.

CONAB – Companhia Nacional de Abastecimento. **Acompanhamento da Safra Brasileira de Grãos**, v.7, safra 2019/20, 10º levantamento. Brasília: Conab, julho/2020.

CONAB – Companhia Nacional de Abastecimento. In ____: OLIVEIR, N.; AROLDI A. de (organizador). **A Cultura do Arroz**. Brasília: Conab, 2015. 180 p. Disponível em: https://biblioteca.conab.gov.br/phl82/pdf/2015_Cultura_do_arroz.pdf. Acesso em: 18 de jun 2024.

CONAB. Companhia Nacional de Abastecimento — **Safra Brasileira de Grãos**, 2024. Disponível em: <<https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/graos>>. Acesso em: 21 de jun 2024.

DECHANT, C.; WIESNER-HANKS, T.; CHEN, S.; STEWART, E. L.; YOSINSKI, J.; GORE, M. A.; NELSON, R. J.; LIPSON, H. Automated Identification of Northern Leaf Blight-Infected Maize Plants from Field Imagery Using Deep Learning. **Phytopathology**, v. 107, p. 1426-1432, 2017.

ELIAS, M. C. F.; OLIVEIRA, M.; VANIER, N. L.; PARAGINSKI, R. T.; SCHIAVON, R. A. **Industrialização de arroz por processo convencional e por parboilização**. In ____: ELIAS, M. C. F.; OLIVEIRA, M.; VANIER, N. L. (Ed.). Qualidade de arroz da pós-colheita ao consumo. Pelotas: Ed. Universidade da UFPEL, 2012. cap. 4, p.43-55.

FAO – Food and Agriculture Organization of the United Nations. **Statistical databases. 2021.** Disponível em: <<https://www.fao.org/faostat/en/#data/QCL>>. Acesso em: 20 de set de 2023.

FERNANDEZ-GALLEGOS, J. A.; KEFAUVER, S. C.; GUTIÉRREZ, N. A.; NIETO-TALADRID, M. T.; ARAUS, J. L. Wheat ear counting in-field conditions: high throughput and low-cost approach using RGB images. **Plant Methods**, v. 14, n. 1, p. 1–12, 2018. FERREIRA, C. M.; PINHEIRO, B. S.; SOUSA, I. S. F.; MORAIS, O. P. **Qualidade do arroz no Brasil: evolução e padronização**. Santo Antônio de Goiás: Embrapa Arroz e Feijão, 2005. 61 p.

FERREIRA, D. F. SISVAR: A computer analysis system to fixed effects split plot type designs. **Revista brasileira de biometria**, [S.I.], v. 37, n. 4, p. 529-535, 2019. Disponível em: <<http://www.biometria.ufla.br/index.php/BBJ/article/view/450>>. Acessado em: 19 de outubro de 2024.

FITZGERALD, M. A.; MCCOUCH, S. R.; HALL, R. D. Not just a grain of rice: the quest for quality. **Trends in Plant Science**, v. 14, n. 3, p. 133-139, 2009.

FRANCIS, F.J. The origin of tan-1 a/b. **Journal of Food Science**, v. 40, p. 412, 1975.

GONZALEZ, R.C.; WOODS, R.E. **Digital image processing, prentice hall**. Upper Saddle River, NJ, 2008.

GUNASEKARAN, S.; COOPER, T.M.; BERLAGE, A.G. Evaluating quality Factors of Corn and Soybeans Usinga Computer Vision System. **Transactions of the ASAE**, v. 31, n. 4, p. 1264-1271, 1988.

HINTON, J. J.; SHAW, B. The distribution of nicotinic acid in the rice grain. **British Journal of Nutrition**, v. 8, n.26, p. 65-71, 1954. In ____: JULIANO, B. O. Rice in human nutrition. Roma: FAO, 1993.

HOFFMASTER, A. L.; FUJIMURA, K.; MCDONALD, M. B.; BENNETT, M. A. An automated system for vigor testing three-day-old soybean seedlings. **Seed Science and Technology**, v. 31, n. 3, p. 701-713, 2003.

IRRI. International Rice Research Institute. IRRI annual Report 2022. **Transforming Food Systems in África and Asia**. Philippines: IRRI. 2022.

IRRI. International Rice Research Institute. **Proceedings of the Symposium on Rice Grain Quality and Marketing**. Los Banos, Philippines: IRRI. 1985.

ITANI, T. et al. Distribution of amylose, nitrogen, and minerals in rice kernels with various characters. **Journal of Agricultural and Food Chemistry**, v.50, p.5326-5332, 2002.

ITTERSUM, M. K.; CASSMAN, K. G.; VAN, W. S.; VAN ITTERSUM, M. K.; CASSMAN, K. G.; WOLDETSION, T. Can Sub-Saharan Africa feed itself? **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 110, n. 31, p. 12506-12511, 2013.

KOMYSHEV, E.; GENAEV, M.; AFONNIKOV, D. Evaluation of the SeedCounter, a mobile application for grain phenotyping. **Frontiers in Plant Science**, v. 7, p. 1990, 2017.

LIN, H.; JIANG, H.; LIN, J.; CHEN, Q.; ALI, S.; TENG, S. W.; ZUO, M. Rice freshness identification based on visible near-infrared spectroscopy and colorimetric sensor array. **Food Analytical Methods**, v. 14, p. 1-10, 2021.

LITTLE, A. Off on a tangent. **Journal of Food Science**, Chicago, v.40, p.410-411, 1975.

LIU, W.; LIU, C.; MA, F. et al. Online Variety Discrimination of Rice Seeds Using Multispectral Imaging and Chemometric Methods. **Journal of Applied Spectroscopy**, v. 82, p. 993-999, 2016.

LIU, Z.; XIAO, D. Recognition Method of Mature Strawberry Based on Improved SSD Deep Convolution Neural Network. In____: PAN, L., LIANG, J.; QU, B. (eds) Bio-inspired Computing: Theories and Applications. BIC-TA 2019. **Communications in Computer and Information Science**, v. 1160, p. 271-281, 2020.

LOPES, J. M. B. **Computação gráfica: cor e luz**. Lisboa: Universidade Técnica de Lisboa 2003. 45 p.

MACHEFER, M.; LEMARCHAND, F.; BONNEFOND, V.; HITCHINS, A.; SIDIROPOULOS, P. Mask R-CNN Refitting Strategy for Plant Counting and Sizing in UAV Imagery. **Remote Sens.**, v. 12, 3015, 2020.

MARCOS-FILHO, J.; KIKUTI, A. L. P.; LIMA, L. B. Métodos para avaliação do vigor de sementes de soja, incluindo a análise computadorizada de imagens. **Revista Brasileira de Sementes**, v. 31, n. 1, p. 102-112, 2009.

MARTENS, S.; CORADI, P. C.; MALDANER, V.; CARNEIRO, L. O.; TEODORO, P. E.; RODRIGUES, D. M.; ANSCHAU, K. F.; TEODORO, L. P. R.; FLORES, É. M. M.

Drying and intermittence processes on the polished and brown rice physicochemical and morphological quality by near-infrared spectroscopy, X-ray diffraction, and scanning electron microscopy. **Food Chemistry: X**, v. 19, 2023.

MASKAN, M. Kinetics of colour change of kiwifruits during hot air and microwave drying. **Journal of Food Engineering**, v.48, p.169-175, 2001.

McDONALD, T. P.; CHEN, Y. R. Separating connected muscle tissues in images of beef carcass ribeyes. **Transactions of the ASAE**, v. 33, n. 6, p. 1259-1265, 1990.

MCLELLAN, M.R.; LIND, L.R.; KIME, R.W. Hue angle determinations and stastistical analysis for multiquadrant hunter L, a, b data. **Journal of Food Quality**, v.18, n.3, p.235-240, 1995.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. D. **Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Universidade de Brasília, Brasília, 2012, 266 p.

NARDINO, M.; PERIN, E. C.; ARANHA, B. C.; CARPES, S. T.; FONTOURA, B. H.; DE SOUSA, D. J. P.; DE FREITAS, D. S. Understanding drought response mechanisms in wheat and multi-trait selection. **PLoS ONE**, v. 17, n. 4, p. 1-22, 2022.

OECD; FAO. **OECD-FAO Agricultural Outlook 2018-2027**. Roma: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2018.

OLIVEIRA, M.; AMATO, G. W. **Arroz**: Tecnologia, Processos e Usos. 1. ed. São Paulo: Blucher, 2021. 218 p.

PEREIRA, J. A. **Cultura do arroz no Brasil**: subsídios para a sua história. Teresina: Embrapa Meio-Norte, 2002. 226 p.

PULIDO-ROJAS, C. A.; MOLINA-VILLA, M. A.; SOLAQUE-GUZMÁN, L. E. Machine vision system for weed detection using image filtering in vegetables crops. **Revista Facultad De Ingeniería Universidad De Antioquia**, v.80, n.1, p. 124–130, 2016.

QUEIROZ, D.M.; VALENTE, D.S.M.; PINTO, F.A.C.; BORÉM, A. **Agricultura Digital**. 2° ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2021.

SENAR. **Grãos: Classificação de soja e milho**. Serviço Nacional de Aprendizagem Rural. Coleção SENAR: 178. Brasília, 2017. 152p.

SHAH, S. A. A.; LUO, H.; PICKUPANA, P. D.; EKEZE, A.; SOHEL, F.; LAGA, H.; LI, C.; PAYNTER, B.; WANG, P. Automatic and fast classification of barley grains from images: A deep learning approach. **Smart Agricultural Technology**, v. 2, p. 1-6, 2022.

SILVA, M. V. Elementos para a história do arroz no Brasil. **Lavoura Arrozeira**, Porto Alegre, v. 4, n. 39, p. 11-16, 1950

SOSBAI. Arroz irrigado: recomendações técnicas da pesquisa para o Sul do Brasil. **Sociedade Sul-Brasileira de Arroz Irrigado**, Pelotas, 2018.

SREETHONG, T.; PROM-U-THAI, C.; RERKASEM, B.; DELL, B.; JAMJOD, S. Variation of Milling and Grain Physical Quality of Dry Season Pathum Thani 1 in Thailand. **CMU Journal of Natural Sciences**, v. 17, n. 3, p. 191-202, 2018.

SRIVASTAVA, S.; MISHRA, H. N. Detection of insect damaged rice grains using visible and near infrared hyperspectral imaging technique. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, v. 221, p. 1-7, 2022.

STORCK, C. R. **Variação na composição química em grãos de arroz submetidos a diferentes beneficiamentos**. 2004. 108f. Dissertação (Mestrado em Ciência e Tecnologia de Alimentos) – Curso de Pós-graduação em Ciência e Tecnologia de Alimentos, Universidade Federal de Santa Maria. Disponível em: <<https://repositorio.ufsm.br/bitstream/handle/1/5783/CATIA.pdf>>. Acesso em: 05 nov. 2023.

SZELISKI, R. Computer vision: algorithms and applications. Springer **Nature**, v. n. p. ?2022.

TERRES, A. L.; GALLI, J.; FAGUNDES, P. R. R.; MACHADO, M. O.; MAGALHÃES JUNIOR, A. M. de; MARTINS, J. F.; NUNES, C. D. M.; FRANCO, D. F.; AZAMBUJA, I. H. V. Arroz irrigado no Rio Grande do Sul: generalidades e cultivares. Pelotas: Embrapa Clima Temperado. **Circular Técnica**, 14, 1998. 58 p.

TIAN, Y.-G.; ZHANG, Z.-N.; TIAN, S.-Q. Nondestructive testing for wheat quality with sensor technology based on big data. **Journal of Analytical Methods in Chemistry**, v. 2020, Article ID 8851509, p. 1-8, 2020.

TODA, Y.; OKURA, F.; ITO, J. et al. Training instance segmentation neural network with synthetic datasets for crop seed phenotyping. **Communications Biology**, v. 3, p. 173, 2020.

TRINIDAD P. T.; AIDA, C. M.; ROSARIO, R. E.; ROSARIO, S. S.; ANGELINA, DR. F.; BIENVENIDO O. J. The effect of apparent amylose content and dietary fibre on the glycemic response of different varieties of cooked milled and brown rice. **International Journal of Food Sciences and Nutrition**, v. 64, n. 1, p. 89-93, 2013.

UNCTAD. **United Nations Conference on Trade and Development**. 2003. Disponível em: <https://unctad.org/system/files/official-document/tdr2003_en.pdf>. Acesso em: 22 ago. 2023.

USDA - United States Department Of Agriculture. **World Agricultural Production**. Disponível em: <<https://apps.fas.usda.gov/psdonline/circulars/production.pdf>> Acesso em: 21 de out 2023.

VANIER, N. L. Qualidade de Arroz e Mercados Emergentes. **Labgrãos Magazine**, v. 1, p.1-4, 2017. Disponível em: <<https://labgraos.com.br/manager/uploads/arquivo/qualidade-de-arroz-e-mercados-emergentes.pdf>>. Acesso em: 22 Set 2023.

VIEIRA, N. R. A.; RABELO, R. R. Qualidade tecnológica. In ____: SANTOS, A. B.; STONE, L. F.; VIEIRA, N. R. A. **A cultura do arroz no Brasil**. 2. ed. Santo Antônio da Goiás: Embrapa Arroz e Feijão, 2006. cap. 23. p. 869-900.

VOOREN, J.G. van de; HEIJDEN, G.W.A.M. van der. Measuring the size of French beans with image analysis. **Plant Varieties and Seeds**, v. 6, n. 1, p. 47-53, 1993.

WALTER, M.; MARCHEZAN, E.; AVILA, L. A. Arroz: composição e características nutricionais. **Ciência Rural**, v. 38, n. 4, p.1184-1192, 2008.

WARD, D.; MOGHADAM, P.; HUDSON, N. Deep Leaf Segmentation Using Synthetic Data. **Robotics and Autonomous Systems, The Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation (CSIRO), Data61, Brisbane**, 2018. Disponível em: <https://www.plant-phenotyping.org/lw_resource/datapool/systemfiles/elements/files/4b0b550d-949c-11e8-8a88-dead53a91d31/current/document/0026.pdf> Acesso em: 12 set de 2023.

WEBB, B. D. Criteria of rice quality in the United States. In____: JULIANO, B. O. (ed.). **Rice Chemistry and Technology**. 2. ed. St. Paul, MN: AACC, 1985. p. 403–442.

WU, N.; JIANG, H.; BAO, Y.; ZHANG, C.; ZHANG, J.; SONG, W.; ZHAO, Y.; MI, C.; HE, Y.; LIU, F. Practicability investigation of using near-infrared hyperspectral imaging to detect rice kernels infected with rice false smut in different conditions. **Sensors & Actuators: B. Chemical**, v. 308, p. 1-12, 2020.

ZHOU, Z.; ROBARDS, K.; HELLIWELL, S.; BLANCHARD, C. Composition and functional properties of rice. **International Journal of Food Science and Technology**, v.37, p.849-868, 2002.

CAPÍTULO I

ANÁLISE DE IMAGENS NA DETERMINAÇÃO DA CLASSE DO ARROZ (*Oryza sativa L.*) BENEFICIADO POLIDO

RESUMO

O arroz é um alimento fundamental para a segurança alimentar global, servindo como principal fonte calórica para bilhões de pessoas, especialmente na Ásia, África e América Latina. No Brasil, o arroz, além de ser um alimento essencial na dieta, possui grande importância econômica. Uma das formas de determinar a qualidade do arroz, é pelas dimensões dos grãos, que determinam sua Classe e têm grande influência no valor de mercado e na preferência do consumidor, a qual, atualmente, é realizada de forma manual com auxílio de paquímetro, sendo um processo demorado e subjetivo. A análise de imagem surge como uma alternativa promissora, oferecendo rapidez e consistência por meio de algoritmos que medem e avaliam as dimensões físicas dos grãos. O objetivo deste estudo é avaliar a eficácia e a eficiência de equipamentos de análise de imagem na determinação da Classe do arroz, comparando-os com o método tradicional de classificação a partir da análise de amostras com valores conhecidos, visando a obtenção das médias, tempo de análise e índice de acerto amostral. O Classificador Oficial apresentou alta precisão, com índice de acerto variando de 80,21% a 95,70%, mas o maior tempo de análise, entre 9 e 27 minutos. O Equipamento 1 demonstrou maior eficiência, com tempos de 0,21 a 0,32 minutos e índices de acerto de 81,11% a 94,12%. Já o Equipamento 2 manteve um tempo fixo de 2 minutos, mas com maior variação no índice de acerto, que oscilou entre 62,39% e 88,73%, indicando maior instabilidade em algumas análises. A integração da análise humana com sistemas automatizados surge como uma solução promissora para otimizar o controle de qualidade na indústria do arroz.

Palavras-chave: qualidade do arroz, inteligência artificial, classe do arroz, dimensões do grão.

ABSTRACT

Rice is a fundamental food for global food security, serving as the primary caloric source for billions of people, especially in Asia, Africa, and Latin America. In Brazil, rice is not only a dietary staple but also holds significant economic importance. One of the key factors in determining rice quality is grain dimensions, which define its Class and strongly influence market value and consumer preference. Currently, this classification is performed manually using a caliper, a time-consuming and subjective process. Image analysis emerges as a promising alternative, offering speed and consistency through algorithms that measure and evaluate grain dimensions. This study aims to assess the effectiveness and efficiency of image analysis equipment in determining rice Class, comparing them with the traditional classification method using samples with known values, focusing on mean values, analysis time, and sample accuracy index. The Official Classifier demonstrated high precision, with accuracy ranging from 80.21% to 95.70%, but required the longest analysis time, varying between 9 and 27 minutes. Equipment 1 proved to be the most efficient, with analysis times ranging from 0.21 to 0.32 minutes and accuracy between 81.11% and 94.12%. Equipment 2 maintained a fixed analysis time of 2 minutes but showed greater variability in accuracy, ranging from 62.39% to 88.73%, indicating higher instability in some analyses. The integration of human analysis with automated systems emerges as a promising solution to optimize quality control in the rice industry.

Keywords: rice quality, artificial intelligence, rice class, grain dimensions.

1. INTRODUÇÃO

O arroz é essencial para a segurança alimentar global, sendo a principal fonte de calorias para mais de 3,5 bilhões de pessoas, com destaque para sua importância em nações da Ásia, África e América Latina (MUTHAYYA et al., 2014). No Brasil, o arroz desempenha um papel crucial tanto na dieta diária da população quanto na economia agrícola do país (EMBRAPA, 2023). Além disso, o país se destaca como o maior produtor de arroz fora do continente asiático, com uma produção de 10,6 milhões de toneladas na safra 2023/2024, colhidas em 1,6 milhão de hectares, e uma produtividade média de 6,6 toneladas por hectare (CONAB, 2024).

A qualidade do arroz é determinada por diversos atributos, como suas propriedades nutricionais e de cocção, características sensoriais, rendimento no beneficiamento, pureza e aparência física. A valorização de cada característica pode variar conforme a cultura e os hábitos alimentares locais. Contudo, as características visuais são fatores cruciais para a preferência do consumidor, pois constituem o primeiro aspecto perceptível no momento da compra e influenciam diretamente o valor de mercado (FITZGERALD et al., 2009). Estudos realizados por Fitzgerald et al. (2009), Calingacion et al. (2014), Trinidad et al. (2013) e Zhao et al. (2022) ressaltam a complexidade na avaliação da qualidade do arroz e a necessidade de considerar múltiplos aspectos para atender às expectativas dos consumidores em diferentes contextos culturais e mercados.

No Brasil, a qualidade do arroz é analisada conforme o Padrão Oficial de Classificação (POC), elaborado pelo Ministério da Agricultura e Pecuária (MAPA) (BRASIL, 2009). O arroz é classificado de acordo com seus requisitos de identidade e qualidade, considerando Grupo (forma de apresentação), Subgrupo (processo de beneficiamento), Classe (dimensões do grão) e Tipo (limites de tolerância a defeitos presentes na amostra de grãos).

No que se refere às dimensões do grão, de acordo com o POC, as classes são: Longo Fino, Longo, Médio e Curto (BRASIL, 2009). Estas estão diretamente relacionadas à qualidade física, podendo indicar características varietais, além de serem um pré-requisito para o rendimento no beneficiamento e o percentual final de grãos inteiros e quebrados, fatores essenciais para a precificação e a decisão de compra do consumidor (ZHOU et al., 2022).

As características físicas dos grãos são avaliadas desde o início da cadeia de pós-colheita, já na aquisição do arroz em casca pelas indústrias. Isso auxilia no processo decisório de beneficiamento, como a regulagem de máquinas de descasque, brunição e polimento, além de garantir o controle de qualidade interno até a venda do produto acabado: o arroz beneficiado. A Classificação Oficial do produto destinado ao consumo humano é obrigatória por lei, visando à proteção do consumidor final e viabilizando sua comercialização dentro do território nacional (BRASIL, 2000).

Atualmente, a determinação da Classe do arroz é realizada por analistas treinados, denominados Classificadores Oficiais, por meio da medição manual das dimensões dos grãos com o auxílio de um paquímetro (BRASIL, 2009). Apesar de eficaz, este processo é oneroso e sujeito à subjetividade inerente à análise humana.

Como essa análise é essencialmente visual, abre-se espaço para a utilização de tecnologias de análise de imagens. Esses equipamentos capturam imagens de alta resolução dos grãos e utilizam algoritmos de processamento para identificar e medir características físicas, como tamanho, formato, cor e defeitos superficiais. Tais sistemas são capazes de analisar grandes volumes de grãos de forma rápida e consistente, eliminando a variabilidade humana (LIU et al., 2016; MARTENS et al., 2023).

Para implementar a análise de imagem na Classificação do arroz, é necessário realizar estudos comparativos entre a análise automatizada e a análise tradicional feita por avaliadores humanos. Assim, o objetivo deste estudo foi avaliar o uso de equipamentos de análise de imagens na definição da Classe do arroz beneficiado polido, conforme o Padrão Oficial de Classificação, comparando a eficácia e eficiência dos métodos automatizados e humanos, destacando as vantagens e desvantagens de cada abordagem.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1 Obtenção das Amostras

O arroz utilizado no experimento é o comercial encontrado nos supermercados, que foram classificados de acordo com o Padrão Oficial de Classificação do Arroz (BRASIL, 2009).

A montagem das amostras ocorreu durante os meses de maio e junho de 2024 e foram realizadas nos Laboratório de Análise de Sementes da Faculdade de Agronomia e Medicina Veterinária do Campus Darcy Ribeiro — Universidade de Brasília e no Laboratório de Classificação de Grãos da empresa ENCLASS — Empresa Nacional de Certificação e Análise Ltda, localizada em Goiânia, Goiás.

As amostras de 5 gramas (peso mínimo recomendado pelo POC do arroz para a obtenção das características de dimensão dos grãos) foram montadas com grãos de todas as classes (figura 1) e pesadas em balança de precisão de três casas decimais (balança de marca Gehaka modelo BK300, aferida e calibrada em 16 de maio de 2024).

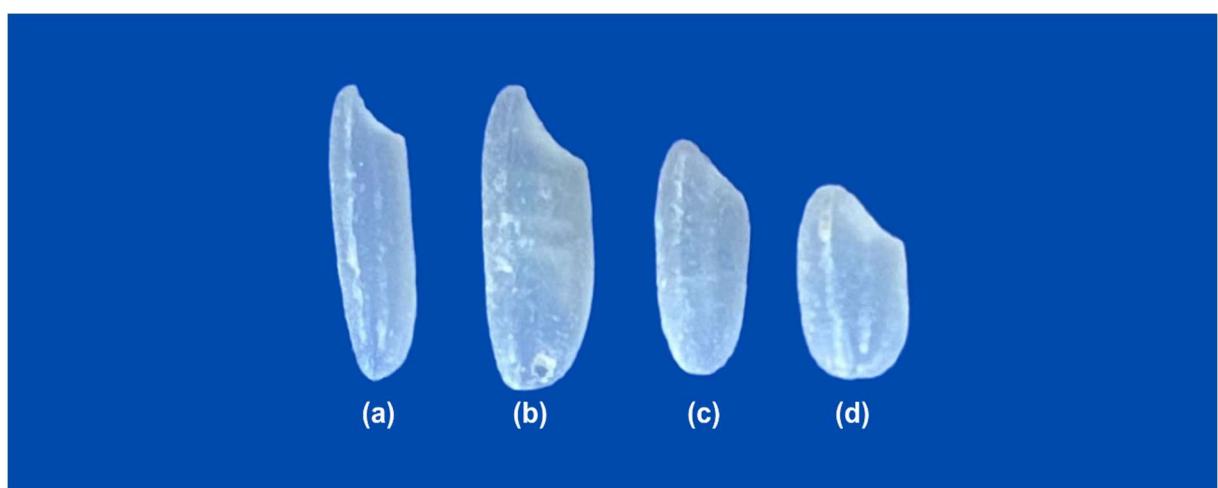


Figura 1 — Exemplo de grão das classes Longo Fino (a), Longo (b), Médio (c) e Curto (d) utilizados no experimento.

Fonte: elaborada pelo autor.

A composição da amostra foi de acordo com o Padrão Oficial de Classificação (POC) (BRASIL, 2009) em que o arroz do Grupo Beneficiado, Subgrupo Polido, é Classificado em cinco Classes, conforme a Tabela 1, em gramas, e Tabela 2, em porcentagem.

Longo Fino: amostras de 5g contendo aproximadamente 82% do peso dos grãos inteiros (4,1g) com as dimensões de Longo Fino, 6% do peso dos grãos inteiros (0,3g) com dimensões de Longo, 6% do peso dos grãos inteiros (0,3g) com dimensões de Médio e 6% do peso dos grãos inteiros (0,3g) com dimensões de Curto.

Longo: amostras de 5g contendo aproximadamente 82% do peso dos grãos inteiros (4,1g) com as dimensões de Longo, 6% do peso dos grãos inteiros (0,3g) com dimensões de Longo Fino, 6% do peso dos grãos inteiros (0,3g) com dimensões de Médio e 6% do peso dos grãos inteiros (0,3g) com dimensões de Curto.

Médio: amostras de 5g contendo aproximadamente 82% do peso dos grãos inteiros (4,1g) com as dimensões de Médio, 6% do peso dos grãos inteiros (0,3g) com dimensões de Longo Fino, 6% do peso dos grãos inteiros (0,3g) com dimensões de Longo e 6% do peso dos grãos inteiros (0,3g) com dimensões de Curto.

Curto: amostras de 5g contendo aproximadamente 82% do peso dos grãos inteiros (4,1g) com as dimensões de Curto, 6% do peso dos grãos inteiros (0,3g) com dimensões de Longo Fino, 6% do peso dos grãos inteiros (0,3g) com dimensões de Longo e 6% do peso dos grãos inteiros (0,3g) com dimensões de Médio.

Misturada: amostras de 5g contendo aproximadamente 40% do peso dos grãos inteiros (2g) com as dimensões de Longo Fino, 20% do peso dos grãos inteiros (1g) com dimensões de Longo, 20% do peso dos grãos inteiros (1g) com dimensões de Médio e 20% do peso dos grãos inteiros (1g) com dimensões de Curto.

Tabela 1 — Proporção de Classe das amostras de arroz de acordo com a classificação de classe, em gramas (g)

Característica	Amostra 1	Amostra 2	Amostra 3	Amostra 4	Amostra 5
Longo Fino	4,10	0,30	0,30	0,30	2,00
Longo	0,30	4,10	0,30	0,30	1,00
Médio	0,30	0,30	4,10	0,30	1,00
Curto	0,30	0,30	0,30	4,10	1,00
Total (g)	5,00	5,00	5,00	5,00	5,00
Classe	Longo Fino	Longo	Médio	Curto	Misturado

Tabela 2 — Proporção de Classe das amostras de arroz de acordo com a classificação de classe, em percentual (%)

Característica	Amostra 1	Amostra 2	Amostra 3	Amostra 4	Amostra 5
Longo Fino	82	6	6	6	40
Longo	6	82	6	6	20
Médio	6	6	82	6	20
Curto	6	6	6	82	20
Total (%)	100	100	100	100	100
Classe	Longo Fino	Longo	Médio	Curto	Misturado

Para cada Classe foram montadas amostras com 4 repetições, totalizando 20 amostras, armazenadas em potes herméticos a temperatura ambiente, longe da luz solar direta até a Classificação.

2.2 Análise via Classificador Oficial

As análises realizadas via classificação manual, por um Classificador Oficial habilitado pelo MAPA, ocorreram durante o mês de julho de 2024 e foram realizadas no Laboratório de Classificação de Grãos da empresa ENCLASS - Empresa Nacional de Certificação e Análise Ltda, localizada em Goiânia, Goiás.

2.2.1 Metodologia de análise da Classe do arroz

A análise da Classe foi realizada de acordo com a metodologia descrita no artigo 35, parágrafo 5 do POC do Arroz (Instrução Normativa MAPA N° 06 de 2009), a partir das dimensões dos grãos, em que utilizou-se paquímetro digital devidamente calibrado, com precisão de (zero vírgula zero um milímetro) da marca Mitutoyo para determinar a proporção das diferentes classes presentes nas amostras.

2.2.2 Diferenciação de Longo e Longo fino de Médio e Curto

Foi iniciada a determinação da classe pelo comprimento dos grãos, verificando-se as dimensões específicas para distinguir os grãos das classes longo, médio e curto. Para separar os grãos das classes longo fino e longo, dos grãos médio e curto, o equipamento foi travado em 5,99 mm (cinco vírgula noventa e nove milímetros):

- a) Os grãos com comprimento menor que 6,00 mm (seis milímetros) foram considerados pertencentes às classes médio ou curto; e
- b) Os grãos com comprimento maior ou igual a 6,00 mm (seis milímetros) foram classificados como longo fino ou longo.

2.2.3 Diferenciação Médio de Curto

Em seguida, foi travado o paquímetro em 4,99 mm (quatro vírgula noventa e nove milímetros), e os grãos das classes médio e curto foram submetidos à medição de comprimento. Observou-se:

- a) Os grãos com comprimento maior ou igual a 5,00 mm (cinco milímetros) foram classificados na classe médio; e
- b) Os grãos com comprimento menor que 5,00 mm (cinco milímetros) foram classificados na classe curto.

2.2.4 Diferenciação Longo de Longo fino

Os grãos com comprimento maior ou igual a 6,00 mm (seis milímetros), das classes longo fino ou longo, foram submetidos à medição da espessura, travando-se o paquímetro em 1,90 mm (um vírgula noventa milímetros):

- a) Os grãos que não passaram na abertura do equipamento foram considerados pertencentes à classe longo; e
- b) Os grãos que passaram na abertura do equipamento foram submetidos ao teste de determinação da relação comprimento/largura. Caso o resultado da divisão do comprimento pela largura fosse maior ou igual a 2,75 (dois vírgula setenta e cinco), o grão foi considerado da classe longo fino; caso o resultado fosse menor que 2,75 (dois vírgula setenta e cinco), o grão foi considerado da classe longo.

Se o percentual de grãos das classes longo ou longo fino, individualmente, não atingisse 80% (oitenta por cento) do peso da amostra, considerou-se o somatório dos grãos das classes longo e longo fino para o enquadramento do produto na classe longo, desde que o percentual mencionado fosse alcançado.

Foi registrado no laudo de classificação, obrigatoriamente, os percentuais de grãos das classes encontradas na amostra (ANEXO I).

As amostras foram recompostas para a utilização das mesmas na análise via Equipamentos de Análise de Imagens na Classificação do Arroz.

2.3 Metodologia via Equipamentos de Análise de Imagens

Neste estudo foram utilizados dois equipamentos de análise de imagens de empresas diferentes, porém com a mesma proposta de análise de qualidade do grão de arroz beneficiado polido. Os mesmos foram denominados “Equipamento 1” e “Equipamento 2” e seu funcionamento/metodologia de análise, assim como suas particularidades, serão descritas a seguir.

As análises realizadas no equipamento 1 ocorreram no laboratório de qualidade interno de uma indústria de beneficiamento e empacotamento de arroz, localizada em Aparecida de Goiânia, Goiás. As análises realizadas no equipamento 2 ocorreram no próprio laboratório da empresa fabricante do equipamento, localizado em Blumenau, Santa Catarina.

2.3.1 Equipamento 1: Componentes e funcionamento

O equipamento 1 é composto por uma unidade principal contendo uma tremonha na parte superior, por onde se introduz a amostra de grãos, uma correia transportadora de cor azul, uma câmera digital de alta resolução e uma gaveta frontal. Conta ainda com mouse, teclado e monitor, com os quais se faz a interação pelo usuário via interface do *software*.

Para iniciar a análise, coloca-se a amostra na abertura acima da unidade principal e, via interface do *software*, dá-se o comando de início. Então o equipamento começa a vibrar, resultando na passagem dos grãos pela tremonha e a queda dos mesmos na correia transportadora, sendo a captura das imagens feita por uma câmera digital interna com sistema de iluminação integrada ao equipamento durante a passagem dos grãos, resultando em uma imagem de duas dimensões (2D), finalizando com sua queda na gaveta localizada no final da correia.

2.3.2 Equipamento 2: Componentes e funcionamento

O equipamento 2 é composto por um microcomputador integrado ao scanner de imagens, composto por uma placa vibratória helicoidal de alimentação, calha de

alinhamento, sistema de espelhos, câmera digital de alta resolução, sistema de iluminação e gaveta. Também conta com um leitor de código de barras, monitor, mouse e teclado para interação do usuário via *software*.

Para início da análise a amostra é colocada na placa helicoidal do equipamento e, via interface do *software*, dá-se o comando de início. Através da placa helicoidal vibratória os grãos são dosados e enfileirados. Após isto, cada grão é transferido para uma calha de alinhamento onde adquire velocidade e direcionamento para a captura das imagens que é feita quando este fica em queda livre, grão a grão. A captura das imagens é feita quando o grão passa por um sistema de iluminação indireta, onde são obtidas três imagens de cada grão, através de um sistema de espelhos, resultando em uma imagem de três dimensões (3D). Após passar pelo sistema de captura de imagens, o grão fica acondicionado na gaveta de retirada de amostra.

2.3.3 Calibração inicial dos equipamentos

Em ambos os equipamentos foram realizadas calibrações iniciais, com amostras montadas, ou seja, com parâmetros conhecidos, semelhantes às utilizadas no experimento, para a obtenção da configuração final a ser utilizada. Nos dois equipamentos tal configuração foi realizada por um técnico de suporte da empresa fabricante dos equipamentos.

2.3.4 Metodologia de análise dos equipamentos de análise de imagem

Para ambos os equipamentos o procedimento de análise funciona da seguinte maneira:

1. Captura de imagens de alta resolução;
2. Pré-processamento;
3. Segmentação dos objetos de interesse na imagem (isola-se os grãos de arroz do fundo da imagem);
4. Identificação e análise dos parâmetros, com auxílio de algoritmos de processamento, visando a obtenção de características de interesse como, por

- exemplo, dimensões (comprimento e largura), formato, cor e defeitos superficiais;
5. Classificação, via metodologia de árvore de decisão a partir da combinação lógica das informações adquiridas.

Ambos os equipamentos possibilitam revisão de análise pelo operador, viabilizando possíveis correções na classificação. Este procedimento não foi realizado, visando a avaliação dos equipamentos sem a interferência humana.

Todas as análises foram salvas e gerou-se o relatório digital para posterior compilação e análise estatística.

2.4 Índice de Acerto Amostral

O índice de acerto (IA%) foi aplicado para expressar a precisão da medição dos tratamentos, ou seja, Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2 (valor medido), em relação ao valor da amostra controle (valor real) em uma escala de 0 a 100, considerando tanto subestimações quanto superestimações.

Desta forma, os dados de cada uma das medições foram tratados pela seguinte fórmula:

$$IA\% = \left(1 - \frac{|Valor\ Medido - Valor\ Real|}{Max(Valor\ Medido,\ Valor\ Real)} \right) \times 100$$

Sendo:

- Valor Medido: o valor em gramas obtido pelo método de medição (Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2).
- Valor Real: o valor da amostra controle em gramas, com o qual o método está sendo comparado.

Fórmula explicada:

- Erro absoluto ($|Valor\ Medido - Valor\ Real|$): Calcula a diferença absoluta entre os valores medido e real;
- Normalização do Erro - Divisão pelo maior valor [$Max(Valor\ Medido,\ Valor\ Real)$]: O erro é normalizado pelo maior valor, seja o real ou o medido, para evitar índices negativos ou fora do intervalo de 0% a 100%;

- Cálculo do índice final (1–Erro Normalizado): O índice é 1 menos a proporção do erro normalizado;
- Multiplicação por 100: Converte o índice em porcentagem.

2.5 Tempo de análise

O tempo de análise foi cronometrado para todos os tratamentos. Para o Classificador Oficial, a cronometragem iniciou na abertura dos recipientes com as amostras e encerrou ao término da classificação. Nos equipamentos, o tempo foi obtido diretamente dos relatórios gerados ao final de cada análise. Todos os resultados foram compilados para posterior análise estatística.

2.6 Delineamento experimental e análise estatística

O experimento foi realizado no Delineamento Inteiramente Casualizado, em esquema fatorial 5x4, sendo 5 Classes e 4 tratamentos (amostra controle, classificador oficial, equipamento 1 e equipamento 2). Foram obtidas as análises de variância e as médias comparadas pelo teste de Scott-Knott a 5% de probabilidade. Foi utilizado o software SISVAR 5.6 (FERREIRA, 2019).

Para a plotagem dos gráficos, foi utilizado o software SigmaPlot v.10 (Systat Software Inc, Germany).

3. RESULTADOS

3.1 Análise de classe

Na análise da amostra de classe "Longo Fino", ou seja, com predominância de grãos desta classe, observa-se que todos os métodos de avaliação apresentam resultados próximos ao do controle para a classe predominante "Longo Fino" (Tabela 3). Essas similaridades apontam para uma alta precisão na identificação dessa classe, sem diferenças estatisticamente significativas ($p>0,05$). Em relação à classe "Longo", as proporções ficaram entre 5,17% e 5,94%, confirmando a capacidade de todos os métodos de reconhecer corretamente a baixa proporção desta classe, apesar de subestimar os valores em relação ao controle, mesmo que sem diferenças estatisticamente significativas ($p>0,05$). No entanto, uma observação relevante

emerge na classe "Médio", em que os Equipamentos 1 e 2 reportaram proporções superiores (7,29% e 6,90%) em comparação ao controle (6,11%). Percebe-se uma leve tendência desses equipamentos em superestimar a proporção de grãos "Médio", revelando diferenças estatisticamente significativas ($p<0,05$). Porém, o Classificador Oficial (5,60%) subestimou os valores de "Médio", compensando na classe "Curto" (6,41%), mesmo sem diferença estatisticamente significativa em relação ao controle ($p>0,05$).

Tabela 3 — Valores médios e desvio padrão da análise de classe em amostras com predominância de grãos da classe "Longo Fino" pelos tratamentos Controle, Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2

Tratamento	Longo Fino	Longo	Médio	Curto
Controle	$82,07 \pm 0,22$ a	$5,94 \pm 0,15$ a	$6,11 \pm 0,13$ b	$5,94 \pm 0,13$ a
Classificador Oficial	$82,78 \pm 0,73$ a	$5,35 \pm 0,38$ a	$5,60 \pm 0,45$ b	$6,41 \pm 0,27$ a
Equipamento 1	$81,62 \pm 1,10$ a	$5,80 \pm 0,86$ a	$7,29 \pm 1,02$ a	$5,49 \pm 0,59$ a
Equipamento 2	$82,19 \pm 0,42$ a	$5,17 \pm 0,59$ a	$6,90 \pm 1,18$ a	$5,77 \pm 1,21$ a
CV	0,98	11,42	14,71	13,79

Médias seguidas pela mesma letra na coluna não diferem estatisticamente entre si, pelo teste de Skott-Knott a 5% de probabilidade.

Ao superestimar uma classe, tem-se como consequência a subestimação de outra que é, geralmente a classe que está na "divisa", ou seja, a mais próxima no quesito de dimensão do grão, que para classe médio pode ser tanto "Longo", quanto "Curto". Para a classe "Curto", não foram observadas diferenças significativas entre os métodos ($p>0,05$), todos apresentando valores em torno do controle (5,94%), apesar de visível a subestimação desta classe pelos equipamentos 1 e 2 e a superestimação pelo Classificador Oficial. O coeficiente de variação (CV) foi notavelmente baixo para a classe predominante "Longo Fino" (0,98%), mas mais elevado para as outras classes, revelando variabilidade entre os métodos.

Tabela 4 — Valores médios e desvio padrão da análise de classe em amostras com predominância de grãos da classe "Longo" pelos tratamentos Controle, Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2

Tratamento	Longo Fino	Longo	Médio	Curto
Controle	$6,21 \pm 0,17$ b	$81,55 \pm 0,22$ a	$6,21 \pm 0,14$ a	$6,03 \pm 0,02$ b
Classificador Oficial	$6,36 \pm 0,16$ b	$80,79 \pm 0,69$ a	$6,20 \pm 0,81$ a	$6,48 \pm 0,14$ a
Equipamento 1	$7,79 \pm 0,39$ b	$79,50 \pm 0,39$ a	$6,70 \pm 0,38$ a	$5,79 \pm 0,07$ b
Equipamento 2	$22,50 \pm 2,76$ a	$66,03 \pm 2,49$ b	$6,61 \pm 0,64$ a	$5,03 \pm 0,07$ c
CV	14,94	1,96	10,06	5,17

Médias seguidas pela mesma letra na coluna não diferem estatisticamente entre si, pelo teste de Skott-Knott a 5% de probabilidade.

Na amostra de classe "Longo", o Equipamento 2 se destacou ao superestimar a classe "Longo Fino" (22,50%) e subestimar a classe "Longo" (66,03%) em comparação ao controle e aos demais métodos, demonstrando diferença estatisticamente significativa em ambos os casos ($p<0,05$) — Tabela 4. Essa diferença aponta para uma possível imprecisão do Equipamento 2 na diferenciação entre grãos "Longo fino" e "Longo", visível também em seu alto desvio padrão. Na classe "Médio", todos os métodos mostraram proporções semelhantes, entre 6,21% e 6,70%, o que sugere precisão e consistência, apesar da tendência dos equipamentos em superestimar tal classe, como visto nas amostras com predominância de grãos "Longo Fino".

Na Classe "Curto" apenas o equipamento 1 não apresentou diferenças estatisticamente significativas em relação ao Controle ($p>0,05$). O classificador humano apresentou um valor levemente superior (6,48%) em relação ao controle (6,03%), resultado semelhante ao visto nas amostras com predominância de grãos "Longo Fino", enquanto o Equipamento 2 reportou uma proporção menor (5,03%), indicando variação entre métodos ($p<0,05$). O coeficiente de variação permaneceu baixo para "Longo" (1,96%), mas foi elevado para "Longo Fino" (14,94%), refletindo principalmente a variabilidade do Equipamento 2.

Tabela 5 — Valores médios e desvio padrão da análise de classe em amostras com predominância de grãos da classe "Médio" pelos tratamentos Controle, Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2

Tratamento	Longo Fino	Longo	Médio	Curto
Controle	$6,09 \pm 0,09$ b	$6,23 \pm 0,09$ c	$81,79 \pm 0,15$ a	$5,95 \pm 0,06$ b
Classificador Oficial	$5,67 \pm 0,46$ b	$6,75 \pm 1,07$ c	$76,23 \pm 3,89$ b	$10,96 \pm 4,95$ a
Equipamento 1	$6,70 \pm 0,17$ b	$7,80 \pm 0,62$ b	$76,90 \pm 1,13$ b	$8,50 \pm 0,81$ b
Equipamento 2	$8,20 \pm 0,97$ a	$16,24 \pm 0,64$ a	$67,04 \pm 0,96$ c	$8,64 \pm 0,70$ b
CV	9,25	8,67	3,20	33,13

Médias seguidas pela mesma letra na coluna não diferem estatisticamente entre si, pelo teste de Skott-Knott a 5% de probabilidade.

A análise da amostra de classe "Médio" revelou novamente uma tendência do Equipamento 2 em superestimar a classe "Longo Fino", semelhante ao visto na amostra de classe "Longo", com 8,20%, frente ao controle de 6,09% ($p<0,05$). Uma superestimação semelhante foi observada para a classe "Longo", em que o Equipamento 2 reportou 16,24%, significativamente acima do controle (6,23%) ($p<0,05$) — Tabela 5. Esse comportamento indica a propensão deste equipamento em

classificar incorretamente grãos com característica de “Longo Fino” e “Longo”. O equipamento 1 superestimou os grãos da classe “Longo”, apresentando diferença estatisticamente significativa em relação ao controle e ao método humano ($p<0,05$). Para a classe predominante “Médio”, o Equipamento 1 (76,90%) e o método humano (76,23%) mostraram valores ligeiramente inferiores, não diferindo estatisticamente entre si ($p>0,05$), mas do controle ($p<0,05$).

No entanto, o Equipamento 2 apresentou uma subestimação mais acentuada (67,04%), sendo compensado na superestimação dos grãos das classes “Longo Fino” e “Longo”, o que reflete uma limitação na precisão do equipamento na diferenciação das classes. Na classe “Curto”, o método humano registrou a maior proporção (10,96%), confirmando sua tendência em superestimar os grãos desta classe, diferindo estatisticamente do controle ($p<0,05$). O mesmo foi verificado pelos equipamentos 1 e 2, com resultados de 8,50% e 8,64%, respectivamente, apesar de não diferir estatisticamente do controle ($p>0,05$). O coeficiente de variação foi baixo para “Médio” (3,2%), mas apresentou uma alta variabilidade para “Curto” (33,13%).

Tabela 6 — Valores médios e desvio padrão da análise de classe em amostras com predominância de grãos da classe “Curto” pelos tratamentos Controle, Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2

Tratamento	Longo Fino	Longo	Médio	Curto
Controle	$6,02 \pm 0,09$ b	$6,18 \pm 0,15$ b	$5,99 \pm 0,07$ c	$81,89 \pm 0,08$ a
Classificador Oficial	$6,07 \pm 0,15$ b	$6,13 \pm 0,31$ b	$6,22 \pm 0,75$ c	$81,45 \pm 0,53$ a
Equipamento 1	$6,49 \pm 0,22$ a	$6,49 \pm 0,41$ b	$12,49 \pm 1,02$ b	$74,33 \pm 0,87$ b
Equipamento 2	$6,66 \pm 0,22$ a	$11,79 \pm 1,52$ a	$19,76 \pm 1,80$ a	$63,47 \pm 1,68$ c
CV	3,29	12,48	11,37	1,51

Médias seguidas pela mesma letra na coluna não diferem estatisticamente entre si, pelo teste de Skott-Knott a 5% de probabilidade.

Para a amostra com predominância de grãos da classe “Curto”, o Equipamento 1 e o Equipamento 2 mostraram proporções levemente superior na classe “Longo Fino” (6,49% e 6,66%), mas sem grandes discrepâncias, apesar da diferença estatisticamente significativa ($p<0,05$) em relação ao controle (6,02%) e ao método humano (6,07%) — Tabela 6. Na classe “Longo”, o Equipamento 2 registrou uma proporção significativamente maior (11,79%) em comparação ao controle (6,18%), sugerindo uma tendência de superestimação, verificada anteriormente nas amostras de classe “Médio”.

A classe "Médio" foi novamente superestimada pelo Equipamento 1 (12,49%) e especialmente pelo Equipamento 2 (19,76%) em relação ao controle (5,99%), o que destaca uma inclinação dos equipamentos para classificar grãos como "Médio" quando a predominância é de grãos "Curto". Para a classe predominante "Curto", o controle (81,89%) e o classificador humano (81,45%) mostraram alta precisão, enquanto o Equipamento 1 (74,33%) e o Equipamento 2 (63,47%) apresentaram subestimação significativa ($p<0,05$). O coeficiente de variação foi baixo para "Curto" (1,51%), mas mais alto para classes como "Longo" e "Médio".

Tabela 7 — Valores médios e desvio padrão da análise de classe em amostras com predominância de grãos da classe "Misturado" pelos tratamentos Controle, Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2.

Tratamento	Longo Fino	Longo	Médio	Curto
Controle	$39,83 \pm 0,16$ b	$20,01 \pm 0,07$ a	$19,97 \pm 0,04$ a	$20,10 \pm 0,17$ b
Classificador Oficial	$40,21 \pm 0,57$ b	$19,35 \pm 0,63$ a	$17,60 \pm 0,91$ b	$22,79 \pm 0,77$ a
Equipamento 1	$41,64 \pm 0,31$ b	$19,20 \pm 0,09$ a	$21,32 \pm 0,59$ a	$18,02 \pm 0,40$ c
Equipamento 2	$43,52 \pm 1,44$ a	$20,75 \pm 1,93$ a	$19,31 \pm 1,94$ a	$16,63 \pm 2,56$ c
CV	2,22	5,99	6,52	8,03

Médias seguidas pela mesma letra na coluna não diferem estatisticamente entre si, pelo teste de Skott-Knott a 5% de probabilidade.

Na amostra "Misturado", o Equipamento 2 apresentou uma proporção mais alta para a classe "Longo Fino" (43,52%) do que o controle (39,83%), diferindo estatisticamente ($p<0,05$), indicando novamente uma tendência a superestimação, observada nas amostras de classe "Longo" e "Médio" (Tabela 7). Na classe "Longo", todos os métodos apresentaram resultados similares ao controle, com leve subestimação pelo classificador humano e equipamento 1 e leve superestimação pelo equipamento 2, mesmo que sem diferença estatisticamente significativa ($p>0,05$). Para "Médio", todos os métodos, exceto o Classificador Oficial (que apresentou 17,60%), não diferiram estatisticamente do controle ($p>0,05$), indicando um desvio leve no método manual, corroborando com os resultados vistos nas amostras anteriores, em que o ser humano tende a subestimar os grãos da classe "Médio" compensando na superestimação de grãos da classe "Curto".

Os equipamentos demonstraram subestimação dos grãos da classe "Curto" (Equipamento 1: 18,02%; Equipamento 2: 16,63%) diferindo estatisticamente do controle ($p>0,05$). O coeficiente de variação foi baixo para "Longo Fino" (2,22%) e mais elevado para "Curto" (8,03%), refletindo maior variabilidade nessa última classe. De forma geral, o CV tende a ser menor para a classe com maior proporção dentro de cada amostra.

Conforme a Figura 1, observa-se a matriz de cores, onde o eixo "y", denominado "Classe da Amostra", indica a classe predominante da amostra analisada, o eixo "x", denominado "Classe do Grão", indica a classe do grão dentro da amostra, e o valor de cada quadrante indica a diferença do percentual da média obtida pelo método de análise em relação à amostra controle, sendo possível verificar visualmente a tendência de superestimação (cores tendendo ao azul) ou subestimação (cores tendendo ao vermelho), em que o melhor resultado (próximo de zero) tende à cor branca, ou seja, sem discrepância em relação ao controle.

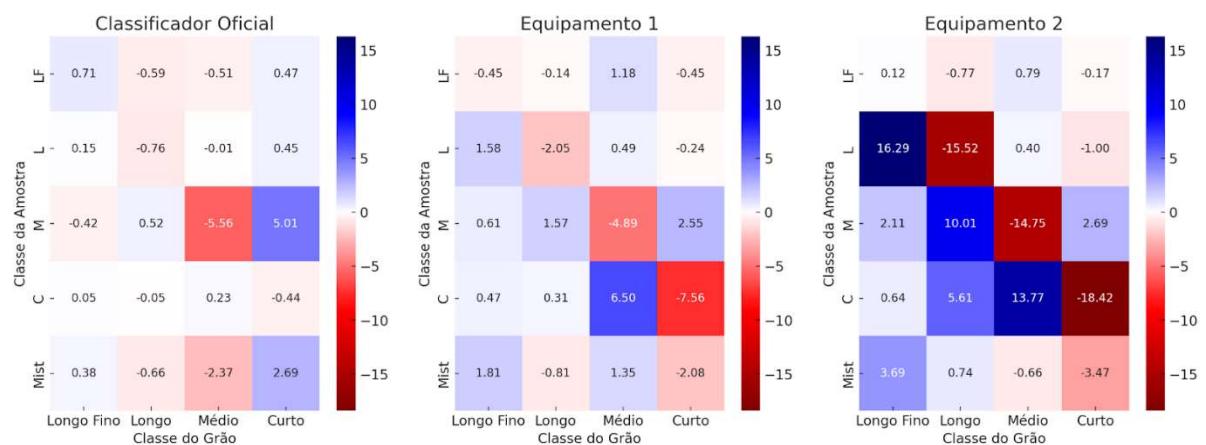


Figura 2 — Análise de diferença de médias para evidenciar possíveis superestimações (cores tendendo ao azul) e subestimações (cores tendendo ao vermelho) pelos tratamentos nas amostras de Classe. Sendo o valor de cada quadrante a diferença entre a média percentual.

Ao observar o desempenho geral dos métodos, verificamos que o Classificador Oficial, em geral, obteve os resultados mais próximos ao controle, sendo seu gráfico com cores leves, apesar de apresentar uma leve tendência de superestimar a classe "Curto" em amostras em que esta classe não era a predominante. O Equipamento 1, embora tenha demonstrado uma leve subestimação das classes predominantes (quadrantes em tons vermelhos) compensando com uma leve superestimação das outras classes (quadrantes em tons de azul), teve um desempenho consistente em relação ao controle. O Equipamento 2 mostrou uma tendência frequente de superestimar a classe "Longo Fino" e, em algumas amostras, a classe "Longo". Além disso, ele apresentou uma subestimação das classes predominantes quando estas não eram "Longo Fino", sugerindo necessidade de ajustes na calibração para aprimorar sua precisão na diferenciação correta entre as classes, ou seja, das dimensões do grão.

3.2 Tempo de análise na obtenção da classe

Em relação ao tempo de análise dos métodos automatizados, é evidente a padronização no processo de aquisição e processamento das imagens analisadas, em que o Equipamento 1 foi o mais rápido, com tempos de análise variando de 0,21 a 0,32 min (13 a 19 segundos), e o Equipamento 2 manteve um tempo fixo de 2 minutos, independente das diferentes proporções de classe encontradas nas amostras, sendo ambos mais eficientes que Classificador Oficial na análise manual com auxílio de paquímetro (Figura 3).

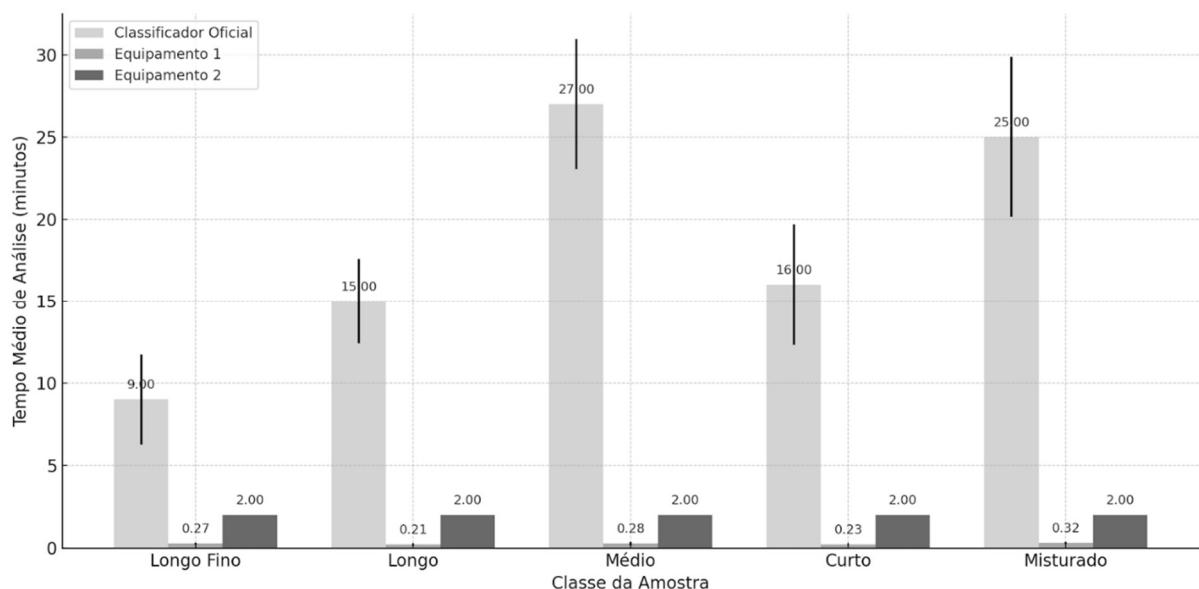


Figura 3 — Tempo médio e desvio padrão de análise das amostras de Classe pelos tratamentos (Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2).

Nas amostras com predominância de grãos da classe "Longo Fino", o Classificador Oficial levou 9 minutos, sendo o menor tempo registrado entre todas as classes, sugerindo familiaridade com grãos da classe "Longo Fino". Tal resultado é possivelmente explicado pelo fato da grande recorrência de análises de marcas comerciais com variedades de grãos desta classe na região onde o mesmo trabalha, além de ser a classe de grão mais consumida no Brasil (BARATA, 2005).

Para amostras com predominância de grãos da classe "Longo", o tempo de análise manual foi de 15 minutos, um aumento que indica maior esforço de medição, sendo possivelmente justificado pela complexidade de análise, em que grãos da classe "Longo" se diferenciam dos da classe "Longo Fino" pela diferença da relação

comprimento/largura (menor que 2,75) e espessura (maior que 1,90 milímetros) (BRASIL, 2009), o que pode ter demandado mais tempo.

Nas amostras com predominância de grãos da classe "Médio", o tempo de análise foi o mais alto, com 27 minutos, indicando que esta classe demanda maior atenção. Uma possível explicação está no fato de que o grão médio (entre 5,00 e 5,99 milímetros) está na "divisa" entre três classes, se diferenciando no comprimento inferior ao das classes "Longo Fino" e "Longo" (maior ou igual a 6 milímetros) e superior ao da classe "Curto" (menores que 5 milímetros), sendo necessárias diversas verificações para a definição correta da classe. Vale ressaltar a tendência do ser humano em superestimar a proporção de grãos curtos em detrimento dos grãos médios, como o visto no teste de médias, nas amostras em que tal classe não é predominante, sendo nas amostras de classe "Médio" onde ocorreu a maior discrepância de resultados (76,23%) em relação ao controle (81,79%), evidenciando uma maior demanda de tempo pela dificuldade na diferenciação entre grãos de classe "Médio" e "Curto".

Para amostras com predominância de grãos da classe "Curto", a análise humana levou 16 minutos, considerado um tempo intermediário. Tal resultado complementa o resultado visto nas amostras com predominância de grãos da classe "Médio" e sugere duas hipóteses que podem ser complementares. Uma é a de que o tempo de análise é maior em amostras com alta proporção de grãos "pequenos", ou seja, nas amostras da classe "Médio" (27 minutos), "Misturado" (25 minutos) e "Curto" (16 minutos), tendo em vista a complexidade no manuseio para a medição no paquímetro. Outra hipótese indica que a análise foi mais demorada em amostras com alta proporção específica de grãos médios (entre 5,00 e 5,99 milímetros), como as amostras da classe "Médio" (81,79% para o controle) e "Misturado" (19,97% para o controle), além de um maior erro, com diferenças estatísticas significativas ($p<0,05$) em relação ao controle, em que o ser humano tendeu a considerar grãos médios como grãos curtos, superestimando as proporções de grãos da classe "Curto" de forma geral no experimento, como verificado via teste de médias.

Por fim, nas amostras de classe "Misturado", o tratamento Humano teve um tempo de 25,00 minutos, possivelmente refletindo a complexidade de diferenciar múltiplas classes com características distintas, também sendo amostras em que se verifica alta proporção de grãos "pequenos" (aproximadamente 40%), ou seja, médios (19,97%) e curtos (20,10%).

O Equipamento 1 foi o tratamento que demonstrou maior eficiência, com tempos variando entre 0,21 e 0,32 minutos. Já o Equipamento 2 manteve o tempo constante de 2,00 minutos, sendo ideal para cenários que priorizam uniformidade temporal, embora não seja tão rápido quanto o Equipamento 1.

Para o Classificador Oficial vale uma análise detalhada visando identificar as causas subjacentes à elevada variação temporal entre as amostras das diferentes classes. Seu tempo de análise variou entre 9 e 27 minutos, com desvio padrão de 3 a 5 minutos. Entre as possíveis fontes de variabilidade, destaca-se a influência do tamanho do grão, pois grãos menores tendem a exigir maior atenção e esforço na medição, especialmente ao manusear o paquímetro, o que resulta em um aumento no tempo de análise.

Fatores fisiológicos como o cansaço físico e sonolência também podem influenciar no tempo e na precisão da análise. Além disso, há também a possibilidade de interrupções pontuais durante a análise — como pausas para necessidades fisiológicas, atendimento de ligações, e resposta a e-mails urgentes — que podem impactar o tempo total, tendo em vista que tais pausas acarretam uma necessidade de readaptação ao retomar a análise, o que requer um tempo adicional para recuperar o foco nos critérios de avaliação estabelecidos. Vale ressaltar que o tempo de análise foi cronometrado e que, em caso de pausa na análise, o Classificador foi orientado a pausar o cronômetro até seu retorno à análise.

Portanto, o tratamento Humano apresentou o maior tempo de análise, especialmente nas classes "Médio" e "Misturado", sendo recomendado para situações em que a máxima precisão é essencial em detrimento do tempo.

3.3 Índice de Acerto (IA%) amostral

A Figura 3 apresenta uma matriz de cores, variando em intensidade de azul para representar altos índices de acerto e vermelho para baixos índices, oferecendo uma visualização clara do desempenho de cada método em diferentes amostras de arroz com composições variadas de classes de grãos. Em cada quadrante, são exibidos o índice de acerto percentual (IA%), seguido do desvio padrão, entre parênteses, e o tempo de análise, proporcionando uma análise combinada da eficácia e eficiência de cada método.

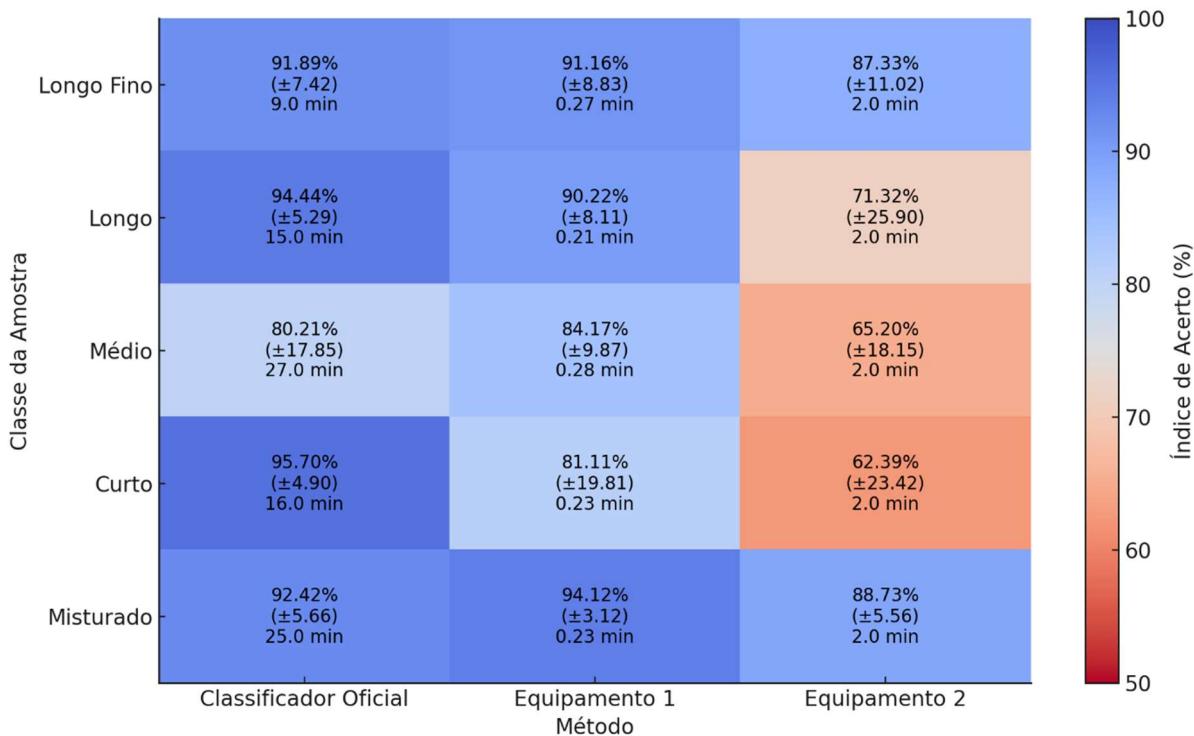


Figura 4 — Índice de Acerto percentual, desvio padrão e tempo médio de análise das amostras de Classe pelos tratamentos (Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2).

O Classificador Oficial demonstrou alta precisão na maioria das amostras, embora com tempos de análise mais longos, variando entre 9 e 27 minutos. Na amostra "Longo Fino", obteve um índice de acerto (IA%) de 91,89% com desvio padrão de $\pm 7,42$, e para "Longo" alcançou IA% de 94,44% com menor variabilidade ($\pm 5,29$). Na amostra "Médio", seu desempenho foi mais moderado (IA% de 80,21%, $\pm 17,85$), com dificuldades na diferenciação de grãos médios e curtos, como verificado no teste de médias. Na amostra "Curto", obteve IA% de 95,70% com baixa variabilidade ($\pm 4,90$). Em "Misturado", o IA% foi de 92,42% ($\pm 5,66$), mantendo a eficácia, apesar das grandes variações no tempo de análise.

O Equipamento 1 apresentou excelente equilíbrio entre eficácia e eficiência com tempos de análise extremamente rápidos, de 0,21 a 0,28 minutos em todas as amostras. Em "Longo Fino", obteve IA% de 91,16% ($\pm 8,83$), e para "Longo", IA% de 90,22% ($\pm 8,11$). Em "Médio", superou o Classificador Oficial com IA% de 84,17% ($\pm 9,87$). Em "Curto", alcançou IA% de 81,11% ($\pm 19,81$), sugerindo a necessidade de ajustes para grãos curtos. No "Misturado", teve o melhor desempenho, com IA% de 94,12% ($\pm 3,12$), consolidando-se como uma opção eficaz e eficiente.

O Equipamento 2 apresentou desempenho variável em termos de índice de acerto, com um tempo de análise constante de 2 minutos em todas as amostras, demonstrando alta eficiência em termos de velocidade. Na amostra "Longo Fino", obteve IA% de 87,33% ($\pm 11,02$), indicando um desempenho satisfatório. Para "Longo" o IA% reduziu para 71,32% ($\pm 25,90$), evidenciando dificuldades na diferenciação entre grãos das classes "Longo" e "Longo Fino", como o verificado no teste de médias. Em "Médio" e "Curto" o índice de acerto reduziu gradativamente, indicando baixa precisão em amostras com grãos pequenos, com IA% de 65,20% $\pm 18,15$ para "Médio" e 62,39% ($\pm 23,42$) para "Curto". No entanto, em "Misturado" o desempenho retornou a níveis satisfatórios, com IA% de 88,73% ($\pm 5,56$), mostrando maior estabilidade em amostras com proporções equilibradas.

4. DISCUSSÃO

A análise da qualidade física do arroz é inicializada na expedição do arroz em casca diretamente do campo, onde a avaliação de qualidade é necessária para garantir uma transação comercial justa entre o produtor e a indústria de beneficiamento e empacotamento, que também realizará a análise ao receber o produto. Essa análise inicial inclui a determinação da renda e rendimento do arroz, fatores diretamente ligados às dimensões do grão e, portanto, à sua classe, sendo uma informação essencial para prever o desempenho do grão no beneficiamento e na obtenção do produto acabado. Como destacado pelo CEPEA, o rendimento do arroz, representado pela proporção de grãos inteiros e quebrados, afeta diretamente seu valor de mercado, sendo que o Indicador do Arroz em Casca ESALQ/SENAR-RS utiliza um rendimento mínimo de 57% de grãos inteiros para especificar o produto, com tolerância de cerca de 10% de grãos quebrados (CEPEA, 2024). Além disso, para a Embrapa, o percentual de grãos inteiros obtidos após o beneficiamento é um critério determinante de valorização, dado que grãos classificados como inteiros devem ter comprimento igual ou superior a três quartos do comprimento mínimo da sua classe (BASSINELLO e CARVALHO, 2021).

Adicionalmente, as normas de especificação da CONAB (Companhia Nacional de Abastecimento) preveem deságios para produtos com renda inferior a 68%, atribuindo valores específicos para cada ponto percentual abaixo desse limite, demonstrando

que, para a indústria, a qualidade física dos grãos é um fator diretamente vinculado ao retorno econômico (CONAB, 2023).

Compreendendo essas diversas etapas da análise de qualidade do arroz, percebe-se que a introdução de equipamentos de análise de imagem pode ser vantajosa, especialmente em situações que demandam agilidade, como no recebimento de matéria-prima pela indústria. Durante a safra, quando grandes volumes de carga chegam para classificação, a agilidade na análise é crucial para que o arroz, ainda com sujidades e úmido, seja direcionado rapidamente para secagem, limpeza ou armazenamento adequado. Além disso, o controle de qualidade continua internamente na indústria, onde os equipamentos de análise de imagem possuem grande potencial de utilização visando o controle em tempo real dos índices de qualidade do arroz durante o beneficiamento. Esse suporte também pode facilitar a tomada de decisões na regulagem de máquinas nesta etapa. Esse controle se encerra com a análise do lote de produto final, ou seja, do arroz beneficiado, que, no Brasil, é obrigatoriamente realizada por um técnico experiente e habilitado pelo Ministério da Agricultura, conhecido como Classificador Oficial (BRASIL, 2009).

A análise de qualidade dos grãos de arroz tem se beneficiado da aplicação de tecnologias emergentes de processamento de imagens e inteligência artificial, que buscam superar as limitações dos métodos tradicionais manuais, como o tempo elevado de análise e a variabilidade nos resultados (SINGATHALA et al., 2023; KURADE et al., 2023). Dentre essas tecnologias, destacam-se os métodos de aprendizado de máquina, como as árvores de decisão e as redes neurais, amplamente empregados na análise de imagens de grãos de arroz devido às suas características e vantagens distintas (GOODFELLOW et al., 2016; ALPAYDIN, 2016). O método de árvore de decisão, utilizado nos dois equipamentos que participaram deste estudo, segue uma abordagem analítica baseada em regras, em que cada “nó” representa uma pergunta sobre uma característica do grão, como comprimento e largura. Esse processo continua até chegar a uma classificação final, como grão inteiro ou quebrado (GOODFELLOW et al., 2016) ou, no caso do experimento, a classe do grão. As árvores de decisão são mais fáceis de interpretar e exigem menos custo computacional, oferecendo rapidez na análise, como foi verificado na análise de tempo do experimento. Elas são mais indicadas para situações em que a classificação segue regras claras e com menor variabilidade.

As redes neurais, em particular as redes neurais convolucionais (CNNs), utilizam um processo de aprendizado inspirado no funcionamento do cérebro humano, em que a rede ajusta seus parâmetros internos para minimizar erros de classificação após ser treinada com um grande conjunto de dados (LECUN; BENGIO; HINTON, 2015). Essa abordagem permite que as redes neurais detectem características complexas como cor, forma e textura dos grãos, o que resulta em alta precisão e capacidade de generalização, mesmo com variações nas condições de luz e posição (KRIZHEVSKY; SUTSKEVER; HINTON, 2017). Assim, enquanto as árvores de decisão são ideais para contextos com regras claras, as redes neurais são mais indicadas para cenários complexos que exigem maior precisão. Ambos os métodos podem ser combinados em sistemas híbridos, aproveitando as vantagens da simplicidade das árvores de decisão e da robustez das redes neurais.

Estudos recentes apontam que métodos automatizados, ao utilizarem técnicas de segmentação e algoritmos de aprendizado profundo, apresentam vantagens em termos de precisão e eficiência, especialmente em operações de grande escala (SINGH e CHAUDHURY, 2020; SONAWANE et al., 2021). Além disso, pesquisas mostram que o uso de redes neurais convolucionais (CNNs) pode melhorar significativamente a classificação de grãos com base em suas características morfológicas, como textura e forma (LINGWAL; BHATIA; TOMER, 2021).

Entretanto, há desafios na precisão desses métodos, especialmente na diferenciação de classes próximas de grãos, como “Médio” e “Curto”, em que ruídos de imagem podem comprometer a eficácia da análise (MLADENOV et al., 2021; WANG et al., 2022). Comparações com métodos tradicionais indicam que, embora a automação traga ganhos em velocidade, é comum que ainda seja necessário o acompanhamento por operadores especializados para ajustes finos e para garantir a confiabilidade dos resultados (SALGADO, 2022). Além disso, estudos ressaltam a importância da calibração dos equipamentos de acordo com as características das amostras de grãos utilizadas, já que amostras mais heterogêneas podem apresentar uma maior variabilidade de resultados (BRASIL, 2005).

Fazendo uma análise da composição das amostras, percebeu-se que as maiores variações e o menor índice de acerto estão associados às amostras de classe predominante, em que sua composição foi de aproximadamente 4,1g para a classe predominante e 0,30g para as outras classes, totalizando 5g, sendo este o peso mínimo recomendado para a definição de classe, indicado no Padrão Oficial de

Classificação do arroz (Brasil, 2009). Em contraposição, observa-se que o melhor índice de acerto e menor desvio padrão dos equipamentos foi obtido nas amostras de classe “Misturado”, em que a sensibilidade ao erro é menor devido à proporção equilibrada entre as diferentes classes de grãos (aproximadamente 2 gramas de grãos “Longo Fino”, e 1 grama para as classes “Longo”, “Médio” e “Curto”, totalizando 5g de amostra), evidenciando que erro de interpretação de um grão em 1,00 grama é menos impactante no índice de acerto do que o erro de 1 grão em 0,30 gramas. Sendo recomendada a utilização de amostras maiores na análise automatizada, tendo em vista que ambos os equipamentos foram excelentes no quesito tempo de análise.

Uma possível explicação para o desempenho distinto entre os equipamentos está no método de aquisição de imagem e no algoritmo de processamento e análise utilizados por cada um. No equipamento 1, a imagem foi capturada em uma esteira, resultando em uma imagem bidimensional, enquanto o equipamento 2 realiza a captura do grão em queda livre, obtendo três imagens do mesmo grão por meio de um sistema de espelhos que permite visualizar todas as suas faces. Esse sistema, a princípio, oferece potencial para uma análise mais completa do grão, mas também está associado a um processamento mais complexo, que exige mais tempo e pode ser mais suscetível a erros. Além disso, a captura durante a queda livre pode introduzir ruídos na imagem, prejudicando o processamento e a análise, o que pode ter contribuído para o desempenho inferior do equipamento 2.

Outro ponto importante a ser observado é que o objetivo do estudo foi a análise de todas as classes na composição das amostras, visando a avaliação do desempenho dos métodos em diferentes cenários, de certa forma, extremos. Nas indústrias de beneficiamento de arroz, a aquisição de lotes geralmente envolve variedades com características semelhantes, de fornecedores recorrentes, em que variações de classe são raras e frequentemente removidas durante o processamento, por meio de máquinas de seleção por tamanho, como trieurs e câmaras de plano rotativo. Além disso, essas variações estão, em sua maioria, associadas a grãos de variedades especiais, que possuem características específicas, diferentes das variedades de arroz comum. A calibração dos equipamentos pode ser ajustada para variedades ou características mais homogêneas, o que possivelmente resultaria em um índice de acerto maior nesses contextos.

Além disso, ambos os equipamentos permitem ao operador revisar as decisões tomadas pela máquina e corrigir possíveis interpretações incorretas, possibilitando

ajustes antes da emissão do relatório final. Embora tal função não tenha sido utilizada no experimento, ela representa uma potencial melhoria no índice de acerto dos equipamentos, permitindo obter resultados rápidos que, com alguns ajustes, também se tornam mais precisos, ressaltando a importância da presença de um operador qualificado.

Embora esses equipamentos possam acelerar o processo, eles ainda dependem de operadores qualificados. Mesmo com uma interface intuitiva, é fundamental que o operador possua conhecimento sobre a qualidade do arroz e experiência prática. Recomenda-se, portanto, a presença de classificadores oficiais para monitorar periodicamente a calibração dos equipamentos e realizar análises manuais em situações em que a precisão é mais crítica que a rapidez, como na expedição do produto acabado. É importante destacar que, apesar da menor eficiência em termos de tempo, o método conduzido pelo Classificador Oficial demonstrou o melhor desempenho geral neste estudo, mantendo consistência e precisão na análise e evidenciando a capacidade de adaptação humana a diferentes cenários. Portanto, a adoção de métodos automatizados para a análise de arroz representa um avanço na busca por eficiência e consistência na avaliação de qualidade, ao mesmo tempo em que evidencia a importância de uma abordagem híbrida que combine a eficiência das máquinas com a expertise humana, especialmente em contextos industriais onde altos índices de acerto são críticos para a qualidade final do produto (BRITES et al., 2016; FONSECA et al., 2015).

5. CONCLUSÃO

O Classificador Oficial destacou-se pela alta precisão e consistência, mas o tempo de análise mais longo pode limitar sua viabilidade em contextos de grande volume, tornando-o mais apropriado para situações em que a precisão é a prioridade. O Equipamento 1 oferece um bom equilíbrio entre precisão e tempo de análise, sendo altamente vantajoso para operações que demandam rapidez sem comprometer a precisão de forma significativa. O Equipamento 2, embora tenha apresentado maior variabilidade, demonstrou ser eficiente em termos de tempo e potencialmente eficaz em amostras menos complexas e que priorizem rapidez na análise.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALPAYDIN, E. Machine Learning: **The New AI. MIT Press**, 2016. Disponível em: <<https://mitpress.mit.edu/9780262529518/machine-learning/>>; Acesso em: 23 de outubro de 2024.

BAO, J. (ed.). *Rice: Chemistry and Technology*. 4. ed. Cambridge: Academic Press, 2018.

BARATA, T. S. **Caracterização do consumo de arroz no Brasil: um estudo na Região Metropolitana de Porto Alegre**. 2005. 93 f. Dissertação (Mestrado em Agronegócios) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul - Cepan, Porto Alegre, RS, 2005.

BASSINELLO, P. Z.; CARVALHO, N. C. **Qualidade de grãos**. Embrapa Arroz e Feijão, 2021. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/agencia-de-informacao-tecnologica/cultivos/arroz/pos-producao/pos-colheita/qualidade-de-graos>> Acesso em: 31 out. 2024.

BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. **Instrução Normativa nº 6, de 16 de fevereiro de 2009**. Diário Oficial da União, Brasília, 17 de fevereiro de 2009. Seção 1, p. 1.

BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. **Lei nº 9.972, de 25 de maio de 2000**. Diário Oficial da União, Brasília, 26 de maio de 2000. Seção 1, p. 1.

BRITES, C. M.; MORGADO, E.; COELHO, I.; SANTOS, J. P.; BARROS, A.; LOPES, M.; MENDES-MOREIRA, P. Desenvolvimento de um sistema global de qualidade do arroz, recorrendo a ferramentas de análises de imagem, físico-químicas, sensoriais e quimiométricas para melhorar a qualidade da cultura e o valor de utilização. **Relatório Final do Projeto BEST-RICE-4-LIFE**, 2016. Disponível em: <https://cncalteracoesclimaticas.pt/content_page/projetos/desenvolvimento-de-um-sistema-global-de-qualidade-do-arroz-recorrendo-a-ferramentas-de-analises-de-imagem-fisico-quimicas-sensoriais-e-quimiometricas-para-melhorar-a-qualidade-da-cultura-e-o-valor-de-utilizacao>. Acesso em: 31 out. 2024.

CALINGACION, M.; LABORTE, A.; NELSON, A.; RESURRECCION, A.; CONCEPCION, JC.; DAYGON, VD. Diversity of Global Rice Markets and the Science Required for Consumer-Targeted Rice Breeding. **PLoS ONE**, v. 9, n.1, e85106, 2014.

CEPEA - Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada. **Metodologia do Indicador do Arroz em Casca** ESALQ/SENA-RS. CEPEA/ESALQ/USP, 2015.

Disponível em:

<https://www.cepea.esalq.usp.br/upload/kceditor/files/METODOL_Ind_ARROZ_Cepa.pdf> Acesso em: 31 out. 2024.

CONAB. Companhia Nacional de Abastecimento — **Safra Brasileira de Grãos**, 2024.

Disponível em: <<https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/graos>>. Acesso em: 31 de out 2024.

EMBRAPA. Importância econômica e social do arroz no Brasil. **Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária**, 2023. Disponível em: <https://www.embrapa.br/agencia-de-informacao-tecnologica/cultivos/arroz/pre-producao/socioeconomia/importancia-economica-e-social>. Acesso em: 9 jan. 2025.

FERREIRA, D. F. SISVAR: A computer analysis system to fixed effects split plot type designs. **Revista brasileira de biometria**, [S.I.], v. 37, n. 4, p. 529-535, 2019. Disponível em: <<http://www.biometria.ufla.br/index.php/BBJ/article/view/450>>. Acessado em: 19 de outubro de 2024.

FITZGERALD, M. A.; MCCOUCH, S. R.; HALL, R. D. Not just a grain of rice: the quest for quality. **Trends in Plant Science**, v. 14, n. 3, p. 133-139, 2009.

FONSECA, C. S.; BASSINELLO, P. Z.; COELHO, A. A. D.; CASTRO, E. D. M. D.; RODRIGUES, J. N. Qualidade de grãos de arroz de terras altas por métodos convencionais e por espectroscopia no infravermelho próximo. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 19, n. 8, p. 759-765, 2015. Disponível em: <<https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/123403/1/p193.pdf>> Acesso em: 31 out. 2024.

GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y.; COURVILLE, A. Deep Learning. **MIT Press**, 2016. Disponível em: <<https://www.deeplearningbook.org/contents/convnets.html>>; Acesso em: 23 de outubro de 2024.

KRIZHEVSKY, A.; SUTSKEVER, I.; HINTON, G. E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. **Communications of the ACM**, v. 60, n. 6, p. 84-90,

2017. Disponível em: <<https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3065386>>; Acesso em: 24 de outubro de 2024.

KUCHEKAR, N. A.; YERIGER, V. V. Rice grain quality grading using digital image processing techniques. **IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering**, v. 13, n. 3, p. 84-88, 2018.

KURADE, C.; MEENU, M.; KALRA, S.; MIGLANI, A.; NEELAPU, B. C.; YU, Y.; RAMASWAMY, H. S. An Automated Image Processing Module for Quality Evaluation of Milled Rice. **Foods**, v. 12, n. 1273, p. 1-14, 2023.

LECUN, Y.; BENGIO, Y.; HINTON, G. Deep learning. **Nature**, v. 521, p. 436-444, 2015. Disponível em: <<https://www.nature.com/articles/nature14539>>; Acesso em: 24 de outubro de 2024.

LINGWAL, S.; BHATIA, K. K.; TOMER, M. S. Image-based wheat grain classification using convolutional neural network. **Multimedia Tools and Applications**, v. 80, p. 1166, 2021.

LIU, W.; LIU, C.; MA, F. et al. Online Variety Discrimination of Rice Seeds Using Multispectral Imaging and Chemometric Methods. **Journal of Applied Spectroscopy**, v. 82, p. 993-999, 2016.

MARTENS, S.; CORADI, P. C.; MALDANER, V.; CARNEIRO, L. O.; TEODORO, P. E.; RODRIGUES, D. M.; ANSCHAU, K. F.; TEODORO, L. P. R.; FLORES, É. M. M. Drying and intermittence processes on the polished and brown rice physicochemical and morphological quality by near-infrared spectroscopy, X-ray diffraction, and scanning electron microscopy. **Food Chemistry: X**, v. 19, 2023.

MLADENOV, M. I.; DEJANOV, M. P.; TSENKOVA, R. Complex assessment of grain quality using image and spectra analyses. **Food Control**, v. 120, p. 107543, 2021.

SINGATHALA, H.; MALLA, J.; LEKKALA, P. Quality Analysis and Classification of Rice Grains using Image Processing Techniques. **International Research Journal of Engineering and Technology**, v. 10, n. 08, p.311-315, 2023.

SINGH, K. R.; CHAUDHURY, S. A cascade network for the classification of rice grain based on single rice kernel. **Complex & Intelligent Systems**, v. 6, p. 321–334, 2020.

SONAWANE, V.; GAIKWAD, N.; MANDEKAR, H.; BARADKAR, K.; GUNJAL, C. Rice quality analysis and classification using image processing techniques. **International Journal of Computer Science and Mobile Computing**, v. 10, n. 6, p. 79-82, jun. 2021.

TRINIDAD P. T.; AIDA, C. M.; ROSARIO, R. E.; ROSARIO, S. S.; ANGELINA, DR. F.; BIENVENIDO O. J. The effect of apparent amylose content and dietary fibre on the glycemic response of different varieties of cooked milled and brown rice. **International Journal of Food Sciences and Nutrition**, v. 64, n. 1, p. 89-93, 2013.

ZHAO, J.; ZHANG, Y.; ZHANG, Y.; HU, Y.; YING, Y.; XU, F.; BAO, J. Variation in starch physicochemical properties of rice with different genic allele combinations in two environments. **Journal of Cereal Science**, v. 108, p. 103575, nov. 2022.

CAPÍTULO II

ANÁLISE DE IMAGENS NA DETERMINAÇÃO DO TIPO DO ARROZ (*Oryza sativa* L.) BENEFICIADO POLIDO

RESUMO

O arroz é um dos alimentos básicos mais consumidos no mundo, desempenhando um papel essencial na segurança alimentar e na estabilidade econômica em diversas regiões, especialmente na Ásia, África e América Latina. No Brasil, a qualidade do arroz é regulamentada pelo Padrão Oficial de Classificação (POC), que estabelece critérios específicos para sua classificação, com base na inspeção visual realizada por classificadores oficiais. Entre os atributos que definem a qualidade do grão, os defeitos de cor, responsáveis pela determinação do Tipo do arroz, desempenham um papel crucial, influenciando tanto a aceitação comercial quanto a preferência dos consumidores. Apesar de tradicional, tal metodologia apresenta limitações, como subjetividade do avaliador, restrições de tempo e fadiga. Equipamentos de análise de imagem oferecem alternativas promissoras para inspeção automatizada, capturando imagens de alta resolução e utilizando algoritmos para identificar e quantificar características físicas dos grãos. O objetivo deste estudo é avaliar a eficácia e a eficiência de equipamentos de análise de imagem na determinação do Tipo do arroz, comparando-os com o método tradicional de classificação a partir da análise das médias, tempo de análise e índice de acerto amostral. O Classificador Oficial destacou-se como o método mais preciso e consistente, apresentando índices de acerto entre 94,83% e 97,80%. Contudo, teve os maiores tempos de análise, variando de 26 a 55 minutos. O Equipamento 1 demonstrou maior eficiência operacional, com tempos de 2 a 3 minutos e índices de acerto entre 87,27% e 95,41%. Já o Equipamento 2 apresentou tempos intermediários, de 13 a 16 minutos, e índices de acerto entre 83,91% e 94,54%. A integração entre o método humano e o automatizado oferece potencial para otimizar o controle de qualidade do arroz beneficiado.

Palavras-chave: qualidade do arroz, inteligencia artificial, tipo do arroz, defeitos de cor.

ABSTRACT

Rice is one of the most consumed staple foods worldwide, playing a key role in food security and economic stability in various regions, especially in Asia, Africa, and Latin America. In Brazil, rice quality is regulated by the Official Classification Standard (POC), which establishes specific criteria for classification based on visual inspection conducted by official classifiers. Among the attributes defining grain quality, color defects, which determine the rice Type, play a crucial role in influencing both commercial acceptance and consumer preference. Despite being traditional, this methodology has limitations such as evaluator subjectivity, time constraints, and fatigue, affecting consistency and precision. Image analysis equipment provides promising alternatives for automated inspection, capturing high-resolution images and utilizing algorithms to identify and quantify physical characteristics of the grains. This study aimed to evaluate the effectiveness and efficiency of image analysis equipment in determining rice Type, comparing them with the traditional classification method through the analysis of means, analysis time, and sample accuracy index. The Official Classifier stood out as the most precise and consistent method, with accuracy indices ranging from 94.83% to 97.80%, but had the longest analysis times, varying from 26 to 55 minutes. Equipment 1 demonstrated greater operational efficiency, with analysis times of 2 to 3 minutes and accuracy indices ranging from 87.27% to 95.41%. Equipment 2 had intermediate times, ranging from 13 to 16 minutes, and accuracy indices between 83.91% and 94.54%. Integrating human and automated methods presents potential for optimizing quality control in polished rice.

Keywords: rice quality, artificial intelligence, rice type, color defects.

1. INTRODUÇÃO

O arroz (*Oryza sativa L.*) é um dos alimentos básicos mais consumidos no mundo, sendo crucial para a segurança alimentar e a economia de diversas regiões, especialmente na Ásia, África e América Latina. Como fonte primária de calorias e nutrientes, ele é consumido diariamente por milhões de pessoas, e a qualidade do produto influencia diretamente a aceitação pelo consumidor, o valor de mercado e a competitividade no setor agrícola. A qualidade do arroz envolve uma combinação de fatores físicos, químicos e sensoriais que, em conjunto, definem seu valor final (BAO, 2019). Entre esses fatores, os aspectos visuais, como a presença de defeitos de cor nos grãos, são especialmente importantes para a preferência do consumidor, já que representam a primeira característica percebida na hora da compra e impactam diretamente o valor comercial do produto (OLIVEIRA e AMATO, 2021).

Defeitos de cor em grãos de arroz incluem alterações visuais que comprometem a aparência, a qualidade sensorial e até o valor nutricional do produto. Esses defeitos incluem grãos ardidos e mofados, amarelos, rajados, picados ou manchados, gessados e verdes (BRASIL, 2009). A presença dessas colorações indesejáveis pode ser causada por uma série de fatores, como condições climáticas adversas durante o cultivo, falhas no manejo pós-colheita, armazenamento inadequado e processos de secagem deficientes. Cada tipo de defeito é resultado de processos fisiológicos ou danos específicos, que podem comprometer tanto a aparência quanto a qualidade do arroz como um todo (OLIVEIRA e AMATO, 2021).

No Brasil, a qualidade do arroz é regulamentada pelo Padrão Oficial de Classificação (POC), elaborado pelo Ministério da Agricultura e Pecuária (MAPA), que define normas claras para a classificação do arroz de acordo com seus requisitos de identidade e qualidade. Tal padrão classifica o arroz em Grupo, conforme sua forma de apresentação; Subgrupo, conforme o processo de beneficiamento; Classe, conforme as dimensões dos grãos; e Tipo, conforme os limites de tolerância a defeitos na amostra podendo ser enquadrado em cinco Tipos — Tipo 1, Tipo 2, Tipo 3, Tipo 4 e Tipo 5 — podendo ainda ser enquadrado como Fora de Tipo ou Desclassificado, de acordo com o nível e a gravidade dos defeitos presentes na amostra representativa do lote analisado (BRASIL, 2009).

Atualmente a determinação do Tipo do arroz é realizada por analistas treinados via curso homologado pelo Ministério da Agricultura e Pecuária (MAPA), denominados

Classificadores Oficiais. Esses especialistas realizam uma inspeção visual detalhada das amostras, identificando e quantificando os diferentes defeitos presentes para atribuir uma classificação de acordo com os critérios estabelecidos no POC, conforme a Portaria MAPA nº 521 de 1º de dezembro de 2022 (BRASIL, 2022). No entanto, tal prática possui limitações: a avaliação depende da subjetividade do avaliador, o que pode introduzir variabilidade entre classificadores; o processo demanda tempo, o que limita a quantidade de amostras que podem ser analisadas em um período; e a repetitividade da tarefa pode levar ao cansaço físico e mental, impactando a acurácia dos resultados.

Sendo tal análise essencialmente visual, abre-se espaço para alternativas envolvendo os equipamentos de análise de imagens, os quais captam imagens de alta resolução dos grãos e utilizam algoritmos de processamento para identificar e medir características físicas, como tamanho, formato, cor e defeitos superficiais. Esses sistemas podem analisar grandes volumes de grãos de forma rápida e consistente, eliminando a variabilidade humana (LIU et al., 2016; MARTENS et al., 2023).

Para implementar a análise de imagem na Classificação do arroz, é necessário realizar estudos que comparem a análise automatizada via equipamentos com a análise tradicional feita por avaliadores humanos treinados. Portanto, o objetivo do presente estudo foi avaliar o uso de equipamentos de análise de imagens na definição do Tipo do arroz beneficiado polido, de acordo com seu Padrão Oficial de Classificação, elaborado pelo Ministério da Agricultura e Pecuária (MAPA), comparando a eficácia e a eficiência dos equipamentos de análise de imagens com a Classificação humana, destacando as vantagens e desvantagens de cada método.

2. MATERIAL E MÉTODOS

O arroz utilizado no experimento (cultivar BRS A502, produzido no sistema de terras altas no município de Britânia, estado de Goiás, na safra de 2023/2024) foi doado pela indústria beneficiadora e empacotadora de arroz, denominada All Nutri Alimentos Ltda, localizada em Aparecida de Goiânia, estado de Goiás. Foram utilizados ainda grãos defeituosos, obtidos a partir do beneficiamento de arroz de diversos lotes.

2.1 Montagem das amostras

A montagem das amostras ocorreu durante os meses de maio e junho de 2024 e foram realizadas nos Laboratório Sementes de Faculdade de Agronomia e Medicina Veterinária do Campus Darcy Ribeiro - Universidade de Brasília, localizada Brasília, Distrito Federal, e no Laboratório de Classificação de Grãos da empresa ENCLASS - Empresa Nacional de Certificação e Análise Ltda, localizada em Goiânia, Goiás.

A balança de precisão (valores com três casas decimais) utilizada na pesagem dos grãos que compõem as amostras foi da marca Gehaka modelo BK300, aferida e calibrada em 16 de maio de 2024, com validade de 1 ano.

De acordo seu Padrão Oficial de Classificação (POC) (BRASIL, 2009) o arroz do Grupo Beneficiado, Subgrupo Polido, é Classificado em cinco Tipos, expressos por números arábicos e definidos pelos limites máximos de tolerância descritos na Tabela 1 a seguir:

Tabela 1 — Limites máximos de tolerância expressos em %/peso do Arroz Beneficiado Polido (Anexo VII do POC do arroz)

Tipos	Matérias estranhas e impurezas	Mofados e ardidos	Picados ou Manchados	Gessados e Verdes	Rajados	Amarelos	Total de quebrados e quirera	Quireras
1	0,10	0,15	1,75	2,00	1,00	0,50	7,50	0,50
2	0,20	0,30	3,00	4,00	1,50	1,00	15,00	1,00
3	0,30	0,50	4,50	6,00	2,00	2,00	25,00	2,00
4	0,40	1,00	6,00	8,00	3,00	3,00	35,00	3,00
5	0,50	1,50	8,00	10,00	4,00	5,00	45,00	4,00

Observação: O limite máximo de tolerância admitido para marinheiro é de 10 (dez) grãos em 1000 g (um mil gramas) para todos os tipos. Acima desse limite o produto será considerado como Fora de Tipo.

O produto enquadrado como Fora de tipo por Matérias Estranhas e Impurezas, Grãos mofados e ardidos, não poderá ser comercializado quando destinado diretamente à alimentação humana, devendo ser rebeneficiado, para efeito de reenquadramento em Tipo (Art. 7º e § 1º e § 2º da IN 06/2009 do MAPA)

Para a montagem das amostras, utilizou-se os grãos bons, ou seja, sem defeitos (provenientes do beneficiamento de um lote da cultivar BRS A502, produzido no sistema de terras altas no município de Britânia, estado de Goiás, na safra de 2023/2024) e grãos defeituosos, obtidos a partir do beneficiamento de arroz de diversos lotes, tendo em vista que nem todos os lotes possuem todos os defeitos utilizados no experimento. Os grãos bons e defeituosos foram segregados via identificação visual e catação manual pelo autor do trabalho, Classificador Oficial (Cadastro Geral de Classificação MAPA Nº 5166) treinado via curso homologado pelo Ministério da Agricultura e Pecuária (MAPA) e então utilizados na montagem das amostras.

Para cada um dos cinco Tipos, utilizou-se na amostra aproximadamente 70% do limite permitido para cada defeito (Mofados e Ardidos, Amarelos, Rajados, Picados ou Manchados e Gessados e Verdes) descritos na Tabela 2, sendo as amostras de, no mínimo, 100 gramas.

Tabela 2 — Proporção de defeitos por amostra (%)

Defeitos	Amostra 1	Amostra 2	Amostra 3	Amostra 4	Amostra 5
Mofados & Ardidos	0,10	0,20	0,40	0,80	1,20
Amarelos	0,40	0,80	1,50	2,50	4,00
Rajados	0,80	1,25	1,75	2,50	3,50
Picados ou Manchados	1,30	2,50	3,50	5,00	7,00
Gessados e Verdes	1,00	2,50	4,50	6,30	8,30
Defeitos Totais	3,60	7,25	11,65	17,10	24,00
TIPO	1	2	3	4	5

Todas as amostras foram montadas sem a presença de Matérias Estranhas e Impurezas (MEI), ou seja, sem a presença de qualquer material que não os grãos de arroz. O percentual de grãos quebrados não entrou como parâmetro de análise, visando apenas a obtenção do percentual de defeitos de cor, obtido nos grãos inteiros e quebrados de forma conjunta.

A Figura 1 mostra o aspecto visual dos grãos utilizados no experimento, sendo possível verificar da esquerda para a direita o grão bom, ou seja, sem defeitos de cor e os grãos arrido, amarelo, rajado, picado ou manchado e o gessado.

Além dos defeitos de forma segregada, foi considerado como parâmetro de avaliação o somatório de defeitos totais, visando a obtenção do valor sem a segregação específica de cada defeito, podendo também ser um parâmetro de interesse comercial.

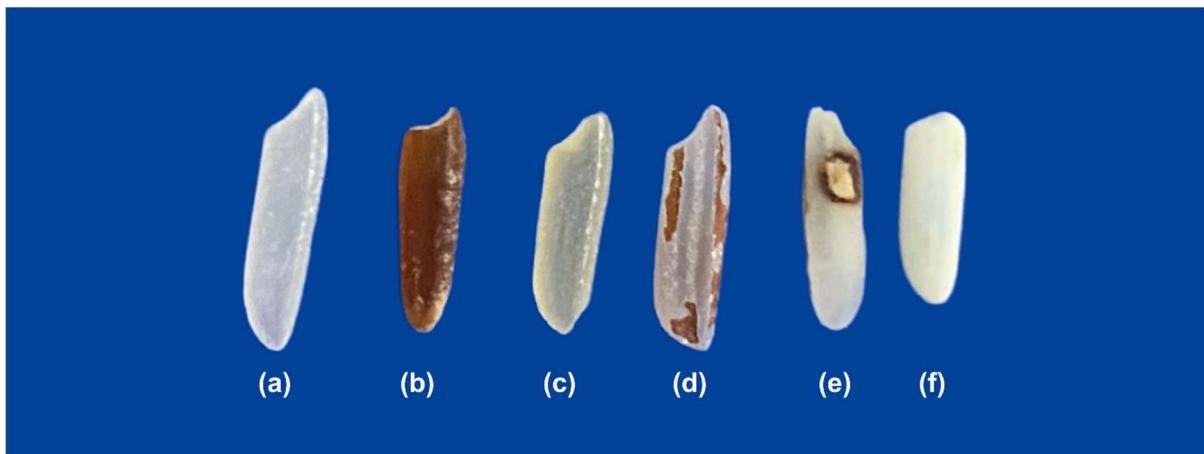


Figura 1 — Aspecto visual dos grãos bons (a), ardidos (b), amarelos (c), rajados (d), picados ou manchados (e) e gessados (f) utilizados no experimento.

Para todos os cinco Tipos foram montadas amostras com 4 repetições, totalizando 20 amostras, armazenadas em potes herméticos a temperatura ambiente, longe da luz solar direta, até sua análise.

2.2 Metodologia de Análise via Classificação Manual

As análises realizadas via classificação manual ocorreram durante o mês de julho de 2024 e foram realizadas no Laboratório de Classificação de Grãos da empresa ENCLASS - Empresa Nacional de Certificação e Análise Ltda, localizada em Goiânia, Goiás.

A análise de Tipo foi realizada de acordo com a metodologia descrita no artigo 36 do POC do Arroz (adaptada pelo autor):

2.2.1 Obtenção do percentual de defeitos

Ao abrir o recipiente com a amostra, iniciou-se o cronômetro. Para a determinação dos defeitos da amostra, identificou-se e separou-se os mesmos observando o que segue:

I - Separou-se os grãos mofados e ardidos, picados ou manchados, gessados e verdes, rajados e amarelos,

II - Incidindo sobre o grão de arroz dois ou mais defeitos, prevaleceu o defeito mais grave obedecendo à seguinte escala decrescente de gravidade: mofados e ardidos, amarelos, rajados, picados ou manchados e gessados e verdes;

III - Pesou-se os defeitos isoladamente e anotou-se no laudo de classificação o peso e o percentual encontrado de cada um, expressando o resultado com 2 (duas) casas decimais, para posterior enquadramento em tipo.

Por fim, procedeu-se ao enquadramento do produto em tipo observando o estabelecido no Anexo VII do POC do arroz (Tabela 1) e concluiu-se o preenchimento do laudo de classificação anotando-se o tempo decorrido de análise.

Por ser um método não destrutivo, no final das análises as amostras foram recompostas para sua utilização nos Equipamentos de Análise de Imagens.

2.3 Metodologia de Análise via Equipamentos de Análise de Imagens

Neste estudo foram utilizados dois equipamentos de análise de imagens de empresas diferentes, porém com a mesma proposta de análise de qualidade do grão de arroz beneficiado polido. Esses foram denominados “Equipamento 1” e “Equipamento 2” e seu funcionamento, assim como suas particularidades, serão descritos a seguir.

As análises realizadas no equipamento 1 ocorreram no mês de julho de 2024, no laboratório de qualidade interno de uma indústria de beneficiamento e empacotamento de arroz, localizada em Aparecida de Goiânia, Goiás. As análises realizadas no equipamento 2 ocorreram no mês de agosto de 2024, no próprio laboratório da empresa fabricante do equipamento, localizado em Blumenau, Santa Catarina.

2.3.1 Equipamento 1: Componentes e funcionamento

O equipamento é composto essencialmente por uma unidade principal contendo uma tremonha na parte superior, por onde se introduz a amostra de grãos, uma correia transportadora de cor azul, uma câmera digital de alta resolução e uma gaveta frontal. Também conta com mouse, teclado e monitor, com os quais se faz a interação pelo usuário via interface do *software*.

Para iniciar a análise, coloca-se a amostra na abertura acima da unidade principal e, via interface do *software*, dá-se o comando de início. Então o equipamento começa a vibrar, resultando na passagem dos grãos pela tremonha e a queda dos

mesmos na correia transportadora, sendo a captura das imagens feita por uma câmera digital interna com sistema de iluminação integrada ao equipamento durante a passagem dos grãos, resultando em uma imagem de duas dimensões (2D), finalizando com sua queda na gaveta localizada no final da correia.

2.3.2 Equipamento 2: Componentes e funcionamento

O equipamento é composto por um microcomputador integrado ao *scanner* de imagens, composto por uma placa vibratória helicoidal de alimentação, calha de alinhamento, sistema de espelhos, câmera digital de alta resolução, sistema de iluminação e gaveta. Também conta com um leitor de código de barras, monitor, mouse e teclado para interação do usuário via *software*.

Para início da análise a amostra é colocada na placa helicoidal do equipamento e, via interface do *software*, dá-se o comando de início. Através da placa helicoidal vibratória os grãos são dosados e enfileirados. Após isto, cada grão é transferido para uma calha de alinhamento onde adquire velocidade e direcionamento para a captura das imagens que é feita quando este fica em queda livre, grão a grão. A captura das imagens é feita quando o grão passa por um sistema de iluminação indireta, onde são obtidas três imagens de cada grão, através de um sistema de espelhos, proporcionando a análise de toda a superfície do mesmo, resultando em uma imagem de três dimensões (3D). Ao sair da calha e iniciar a queda livre o grão interromperá uma barreira luminosa de fibra óptica que acionará a câmera e a iluminação. Após passar pelo sistema de captura de imagens, o grão fica acondicionado na gaveta de retirada de amostra.

2.3.3 Calibração inicial dos equipamentos

Apesar de possuírem configuração de fábrica, recomenda-se a calibração dos equipamentos com relação à metodologia de análise a ser utilizada. Tal calibração é realizada visando adaptar o equipamento às características da matéria prima utilizada, seja de grãos mais claros ou escuros, dependendo da variedade utilizada e do grau de polimento, viabilizando ajustes para explorar o potencial máximo do equipamento e, por consequência, uma maior precisão na análise.

Em ambos os equipamentos foram realizadas calibrações iniciais, com amostras montadas, ou seja, com parâmetros conhecidos, semelhantes às utilizadas no experimento, para a obtenção da configuração final a ser utilizada. Em ambos os equipamentos tal configuração foi realizada por um técnico de suporte da empresa fabricante dos equipamentos.

2.3.4 Metodologia de análise dos equipamentos de análise de imagem

Para ambos os equipamentos o procedimento de análise funciona da seguinte maneira:

1. Captura de imagens de alta resolução;
2. Pré-processamento;
3. Segmentação dos objetos de interesse na imagem (isola-se os grãos de arroz do fundo da imagem);
4. Identificação e análise dos parâmetros, com auxílio de algoritmos de processamento, visando a obtenção de características de interesse como, por exemplo, dimensões (comprimento e largura), formato, cor e defeitos superficiais;
5. Classificação, a partir da combinação lógica das informações adquiridas.

Ambos os equipamentos possibilitam revisão de análise pelo operador, viabilizando possíveis correções na classificação. Este procedimento não foi realizado, visando a avaliação dos equipamentos sem a interferência humana.

Após a análise em ambos os equipamentos, é possível visualizar no monitor as informações obtidas, salvar amostras para possíveis conferências futuras e gerar relatório, tanto em formato digital, quanto via impressora externa. Todas as análises foram salvas e gerou-se o relatório digital, com percentual de defeitos e o tempo de análise de cada amostra, para posterior compilação e análise estatística.

2.4 Índice de Acerto Percentual Amostral

O índice de acerto (IA%) foi aplicado para expressar a precisão da medição dos tratamentos, ou seja, Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2 (valor

medido), em relação ao valor da amostra controle (valor real) em uma escala de 0 a 100, considerando tanto subestimações quanto superestimações.

Desta forma, os dados de cada uma das medições foram tratados pela seguinte fórmula:

$$IA\% = \left(1 - \frac{|Valor\ Medido - Valor\ Real|}{Max(Valor\ Medido,\ Valor\ Real)}\right) \times 100$$

Sendo:

- Valor Medido: o valor em gramas obtido pelo método de medição (Classificação Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2).
- Valor Real: o valor da amostra controle em gramas, com o qual o método está sendo comparado.

Fórmula explicada:

- Erro absoluto ($|Valor\ Medido - Valor\ Real|$): Calcula a diferença absoluta entre os valores medido e real;
- Normalização do Erro - Divisão pelo maior valor [$Max(Valor\ Medido,\ Valor\ Real)$]: O erro é normalizado pelo maior valor, seja o real ou o medido, para evitar índices negativos ou fora do intervalo de 0% a 100%;
- Cálculo do índice final (1-Erro Normalizado): O índice é 1 menos a proporção do erro normalizado;
- Multiplicação por 100: Converte o índice em porcentagem.

2.5 Delineamento experimental e análise estatística

O experimento foi realizado no Delineamento Inteiramente Casualizado, com quatro repetições, em esquema fatorial 5x4, sendo 5 Tipos e 4 tratamentos (amostra controle, classificador oficial, equipamento 1 e equipamento 2). Foram obtidas as análises de variância e as médias comparadas pelo teste de Scott-Knott a 5% de probabilidade. Foi utilizado o software SISVAR 5.6 (FERREIRA, 2019).

Para a plotagem dos gráficos, será utilizado o software SigmaPlot v.10 (Systat Software Inc, Germany).

3. RESULTADOS

3.1 Análise de Tipo

Na análise das amostras de tipo 1, em relação ao parâmetro mofado e ardido, todos os métodos apresentaram médias semelhantes à amostra controle ($0,11 \pm 0,00$ a), sem diferença estatística significativa ($p>0,05$) (Tabela 3). Isso indica que todos os métodos mantiveram a acurácia para a identificação deste defeito, mesmo no contexto de uma amostra com baixo percentual de defeitos, apesar da leve superestimação pelo Equipamento 2 ($0,14 \pm 0,02$ a).

Tabela 2 — Valores médios e desvio padrão da análise de amostras de Tipo 1 (Controle) pelos tratamentos Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2

Defeitos	Tratamento				
	Controle	Classificador Oficial	Equipamento 1	Equipamento 2	CV
Mofados e Ardidos	$0,11 \pm 0,00$ a	$0,11 \pm 0,01$ a	$0,11 \pm 0,03$ a	$0,14 \pm 0,02$ a	20,48
Amarelos	$0,41 \pm 0,01$ a	$0,40 \pm 0,02$ a	$0,45 \pm 0,05$ a	$0,38 \pm 0,04$ a	8,88
Rajados	$0,80 \pm 0,01$ b	$0,79 \pm 0,04$ b	$0,78 \pm 0,06$ b	$0,70 \pm 0,05$ a	6,42
Picados ou Man.	$1,30 \pm 0,01$ a	$1,41 \pm 0,12$ a	$1,34 \pm 0,14$ a	$1,27 \pm 0,05$ a	8,30
Gessados	$1,01 \pm 0,02$ a	$0,99 \pm 0,03$ a	$0,85 \pm 0,07$ b	$0,97 \pm 0,04$ a	5,21
Total de Defeitos	$3,63 \pm 0,02$ b	$3,70 \pm 0,16$ b	$3,70 \pm 0,16$ b	$3,46 \pm 0,10$ a	3,35

Médias seguidas pela mesma letra na linha não diferem estatisticamente entre si, pelo teste de Skott-Knott a 5% de probabilidade.

Para o defeito amarelo, os valores médios para os métodos também não diferiram estatisticamente ($p>0,05$) da amostra controle ($0,41 \pm 0,01$ a). Isso demonstra uma consistência geral entre os métodos na quantificação desse defeito. No caso de rajado, os valores médios do Classificador Oficial ($0,79 \pm 0,04$ b) e do Equipamento 1 ($0,78 \pm 0,06$ b) foram estatisticamente semelhantes entre si e à amostra controle ($0,80 \pm 0,01$ b). No entanto, o Equipamento 2 apresentou um valor inferior ($0,70 \pm 0,05$ a), diferindo estatisticamente ($p<0,05$) dos outros métodos e subestimando o percentual desse defeito em relação ao controle.

Para picados ou manchados, os métodos mantiveram-se próximos à amostra controle ($1,30 \pm 0,01$ a), sem diferença estatística significativa ($p>0,05$). Quanto ao parâmetro gessado, o Equipamento 1 apresentou um valor inferior ($0,85 \pm 0,07$ b), diferindo estatisticamente ($p<0,05$) da amostra controle ($1,01 \pm 0,02$ a), enquanto os demais métodos não diferiram.

No somatório de todos os defeitos, a amostra controle apresentou média de $3,63 \pm 0,02$ b. O Classificador Oficial ($3,70 \pm 0,16$ b), com leve superestimação, apesar

de não diferir estatisticamente do controle ($p>0,05$), enquanto o Equipamento 1 ($3,52 \pm 0,08$ a) e o Equipamento 2 ($3,46 \pm 0,10$ a) apresentaram valores inferiores e estatisticamente diferentes ($p<0,05$) do controle. Esses resultados indicam uma tendência dos equipamentos automatizados em subestimar o total de defeitos nas amostras. O coeficiente de variação (CV) variou entre 3,35% para o total de defeitos e 20,48% para o defeito mofado e ardido, evidenciando maior homogeneidade nos parâmetros de somatório e maior variabilidade para os defeitos com proporções baixas.

Tabela 3 — Valores médios e desvio padrão da análise de amostras de Tipo 2 (Controle) pelos tratamentos Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2

Defeitos	Tratamento				
	Controle	Classificador Oficial	Equipamento 1	Equipamento 2	CV
Mofados e Arditos	$0,20 \pm 0,01$ a	$0,22 \pm 0,00$ a	$0,21 \pm 0,01$ a	$0,22 \pm 0,04$ a	11,24
Amarelos	$0,80 \pm 0,00$ b	$0,82 \pm 0,03$ b	$0,89 \pm 0,05$ c	$0,71 \pm 0,06$ a	6,19
Rajados	$1,25 \pm 0,00$ b	$1,23 \pm 0,02$ b	$1,17 \pm 0,08$ b	$1,06 \pm 0,09$ a	6,08
Picados ou Man.	$2,51 \pm 0,01$ a	$2,52 \pm 0,05$ a	$2,38 \pm 0,03$ a	$2,33 \pm 0,26$ a	6,22
Gessados	$2,51 \pm 0,00$ c	$2,45 \pm 0,04$ c	$2,17 \pm 0,07$ a	$2,30 \pm 0,01$ b	1,98
Total de Defeitos	$7,28 \pm 0,01$ c	$7,23 \pm 0,8$ c	$6,82 \pm 0,11$ b	$6,62 \pm 0,14$ a	1,62

Médias seguidas pela mesma letra na linha não diferem estatisticamente entre si, pelo teste de Skott-Knott a 5% de probabilidade.

Na análise das amostras do Tipo 2, para o defeito mofado e ardido, os valores médios entre os métodos analisados foram estatisticamente semelhantes ($p>0,05$) à amostra controle ($0,20 \pm 0,01$ a). Este resultado indica que os métodos, incluindo os equipamentos automatizados, foram consistentes na identificação e quantificação deste defeito específico, assim como verificado nas amostras de Tipo 1.

No parâmetro amarelo, a amostra controle apresentou média de $0,80 \pm 0,00$ b. O Classificador Oficial ($0,82 \pm 0,03$ b) apresentou resultados estatisticamente semelhantes ($p>0,05$). No entanto, o Equipamento 1 ($0,89 \pm 0,05$ c) apresentou um valor superior, diferindo estatisticamente do controle e dos demais métodos ($p<0,05$), refletindo uma tendência à superestimação desse defeito, o que foi verificado nas amostras de Tipo 1, apesar de não diferir estatisticamente da amostra controle ($p>0,05$). Já o Equipamento 2 apresentou um valor inferior ($0,71 \pm 0,06$ a), subestimando o defeito em relação à amostra controle e diferindo estatisticamente ($p<0,05$) o que também foi verificado nas amostras de Tipo 1, apesar de não diferir estatisticamente da amostra controle ($p>0,05$).

Em relação ao defeito rajado, a amostra controle apresentou média de $1,25 \pm 0,00$ b. O Classificador Oficial ($1,23 \pm 0,02$ b) e o Equipamento 1 ($1,17 \pm 0,08$ b), apesar da subestimação de tal defeito, não diferiram estatisticamente ($p>0,05$) da amostra controle. O Equipamento 2, entretanto, apresentou o menor valor ($1,06 \pm 0,09$ a), diferindo estatisticamente ($p<0,05$), indicando subestimação acentuada deste defeito.

Para picados ou manchados, os valores foram consistentes entre a amostra controle ($2,51 \pm 0,01$ a), o Classificador Oficial ($2,52 \pm 0,05$ a), e os Equipamentos 1 ($2,38 \pm 0,03$ a) e 2 ($2,33 \pm 0,26$ a), não havendo diferenças estatísticas significativas ($p>0,05$). Isso demonstra boa sensibilidade e precisão de todos os métodos neste parâmetro, assim como verificado nas amostras de tipo 1.

No defeito gessado, os valores apresentados pelo Equipamento 1 ($2,17 \pm 0,07$ a) foram estatisticamente inferiores à amostra controle ($2,51 \pm 0,00$ c) e ao Classificador Oficial ($2,45 \pm 0,04$ c), evidenciando subestimação ($p<0,05$). O Equipamento 2 ($2,30 \pm 0,01$ b) também apresentou valores inferiores ao controle, mas superiores ao Equipamento 1, diferindo estatisticamente ($p<0,05$).

No somatório de defeitos, a amostra controle apresentou média de $7,28 \pm 0,01$ c. O Classificador Oficial ($7,23 \pm 0,8$ c) manteve-se semelhante estatisticamente ao controle ($p>0,05$). O Equipamento 1 ($6,82 \pm 0,11$ b) e o Equipamento 2 ($6,62 \pm 0,14$ a) novamente apresentaram valores estatisticamente inferiores ($p<0,05$), indicando subestimação no total de defeitos. O coeficiente de variação (CV) variou de 1,62% para o somatório de defeitos até 11,24% para o defeito mofado e ardido, evidenciando maior homogeneidade para o total de defeitos e maior variabilidade para defeitos com menores proporções.

Tabela 4 — Valores médios e desvio padrão da análise de amostras de Tipo 3 (Controle) pelos tratamentos Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2

Defeitos	Tratamento				
	Controle	Classificador Oficial	Equipamento 1	Equipamento 2	CV
Mofados e Arditos	$0,40 \pm 0,00$ a	$0,41 \pm 0,01$ a	$0,39 \pm 0,02$ a	$0,38 \pm 0,07$ a	10,4
Amarelos	$1,50 \pm 0,00$ b	$1,52 \pm 0,03$ b	$1,61 \pm 0,06$ c	$1,21 \pm 0,08$ a	4,13
Rajados	$1,76 \pm 0,01$ a	$1,72 \pm 0,01$ a	$1,61 \pm 0,16$ a	$1,63 \pm 0,12$ a	6,92
Picados ou Man.	$3,51 \pm 0,01$ b	$3,41 \pm 0,10$ b	$3,25 \pm 0,19$ a	$3,19 \pm 0,14$ a	4,5
Gessados	$4,51 \pm 0,00$ c	$4,40 \pm 0,08$ c	$4,05 \pm 0,06$ a	$4,15 \pm 0,05$ b	1,58
Total de Defeitos	$11,68 \pm 0,01$ c	$11,47 \pm 0,16$ c	$10,90 \pm 0,25$ b	$10,56 \pm 0,04$ a	1,58

Médias seguidas pela mesma letra na linha não diferem estatisticamente entre si, pelo teste de Skott-Knott a 5% de probabilidade.

Na análise das amostras do Tipo 3, com relação ao defeito mofado e ardido, todos os métodos analisados apresentaram valores médios estatisticamente semelhantes ($p>0,05$) à amostra controle ($0,40 \pm 0,00$ a). Este resultado evidencia alta precisão entre os métodos na identificação e quantificação deste parâmetro, mesmo em um cenário de aumento da proporção de tal defeito, representado nas amostras de Tipo 3. É possível inferir que o defeito ardido, associado ao processo de fermentação intensa da massa do grão, tem características de cor bastante discrepantes em relação ao grão bom, ou seja, translúcido, sendo este defeito prontamente identificado visualmente pelo classificador oficial e, como visto nos resultados, pelos equipamentos de análise de imagens.

No parâmetro amarelo, a amostra controle apresentou um valor médio de $1,50 \pm 0,00$ b. O Classificador Oficial ($1,52 \pm 0,03$ b) não diferiu estatisticamente ($p>0,05$) do controle, indicando alta proximidade com os valores da amostra padrão. Por outro lado, o Equipamento 1 ($1,61 \pm 0,06$ c) apresentou leve superestimação diferindo significativamente ($p<0,05$) da amostra controle e o Equipamento 2 ($1,21 \pm 0,08$ a) apresentou subestimação acentuada deste defeito, resultando na diferença estatística ($p<0,05$) em relação ao controle e aos demais métodos de análise.

Para o defeito rajado, a amostra controle apresentou média de $1,76 \pm 0,01$ a. Todos os métodos avaliados – Classificador Oficial ($1,72 \pm 0,01$ a), Equipamento 1 ($1,61 \pm 0,16$ a) e Equipamento 2 ($1,63 \pm 0,12$ a) – foram estatisticamente semelhantes ao controle ($p>0,05$), demonstrando consistência entre os métodos.

No caso de picados ou manchados, a amostra controle apresentou média de $3,51 \pm 0,01$ b. O Classificador Oficial ($3,41 \pm 0,10$ b) também foi estatisticamente semelhante ($p>0,05$). Entretanto, o Equipamento 1 ($3,25 \pm 0,19$ a) e o Equipamento 2 ($3,19 \pm 0,14$ a) subestimaram os valores, diferindo estatisticamente ($p<0,05$) do controle.

Para o defeito gessado, o valor médio da amostra controle foi de $4,51 \pm 0,00$ c. O Classificador Oficial ($4,40 \pm 0,08$ c) apresentou valores próximos e estatisticamente semelhantes ($p>0,05$). Já o Equipamento 1 ($4,05 \pm 0,06$ a) subestimou este defeito, diferindo significativamente ($p<0,05$). O Equipamento 2 ($4,15 \pm 0,05$ b) apresentou um valor intermediário, sendo estatisticamente diferente tanto do controle quanto do Equipamento 1 ($p<0,05$).

Para o total de defeitos, a amostra controle apresentou média de $11,68 \pm 0,01$ c. O Classificador Oficial ($11,47 \pm 0,16$ c), apesar da leve subestimação, não diferiu

estatisticamente ($p>0,05$) do controle. O Equipamento 1 ($10,90 \pm 0,25$ b) e o Equipamento 2 ($10,56 \pm 0,04$ a) apresentaram valores inferiores, diferindo significativamente ($p<0,05$) da amostra controle e do Classificador Oficial.

O coeficiente de variação (CV) variou de 1,58% no total de defeitos e no parâmetro gessado, a 10,40% no parâmetro mofado e ardido, indicando maior variabilidade para defeitos de menor proporção nas amostras.

Tabela 6 — Valores médios e desvio padrão da análise de amostras de Tipo 4 (Controle) pelos tratamentos Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2

Defeitos	Tratamento				
	Controle	Classificador Oficial	Equipamento 1	Equipamento 2	CV
Mofados e Ardidos	$0,80 \pm 0,00$ b	$0,81 \pm 0,02$ b	$0,81 \pm 0,03$ b	$0,67 \pm 0,08$ a	6,72
Amarelos	$2,51 \pm 0,01$ a	$2,54 \pm 0,05$ a	$2,40 \pm 0,09$ a	$2,39 \pm 0,18$ a	4,8
Rajados	$2,51 \pm 0,00$ a	$2,46 \pm 0,02$ a	$2,47 \pm 0,12$ a	$2,67 \pm 0,38$ a	9,05
Picados ou Man.	$5,01 \pm 0,02$ a	$4,86 \pm 0,10$ a	$4,82 \pm 0,25$ a	$5,34 \pm 0,23$ b	4,08
Gessados	$6,30 \pm 0,01$ b	$6,22 \pm 0,02$ b	$5,78 \pm 0,15$ a	$6,11 \pm 0,06$ b	1,55
Total de Defeitos	$17,13 \pm 0,02$ b	$16,88 \pm 0,10$ b	$16,26 \pm 0,53$ a	$17,18 \pm 0,39$ b	2,28

Médias seguidas pela mesma letra na linha não diferem estatisticamente entre si, pelo teste de Skott-Knott a 5% de probabilidade.

Na análise das amostras do Tipo 4, verificou-se que para o defeito mofado e ardido, a amostra controle apresentou média de $0,80 \pm 0,00$ b. Tanto o Classificador Oficial ($0,81 \pm 0,02$ b) quanto o Equipamento 1 ($0,81 \pm 0,03$ b) foram estatisticamente semelhantes ao controle ($p>0,05$). Já o Equipamento 2 apresentou o menor valor ($0,67 \pm 0,08$ a), diferindo significativamente ($p<0,05$), indicando subestimação deste defeito.

Para o defeito amarelo, a amostra controle apresentou um valor médio de $2,51 \pm 0,01$ a. O Classificador Oficial ($2,54 \pm 0,05$ a), Equipamento 1 ($2,40 \pm 0,09$ a) e Equipamento 2 ($2,39 \pm 0,18$ a) foram estatisticamente semelhantes ($p>0,05$), demonstrando boa concordância entre os métodos avaliados. O mesmo foi verificado em relação ao defeito rajado, em que o Classificador Oficial ($2,46 \pm 0,02$ a), o Equipamento 1 ($2,47 \pm 0,12$ a) e o Equipamento 2 ($2,67 \pm 0,38$ a) foram estatisticamente semelhantes ao controle ($p>0,05$), evidenciando alta consistência entre os métodos na identificação desse defeito.

Para picados ou manchados, a amostra controle apresentou média de $5,01 \pm 0,02$ a. O Classificador Oficial ($4,86 \pm 0,10$ a) e o Equipamento 1 ($4,82 \pm 0,25$ a), apesar da leve subestimação de tal defeito, foram estatisticamente semelhantes ao

controle ($p>0,05$). O Equipamento 2, no entanto, apresentou um valor maior ($5,34 \pm 0,23$ b), diferindo significativamente ($p<0,05$), demonstrando superestimação neste defeito, sendo o oposto do verificado nas amostras de Tipo 1, 2 e 3.

Para o defeito gessado, a amostra controle apresentou média de $6,30 \pm 0,01$ b. O Classificador Oficial ($6,22 \pm 0,02$ b) e o Equipamento 2 ($6,11 \pm 0,06$ b) foram estatisticamente semelhantes ($p>0,05$) à ao controle. Já o Equipamento 1 ($5,78 \pm 0,15$ a) apresentou subestimação significativa ($p<0,05$) em relação aos demais métodos.

Para o somatório de defeitos, a amostra controle apresentou média de $17,13 \pm 0,02$ b. O Classificador Oficial ($16,88 \pm 0,10$ b) não diferiu estatisticamente do controle ($p>0,05$). O Equipamento 1 ($16,26 \pm 0,53$ a) apresentou subestimação significativa ($p<0,05$), enquanto o Equipamento 2 ($17,18 \pm 0,39$ b) foi estatisticamente semelhante ao controle ($p>0,05$). O coeficiente de variação (CV) variou de 1,55% para o defeito gessado a 9,05% para o defeito rajado, evidenciando maior homogeneidade em parâmetros mais prevalentes.

Tabela 5 — Valores médios e desvio padrão da análise de amostras de Tipo 5 (Controle) pelos tratamentos Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2

Defeitos	Tratamento				
	Controle	Classificador Oficial	Equipamento 1	Equipamento 2	CV
Mofados e Arditos	$1,21 \pm 0,00$ b	$1,23 \pm 0,05$ b	$1,18 \pm 0,03$ b	$1,05 \pm 0,07$ a	4,65
Amarelos	$4,01 \pm 0,01$ a	$3,95 \pm 0,07$ a	$4,00 \pm 0,016$ a	$4,22 \pm 0,27$ a	4,53
Rajados	$3,51 \pm 0,01$ b	$3,42 \pm 0,07$ b	$3,17 \pm 0,10$ a	$3,55 \pm 0,27$ b	4,96
Picados ou Man.	$7,01 \pm 0,01$ b	$6,85 \pm 0,06$ b	$6,96 \pm 0,26$ b	$6,38 \pm 0,08$ a	2,37
Gessados	$8,30 \pm 0,00$ b	$8,25 \pm 0,03$ b	$7,99 \pm 0,05$ a	$7,97 \pm 0,08$ a	0,68
Total de Defeitos	$24,04 \pm 0,01$ b	$23,69 \pm 0,07$ b	$23,30 \pm 0,16$ a	$23,17 \pm 0,38$ a	1,02

Médias seguidas pela mesma letra na linha não diferem estatisticamente entre si, pelo teste de Skott-Knott a 5% de probabilidade.

Na análise das amostras do Tipo 5, ou seja, as amostras com o maior percentual de defeitos do experimento, no defeito mofado e arrido, a amostra controle apresentou média de $1,21 \pm 0,00$ b. O Classificador Oficial ($1,23 \pm 0,05$ b) e o Equipamento 1 ($1,18 \pm 0,03$ b) foram estatisticamente semelhantes ao controle ($p>0,05$). O Equipamento 2, no entanto, apresentou um valor significativamente inferior ($1,05 \pm 0,07$ a), indicando subestimação ($p<0,05$), assim como o verificado nas amostras de Tipo 4.

No parâmetro amarelo, a amostra controle apresentou valor médio de $4,01 \pm 0,01$ a. O Classificador Oficial ($3,95 \pm 0,07$ a), o Equipamento 1 ($4,00 \pm 0,016$ a) e o

Equipamento 2 ($4,22 \pm 0,27$ a) foram estatisticamente semelhantes ($p>0,05$), evidenciando alta concordância entre os métodos nesse defeito.

Para o defeito rajado, a amostra controle apresentou média de $3,51 \pm 0,01$ b. O Classificador Oficial ($3,42 \pm 0,07$ b) foi estatisticamente semelhante ($p>0,05$), enquanto o Equipamento 1 ($3,17 \pm 0,10$ a) apresentou subestimação significativa ($p<0,05$). O Equipamento 2 ($3,55 \pm 0,27$ b) não diferiu estatisticamente do controle ($p>0,05$), mostrando boa concordância.

No defeito picados ou manchados, a amostra controle apresentou valor médio de $7,01 \pm 0,01$ b. O Classificador Oficial ($6,85 \pm 0,06$ b) e o Equipamento 1 ($6,96 \pm 0,26$ b) não diferiram estatisticamente ($p>0,05$) da amostra controle. O Equipamento 2 ($6,38 \pm 0,08$ a), no entanto, apresentou subestimação significativa ($p<0,05$).

Para o defeito gessado, a amostra controle apresentou média de $8,30 \pm 0,00$ b. O Classificador Oficial ($8,25 \pm 0,03$ b) não diferiu estatisticamente ($p>0,05$). Já o Equipamento 1 ($7,99 \pm 0,05$ a) e o Equipamento 2 ($7,97 \pm 0,08$ a) apresentaram subestimação significativa ($p<0,05$).

Para o total de defeitos, a amostra controle apresentou média de $24,04 \pm 0,01$ b. O Classificador Oficial ($23,69 \pm 0,07$ b) foi estatisticamente semelhante ($p>0,05$), enquanto o Equipamento 1 ($23,30 \pm 0,16$ a) e o Equipamento 2 ($23,17 \pm 0,38$ a) subestimaram significativamente o valor total de defeitos ($p<0,05$).

O coeficiente de variação (CV) variou de 0,68% para o defeito gessado a 4,96% para o defeito rajado, evidenciando maior estabilidade nos defeitos mais prevalentes.

3.2 Tempo de análise

A figura 1 demonstra o tempo médio (em minutos) na obtenção do tipo pelos diferentes tratamentos.

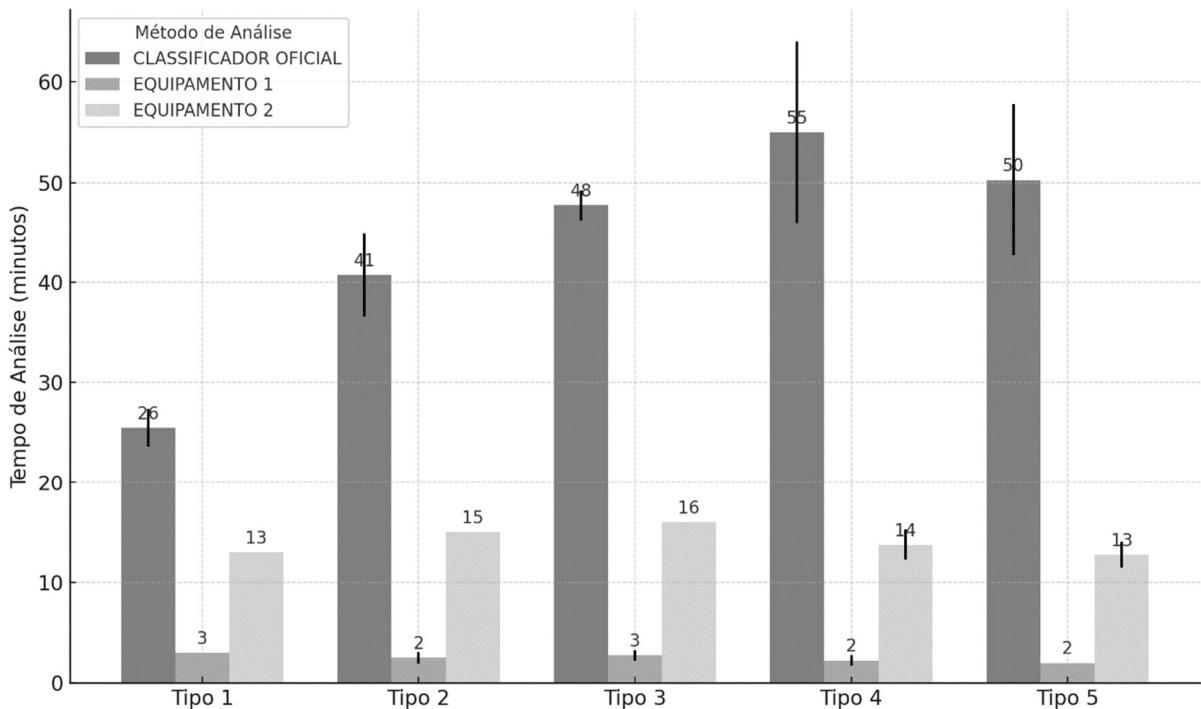


Figura 2 — Tempo médio e desvio padrão de análise das amostras de Classe pelos tratamentos (Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2).

Os resultados de tempo médio de análise evidenciam diferenças substanciais nos tempos necessários para analisar as amostras de diferentes tipos, refletindo as características operacionais específicas de cada método.

O Classificador Oficial apresentou os maiores tempos médios de análise em todas as condições experimentais, destacando-se como o método com menor eficiência entre os avaliados. Para o Tipo 1, que possui o menor percentual de defeitos, o tempo médio de análise foi de 26 minutos. À medida que o percentual de defeitos aumentou, o tempo de análise cresceu gradualmente, alcançando 41 minutos no Tipo 2 e 48 minutos no Tipo 3. O maior tempo registrado foi de 55 minutos no Tipo 4, enquanto no Tipo 5 houve uma ligeira redução para 50 minutos. Esses tempos refletem na demanda intensiva de atenção visual e trabalho manual, incluindo a separação individual de grãos e a identificação detalhada dos defeitos. A relação entre o tempo e a complexidade da amostra sugere que o método manual é particularmente sensível ao aumento da heterogeneidade e da quantidade de defeitos presentes, o que compromete sua eficiência, especialmente em cenários de alta demanda.

O Equipamento 1 demonstrou ser o método mais eficiente, com tempos de análise consideravelmente menores e mais uniformes em todos os tipos de amostras. No Tipo 1, o tempo de análise foi de apenas 3 minutos, mantendo-se constante no

Tipo 2 e Tipo 3. Nos Tipos 4 e 5, o tempo médio foi ligeiramente reduzido para 2 minutos, mesmo com o aumento da quantidade de defeitos. A consistência nos tempos de análise evidencia a alta padronização do processo, que realiza a captura e a análise das imagens de maneira uniforme, independentemente da complexidade da amostra.

O Equipamento 2 apresentou tempos de análise intermediários entre os dois outros métodos. No Tipo 1, o tempo médio foi de 13 minutos, aumentando para 15 minutos no Tipo 2 e 16 minutos no Tipo 3. Nos Tipos 4 e 5, o tempo foi reduzido para 14 e 13 minutos, respectivamente. Uma possível explicação para o aumento no tempo de análise em relação ao equipamento 1 está na diferença de captura das imagens dos grãos, tendo em vista que no equipamento 2 os grãos precisam ser direcionados à calha de alinhamento para que seja capturado apenas 1 grão por vez em queda livre. Desta forma o equipamento 2 demonstrou eficiência intermediária na comparação entre os métodos.

3.3 Índice de Acerto (IA%) amostral

A Figura 2 apresenta uma matriz de cores, variando em intensidade de azul para representar altos índices de acerto e vermelho para baixos índices, oferecendo uma visualização clara do desempenho de cada método na análise amostras de arroz com composições variadas de defeitos de cor (Tipos). Em cada quadrante, são exibidos o índice de acerto percentual (IA%), seguido do desvio padrão, entre parênteses, e o tempo de análise, proporcionando uma análise combinada da eficácia e eficiência de cada método.

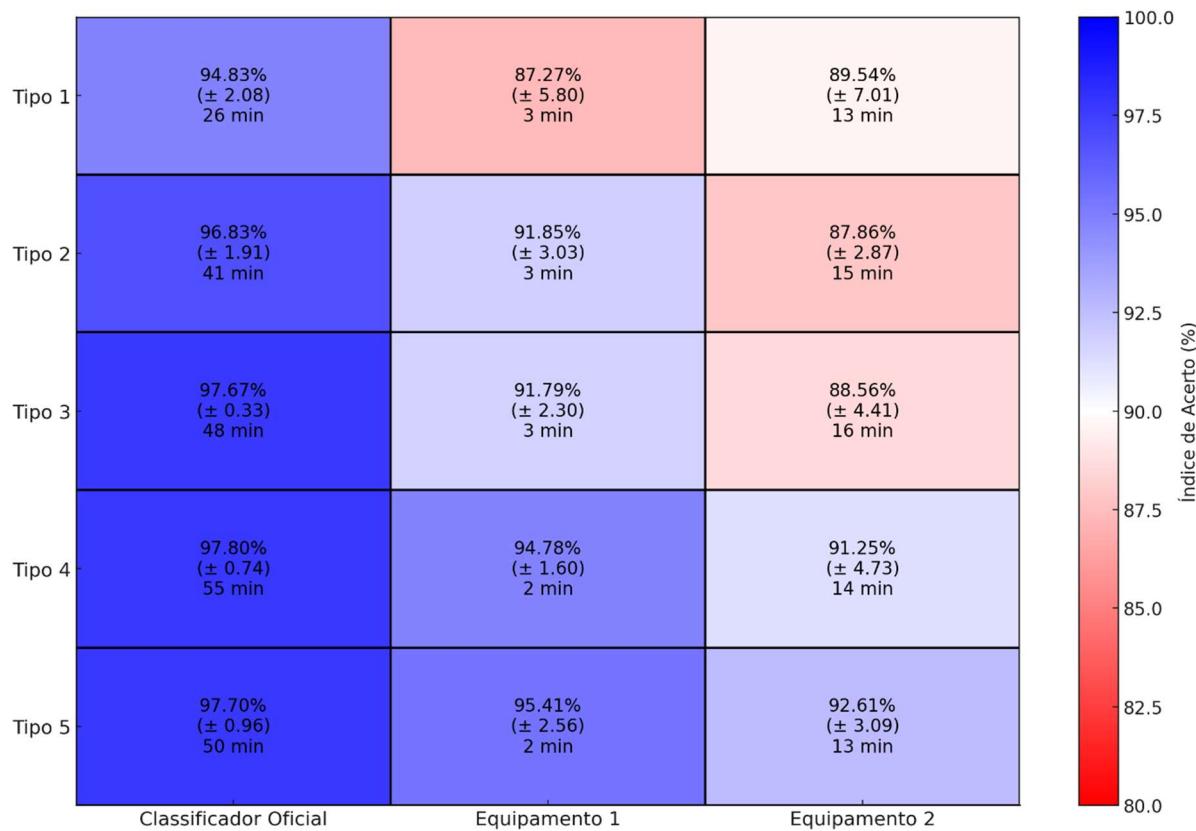


Figura 3 — Índice de Acerto percentual, desvio padrão e tempo médio de análise das amostras de Tipo pelos tratamentos (Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2).

O Classificador Oficial apresentou consistentemente os maiores índices de acerto no experimento como um todo, com valores superiores a 94% para todas as proporções de defeitos. Para o Tipo 1, o índice de acerto foi de 94,83% ($\pm 2,08$), aumentando gradativamente para 96,83% ($\pm 1,91$) no Tipo 2 e atingindo o pico no Tipo 4, com 97,80% ($\pm 0,74$). No Tipo 5, o índice manteve-se elevado em 97,70% ($\pm 0,96$). Tais resultados destacam a alta precisão do método de classificação oficial por um avalista treinado, que é capaz de capturar nuances de coloração e textura com extrema proximidade aos valores da amostra padrão, refletindo o papel da experiência e da percepção humana na avaliação de parâmetros complexos. Entretanto, o tempo de análise foi o maior entre os métodos avaliados, variando de 26 minutos para o Tipo 1 a 55 minutos para o Tipo 4, o que compromete significativamente sua eficiência operacional, especialmente em contextos que exigem análise em larga escala ou tempo de resposta rápido.

O Equipamento 1 apresentou índices de acerto levemente inferiores ao Classificador Oficial, mas ainda consistentes e adequados para aplicações industriais.

No Tipo 1, o índice foi de 87,27% (\pm 5,80), aumentando para 91,85% (\pm 3,03) no Tipo 2 e estabilizando-se em torno de 91,79% (\pm 2,30) no Tipo 3. No Tipo 4, o desempenho foi ligeiramente superior, atingindo 94,78% (\pm 1,60), enquanto no Tipo 5 foi registrado o melhor índice do equipamento, com 95,41% (\pm 2,56). Em termos de eficiência, o Equipamento 1 demonstrou ser altamente competitivo, com tempos de análise extremamente baixos, variando entre 2 e 3 minutos para todos os tipos de amostra, o que o torna o método mais eficiente para aplicações industriais de alta produtividade.

O Equipamento 2 apresentou os menores índices de acerto entre os métodos avaliados, evidenciando maior dificuldade em atingir proximidade aos valores da amostra padrão. No Tipo 1, o índice de acerto foi de 89,54% (\pm 7,01), mas caiu para 87,86% (\pm 2,87) no Tipo 2 e 88,56% (\pm 4,41) no Tipo 3. Apesar de uma leve recuperação no Tipo 4 (91,25% \pm 4,73) e Tipo 5 (92,61% \pm 3,09), os valores mantiveram-se inferiores aos observados nos outros métodos, com diferenças estatísticas mais marcantes em relação à amostra padrão. Esses resultados indicam uma maior sensibilidade a parâmetros complexos ou heterogêneos, como os presentes em amostras com altos percentuais de defeitos. O tempo de análise do Equipamento 2 foi intermediário, variando de 13 a 16 minutos entre os diferentes tipos de amostra, indicando um equilíbrio razoável entre eficiência e precisão, mas ainda aquém do desempenho do Equipamento 1.

De forma integrada, os resultados evidenciam diferenças marcantes entre os métodos avaliados em relação à precisão e eficiência. O Classificador Oficial apresentou elevada precisão, tornando-se a melhor opção em situações que exigem máxima confiabilidade nos resultados. No entanto, o tempo prolongado de análise restringe sua viabilidade em contextos de alta demanda, em que a eficiência operacional é fundamental. O Equipamento 1 destacou-se como o método mais equilibrado, oferecendo uma combinação vantajosa entre precisão satisfatória e tempos de análise extremamente reduzidos, configurando-se como a alternativa mais indicada para aplicações que priorizam rapidez e alta produtividade. Por sua vez, o Equipamento 2, embora tenha apresentado menor precisão em comparação aos demais, surge como uma solução intermediária, com tempos de análise moderados e desempenho adequado em amostras de menor complexidade.

3.4 Índice de Acerto (IA%) por Defeito

A Figura 3 apresenta uma matriz de cores, variando em intensidade de azul para representar altos índices de acerto e vermelho para baixos índices, oferecendo uma visualização clara do desempenho de cada método na identificação específica dos defeitos Mofado e Arrido, Amarelo, Rajado, Picados ou Manchados e Gessado presentes nas amostras utilizadas no experimento. Em cada quadrante, são exibidos o índice de acerto percentual (IA%), seguido do desvio padrão, entre parênteses, proporcionando uma análise da eficácia de cada método na identificação do defeito específico.

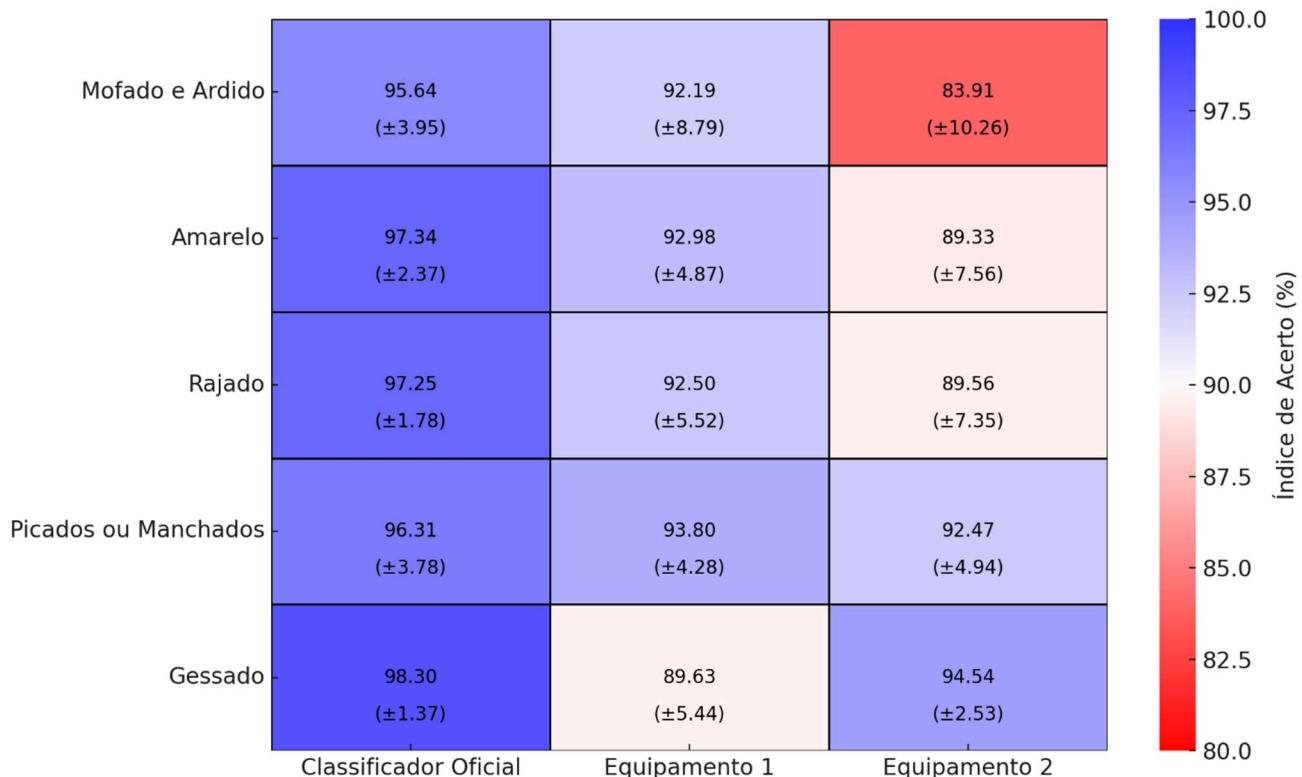


Figura 4 — Índice de Acerto percentual e desvio padrão da identificação dos defeitos Mofado e Arrido, Amarelo, Rajado, Picados ou Manchados e Gessado pelos tratamentos (Classificador Oficial, Equipamento 1 e Equipamento 2).

O Classificador Oficial demonstrou o melhor desempenho no experimento, atingindo consistentemente os maiores índices de acerto (IA%) em todas as categorias de defeitos avaliadas. Na identificação do defeito "Mofado e Arrido", obteve um IA% de 95,64% ($\pm 3,95$), evidenciando alta precisão na identificação deste defeito. Para "Amarelo", o índice foi ainda mais elevado, alcançando 97,34% ($\pm 2,37$). Em "Rajado", o Classificador Oficial também apresentou alta eficácia, com IA% de 97,25% ($\pm 1,78$), destacando-se por sua consistência. Na categoria "Picados ou Manchados",

o desempenho foi igualmente robusto, registrando IA% de 96,31% (\pm 3,78). Na análise de grãos "Gessados", o índice de acerto foi de 98,30% (\pm 1,37), o maior do experimento, reafirmando sua posição como o método mais preciso e consistente, assim como o observado na análise de médias, apesar dos piores resultados em eficiência, como o observado na análise de tempo.

O Equipamento 1 apresentou um desempenho competitivo e equilibrado em relação ao Classificador Oficial em várias categorias de defeito. Na identificação de "Mofado e Arrido", alcançou IA% de 92,19% (\pm 8,79), demonstrando bom desempenho apesar de uma maior variabilidade em relação ao método humano. Para "Amarelo", o índice foi de 92,98% (\pm 4,87), mantendo-se próximo ao Classificador Oficial, mas com um desempenho inferior. Resultado semelhante ao observado no defeito "Rajado", em que o IA% foi de 92,50% (\pm 5,52). No defeito "Picados ou Manchados", o IA% foi de 93,80% (\pm 4,28), o maior resultado para este equipamento, evidenciando bom desempenho. Para "Gessado", o índice foi de 89,63% (\pm 5,44), representando o menor valor registrado para este equipamento, destacando diferenças na metodologia de análise para esta categoria de defeito.

O Equipamento 2 apresentou os menores índices de acerto entre os métodos avaliados, com maior variabilidade nos resultados. Na categoria "Mofado e Arrido", obteve IA% de 83,91% (\pm 10,26), o menor valor registrado entre os métodos. Para "Amarelo", o índice foi de 89,33% (\pm 7,56), destacando dificuldades na identificação precisa dessa categoria. Em "Rajado", o IA% foi de 89,56% (\pm 7,35), refletindo limitações semelhantes. Na análise de "Picados ou Manchados", o desempenho melhorou ligeiramente, alcançando IA% de 92,47% (\pm 4,94), mas ainda abaixo dos demais métodos. Para "Gessado", o IA% foi de 94,54% (\pm 2,53), superando o desempenho do Equipamento 1 nessa categoria, mas permanecendo inferior ao Classificador Oficial. Desta forma, o equipamento 2 se consolida como a opção menos precisa, embora suficiente para aplicações em que a variabilidade seja aceitável e a agilidade seja priorizada.

4. DISCUSSÃO

Os dados gerais do experimento obtidos com relação à eficácia, tanto na comparação de médias quanto em relação ao índice de acerto, indicam o Classificador Oficial como referência em termos de precisão, não indicando diferenças estatísticas

significativas em relação à amostra controle ($p>0,05$), independente da proporção de defeitos presente na amostra, além de índices de acerto entre 94,63% e 97,80% e baixa variabilidade. Tal consistência reflete a experiência e a capacidade de julgamento humano na classificação de amostras de arroz de acordo com seu padrão oficial, o que traz consigo a problemática da dependência de mão de obra capacitada e abre espaço para futuros estudos sobre a variabilidade na análise entre diferentes analistas, tornando ainda mais nobre a missão de empresas que buscam replicar o potencial do cérebro humano, reduzindo a subjetividade e aumentando a padronização por meio de equipamentos de análise de imagens (ZAREIFOROUGH et al. 2015). Além disso, tais avanços podem facilitar pesquisas futuras na área de classificação de grãos, fornecer orientação para armazenamento e comércio de grãos e contribuir para aplicações de agricultura inteligente (BUTARDO e SREENIVASULU, 2019; FAN et al., 2023).

Em relação à eficiência do método humano, os tempos de análise, que variaram entre 26 e 55 minutos, indicam uma limitação em termos de agilidade, sendo indicado para cenários em que a precisão é essencial em detrimento do tempo, como na etapa de análise de produto acabado, na indústria de beneficiamento, e na Classificação Oficial que, no Brasil, é uma análise obrigatória realizada por um profissional experiente e habilitado pelo Ministério da Agricultura, conhecido como Classificador Oficial, assim como na análise de fiscalização pelos agentes do poder público, visando a proteção do consumidor final (BRASIL, 2009).

Os equipamentos de análise de imagem, por outro lado, apresentam vantagens notáveis em termos de eficiência. O Equipamento 1 demonstrou ser o mais rápido entre os métodos avaliados, com tempos de análise entre 2 e 3 minutos por amostra, independentemente do nível de defeitos. Embora tenha apresentado índices de acerto amostral variando entre 87,27% e 95,41%, ligeiramente inferiores ao Classificador Oficial, especialmente em amostras de maior qualidade (Tipos 1 e 2), sua precisão foi suficiente para atender às exigências da maioria das aplicações industriais, principalmente quando falamos de recebimento de matéria-prima (arroz em casca) diretamente do produtor, tendo em vista que neste momento a análise envolve amostras potencialmente mais defeituosas do que após seu beneficiamento, além do controle de qualidade durante o processo de beneficiamento, que visa principalmente o ajuste das máquinas utilizadas no descasque e polimento do grão e é normalmente realizado por analistas treinados (ZAREIFOROUGH et al. 2015). Com a inclusão de

equipamentos de análise de imagens tal controle pode ser considerado análise em tempo real, tendo em vista o tempo de análise de, no máximo, 3 minutos. Assim, o Equipamento 1 se apresenta como uma solução robusta às aplicações industriais que priorizam rapidez e alto volume de análise.

O Equipamento 2 apresentou índices de acerto amostral inferiores e maior variabilidade, especialmente em amostras com menores percentuais de defeitos, como os Tipos 1 e 2. Apesar disso, o Equipamento 2 mostrou-se eficiente em termos de tempo, com análises realizadas entre 13 e 16 minutos, posicionando-se como uma alternativa viável para cenários que requerem equilíbrio entre precisão e eficiência, especialmente em lotes de menor complexidade ou menor exigência mercadológica.

A partir da análise do índice de acerto amostral é possível inferir que, quando o percentual de defeitos na amostra é baixo, principalmente nos Tipos 1 e 2, pequenas discrepâncias absolutas entre o valor medido e o valor real geram diferenças proporcionais significativas, amplificando o impacto no índice de acerto. Por exemplo, em uma amostra com 1% de defeitos, um erro de 0,5% representa uma discrepância relativa de 50%, enquanto em uma amostra com 20% de defeitos, o mesmo erro equivale a apenas 2,5%. Essa sensibilidade exacerbada ocorre porque o índice de acerto é calculado como uma proporção relativa, tornando-se mais suscetível a erros menores em amostras menos defeituosas. Desta forma, verifica-se que o índice de acerto de todos os métodos foi gradativamente aumentando conforme a maior proporção de defeitos da amostra analisada, culminando nos maiores valores para todos os métodos nas amostras de Tipo 4 e 5. Essa relação evidencia a importância de calibração cuidadosa para os métodos automatizados, ao trabalhar com amostras de alta qualidade, em que até pequenos erros podem comprometer significativamente a avaliação e, no caso da expedição do produto acabado, gerar multas e lesar o consumidor. Desta forma, recomenda-se ajustes na calibração e criação de configurações específicas para cada matéria prima e etapa da cadeia de produção, ampliando seu potencial de uso.

As diferenças observadas no desempenho entre os equipamentos podem ser explicadas, em parte, pelos distintos métodos de aquisição de imagem e pelos algoritmos de processamento utilizados por cada um, apesar de ambos utilizarem da metodologia de árvore de decisão na etapa de classificação. De acordo com Velesaca et al. (2021), sistemas baseados em visão computacional têm demonstrado grande potencial para superar as limitações do método humano, oferecendo alta precisão,

consistência e velocidade na análise de grãos. Esses sistemas utilizam técnicas avançadas de aprendizado de máquina e redes neurais convolucionais para identificar características como forma, cor e textura dos grãos, permitindo uma classificação precisa mesmo em cenários com alta variabilidade nas amostras. Além disso, a automação elimina fatores como fadiga e variabilidade individual, garantindo resultados mais uniformes em processos contínuos.

Como podemos verificar na Figura 3, o Equipamento 1 realiza a captura das imagens dos grãos sobre uma esteira, resultando em imagens bidimensionais que, embora limitadas em perspectiva, apresentam maior estabilidade durante a captura, reduzindo a introdução de ruídos visuais.

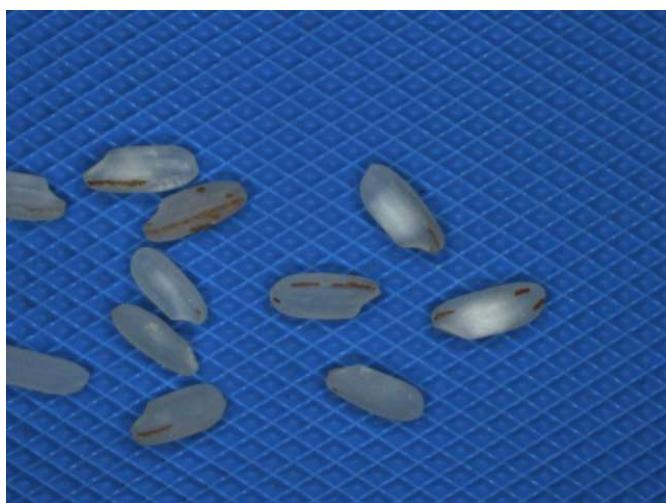


Figura 5 — Captura da imagem de grãos de arroz em esteira pelo equipamento 1.

Em contraste, o Equipamento 2 captura os grãos durante a queda livre, obtendo três imagens de cada unidade por meio de um sistema de espelhos (Figura 4), permitindo a visualização de diferentes faces do grão. Para isto, é necessário um sistema que direciona os mesmos para a calha de alinhamento dos grãos, demandando um maior tempo para completar a análise.

Esse método, teoricamente, oferece uma análise mais abrangente, mas também está associado a um processamento mais complexo, exigindo maior tempo de análise, e apresentando maior suscetibilidade a ruídos durante a captura das imagens, devido à dinâmica da queda. Esses fatores ajudam a explicar por que o desempenho do Equipamento 2 foi, em algumas situações, inferior ao do Equipamento 1, que, mesmo com uma abordagem mais simples, conseguiu entregar resultados mais consistentes e estáveis.

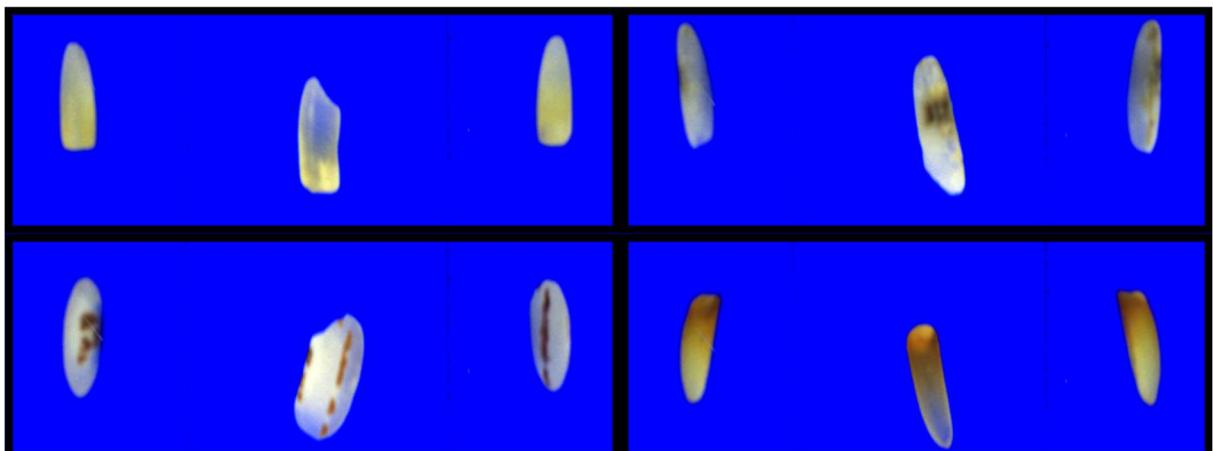


Figura 6 — Captura da imagem de grãos de arroz em queda livre pelo equipamento 2.

Considerando as diferentes etapas de controle de qualidade durante a cadeia de produção do arroz, a introdução de equipamentos de análise de imagem representa uma oportunidade estratégica, especialmente em contextos que exigem maior agilidade. Durante o período de safra, quando grandes volumes de arroz chegam simultaneamente para classificação, a rapidez na avaliação torna-se crucial para que o produto, ainda com sujidades e teor de umidade elevado, seja direcionado de forma eficiente para secagem, limpeza ou armazenamento adequado. Nesta etapa, os equipamentos automatizados podem reduzir significativamente o tempo de análise e aumentar a capacidade de processamento de amostras, evitando gargalos logísticos que poderiam comprometer a qualidade final do produto (AUKKAPINYO et al., 2020; VELESACA et al., 2021).

No entanto, é importante destacar que, embora os métodos automatizados apresentem vantagens significativas em termos de agilidade e escalabilidade para aplicações industriais, eles ainda enfrentam desafios em situações em que a interpretação subjetiva ou o julgamento contextual são necessários. O estudo de Velesaca et al. (2021) também aponta que a integração de técnicas tradicionais, como extração de características morfológicas, com modelos modernos de aprendizado profundo pode melhorar ainda mais a precisão e a confiabilidade desses sistemas automatizados. Assim, o desenvolvimento contínuo de tecnologias que busquem replicar ou até superar a capacidade do cérebro humano na avaliação de grãos é essencial para atender às demandas crescentes da indústria, especialmente em cenários em que tanto a precisão quanto a eficiência são cruciais.

Além do recebimento, o controle de qualidade prossegue nas etapas subsequentes de beneficiamento dentro da indústria. Nesse contexto, os equipamentos de análise de imagem têm grande potencial de aplicação para realizar o monitoramento contínuo e em tempo real dos índices de qualidade do arroz. Essa capacidade não apenas permite ajustes rápidos nos parâmetros operacionais das máquinas envolvidas no processo, mas também oferece informações consistentes para embasar decisões técnicas que impactam diretamente no rendimento industrial e na qualidade do produto final.

O objetivo da análise de qualidade do arroz, ou seja, sua classificação, é ser imparcial e justa, visando indicar a qualidade real do produto, auxiliar nas transações comerciais, no monitoramento e na melhoria do controle de qualidade durante sua cadeia de produção, porém, quando falamos de subestimações ou superestimações de defeitos na classificação, o cenário ideal para a indústria é o de superestimação, tanto nas etapas de aquisição de matéria-prima, quanto na expedição do produto acabado. Na aquisição de matéria-prima, essa abordagem garante a compra e internalização de um produto com qualidade superior àquela indicada pela classificação. Já na expedição do produto acabado, a superestimação dos defeitos assegura que o produto saia da indústria com todos os seus parâmetros de qualidade dentro dos limites exigidos na legislação (BRASIL, 2009), fazendo com que o consumidor receba um produto cuja qualidade excede ou corresponde ao descrito na rotulagem e, desta forma, evita possíveis problemas relacionados à insatisfação e multas, no caso de fiscalização. Tal cenário não foi verificado no experimento, em que a análise de média do total de defeitos indicou a tendência geral de subestimação pelos equipamentos de análise de imagens, evidenciando diferenças estatísticas significativas em relação à amostra controle para todos os tipos ($p<0,05$), com exceção do equipamento 2, nas amostras de Tipo 4.

No caso do defeito gessado, o Padrão Oficial de Classificação (POC) do arroz define como “o grão descascado e polido, inteiro ou quebrado, que apresentar coloração totalmente opaca e semelhante ao gesso”, exigindo que o grão seja 100% gessado, sem áreas translúcidas (Brasil, 2009). Os equipamentos de análise de imagens, ao contrário da avaliação visual humana, possuem a capacidade de identificar o percentual de área gessada em cada grão, o que se apresenta como uma funcionalidade relevante para a indústria. No entanto, essa capacidade pode explicar a subestimação observada na maioria das amostras analisadas pelos equipamentos,

particularmente pelo Equipamento 1, em que diferenças significativas em relação à amostra padrão foram identificadas ($p<0,05$), além do menor índice de acerto para este defeito ($89,63\% \pm 5,44$). De acordo com Kozlowski et al. (2024), a utilização de redes neurais profundas personalizadas e imagens capturadas de ambos os lados dos grãos – o que talvez justifique o maior índice de acerto do Equipamento 2 na identificação dos grãos gessados – melhora significativamente a precisão na classificação de defeitos e variedades, alcançando 94% de acurácia. Essa abordagem revela detalhes morfológicos e estruturais que podem passar despercebidos pela análise visual humana ou por técnicas convencionais.

Embora o olho humano demonstre alta precisão na identificação de defeitos, as câmeras de alta resolução dos equipamentos de análise de imagens permitiram revelar que alguns grãos aparentemente classificados como totalmente gessados na amostra padrão apresentavam, na verdade, pequenas áreas translúcidas. Esse nível de detalhe capturado pelos equipamentos pode ter levado à subestimação do defeito gessado, sugerindo uma diferença na interpretação entre métodos automatizados e humano.

Do ponto de vista industrial, a análise do grão parcialmente gessado é um fator de extrema relevância, pois grãos com áreas gessadas, mesmo que incompletas, são mais suscetíveis a danos mecânicos durante o beneficiamento, como nos processos de transporte por elevadores, descasque e polimento (COOPER et al., 2008; ZHOU et al., 2015). Tais danos podem comprometer o rendimento final do arroz beneficiado, afetando diretamente a produtividade e a qualidade do produto (WEBB, 1985; FITZGERALD et al., 2009).

Portanto, apesar das diferenças em relação à amostra padrão, os equipamentos de análise de imagens oferecem uma vantagem importante no controle de qualidade industrial, ao identificar com maior precisão o percentual de área gessada. Essa funcionalidade permite uma avaliação mais detalhada, que pode contribuir para otimizar os processos de beneficiamento e melhorar o desempenho industrial.

Uma das possíveis explicações para as diferenças no índice de acerto dos equipamentos em relação ao Classificador Oficial reside na aplicação da escala de gravidade dos defeitos (BRASIL, 2009). No caso da presença de mais de um defeito no mesmo grão, os equipamentos podem não ter identificado corretamente o defeito mais grave, priorizando características de menor relevância na escala de gravidade.

Essa possível limitação no algoritmo de decisão pode ter comprometido a precisão final dos resultados em comparação ao método humano, no qual a capacidade de julgamento subjetivo e experiência do classificador permitem uma hierarquização mais precisa dos defeitos observados. Tal fator é importantíssimo quando falamos do arroz beneficiado e polido destinado à alimentação humana, tendo em vista que a metodologia utilizada nas análises de fiscalização do MAPA segue estritamente a metodologia descrita no POC do arroz (BRASIL, 2009).

Ambos os equipamentos oferecem a possibilidade de revisão das análises realizadas, permitindo ao operador corrigir eventuais interpretações incorretas antes da emissão do relatório final. Embora essa funcionalidade não tenha sido utilizada no presente experimento, ela representa um importante recurso para potencializar o índice de acerto dos equipamentos, além de reforçar a importância do treinamento adequado dos profissionais responsáveis pela operação dos mesmos. Ao combinar a velocidade inerente ao processamento automatizado com ajustes pontuais realizados por um operador qualificado, é possível obter resultados não apenas mais rápidos, mas possivelmente mais precisos. Desta forma, a análise integrada dos métodos sugere que o uso exclusivo de um único método pode não ser ideal para atender à diversidade de demandas no controle de qualidade do arroz beneficiado. Uma abordagem híbrida, combinando a alta precisão do Classificador Oficial com a eficiência operacional dos equipamentos automatizados, emerge como uma solução promissora. Por exemplo, os equipamentos poderiam ser utilizados como uma ferramenta de triagem inicial, enquanto o Classificador Oficial seria reservado para amostras críticas ou discrepantes, maximizando a produtividade sem comprometer a qualidade.

Aukkapinyo et al. (2019) demonstraram que redes neurais convolucionais personalizadas podem alcançar alta precisão na classificação de grãos, mas que a calibração adequada dos modelos e a qualidade das imagens capturadas são fatores críticos para o sucesso da aplicação. Esses avanços tecnológicos têm o potencial de minimizar as subestimações observadas em experimentos com equipamentos automatizados, como mencionado no presente estudo. No entanto, é essencial considerar que a superestimação dos defeitos, embora possa ser vista como uma estratégia conservadora para proteger a qualidade do produto final, pode impactar negativamente a eficiência operacional e os custos industriais.

Por outro lado, estudos como o de Gadotti et al. (2024) destacam que a separação mecanizada baseada em componentes de cor (escalas RGB e cinza) já se mostrou viável para identificar defeitos específicos no arroz, como grãos gessados ou manchados. Isso reforça a importância de integrar diferentes abordagens tecnológicas para melhorar a precisão das classificações automatizadas. Assim, o desenvolvimento contínuo de sistemas híbridos que combinem visão computacional com técnicas tradicionais pode ser uma solução promissora para equilibrar precisão e eficiência na classificação industrial do arroz.

Em síntese, os resultados deste experimento destacam a importância de alinhar as características dos métodos de análise às necessidades específicas de cada etapa. O uso de equipamentos automatizados representa um avanço significativo em eficiência, mas ainda requer aprimoramentos para alcançar a precisão do método humano. Estratégias de calibração contínua, integração de metodologias e avaliação econômica são fundamentais para otimizar o desempenho dos sistemas de análise de qualidade do arroz beneficiado, garantindo que eles atendam às crescentes demandas do mercado de forma eficaz e eficiente (VELESACA et al., 2021).

5. CONCLUSÃO

O estudo evidenciou que o Classificador Oficial apresentou alta precisão, com índices de acerto superiores aos demais métodos, mas baixa eficiência devido ao longo tempo de análise (26–55 min), sendo ideal para análises que exigem máxima confiabilidade em detrimento do tempo. O Equipamento 1 destacou-se pela rapidez (2–3 min) e boa precisão, tornando-se a melhor opção para análises industriais em larga escala. Já o Equipamento 2 mostrou desempenho intermediário, com tempo moderado (13–16 min) e menor precisão, mas adequado para cenários que equilibram agilidade e amostras de menor complexidade. A integração entre a precisão do método humano e a eficiência dos equipamentos automatizados surge como uma solução promissora para otimizar o controle de qualidade do arroz beneficiado.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AUKKAPINYO, K.; SAWANGWONG, S.; POYOI, P.; KUSAKUNNIRAN, W. Localization and classification of rice-grain images using region proposals-based convolutional neural network. International **Journal of Automation and Computing**, v. 17, n. 2, p. 233-246, 2020.
- BAO, J. (ed.). **Rice: Chemistry and Technology**. 4. ed. Cambridge: Academic Press, 2018.
- BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. **Instrução Normativa nº 6, de 16 de fevereiro de 2009**. Diário Oficial da União, Brasília, 17 de fevereiro de 2009. Seção 1, p. 1.
- BRASIL. Ministério da Agricultura e Pecuária. **Lei N° 14.515, DE 29 DE DEZEMBRO DE 2022**. Diário Oficial da União, Brasília, 30 de dezembro de 2022.
- BUTARDO, V.M.; SREENIVASULU, N. **Improving head rice yield and milling quality: State-of-the-art and future prospects**. In ____: Rice Grain Quality: Methods and Protocols; Sreenivasulu, N., Ed. Springer: New York, NY, USA, 2019.
- COOPER, N. T. W.; SIEBENMORGEN, T. J.; COUNCE, P. A. Effects of nighttime temperature during kernel development on rice physicochemical properties. **Cereal Chemistry**, v. 85, n. 3, p. 276-282, 2008.
- FAN, L.; DING, Y.; FAN, D.; WU, Y.; CHU, H.; PAGNUCCO, M.; SONG, Y. An annotated grain kernel image database for visual quality inspection. **Scientific Data**, v. 10, art. 778, 2023.
- FERREIRA, D. F. SISVAR: A computer analysis system to fixed effects split plot type designs. **Revista brasileira de biometria**, [S.I.], v. 37, n. 4, p. 529-535, 2019. Disponível em: <<http://www.biometria.ufla.br/index.php/BBJ/article/view/450>>. Acessado em: 19 de outubro de 2024.
- FITZGERALD, M. A.; MCCOUCH, S. R.; HALL, R. D. Not just a grain of rice: the quest for quality. **Trends in Plant Science**, v. 14, n. 3, p. 133-139, 2009.
- GADOTTI, G. I.; ARAÚJO, Á. S.; MONTEIRO, R. C. M. **Processamento de imagens para identificação de defeitos no arroz**. Atena Editora, v. 4, p. 299-314, 2024.

LIU, W.; LIU, C.; MA, F. et al. Online Variety Discrimination of Rice Seeds Using Multispectral Imaging and Chemometric Methods. **Journal of Applied Spectroscopy**, v. 82, p. 993-999, 2016.

MARTENS, S.; CORADI, P. C.; MALDANER, V.; CARNEIRO, L. O.; TEODORO, P. E.; RODRIGUES, D. M.; ANSCHAU, K. F.; TEODORO, L. P. R.; FLORES, É. M. M. Drying and intermittence processes on the polished and brown rice physicochemical and morphological quality by near-infrared spectroscopy, X-ray diffraction, and scanning electron microscopy. **Food Chemistry**: X, v. 19, 2023.

OLIVEIRA, M.; AMATO, G. W. **Arroz: Tecnologia, Processos e Usos**. 1. ed. São Paulo: Blucher, 2021. 218 p.

VELESACA, H. O.; SUÁREZ, P. L.; MIRA, R.; SAPPA, A. D. Computer vision based food grain classification: A comprehensive survey. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 187, art. 106287, 2021.

WEBB, B. D. Criteria of rice quality in the United States. In: JULIANO, B. O. (ed.). **Rice: Chemistry and Technology**. 2nd ed. St. Paul, MN: AACC, 1985. p. 403-442.

ZAREIFOROUGH, H.; MINAEI, S.; ALIZADEH, M. R.; BANAKAR, A. A hybrid intelligent approach based on computer vision and fuzzy logic for quality measurement of milled rice. **Measurement**, v. 66, p. 26-34, 2015.

ZHOU, L.; LIANG, S.; PONCE, K.; MARUNDON, S.; YE, G.; ZHAO, X. Factors affecting head rice yield and chalkiness in indica rice. **Field Crops Research**, v. 172, p. 1-10, 2015.

CAPÍTULO III

VIABILIDADE FINANCEIRA DE UTILIZAÇÃO DA ANÁLISE DE IMAGENS NA CLASSIFICAÇÃO DE GRÃOS DE ARROZ

RESUMO

O arroz é um dos alimentos mais consumidos globalmente e sua qualidade é determinante para o valor comercial do produto. Tradicionalmente, a análise de qualidade é realizada manualmente por classificadores humanos, que avaliam características como integridade, defeitos e dimensões do grão. Embora eficaz, esse processo é demorado e apresenta variabilidade, especialmente em contextos de produção em larga escala. Com o avanço das tecnologias de análise de imagem, surge uma alternativa promissora para substituir ou complementar a classificação humana, utilizando algoritmos com potencial de maior rapidez e precisão. Este estudo avalia a aplicação do método de custeio por absorção integral para calcular os custos associados à classificação de grãos de arroz em dois cenários: (1) método tradicional: classificação por analistas treinados, e (2) método automatizado: equipamento de análise de imagens. A pesquisa aborda o impacto dessa tecnologia no tempo de análise e custo por amostra, com base em dados coletados em um estudo de caso em uma indústria de beneficiamento de arroz. A introdução do equipamento de análise de imagem reduz significativamente os custos por amostra nos laboratórios de recebimento e controle de qualidade interno e elimina a distinção entre análises simples e completas, tornando todas as análises completas. No laboratório de recebimento, o custo por amostra cai de R\$ 36,39 (análise simples) e R\$ 81,88 (análise completa) para R\$ 17,66, enquanto no laboratório interno, os custos passam de R\$ 14,59 (análise simples) e R\$ 85,08 (análise completa) para R\$ 4,55. Essa redução, aliada à uniformização e padronização das análises, demonstra o impacto positivo da automação em cenários industriais, otimizando recursos, aumentando a produtividade e eficiência nos processos de classificação de grãos.

Palavras-chave: *Oryza sativa* L., controle de qualidade, automação industrial, otimização de custos.

ABSTRACT

Rice is one of the most widely consumed foods globally, and its quality is critical to the product's commercial value. Traditionally, quality analysis has been manually performed by human classifiers, who assess characteristics such as grain integrity, defects, and dimensions. Although effective, this process is time-consuming and variable, particularly in large-scale production contexts. Advances in image analysis technologies have introduced a promising alternative to replace or complement human classification, using algorithms with the potential for greater speed and precision. This study evaluates the application of the full absorption costing method to calculate the costs associated with rice grain classification in two scenarios: (1) traditional method: classification by trained analysts, and (2) automated method: equipment-based image analysis. The research examines the impact of this technology on analysis time and cost per sample, based on data collected from a case study in a rice processing industry. The introduction of image analysis equipment significantly reduces the cost per sample in both receiving and internal quality control laboratories while eliminating the distinction between simple and complete analyses, making all analyses complete. In the receiving laboratory, the cost per sample drops from R\$ 36.39 (simple analysis) and R\$ 81.88 (complete analysis) to R\$ 17.66. In the internal laboratory, costs decrease from R\$ 14.59 (simple analysis) and R\$ 85.08 (complete analysis) to R\$ 4.55. This reduction, combined with the standardization and uniformity of analyses, highlights the positive impact of automation in industrial settings by optimizing resources, increasing productivity, and improving efficiency in grain classification processes.

Keywords: *Oryza sativa L.*, quality control, industrial automation, cost optimization.

1. INTRODUÇÃO

O avanço das tecnologias de automação tem impactado significativamente a agricultura, especialmente nas etapas de pós-colheita e beneficiamento, em que a precisão e a eficiência na classificação dos grãos são determinantes para a rentabilidade e competitividade do setor (SILVA; CAVICHIOLI, 2023). O arroz, por ser um dos principais grãos cultivados e consumidos globalmente, possui um mercado exigente que demanda padrões rigorosos de qualidade física, diretamente relacionados à Classe do grão (dimensões) e ao Tipo (presença de defeitos de cor) (BORGES; MAINARDI; VELASQUEZ, 2013). Tradicionalmente, a análise e classificação desses grãos são realizadas por classificadores humanos, cuja expertise garante um alto nível de precisão, mas que dependem de processos manuais intensivos e de um tempo considerável para avaliação de grandes volumes, além de estarem sujeitos à subjetividade presente na análise humana.

Tecnologias de análise de imagem e aprendizado de máquina têm surgido como alternativas viáveis para suprir as demandas de velocidade e consistência nos processos de avaliação. A introdução de equipamentos que utilizam técnicas de segmentação de imagem e algoritmos de aprendizado profundo, como redes neurais e árvores de decisão, permite uma análise automatizada que busca alcançar os mesmos níveis de precisão que os métodos tradicionais, com menor variabilidade e em menos tempo (PATRÍCIO; RIEDER, 2018). No entanto, a implementação desses equipamentos representa um custo significativo, que precisa ser justificado pela eficácia e eficiência dos métodos e por uma análise detalhada da viabilidade financeira. Assim, para justificar a adoção de tais tecnologias, é necessário avaliar se a economia de tempo e o possível aumento da precisão compensam o investimento inicial, considerando as condições de mercado e o retorno sobre o investimento.

Este terceiro capítulo, portanto, se propõe a determinar o custo por análise da análise humana, comumente realizada nas empresas (cenário atual), e comparar com a análise realizada pelo equipamento (perspectiva para o futuro). Ao abordar os custos diretos e indiretos de cada método, esta análise considera tanto os aspectos operacionais quanto os econômicos, incluindo o impacto na eficiência do processo de beneficiamento e a capacidade de atender às normas de qualidade da indústria. Para alcançar este objetivo, foi utilizada a metodologia de custeio por absorção integral, que permitirá uma alocação precisa dos custos, oferecendo subsídios para decisões

fundamentadas quanto ao investimento em tecnologia para a classificação de grãos de arroz em escala industrial (MARTINS; ROCHA, 2010).

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1 Delineamento do Estudo

Um estudo de caso foi realizado em uma indústria de beneficiamento de arroz com o objetivo de compreender a política de controle de qualidade e coletar informações que serviram de base para a aplicação da metodologia proposta. Para isso, foram entrevistados diversos colaboradores da indústria, incluindo classificadores que atuam diretamente nos laboratórios de recebimento de matéria-prima e controle de qualidade interno, além de um colaborador do setor de Recursos Humanos e a Gerente Industrial. Essas entrevistas forneceram dados sobre a política de controle de qualidade da empresa e os custos envolvidos no processo.

Com base nessas informações, os parâmetros operacionais foram determinados e o estudo foi delineado com o objetivo de aferir os custos associados a dois tipos de análise da qualidade física do arroz: a análise simples, que avalia o percentual de matérias estranhas, impurezas, grãos inteiros e quebrados; e a análise completa, que inclui, além desses parâmetros, a identificação de defeitos de cor presentes na amostra. A pesquisa comparou o cenário atual de controle de qualidade da indústria, no qual as análises são realizadas por classificadores treinados, com um cenário simulado de adoção do equipamento de análise de imagem.

A comparação abrangeu os parâmetros de classificação, a frequência de análises, as etapas onde ocorrem, os custos e o tempo envolvidos no processo. Além disso, foram considerados tanto o atendimento à demanda atual quanto o cenário de máximo potencial de análises. A determinação do custo por amostra utilizou o tempo como direcionador de custos, e a comparação foi fundamentada em dados de desempenho, como eficácia, eficiência e custo operacional de ambos os métodos. Essas informações foram complementadas a partir dos experimentos realizados nos capítulos anteriores e pelos custos associados à aquisição e manutenção dos equipamentos de análise de imagem.

2.2 Coleta e Classificação dos Dados

Foram considerados dados relacionados a:

- Custo de aquisição do equipamento: Valor de mercado do equipamento utilizado no estudo;
- Custo de manutenção e depreciação do equipamento: Incluindo custos médios de manutenção preventiva e corretiva, calculados em base anual;
- Custo de mão de obra humana: Valor médio de contratação de um classificador oficial com base nos parâmetros de mercado e convenções coletivas, acrescido dos encargos trabalhistas vigentes;
- Custo de tempo de análise e produtividade: Tempo médio de análise e produtividade de cada método (equipamento e humano), incluindo o número médio de amostras classificadas por unidade de tempo; e
- Eficiência e eficácia: Dados de eficácia (acurácia na classificação) e eficiência (tempo de análise por amostra) foram obtidos nos experimentos realizados nos capítulos anteriores, considerando as variáveis Classe (dimensões do grão) e Tipo (defeitos visuais).

2.3 Metodologia de Custeio

A metodologia de custeio por absorção integral foi utilizada neste estudo para permitir uma visão completa dos custos de produção, considerando todos os elementos que contribuem para o processo. Este método é essencial em contextos que demandam a recuperação integral dos custos para a formação de preços e análise de rentabilidade (CREPALDI, 2011; MARTINS, 2010), em que todos os custos, diretos e indiretos, serão alocados a cada método de classificação. O custeio por absorção integral permite considerar, além dos custos diretos (mão de obra e aquisição dos equipamentos), os custos indiretos, como energia elétrica, manutenção e outros insumos utilizados na análise e na operação dos equipamentos. O método foi aplicado conforme as seguintes etapas:

1. Levantamento dos custos fixos e variáveis: Os custos diretos e indiretos para cada método de análise foram identificados e classificados como

fixos ou variáveis, com base nos princípios da contabilidade de custos industriais;

2. Alocação dos custos indiretos: foi utilizado um critério de rateio proporcional ao tempo de operação e ao uso dos recursos em cada método para distribuir os custos indiretos entre os métodos de análise; e
3. Cálculo do custo por amostra analisada: Com os custos totais para cada método, foi determinado o custo médio por amostra de grão analisada, considerando a produtividade e o tempo de operação de cada método.

2.4 Análise dos Custos

Para a realização dos cálculos, foram definidos os seguintes parâmetros:

- Horizonte de Planejamento (HP): 15 anos, com base na depreciação e vida útil estimada dos equipamentos.
- Jornada de trabalho: 288 dias úteis por ano, desconsiderando finais de semana e feriados, sendo 24 dias por mês e 8 horas diárias de trabalho.
- Direcionador de custos: o tempo foi adotado como direcionador, já que as análises de classificação dos grãos são contabilizadas em minutos.
- Ajustes de tempo para análises no recebimento: acrescentaram-se 10 minutos ao tempo das análises realizadas para o cenário sem adoção do equipamento, e 20 minutos com o equipamento, para contemplar as etapas de preparação da amostra, que incluem coleta das amostras no caminhão, homogeneização, quarteamento, obtenção das vias de amostra, passagem na máquina de prova e pesagem antes do início da análise.
- Ajustes de tempo para análises no laboratório interno: adicionaram-se 3 minutos ao tempo das análises, uma vez que o preparo se limita à busca das amostras, homogeneização, quarteamento e pesagem antes de iniciar a análise manual ou automatizada.

- O tempo de análise descrito no estudo de caso é referente à classificação de amostras de 100 gramas, tanto em análises simples quanto completas.

O levantamento dos custos foi organizado por laboratório (recebimento de matéria-prima e controle de qualidade interno) e cenário (com e sem o Equipamento 1). Já para a determinação do custo por amostra foram considerados três cenários: (1) Classificador – Demanda Atual, que reflete a realidade do estudo de caso, com dois classificadores treinados atendendo à demanda industrial; (2) Classificador – Capacidade Máxima, que explora o máximo aproveitamento do tempo ocioso dos classificadores, aumentando a eficiência operacional; e (3) Equipamento 1, no qual um dos classificadores é substituído pelo equipamento de análise de imagens.

2.5 Componentes, funcionamento e metodologia de análise do equipamento de análise de imagem

O equipamento é composto essencialmente por uma unidade principal contendo uma tremonha na parte superior, por onde se introduz a amostra de grãos, uma correia transportadora de cor azul, uma câmera digital de alta resolução e uma gaveta frontal. Também conta com mouse, teclado e monitor, com os quais se faz a interação pelo usuário via interface do *software*.

Para iniciar a análise, coloca-se a amostra na abertura acima da unidade principal e, via interface do *software*, dá-se o comando de início. Então o equipamento começa a vibrar, resultando na passagem dos grãos pela tremonha e a queda dos mesmos na correia transportadora, sendo a captura das imagens feita por uma câmera digital interna com sistema de iluminação integrada ao equipamento durante a passagem dos grãos, finalizando com sua queda na gaveta localizada no final da correia.

O procedimento de análise funciona da seguinte maneira:

1. Captura de imagens de alta resolução;
2. Pré-processamento;

3. Segmentação dos objetos de interesse na imagem (isola-se os grãos de arroz do fundo da imagem);
4. Identificação e análise dos parâmetros, com auxílio de algoritmos de processamento, visando a obtenção de características de interesse como, por exemplo, dimensões (comprimento e largura), formato, cor e defeitos superficiais;
5. Classificação, a partir da combinação lógica das informações adquiridas.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 Tempo de Análise

As análises de recebimento de matéria-prima e controle de qualidade no beneficiamento envolvem a obtenção de parâmetros de interesse e possuem particularidades importantes. No recebimento, as análises subsidiam as transações comerciais e a tomada de decisão em relação ao destino e uso dos lotes de grãos adquiridos. Essa etapa é crítica porque um recebimento eficaz e decisões rápidas permitem que o produto vindo do campo, frequentemente com sujidades e elevado teor de umidade, seja recebido e direcionado de forma a evitar sua deterioração e perda de qualidade (EIFERT et al., 2021). Já no controle de qualidade interno, as análises têm como objetivo o monitoramento dos parâmetros de interesse para a regulagem de máquinas e para o empacotamento do produto acabado, garantindo que os parâmetros de qualidade estejam de acordo com os limites estabelecidos pela legislação vigente (BRASIL, 2009).

O nível de detalhamento, ou seja, os parâmetros analisados em cada etapa, varia de acordo com a política de qualidade de cada indústria. No presente estudo de caso, foi relatado pelo colaborador, envolvido diretamente na área de classificação, que o controle de qualidade envolve “análises simples” e “análises completas”, em ambos os laboratórios de recebimento de matéria prima e controle de qualidade interno, descritas no item 2.1 deste capítulo. De acordo com tal relato, o tempo médio de análise simples no laboratório de recebimento dura 20 minutos, sendo 10 minutos para a obtenção e preparo da amostra e 10 minutos de análise. A análise simples tem como objetivo a precificação e de aprovar ou não o recebimento de determinada

carga, sendo fundamental para assegurar uma transação comercial justa e para determinar a viabilidade econômica da atividade. Já a análise completa, que dura 45 minutos incluindo os 10 minutos de obtenção e preparo de amostra, visa a tomada de decisão em relação ao uso e destino da carga aceita, fornecendo informações detalhadas para o melhor aproveitamento da matéria-prima. Já no laboratório interno, a análise simples é realizada a partir de amostras coletadas nas máquinas de beneficiamento do arroz como, por exemplo, as máquinas de descasque, brunição e polimento, visando a regulagem adequada para o maior aproveitamento do lote beneficiado. Tal análise simples tem tempo médio de 6 minutos, enquanto a análise completa, que visa observar também o nível de qualidade do produto final, leva em média 35 minutos, em ambos os casos contemplando um tempo fixo de 3 minutos para a coleta e o preparo das amostras.

No cenário de introdução dos equipamentos de análise de imagem, o tempo de análise é reduzido de forma expressiva, proporcionando ganhos significativos em eficiência e rendimento. Um dos principais avanços trazidos por essa tecnologia é a eliminação da distinção entre análises simples e completas, uma vez que o equipamento entrega todos os parâmetros de interesse em um único processo, independentemente do nível de complexidade da amostra. No laboratório de recebimento, o tempo médio de análise, que antes variava de 20 a 45 minutos dependendo da complexidade, é reduzido para apenas 23 minutos, contemplando 20 minutos para o preparo da amostra, mas com apenas 3 minutos destinados à análise propriamente dita. De maneira similar, no laboratório interno, todas as análises passam a ser realizadas em 6 minutos, contemplando integralmente todos os parâmetros. Essa uniformização não apenas otimiza os processos, mas também possibilita que o controle de qualidade seja realizado de forma padronizada e em quase tempo real, promovendo maior consistência nos resultados e agilidade na tomada de decisões.

O impacto dessa economia de tempo no laboratório interno é especialmente significativo, considerando que este setor é responsável por realizar ajustes finos nos equipamentos de beneficiamento e monitorar todos os parâmetros que envolvem a composição do produto final. O controle de qualidade em tempo real auxilia na regulagem constante das máquinas, permitindo que o processo seja ajustado de forma mais dinâmica e precisa para garantir que o produto final apresente a maior qualidade possível. Esse controle aprimorado no laboratório interno possibilita ainda

maior flexibilidade para atender diferentes mercados e padrões de qualidade. Por exemplo, lotes com características específicas podem ser ajustados para atender a demandas de diferentes marcas comerciais, sempre respeitando os parâmetros legais. Isso permite que a indústria obtenha um maior retorno financeiro, uma vez que reduz as perdas e otimiza o uso da matéria-prima adquirida. Assim, a integração dos equipamentos de análise de imagem no laboratório interno aumenta a eficiência operacional e potencializa o controle da qualidade, resultando em um produto final que maximiza o valor agregado e a competitividade no mercado.

3.2 Custos Totais

Com base no custo total projetado para um horizonte de planejamento de 15 anos, os valores foram desmembrados em custos anuais e, subsequentemente, em custos diários. A escolha de utilizar o custo diário como referência baseia-se no fato de que todas as métricas e dados coletados no estudo de caso foram apresentados em termos diários. Com o custo diário determinado, foi possível calcular o custo por minuto, que, por sua vez, permitiu a obtenção do custo por amostra de forma alinhada às referências operacionais da indústria estudada.

3.2.1 Laboratório de Recebimento

No Laboratório de Recebimento, para o cenário sem o equipamento, o custo total projetado para 15 anos é de R\$ 2.869.242,25, com uma média anual de R\$ 191.282,82 e um custo diário de R\$ 664,18 (Tabela 1). Observa-se que a maior parte dos custos está concentrada no salário dos dois classificadores que atuam no laboratório, representando 92,38% do total, o equivalente a R\$ 2.650.524,45 ao longo de 15 anos. Outros itens com relevância significativa incluem o consumo de energia elétrica, que corresponde a 3,90% do custo total, e os consumíveis, como sacos plásticos das vias de amostra e saquinhos plásticos de armazenamento de amostra analisada, que juntos representam cerca de 1,47% dos custos.

Vale destacar que o custo de energia elétrica foi estimado com base no consumo de um laboratório de classificação de grãos com estrutura equivalente à do laboratório analisado no estudo de caso. Já no cenário com o equipamento, o

consumo de energia foi calculado considerando o consumo específico do próprio equipamento, fornecendo uma estimativa precisa e alinhada às condições reais de operação.

Tabela 6 — Custos anuais e diáários do laboratório de recebimento, considerando o cenário atual sem o Equipamento 1.

ITEM	Valor	Quant.	Valor anual	Valor diário	% dos custos
Calador	R\$ 1.119,00	1	R\$ 1.119,00	R\$ 3,89	0,58%
Homogeneizador	R\$ 3.670,00	1	R\$ 244,67	R\$ 0,85	0,13%
Quarteador	R\$ 1.500,00	1	R\$ 100,00	R\$ 0,35	0,05%
Balança	R\$ 2.790,00	1	R\$ 279,00	R\$ 0,97	0,15%
Peneiras	R\$ 230,00	2	R\$ 46,00	R\$ 0,16	0,02%
Máquina de Prova	R\$ 22.000,00	1	R\$ 1.466,67	R\$ 5,09	0,77%
Pinça	R\$ 30,00	1	R\$ 2,00	R\$ 0,01	0,00%
Saco Plástico	R\$ 0,23	3	R\$ 2.384,64	R\$ 8,28	1,25%
Saquinho Plástico	R\$ 0,12	1	R\$ 414,72	R\$ 1,44	0,22%
Seladora	R\$ 90,00	1	R\$ 9,00	R\$ 0,03	0,00%
Prancheta	R\$ 17,00	1	R\$ 1,13	R\$ 0,00	0,00%
Caneta	R\$ 0,78	1	R\$ 4,68	R\$ 0,02	0,00%
Laudo	R\$ 0,12	1	R\$ 414,72	R\$ 1,44	0,22%
Energia Elétrica	R\$ 2,16	por análise	R\$ 7.464,96	R\$ 25,92	3,90%
Manutenção	R\$ 240,00	-	R\$ 630,00	R\$ 2,19	0,33%
Classificador	R\$ 5.396,93	2	R\$ 176.701,63	R\$ 613,55	92,38%
TOTAL	-	-	R\$ 191.282,82	R\$ 664,18	100,00%

Para o cenário de introdução do equipamento de análise de imagens, o custo total projetado para o mesmo período é reduzido para R\$ 1.602.278,83, com uma média anual de R\$ 106.818,59 e um custo diário de R\$ 370,90. Nesse caso, o equipamento 1 representa 8,39% do custo total, enquanto o salário de um classificador, responsável por operar o equipamento, é reduzido para 82,71%, totalizando R\$ 1.325.262,23 ao longo do período. A economia de energia elétrica, refletida no custo ajustado por análise, e a maior eficiência proporcionada pelo equipamento, também contribuem para a redução significativa dos custos gerais.

Tabela 7 — Custos anuais e diários do laboratório de recebimento, considerando o cenário futuro com o Equipamento 1.

ITEM	Valor	Quant.	Valor anual	Valor diário	% dos custos
Calador	R\$ 1.119,00	1	R\$ 1.119,00	R\$ 3,89	1,05%
Homogeneizador	R\$ 3.670,00	1	R\$ 244,67	R\$ 0,85	0,23%
Quarteador	R\$ 1.500,00	1	R\$ 100,00	R\$ 0,35	0,09%
Balança	R\$ 2.790,00	1	R\$ 279,00	R\$ 0,97	0,26%
Peneiras	R\$ 230,00	2	R\$ 46,00	R\$ 0,16	0,04%
Máquina de Prova	R\$ 22.000,00	1	R\$ 1.466,67	R\$ 5,09	1,37%
Saco Plástico	R\$ 0,23	3	R\$ 4.173,12	R\$ 14,49	3,91%
Seladora	R\$ 90,00	1	R\$ 9,00	R\$ 0,03	0,01%
Energia Elétrica	R\$ 0,09	por análise	R\$ 544,32	R\$ 1,89	0,51%
Equipamento 1	R\$ 134.400,00	1	R\$ 8.960,00	R\$ 31,11	8,39%
Manutenção	R\$ 240,00	-	R\$ 1.526,00	R\$ 5,30	1,43%
Classificador	R\$ 5.396,93	1	R\$ 88.350,82	R\$ 306,77	82,71%
TOTAL	-	-	R\$ 106.818,59	R\$ 370,90	100,00%

A principal diferença entre os dois cenários é a diminuição dos custos com mão de obra via substituição de um classificador humano pelo equipamento de análise de imagens. Além disso, o uso do equipamento permite uma maior eficiência e padronização nas análises, embora represente um investimento inicial elevado. Em termos comparativos, o custo total no cenário com o equipamento é 44,17% menor do que no cenário sem o equipamento, demonstrando o impacto financeiro positivo da adoção da tecnologia.

A adoção de tecnologias avançadas na indústria tem mostrado impactos financeiros positivos significativos. Segundo estudo da Instituto Atlas Intel (2023), empresas que implementaram tecnologias da Indústria 4.0, como automação e inteligência artificial, relataram redução de custos operacionais e aumento de produtividade em até 38%, com retorno sobre o investimento em poucos meses. Além disso, a análise de dados em tempo real permite identificar gargalos e otimizar processos, reduzindo desperdícios e aumentando a eficiência operacional (CRUZ, 2020). Esses resultados corroboram a relevância de investimentos tecnológicos para melhorar a competitividade e reduzir custos em setores industriais, como o de grãos.

Tendo em vista a expressiva representatividade dos custos associados à contratação do classificador na formação do custo total, é essencial detalhar a composição de sua remuneração. O salário-base do Classificador Oficial é de R\$ 2.254,77, mas a inclusão de encargos obrigatórios e benefícios eleva o custo mensal total para R\$ 5.396,93, configurando-se como a parcela mais significativa entre os custos operacionais. Este aumento é atribuído, em grande parte, aos encargos trabalhistas, como FGTS sobre o salário, que corresponde a R\$ 180,38, e INSS

patronal, no valor de R\$ 450,95. Além disso, benefícios concedidos ao profissional, como auxílio-refeição (R\$ 425,04) e auxílio-alimentação (R\$ 300,00), também impactam diretamente o custo final. Outros componentes importantes incluem o plano de saúde, avaliado em R\$ 160,63, e benefícios adicionais, como bônus e incentivos, que somam R\$ 700,00. A esses valores, devem ser acrescidas as parcelas proporcionais de férias e seu terço adicional, que juntas alcançam R\$ 250,53 por mês, bem como o 13º salário, que adiciona R\$ 187,90 ao custo mensal. Por fim, as provisões para aviso prévio e multas do FGTS somam R\$ 287,11 mensais, garantindo a cobertura de eventuais obrigações trabalhistas futuras.

Os custos com mão de obra direta e indireta são elementos fundamentais na composição do custo total das operações industriais. De acordo com Araújo et al. (2011), a correta mensuração desses custos é essencial para evitar distorções na apuração da margem de contribuição e na lucratividade das empresas. Além disso, no Brasil, os encargos sociais e trabalhistas frequentemente dobram o custo direto do salário pago ao trabalhador (FAMÁ, 2008), o que reforça a necessidade de estratégias eficazes para gerenciar esses custos. Estudos como o de Tage (2021) mostram que no Brasil esses encargos trabalhistas podem representar até 74% do salário bruto, o que reforça a importância de uma gestão eficiente para mitigar esses impactos e otimizar os recursos financeiros disponíveis. Além disso, Beltrame e Beuren (2014) destacam que os gastos com recrutamento, treinamento e retenção de funcionários devem ser tratados como investimentos estratégicos devido ao impacto direto na geração de resultados futuros. A mensuração detalhada desses custos permite às empresas identificarem oportunidades para otimização financeira e melhoria da eficiência operacional.

3.2.1.1 Custo por amostra

Para o laboratório de recebimento no cenário “Classificador – Demanda Atual”, o tempo total diário de análise é de 365 minutos, com um custo total diário de R\$ 664,18.

Tabela 8 — Custo por amostra no laboratório de recebimento para o cenário de demanda atual sem o equipamento 1.

Análise	Análise /Dia	Tempo Médio (min)	Tempo Total (min)	Proporção	Valor Total	Valor /Minuto	Valor /Amostra
Simples	7	20	140	38,36%	R\$ 254,75	R\$ 1,82	R\$ 36,39
Completa	5	45	225	61,64%	R\$ 409,42	R\$ 1,82	R\$ 81,88
Total	12	-	365	100,00%	R\$ 664,18	-	-

As análises simples, realizadas em média sete vezes ao dia com um tempo médio de 20 minutos por análise, representam 38,36% do tempo total e geram um custo de R\$ 254,75, resultando em um custo por amostra de R\$ 36,39. Já as análises completas, realizadas cinco vezes ao dia com um tempo médio de 45 minutos, representam 61,64% do tempo total e geram um custo de R\$ 409,42, com um custo por amostra de R\$ 81,88. Observa-se que, neste cenário, as análises completas demandam maior tempo e têm um custo significativamente superior em relação às análises simples.

A análise simples no laboratório de recebimento é realizada com o objetivo principal de validar a transação comercial entre o produtor e a indústria. No entanto, essa análise está sempre vinculada a uma análise completa da mesma carga, pois, uma vez que o produto é internalizado, torna-se necessária uma avaliação mais detalhada para embasar as decisões relacionadas às etapas subsequentes de beneficiamento. Considerando esse aspecto, o cenário de capacidade máxima do laboratório de recebimento (tabela 4) foi estruturado para determinar o número máximo de análises possíveis durante a jornada de trabalho dos classificadores, otimizando o uso do tempo disponível.

Neste cenário o tempo total diário de análise é ampliado para 455 minutos, mantendo-se o mesmo custo total diário de R\$ 664,18.

Tabela 9 — Custo por amostra no laboratório de recebimento para o cenário de capacidade máxima sem o equipamento 1.

Tipo de Análise	Análise /Dia	Tempo Médio (min)	Tempo Total (min)	Proporção	Valor Total	Valor /Minuto	Valor /Amostra
Simples	7	20	140	30,77%	R\$ 204,36	R\$ 1,46	R\$ 29,19
Completa	7	45	315	69,23%	R\$ 459,81	R\$ 1,46	R\$ 65,69
TOTAL	14	-	455	100,00%	R\$ 664,18	-	-

As análises simples permanecem em sete por dia, com um tempo médio de 20 minutos cada, representando 30,77% do tempo total. Essa maior eficiência reduz o custo total das análises simples para R\$ 204,36, resultando em um custo por amostra

de R\$ 29,19. Por outro lado, as análises completas também totalizam sete por dia, com um tempo médio de 45 minutos por análise, o que equivale a 69,23% do tempo total diário. O custo total dessas análises é de R\$ 459,81, enquanto o custo por amostra é de R\$ 65,69. Neste cenário, o custo por minuto é reduzido de R\$ 1,82 para R\$ 1,46, evidenciando o impacto positivo da maximização do uso do tempo ocioso.

Com a introdução do Equipamento 1, as análises são realizadas exclusivamente no formato completo, eliminando a distinção entre análises simples e completas. O número de análises diárias aumenta para 21, com um tempo médio de 23 minutos por análise, totalizando 483 minutos diários de análise.

Tabela 10 — Custo por amostra no laboratório de recebimento para o cenário de introdução do equipamento 1.

Tipo de Análise	Análise /Dia	Tempo Médio (min)	Tempo Total (min)	Proporção	Valor Total	Valor /Minuto	Valor /Amostra
Completa	21	23	483	100,00%	R\$ 370,90	R\$ 0,77	R\$ 17,66

O custo total diário é reduzido para R\$ 370,90, o que representa uma economia significativa em relação aos cenários sem o equipamento. O custo por minuto é de R\$ 0,77, e o custo por amostra é de R\$ 17,66, destacando a eficiência proporcionada pela introdução do equipamento. Este cenário evidencia não apenas a redução de custos, mas também a uniformização dos processos e o aumento da capacidade de análise diária.

A adoção de tecnologias avançadas para análises laboratoriais na indústria de grãos tem demonstrado impactos significativos na redução de custos e aumento da produtividade. De acordo com Oliveira et al. (2024), o desenvolvimento de biossensores para análise rápida em grãos pode reduzir os custos em até 80% em comparação com métodos tradicionais, além de diminuir o tempo necessário para cada análise. Já estudos como os apresentados por Dalbosco et al. (2018) destacam que a automação e padronização dos processos analíticos não apenas reduzem os custos operacionais, mas também aumentam a confiabilidade dos resultados, contribuindo para decisões mais assertivas na cadeia produtiva.

3.2.2 Laboratório Interno

No cenário sem o equipamento, o custo total estimado para 15 anos é de R\$ 2.982.485,65, com um custo anual médio de R\$ 198.832,38 e um custo diário de R\$

690,39. Assim como no laboratório de recebimento, os maiores custos recaem sobre os salários dos classificadores, representando 88,87% do custo total, ou seja, R\$ 2.650.524,45. Outros itens que se destacam incluem o consumo de energia elétrica, responsável por 8,76% dos custos, e os consumíveis como saquinhos plásticos e laudos, que juntos representam 0,98% do total.

Tabela 11 — Custos anuais e diários do laboratório interno, considerando o cenário atual sem o Equipamento 1.

ITEM	Valor	Quantidade	Valor anual	Valor diário	% dos custos
Homogeneizador	R\$ 3.670,00	1	R\$ 244,67	R\$ 0,85	0,12%
Quarteador	R\$ 1.500,00	1	R\$ 100,00	R\$ 0,35	0,05%
Balança	R\$ 2.790,00	1	R\$ 279,00	R\$ 0,97	0,14%
Máquina de Prova	R\$ 22.000,00	1	R\$ 1.466,67	R\$ 5,09	0,74%
Pinça	R\$ 30,00	1	R\$ 2,00	R\$ 0,01	0,00%
Paquímetro	R\$ 600,00	1	R\$ 40,00	R\$ 0,14	0,02%
Saquinho Plástico	R\$ 0,12	1	R\$ 967,68	R\$ 3,36	0,49%
Seladora	R\$ 90,00	1	R\$ 9,00	R\$ 0,03	0,00%
Prancheta	R\$ 17,00	1	R\$ 1,13	R\$ 0,00	0,00%
Caneta	R\$ 0,78	1	R\$ 4,68	R\$ 0,02	0,00%
Laudo	R\$ 0,12	1	R\$ 967,68	R\$ 3,36	0,49%
Energia Elétrica	R\$ 2,16	por análise	R\$ 17.418,24	R\$ 60,48	8,76%
Manutenção	R\$ 150,00	-	R\$ 630,00	R\$ 2,19	0,32%
Classificador	R\$ 5.396,93	2	R\$ 176.701,63	R\$ 613,55	88,87%
TOTAL	-	-	R\$ 198.832,38	R\$ 690,39	100,00%

No cenário com o equipamento de análise de imagens, o custo total para o mesmo período é reduzido para R\$ 1.573.178,23, com um custo anual de R\$ 104.878,55 e um custo diário de R\$ 364,16. A principal mudança ocorre na distribuição dos custos, com o equipamento 1 representando 8,54% do total, enquanto o custo com o classificador, reduzido à metade, ainda corresponde a 84,24% dos custos. Adicionalmente, itens como energia elétrica e manutenção apresentam custos ajustados devido à introdução do equipamento.

Tabela 12 — Custos anuais e diários do laboratório interno, considerando o cenário futuro com o Equipamento 1.

ITEM	Valor	Quantidade	Valor anual	Valor diário	% dos custos
Homogeneizador	R\$ 3.670,00	1	R\$ 244,67	R\$ 0,85	0,23%
Quarteador	R\$ 1.500,00	1	R\$ 100,00	R\$ 0,35	0,10%
Balança	R\$ 2.790,00	1	R\$ 279,00	R\$ 0,97	0,27%
Máquina de Prova	R\$ 22.000,00	1	R\$ 1.466,67	R\$ 5,09	1,40%
Saquinho Plástico	R\$ 0,12	1	R\$ 2.764,80	R\$ 9,60	2,64%
Seladora	R\$ 90,00	1	R\$ 9,00	R\$ 0,03	0,01%
Energia Elétrica	R\$ 0,09	-	R\$ 2.073,60	R\$ 7,20	1,98%
Equipamento 1	R\$ 134.400,00	1	R\$ 8.960,00	R\$ 31,11	8,54%

Manutenção	R\$ 240,00		R\$ 630,00	R\$ 2,19	0,60%
Classificador	R\$ 5.396,93	1	R\$ 88.350,82	R\$ 306,77	84,24%
TOTAL	-	-	R\$ 104.878,55	R\$ 364,16	100,00%

A diferença entre os cenários revela uma economia de 47,26% no custo total ao longo de 15 anos com a adoção do equipamento, evidenciando seu impacto na viabilidade financeira do laboratório interno. Embora o investimento inicial em tecnologia seja elevado, ele se justifica pela redução substancial dos custos operacionais e pelo potencial de maior precisão e eficiência no controle de qualidade.

A adoção de tecnologias inovadoras na indústria tem gerado economias significativas e aumento da eficiência operacional. De acordo com Bukht e Heeks (2017), a digitalização estimula o crescimento econômico ao aumentar a produtividade do capital e do trabalho e reduzir os custos operacionais em diversos setores industriais. Além disso, a IA pode identificar gargalos produtivos e propor soluções em tempo real, resultando em maior produtividade e menor necessidade de intervenção humana em processos críticos (ABOAL e TACSIR, 2015; PARVIAINEN et al., 2017). Na indústria de grãos especificamente, tecnologias como sensores inteligentes e análise automatizada têm demonstrado potencial para reduzir desperdícios e melhorar a qualidade final do produto. Por exemplo, segundo Rahman et al. (2023), a adoção de tecnologias digitais na pós-colheita melhora a eficiência ao reduzir perdas e aumentar a sustentabilidade das operações agrícolas. Esses avanços reforçam como a introdução de tecnologias pode não apenas reduzir custos operacionais diretos, mas também agregar valor ao produto final.

3.2.2.1 Custo por Amostra

No cenário de demanda atual do laboratório de recebimento sem o equipamento, são realizadas 24 análises simples e 4 análises completas por dia. O tempo total consumido é de 284 minutos, distribuído em 50,70% para análises simples (144 minutos) e 49,30% para análises completas (140 minutos). O custo total diário é de R\$ 690,39, com o valor por minuto de R\$ 2,43. A análise simples apresenta um custo por amostra de R\$ 14,59, enquanto a análise completa tem um custo significativamente maior, de R\$ 85,08 por amostra. Este custo elevado reflete o menor número e o maior tempo necessário para análises completas, que demandam 35 minutos em comparação aos 6 minutos das análises simples.

Tabela 13 — Custo por amostra no laboratório interno para o cenário de demanda atual sem o equipamento 1.

Tipo de Análise	Análise /Dia	Tempo Médio (min)	Tempo Total (min)	Proporção	Valor Total	Valor /Minuto	Valor /Amostra
Simples	24	6	144	50,70%	R\$ 350,06	R\$ 2,43	R\$ 14,59
Completa	4	35	140	49,30%	R\$ 340,33	R\$ 2,43	R\$ 85,08
	28	-	284	100,00%	R\$ 690,39	-	-

No cenário de capacidade máxima do classificador humano sem o equipamento, o número de análises por dia aumenta para 44 análises simples e 6 análises completas, totalizando 474 minutos de trabalho. Nesse cenário, a proporção de tempo gasto com análises simples é maior (55,70%) devido ao aumento do volume dessas análises, enquanto as análises completas representam 44,30% do tempo total.

Tabela 14 — Custo por amostra no laboratório de recebimento para o cenário de capacidade máxima sem o equipamento 1.

Tipo de Análise	Análise /Dia	Tempo Médio (min)	Tempo Total (min)	Proporção	Valor Total	Valor /Minuto	Valor /Amostra
Simples	44	6	264	55,70%	R\$ 384,52	R\$ 1,46	R\$ 8,74
Completa	6	35	210	44,30%	R\$ 305,87	R\$ 1,46	R\$ 50,98
	50	-	474	100,00%	R\$ 690,39	-	-

O custo total diário permanece o mesmo, R\$ 690,39, mas o valor por minuto reduz para R\$ 1,46, indicando um melhor aproveitamento do tempo disponível. O custo por amostra reduziu, sendo R\$ 8,74 para análises simples e R\$ 50,98 para análises completas, evidenciando uma maior eficiência no uso dos recursos do laboratório.

No cenário de introdução do equipamento, todas as análises passam a ser realizadas em 6 minutos, eliminando a distinção entre análises simples e completas, com um total de 80 análises completas por dia. O tempo total de análise é de 480 minutos, e o custo total diário é reduzido para R\$ 364,16, resultando em um valor por minuto de apenas R\$ 0,76.

Tabela 15 — Custo por amostra no laboratório interno para o cenário de introdução do equipamento 1.

Tipo de Análise	Análise /Dia	Tempo Médio (min)	Tempo Total (min)	Proporção	Valor Total	Valor /Minuto	Valor /Amostra
Completa	80	6	480	100,00%	R\$ 364,16	R\$ 0,76	R\$ 4,55

O custo por amostra apresenta uma queda expressiva, sendo de apenas R\$ 4,55 para todas as análises, independentemente da complexidade. Este cenário

destaca o impacto positivo da introdução do equipamento, que não apenas aumenta a capacidade do laboratório, mas também uniformiza os custos e melhora a eficiência.

A adoção de tecnologias avançadas na análise laboratorial da indústria de grãos tem mostrado impactos significativos na redução dos custos operacionais e no aumento da eficiência. Segundo Zhang et al. (2023), o uso de sensores baseados em espectroscopia no infravermelho próximo (NIR) e análise digital permite realizar medições rápidas e precisas das propriedades dos grãos com custos significativamente menores em comparação aos métodos tradicionais. Além disso, Ferguson et al. (2024) destacam que a automação dos processos analíticos reduz a dependência da mão de obra especializada e otimiza os recursos disponíveis no laboratório. Essas tecnologias diminuem os custos por amostra analisada e garantem maior uniformidade nos resultados das análises laboratoriais na cadeia produtiva de grãos.

3. CONCLUSÃO

A introdução do equipamento de análise de imagem reduz significativamente os custos por amostra em ambos os laboratórios (recebimento de matéria prima e controle de qualidade interno) e elimina a distinção entre análises simples e completas, tornando todas as análises completas. No laboratório de recebimento, o custo por amostra cai de R\$ 36,39 (análise simples) e R\$ 81,88 (análise completa) para R\$ 17,66, enquanto no laboratório interno, os custos passam de R\$ 14,59 (análise simples) e R\$ 85,08 (análise completa) para R\$ 4,55. Essa redução, aliada à uniformização e padronização das análises, demonstra o impacto positivo da automação em cenários industriais, otimizando recursos, aumentando a produtividade e garantindo maior eficiência nos processos de classificação de grãos.

4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

É importante destacar que, na classificação do arroz, a diferença entre seres humanos não é apenas subjetiva, envolvendo variações entre analistas e até mesmo entre análises realizadas por uma mesma pessoa, mas se refere ainda a aspectos de

formação acadêmica, especializações e experiência teórico-prática na área de qualidade pós-colheita.

No contexto industrial, o controle de qualidade não exige obrigatoriamente a presença de um classificador oficial nem a aplicação da metodologia preconizada no padrão oficial de classificação do arroz. Os classificadores mencionados no estudo de caso do terceiro capítulo desta tese, por exemplo, não são classificadores oficiais. Estes profissionais, conhecidos como classificadores práticos, conseguem desempenhar um trabalho satisfatório para atender às necessidades industriais, mas carecem dos requisitos formais recomendados na atuação oficial. Isso significa que eles não participaram de cursos homologados pelo Ministério da Agricultura e Pecuária (MAPA), em que as instituições que oferecem tais cursos exigem como pré-requisito, no mínimo, um curso técnico ou graduação em áreas como a de Ciências Agrárias, além do registro no respectivo conselho profissional, como por exemplo o CREA (Conselho Regional de Engenharia e Agronomia), que regula a atividade de engenheiros agrônomos, entre outros.

Na indústria do arroz, depender exclusivamente dessas variáveis humanas, como conhecimento individual e consistência de desempenho, é algo que as empresas têm buscado evitar devido à crescente necessidade de padronização e produtividade. Este cenário explica a tendência global de substituição parcial ou total da mão de obra humana por máquinas, especialmente em atividades que exigem alta precisão, repetitividade e eficiência.

Embora a expertise e o potencial humano sejam inegáveis, como demonstrado pelo desempenho do classificador oficial nos experimentos apresentados no primeiro e segundo capítulos desta tese, a padronização e a eficiência proporcionadas pelos equipamentos de análise de imagens tornam-se alternativas altamente vantajosas e recomendadas em contextos industriais.

O controle de qualidade da indústria de beneficiamento está repleto de pontos onde a introdução da análise via equipamentos de análise de imagem traria grandes benefícios de tomada de decisão sobre o melhor aproveitamento da matéria-prima e da regulagem de máquinas, como por exemplo:

- Avaliação da qualidade da matéria-prima na etapa de (1) recebimento;
- A avaliação do percentual de grãos inteiros e quebrados na etapa de (2) descasque, (3) brunição e (4) polimento do grão de arroz, tendo em vista a grande carga física que é aplicada nos grãos;

- Avaliação do resíduo da etapa de (5) seleção eletrônica, tendo em vista que tal processo pode expulsar grãos bons, dando informações sobre a possibilidade de regulagem ou até mesmo repasse do resíduo para o melhor aproveitamento da matéria-prima;
- Avaliação na etapa de (6) expedição do produto acabado.

No entanto, é essencial reconhecer que os equipamentos de análise de imagens, apesar de representarem uma solução promissora, ainda dependem da expertise humana para sua operação plena. A calibração, manutenção e operação eficiente dessas máquinas requerem profissionais capacitados que entendam tanto as particularidades do equipamento quanto as nuances do processo produtivo. Nesse sentido, o objetivo não é substituir completamente a atuação humana, mas sim complementá-la, unindo a adaptabilidade e o discernimento dos profissionais à eficiência e padronização oferecidas pelas tecnologias. Essa integração entre tecnologia e expertise humana potencializa os benefícios de ambas as abordagens, permitindo que a indústria alcance altos padrões de qualidade de forma consistente e eficiente.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ASSAF NETO, A. **Finanças corporativas e valor**. São Paulo: Atlas, 2012.
- BORGES, A. P. M.; MAINARDI, A.; VELASQUEZ, M. D. P. Avaliação do custo de produção do arroz em pequenas propriedades rurais do Rio Grande do Sul: um estudo de caso. **Revista em Agronegócio e Meio Ambiente**, v. 6, n. 1, p. 99-116, 2013.
Disponível em: <<https://periodicos.unicesumar.edu.br/index.php/rama/article/view/1761>> Acesso em: 04 nov. 2024.
- CREPALDI, S. A. **Curso básico de contabilidade de custos**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2009.
- GITMAN, L. J. **Princípios de administração financeira**. 12. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010.

LIMA, F. G.; MELLO, C. A. **Viabilidade econômico-financeira de projetos: teoria e prática**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2013.

MARTINS, E., ROCHA, W. **Métodos de custeio comparados: custos e margens analisados sob diferentes perspectivas**. São Paulo: Atlas, 2010. Disponível em: <<https://repositorio.usp.br/item/001826265>> Acesso em: 04 nov. 2024.

MARTINS, E. **Contabilidade de custos**. 10. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

PATRÍCIO, D. I.; RIEDER, R. Computer vision and artificial intelligence in precision agriculture for grain crops: A systematic review. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 153, p. 69-81, out. 2018. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169918305829>. Acesso em: 4 nov. 2024.

SILVA, P. A. dos S.; CAVICHIOLI, F. A. USO DAS TECNOLOGIAS AGRÍCOLAS NO BRASIL. **Revista Interface Tecnológica**, [S. l.], v. 20, n. 2, p. 813–825, 2023. Disponível em: <<https://revista.fatectq.edu.br/interfacetecnologica/article/view/1761>> Acesso em: 4 nov. 2024.

EIFERT, E. C.; SILVA, R. S.; ELIAS, M. C.; FRANCO, D. F. **Transporte, recepção, pré-limpeza e secagem**. In ____: EMBRAPA. Agência de Informação Tecnológica - Cultivo de Arroz: Pós-colheita. 2021. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/agencia-de-informacao-tecnologica/cultivos/arroz/pos-producao/pos-colheita/transporte-recepcao-pre-limpeza-e-secagem>>. Acesso em: 23 jan. 2025.

CRUZ, M. A. Impacto do aprendizado, novas tecnologias e custos de conversão na indústria 4.0. **Boletim Regional, Urbano e Ambiental**, Brasília: IPEA, n. 25, p. 63-78, 2020. Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/bitstream/11058/12979/1/BRUA_25_Artigo_2_im pacto_do_aprendizado.pdf>. Acesso em: 23 jan. 2025.

ATLAS INTEL; TRACTIAN; REVISTA MANUTENÇÃO. Adoção de tecnologias 4.0 aumenta produtividade na indústria em 38%. **TI Inside**, 12 dez. 2023. Disponível em: <<https://tiinside.com.br/12/12/2023/adocao-de-tecnologias-4-0-aumenta-produtividade-na-industria-em-38-aponta-atlas-intel/>>. Acesso em: 23 jan. 2025.

ARAÚJO, T. S.; BARBOSA, R. S.; MELO, D. V.; LEAL, E. A. A influência dos custos de mão-de-obra na apuração do resultado: um estudo de caso em uma indústria química. **Anais do Congresso Brasileiro de Custos**, São Paulo: CBC, 2011. Disponível em: <<https://anaiscbc.emnuvens.com.br/anais/article/download/434/434/0>>. Acesso em: 23 jan. 2025.

FAMÁ, R. **Gestão estratégica de custos: formação e análise dos resultados empresariais**. São Paulo: Atlas, 2008.

TAQE. **Como calcular e reduzir o custo de contratação?** Taqe Blog, 2021. Disponível em: <<https://www.taqe.com.br/como-calcular-e-reduzir-o-custo-de-contratacao/>>. Acesso em: 23 jan. 2025.

BELTRAME, C.; BEUREN, I. M. Mensuração e contabilização dos recursos humanos sob o ponto de vista de seu potencial de geração de resultados. **Anais do Congresso Brasileiro de Gestão Estratégica de Custos**, Fortaleza: CBC, 2014.

DALBOSCO, P.; FRITZ FILHO, L. F.; MORAES, P. S.; LEITE, A. R. Análise de custos na produção de grãos em uma propriedade rural de Tapejara, Rio Grande do Sul. **Anais do Simpósio Brasileiro do Agronegócio**, Porto Alegre: UFRGS, 2018. Disponível em: <<https://www.ufrgs.br/cienagro/wp-content/uploads/2018/10/An%C3%A1lise-de-custos-na-produ%C3%A7%C3%A3o-de-gr%C3%A3os-em-uma-propriedade-rural-de-Tapejara-Rio-Grande-do-Sul.pdf>>. Acesso em: 23 jan. 2025.

OLIVEIRA, J.; SILVA, M.; COSTA, A. Biosensor desenvolvido pela UFES detecta toxina nos grãos de café em até 30 minutos. **Revista Brasileira de Tecnologia Agroindustrial**, Vitória: UFES, 2024. Disponível em: <<https://ufes.br/conteudo/biosensor-desenvolvido-pela-ufes-detecta-toxina-nos-graos-de-cafe-em-ate-30-minutos>>. Acesso em: 23 jan. 2025.

FERGUSON, J.; SMITHSON, P.; LIU Y.; et al. Leveraging automation for cost-effective grain quality analysis: A case study in the agricultural sector. **Scientific Reports**, v. 14, n. 3, p. 1-12, jan. 2024.

ZHANG, Y.; WANG J.; LIU Z.; et al. Advances in near-infrared spectroscopy for grain quality assessment: A review of methods and applications. **Journal of Agricultural and Food Chemistry**, v. 71, n. 5, p. 1234-1245, fev. 2023.

ABOAL, D.; TACSIR, E. Innovation and productivity in services and manufacturing: The role of ICT. **EconStor Discussion Paper**, n. 658, p. 1-28, 2015. Disponível em: <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/146454/1/IDB-WP-658.pdf>. Acesso em: 23 jan. 2025.

BUKHT, R.; HEEKS, R. Defining and theorizing the digital economy: Development and impact of digital technologies. **Development Informatics Working Paper**, n. 68, p. 1-21, 2017.

PARVIAINEN, P.; TIHINEN, M.; KÄÄRIÄINEN, J.; TEPPOLA, S. Tackling the digitalization challenge: How to benefit from digitalization in practice. **International Journal of Information Systems and Project Management**, v. 5, n. 1, p. 63-77, 2017.

GENG, W.; LIU, L.; ZHAO, J.; KANG, X.; WANG, W. Digital technologies adoption and economic benefits in agriculture: A mixed-methods approach. **Sustainability**, v. 16, n. 11, p. 4431-4450, 2024.

ANEXO I

LAUDO DE CLASSIFICAÇÃO DE ARROZ BENEFICIADO POLIDO			
BASE DE REFERÊNCIA: IN MAPA Nº 06 DE 16/02/2009 E IN Nº 02 DE 07/02/2012			
IDENTIFICAÇÃO DO ANALISTA:			
**** LEMBRE-SE DE CRONOMETRAR O TEMPO DE ANÁLISE ****			
AMOSTRA Nº:		PESO DA AMOSTRA:	
DETERMINAÇÃO DA CLASSE			
CLASSE	PESO (g)	(%)	
Longo Fino			
Longo			
Médio			
Curto			
CONCLUSÃO (CLASSE):			
TEMPO FINAL (CRONOMETRADO):			
LAUDO DE CLASSIFICAÇÃO DE ARROZ BENEFICIADO POLIDO			
BASE DE REFERÊNCIA: IN MAPA Nº 06 DE 16/02/2009 E IN Nº 02 DE 07/02/2012			
IDENTIFICAÇÃO DO ANALISTA:			
**** LEMBRE-SE DE CRONOMETRAR O TEMPO DE ANÁLISE ****			
AMOSTRA Nº:		PESO DA AMOSTRA:	
DETERMINAÇÃO DE DEFEITOS			
DEFEITO	PESO (g)	(%)	TIPO
Mofados e Ardidos			
Amarelos			
Rajados			
Picados ou Manchados			
Gessados e Verdes			
Defeitos Gerais (total)			
CONCLUSÃO (TIPO):			
TEMPO FINAL (CRONOMETRADO):			