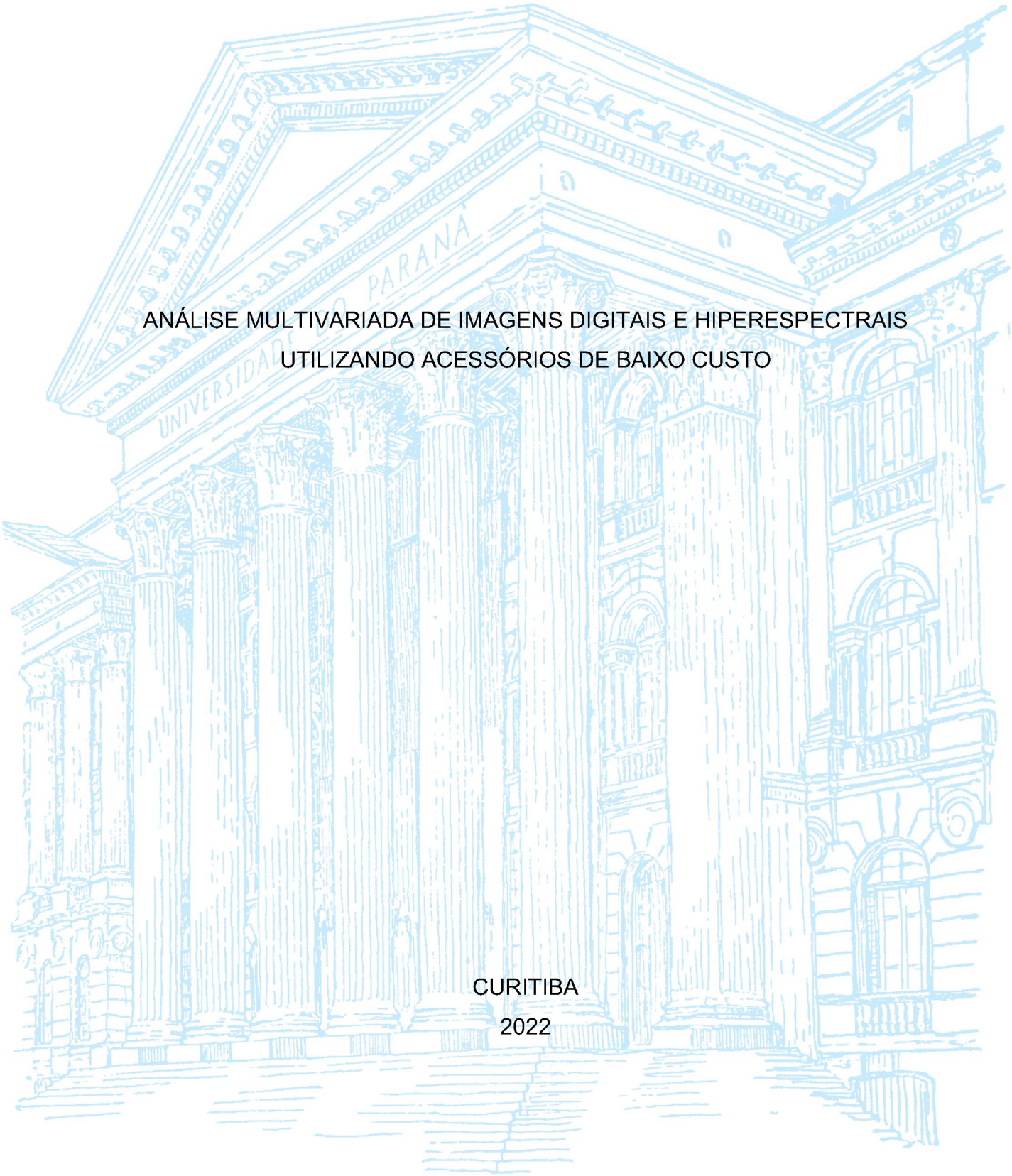
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

CAROLLINA DE MELO MOLINARI ORTIZ ANTUNES



ANÁLISE MULTIVARIADA DE IMAGENS DIGITAIS E HIPERESPECTRAIS UTILIZANDO ACESSÓRIOS DE BAIXO CUSTO

CURITIBA

2022

CAROLLINA DE MELO MOLINARI ORTIZ ANTUNES

ANÁLISE MULTIVARIADA DE IMAGENS DIGITAIS E HIPERESPECTRAIS UTILIZANDO ACESSÓRIOS DE BAIXO CUSTO

Dissertação apresentada ao curso de Pós-Graduação em Química, Setor de Ciências Exatas, Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Química.

Orientadora: Prof(a). Dr(a). Noemi Nagata

Coorientador: Prof. Dr. Frederico L. F. Soares

CURITIBA

2022

DADOS INTERNACIONAIS DE CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO (CIP)
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
SISTEMA DE BIBLIOTECAS – BIBLIOTECA CIÊNCIA E TECNOLOGIA

Antunes, Carollina de Melo Molinari Ortiz
Análise multivariada de imagens digitais e hiperespectrais utilizando acessórios de baixo custo. / Carollina de Melo Molinari Ortiz Antunes. – Curitiba, 2022.
1 recurso on-line : PDF.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Paraná, Setor de Ciências Exatas, Programa de Pós-Graduação em Química.

Orientadora: Profª. Drª. Noemi Nagata.
Coorientador: Prof. Dr. Frederico L. F. Soares.

1. Imagens digitais. 2. Iluminação. 3. Análise multivariada. I. Nagata, Noemi. II. Soares, Frederico L. F. III. Universidade Federal do Paraná. Programa de Pós-Graduação em Química. IV. Título.

Bibliotecária: Roseny Rivelini Morciani CRB-9/1585

TERMO DE APROVAÇÃO

Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação QUÍMICA da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da dissertação de Mestrado de **CAROLLINA DE MELO MOLINARI ORTIZ ANTUNES** intitulada: **Análise multivariada de imagens digitais e hiperespectrais adquiridas em acessórios de baixo custo**, sob orientação da Profa. Dra. NOEMI NAGATA, que após terem inquirido a aluna e realizada a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua APROVAÇÃO no rito de defesa.

A outorga do título de mestra está sujeita à homologação pelo colegiado, ao atendimento de todas as indicações e correções solicitadas pela banca e ao pleno atendimento das demandas regimentais do Programa de Pós-Graduação.

CURITIBA, 09 de Setembro de 2022.

Assinatura Eletrônica
13/09/2022 09:15:38.0
NOEMI NAGATA
Presidente da Banca Examinadora

Assinatura Eletrônica
14/09/2022 09:52:39.0
POLIANA MACEDO DOS SANTOS
Avaliador Externo (UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ)

Assinatura Eletrônica
13/09/2022 18:22:07.0
ANDREA PINTO DE OLIVEIRA
Avaliador Interno (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

Documento ass nado e etron camente de acordo com o d sposto na eg s ação federa Decreto 8539 de 08 de outubro de 2015.
Gerado e autent cado pe o SIGA UFPR, com a segu nte dent f cação ún ca: 221918
Para autenticar este documento/assinatura, acesse https://www.prppg.ufpr.br/siga/visitante/autenticacaoassinaturas.jsp e insira o codigo 221918

AGRADECIMENTOS

Ao meu bem, Thales, por me envolver completamente com amor, companheirismo e aprendizado desde o início dessa jornada.

À minha mãe Isis por todo o carinho e apoio em todos os momentos da minha trajetória.

Ao meu pai Manoel† que me ensinou desde pequenina que desafios podem ser comparados a um grande quebra-cabeça. Para resolvê-los, é necessário organização, paciência e foco nas pequenas provocações que os compõem.

Aos meus orientadores profª. Noemi, prof. Frederico e prof. Patrício pela conexão incrível que criamos desde o primeiro momento que nos conhecemos. Além disso, agradeço também pelo apoio e incentivo em cada pequena conquista ao longo do projeto de pesquisa. E por fim, por terem sido professores extremamente inspiradores na minha carreira.

Ao meu tio Inho por todo o apoio, compartilhamento de ideias e estímulo sobre computação e assuntos de tecnologia, me motivando desde o início a navegar na desafiadora área da programação.

Aos meus irmãos Manoella, Juliana e André por estarem ao meu lado e tornarem esse momento de crescimento mais leve.

A minha avó Cícera, pelo interesse em entender um pouquinho mais sobre o meu estudo.

Aos meus sogros, Ione e Cícero por todo o carinho, apoio e interesse com o meu estudo, criando um enorme significado neste período.

A minhas colegas dos grupos do GAQQ e Tecnotrater por todo o suporte com os aparatos experimentais do laboratório e por todos os sorrisos enquanto estávamos pesquisando em conjunto na UFPR. Além disso, gostaria de fazer um agradecimento especial ao grupo GPMIn, principalmente ao prof. Márcio Vidotti, por disponibilizar a impressora 3D e todo o apoio necessário para a impressão do nosso protótipo.

Aos meus gestores e colegas do Grupo Boticário por todo o incentivo durante esse momento de crescimento em minha carreira acadêmica.

Ao CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico) pela bolsa de estudos durante o primeiro ano do meu mestrado.

A UFPR e ao programa do PPGQ por toda a estrutura disponibilizada.

RESUMO

Análises químicas baseadas em imagens digitais têm sido amplamente investigadas devido ao seu caráter não invasivo e simplicidade de medição. A partir de um levantamento bibliográfico, é possível notar a importância do controle de parâmetros instrumentais e estruturais para a aquisição de imagens. No entanto, apesar do notável progresso na literatura, o papel de muitos desses parâmetros ainda não foi completamente desvendado. Outra limitação mais prática na aquisição de imagens está relacionada ao alto custo envolvido no acesso a instrumentos mais robustos. Com o intuito de contornar essas limitações, foram construídos dois protótipos de baixo custo para avaliar condições que influenciam diretamente na qualidade das imagens digitais e hiperespectrais. Para analisar as imagens obtidas, que contém alto número de dados, utilizou-se ferramentas multivariadas para análises exploratórias. Como principais resultados obtidos, verificou-se que a luminosidade é um parâmetro chave que deve ser controlado para a aquisição de imagens com alta confiabilidade. Nessa direção, um controle automatizado da luminosidade foi desenvolvido utilizando componentes eletrônicos durante a aquisição das imagens digitais. Ademais, verificou-se que as imagens digitais obtidas neste estudo proveram informações semelhantes àquelas contidas nos espectros de absorbância na região do visível obtidas com um espectrofotômetro UV-Vis. Por fim, notou-se que a impressão 3D contribuiu consideravelmente para aumentar a performance na aquisição de imagens hiperespectrais. De fato, com o modelo construído, alcançou-se imagens com resolução de 189 x 189 pixels e de 315 bandas compreendidas na faixa de comprimento de onda de 400-1052nm. Além disso, realizou-se um estudo exploratório em que foi possível identificar padrões de separação utilizando as imagens hiperespectrais de uvas adquiridas com o protótipo de baixo custo construído.

Palavras-chave: Imagens digitais. Imagens hiperespectrais. Análise multivariada. Protótipo. Iluminação.

ABSTRACT

Chemical analyses based on digital images have been widely investigated due to their non-invasive character and simplicity of measurement. From a bibliographic survey, it is possible to notice the importance of controlling instrumental and structural parameters for image acquisition. However, despite the remarkable progress in the literature, the role of many of these parameters has yet to be thoroughly unraveled. Another, more practical, limitation concerning image acquisition is related to the high cost involved in accessing more robust instruments. In order to circumvent these limitations, two low-cost prototypes were built to evaluate conditions that directly influence the quality of digital and hyperspectral images. Multivariate tools were used for exploratory analyses to analyze the images obtained. As the main results were obtained, it was verified that luminosity is a crucial parameter that must be controlled for the acquisition of images with high reliability. In this direction, automated control of the luminosity was developed using electronic components during the acquisition of digital images. Furthermore, it was verified that the digital images obtained in this study provided information similar to that contained in the absorbance spectra in the visible region obtained with a UV-Vis spectrophotometer. Finally, it was noticed that 3D printing contributed considerably to increasing the performance of hyperspectral image acquisition. In fact, with the model built, images with a resolution of 189 x 189 pixels and 315 bands in the wavelength range of 400-1052nm were obtained. In addition, an exploratory study was carried out in which it was possible to identify patterns of separation using the hyperspectral images of grapes acquired with the low-cost prototype built.

Keywords: Digital images. Hyperspectral images. Multivariate analysis. Prototype. Lighting.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Representação esquemática de uma imagem digital composta por unidades formadoras da imagem, ou *pixels*. 19
Figura 2 - Imagem representada por um único canal de informação, no caso, escala de cinza. 20
Figura 3 - Imagem representada por três canais de informação, no caso, no espaço de cores RGB. 22
Figura 4 - Imagem representada por três canais de informação, no caso, no espaço de cores HSV. 23
Figura 5 - Resumo esquemático das principais metodologias de obtenção de imagens. 26
Figura 6 - Representação esquemática do hipercubo de dados proveniente de uma imagem hiperespectral. Ao lado esquerdo, é ilustrada a resposta espectral para um *pixel* (m, n) 27
Figura 7 - Protótipo esquemático dos elementos estruturais que compõem um HSI (snapshot). 29
Figura 8 - Ilustração dos modos de difração identificados na imagem obtida pela HSI *snapshot*. 30
Figura 9 - Representação esquemática da operação de reconstrução do hipercubo a partir das projeções obtidas no snapshot. 31
Figura 10 - Diagrama esquemático que ilustra a interdisciplinaridade das áreas de Química, Estatística e Matemática; na interseção é representada a Quimiometria. 34
Figura 11 - Ilustração das principais antocianinas presentes nas uvas e vinhos. Detalhe no quadro à esquerda para a estrutura geral de uma antocianina; no quadro superior estão apresentadas as estruturas químicas das principais agliconas em antocianinas de uvas. 40
Figura 12 - Intervalos de concentração, em mg L^{-1}, para nove antocianinas quantificadas em amostras de vinho do tipo Merlot. Foram utilizadas cinco amostras de vinhos produzidos no Rio Grande do Sul (oriundos das regiões da Serra Gaúcha e Campanha) e seis amostra de vinhos produzidos do Chile (provenientes das regiões de Central Valley, Valle

del Colchagua e Vale do Maipo). Os dados apresentados nesse gráfico foram obtidos no estudo de Andrade et al. (2013)..... 42
Figura 13 - Intervalo de concentração, em mg L^{-1}, para nove antocianinas quantificadas em amostras de vinho do tipo Cabernet Sauvignon. Foram utilizadas seis amostras de vinhos produzidas no Rio Grande do Sul (oriundas das regiões da Serra Gaúcha, Bento Gonçalves e Campanha) e uma amostra de vinho produzida no Chile, proveniente da região do Valle del Colchagua. Os dados apresentados nesse gráfico foram obtidos do estudo de Andrade et al. (2013)..... 43
Figura 14 - Macro etapas que constituem a metodologia utilizada ao longo desse estudo. Os detalhes específicos serão apresentados na Seção 4.3 - "Resultados"..... 48
Figura 15 - Representação esquemática do protótipo do sistema de obtenção de imagens digitais. Nos detalhes: (1) *Raspberry pi, modelo 4, (*2) Câmera compatível com *Raspberry pi, (*3) Sensor de luminosidade,(4) Sensor de temperatura, (5) Cubeta de vidro de 5mm, (6) Câmara para aquisição das imagens, (7) Notebook..... 50
Figura 17 - Interface gráfica para usuário (GUI) desenvolvida em pyhton para controle do Protótipo I..... 51
Figura 16 - Inserindo a cubeta preenchida com vinho no Protótipo I para iniciar a aquisição das imagens digitais. 51
Figura 18 - Câmera compatível com *Raspberry pi* utilizado no protótipo. 52
Figura 19 - Sensor de luminosidade da marca SparkFun, modelo TEMT6000. 53
Figura 20 - Sensor de temperatura, modelo TMP36 utilizado no protótipo..... 54
Figura 21 - Representação esquemática das conexões eletrônicas do protótipo 1.. 55
Figura 22 - Otimização da condição de iluminação do Protótipo I. Na imagem da cubeta à esquerda (a), verifica-se que há uma sombra na porção superior esquerda; esta variação pode ser mais facilmente observada no destaque da comparação das cores lado. Optou-se por mostrar a diferença da condição da iluminação em escala de cinza apenas para facilitar a percepção visual..... 56
Figura 23 - Etapas do pré-tratamento da imagem obtida. (a) Imagem original (b) Imagem RGB original convertida para escala de cinza (c) Identificação do threshold (linha vermelha) que separa o separa o background (B) do

foreground (F) e (d) Remoção do background (porção hachurada), identificação do centróide (ponto amarelo) e delimitação da área de interesse para decomposição em colorgramas (contorno pontilhado em verde). 57
Figura 24 - Representação esquemática do algoritmo central proposto. 59
Figura 25 - Fotos obtidas no estudo de reprodutibilidade, repetibilidade e robustez. 62
Figura 26 - Apresentação das imagens e colorgramas obtidos para a realização do estudo de reprodutibilidade, robustez e repetibilidade com o Protótipo I – Dados de reprodutibilidade. 63
Figura 27 - Apresentação das imagens e colorgramas obtidos para a realização do estudo de reprodutibilidade, robustez e repetibilidade com o protótipo I – Dados de repetibilidade. 63
Figura 28 - Apresentação das imagens e colorgramas obtidos para a realização do estudo de reprodutibilidade, robustez e repetibilidade com o protótipo I – Dados de robustez. 64
Figura 29 - Espectros UV-VIS das 17 amostras de vinhos (recorte apenas da região visível 400-750nm). 69
Figura 30 - Detalhe dos escores da PCA destacando o gráfico da PC1 e PC3, com tendência de agrupamento entre vinhos do Chile, Brasil e Argentina. Análise dos espectros UV-VIS de 17 amostras de vinhos do tipo Cabernet Sauvignon. 70
Figura 31 - Detalhe dos *loadings* da PCA da análise de 17 amostras de vinhos do tipo Cabernet Sauvignon. Análise dos espectros UV-VIS de 17 amostras de vinhos do tipo Cabernet Sauvignon. 70
Figura 32 – Primeira derivada dos espectros UV-VIS das 17 amostras de vinhos (recorte apenas da região visível 400-750nm). Destaque para a região de inflexão dos espectros, identificada na faixa de 500nm-520nm. .. 71
Figura 33 - Recorte das cores obtidas das imagens obtidas das 17 amostras de vinho de Cabernet Sauvignon selecionadas. As cores resultantes foram classificadas de acordo com o país de origem dos vinhos, e estão identificadas pelo seu código abreviado. 72
Figura 34 – Colorgramas das 17 amostras de vinhos do tipo Cabernet Sauvignon obtidas através das imagens adquiridas pelo Protótipo I. Condições

padronizadas de obtenção das imagens, com iluminação média de 630,24 lux e temperatura média de 30,10°C. 73
Figura 35 - Detalhe dos escores da PCA destacando o gráfico da PC1 e PC2, com tendência de agrupamento entre vinhos do Chile, Brasil e Argentina. Análise de colorgramas oriundos de imagens digitais de 17 amostras de vinhos do tipo *Cabernet Sauvignon* utilizando o Protótipo I. 74
Figura 36 - Detalhe dos *loadings* da PCA da análise de 17 amostras de vinhos do tipo *Cabernet Sauvignon* através da análise de colorgramas oriundos de imagens digitais utilizando o Protótipo I..... 75
Figura 37 - Macro etapas que constituem a metodologia utilizada ao longo desse estudo. Os detalhes específicos serão apresentados na Seção 5.3 - "Resultados"..... 79
Figura 38 - Representação de dois snapshots: à esquerda é possível verificar falta de ajuste no sistema de aquisição; à direita verifica-se uma condição aprimorada do arranjo óptico. 82
Figura 39 - Representação esquemática do Protótipo II, para obtenção de imagens hiperespectrais. Além da ilustração do instrumento, estão apresentados na tabela a lista com os materiais utilizados, e os respectivos valores aproximados em reais (R$) e dólares (US$)..... 82
Figura 40 - Modelo construído para a impressão da estrutura principal do protótipo II. Os números em destaque na imagem são referências as posições dos elementos que constituem a *hsi*. Em (1), trata-se de uma posição para a PiCâmera, (2) duas posições (G1 e G2) para inserir a grade de difração (3) duas posições (L1 e L2) para inserir a lente macro (4) três posições (F1,F2 e F3) para inserir fenda quadrada e (5) posição para inserir a lente primária fixa manual de 35mm. 84
Figura 41 - Estudos de aberturas da fenda quadrada e a sua influência na qualidade do snapshot. Na imagem superior está representado o objeto capturado. Nas figuras inferiores, estão apresentados os resultados dos snapshots utilizando as aberturas 5 mm, 7,5 mm e 10 mm, respectivamente (da esquerda para a direita). 85
Figura 42 - Otimização da resolução da difração de ordem zero. À esquerda, o snapshot do protótipo de validação; à direita o snapshot do protótipo impresso em PLA..... 86

Figura 43 - Protótipo II otimizado com todos os acessórios eletrônicos e ópticos posicionados sobre a estrutura dimensionada e impressa em PLA preto. Em (1) está representada a vista frontal, e em (2) a vista lateral da HSI proposta. 87
Figura 44 - Distribuição espectral da lâmpada fluorescente OSRAM DULUXSTAR, modelo Mini Twist T2 obtida utilizando o espectrômetro USB4000... 89
Figura 45 - Snapshots obtidos da lâmpada fluorescente sob distâncias de 40cm (esquerda) e 10cm (direita) com relação à HSI. 89
Figura 46 - Imagens espectrais de referência utilizadas na etapa de calibração da HSI proposta nesse estudo. Na imagem à esquerda (primeira imagem espectral de referência) foram identificados os perímetros ROI, Square Aperture e Square Usable. Na imagem central (segunda imagem espectral de referência), identificou-se as posições de maiores intensidades das cores azul, verde e vermelho provenientes da lâmpada fluorescente, identificando os picos de comprimentos de onda 436,73nm (azul), 546,73mn (verde) e 612,33nm (vermelho). Na imagem à direita (terceira imagem espectral de referência), foram identificadas as regiões limites de comprimentos de onda, utilizando o espectro contínuo da lâmpada halógena. 90
Figura 47 - Gráfico de sensibilidades normalizadas dos sensores da picâmera após etapa de calibração e impressão 3D. 91
Figura 48 - Resposta espectral dos leds no protótipo II. 93
Figura 49 - Configuração das uvas Vitória e Isis utilizada para a aquisição do *snapshot* hiperespectral utilizando o Protótipo II 94
Figura 50 - Arranjo 1: Arranjo experimental utilizando 2 lâmpadas LED de 2W (6000K) para aquisição de um snapshot hiperespectral com o protótipo II de uvas Isis e Vitória 95
Figura 51 – Arranjo 1: *Snapshot* de uvas vitórias e isis utilizando o Protótipo II..... 95
Figura 52 – Arranjo 1: Sinal espectral puro de cada uma das uvas dos cultivares Vitória e Isis, através do espectro médio de 121 pixels extraída do hipercubo reconstruído a partir do snapshot da HSI. 96
Figura 53 - Escores da Análise por Componentes Principais das uvas Isis e Vitória (Arranjo 1) utilizando o Protótipo II. 97

Figura 54 - *Loadings* da Análise por Componentes Principais das uvas Isis e Vitória (Arranjo 1). Neste gráfico é possível consultar a influência da componente principal com relação aos comprimentos de onda (400 nm – 1100nm) contemplados na resolução do Protótipo II. 97
Figura 55 - Arranjo 2: Arranjo experimental utilizando 1 lâmpada LED de 4,9W (6000K) para aquisição de um snapshot hiperespectral com o protótipo II de uvas Benitaka e Crimson. 99
Figura 56 - Arranjo alternado das uvas Crimson e Benitaka 99
Figura 57 – Arranjo 2: *snaphsot* das uvas Benitaka e Crimson obtido utilizando o Protótipo II 100
Figura 58 – Arranjo 2: Sinal espectral puro de cada uma das uvas dos cultivares Crimson e Benitaka, através do espectro médio de 121 pixels extraída do hipercubo reconstruído a partir do snapshot da HSI. 100
Figura 59 - Escores da Análise por Componentes Principais das uvas Crimson e Benitaka obtidas do snapshot hiperespectral. 101
Figura 60 - *Loadings* da Análise por Componentes Principais das uvas Crimson e Benitaka obtidas do *snapshot* hiperespectral 102
Figura 61 - Detalhe dos escores da PCA destacando o gráfico da PC1 e PC3, com tendência de agrupamento das uvas Benitaka. 103
Figura 62 - Relação linear entre a corrente de luz coletada e a iluminância do sensor TEMT6000. 119
Figura 63 - Protótipo de validação para aquisição de snapshots hiperespectrais. Este protótipo é composto pelos seguintes materiais (1) uma placa *Raspberry* Pi, (2) uma câmera PiCâmera de resolução 8MP NoIR (não está representada na imagem), (3) uma grade de difração de 13.500 linhas por polegada, (4) uma lente macro 52 mm +10, (5) uma fenda quadrada de 4mm x 5mm e (6) uma lente primária fixa manual de 35mm. Além disso, na figura é possível consultar os detalhes das distâncias entre cada elemento. 121
Figura 64 - Protótipo otimizado para aquisição de snapshots hiperespectrais após modelagem e impressão 3d em PLA. Este protótipo é composto pelos mesmos materiais listados no protótipo de validação. 121
Figura 65 - Distribuição espectral da lâmpada halógena Taschibra, modelo A55/Clara 2700K, de 42W obtida utilizando o espectrômetro USB4000. 122

Figura 66 - Snapshots de LEDs coloridos (vermelho, laranja, azul, verde, amarelo e infravermelho) utilizando o Protótipo II. 123

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO **16**
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA **18**
2.1 IMAGENS DIGITAIS 18
2.1.1 O que são imagens digitais? 18
2.1.2 Como obter informações das imagens digitais? 19
2.1.3 Quais as principais limitações das imagens digitais? 24
2.2 IMAGENS HIPERESPECTRAIS 25
2.2.1 O que são imagens hiperespectrais? 25
2.2.2 Como são obtidas imagens hiperespectrais? 28
2.2.2.1 Imagens hiperespectrais instantâneas – *Metodologia Snapshot* 30
2.2.3 Condições importantes para aquisição de imagens espectrais 33
2.3 QUIMIOMETRIA 34
2.3.1 Análise de Componentes Principais (PCA) 35
2.4 VINHOS E UVAS 37
2.4.1 Coloração dos Vinhos e Uvas 39
3 OBJETIVOS **45**
4 PROTÓTIPO I: INSTRUMENTO DE BAIXO CUSTO PARA AQUISIÇÃO DE IMAGENS DIGITAIS **47**
4.1 INTRODUÇÃO 47
4.2 METODOLOGIA 47
4.3 RESULTADOS 49
4.3.1 Detalhes dos componentes eletrônicos selecionados 52
4.3.2 Estabelecendo as condições ótimas de aquisição de imagens 55
4.3.2.1 Ajustando a iluminação e a dispersão da luz 55
4.3.2.2 Realizando o pré-tratamento automatizado das imagens digitais 56
4.3.3 Detalhes do algoritmo elaborado para a interface de controle 58
4.3.4 Estudo de Reprodutibilidade, Robustez e Repetibilidade 61
4.3.5 Estudo de caso – Avaliação de amostras de vinhos através de imagens digitais utilizando o Protótipo I 67
5 PROTÓTIPO II: *LOW-COST SNAPSHOT* HSI PARA AQUISIÇÃO DE IMAGENS HIPERESPECTRAIS **78**
5.1 INTRODUÇÃO 78

5.2 METODOLOGIA 78
5.3 RESULTADOS 80
5.3.1 Detalhes da construção do protótipo de validação 80
5.3.2 Impressão 3D do protótipo otimizado 83
5.3.2.1 Estudos de aberturas da fenda quadrada 85
5.4 CALIBRAÇÃO DOS SENSORES DA HSI 87
5.5 AVALIAÇÃO DA PERFORMANCE DO PROTÓTIPO II 91
5.5.1 Avaliação de LEDs coloridos utilizando o Protótipo II 92
5.5.2 Estudo de caso – Avaliação de uvas através de *snapshots* hiperespectrais utilizando o Protótipo II 93
5.5.2.1 Arranjo 1 - Iluminação com duas lâmpadas LEDS de 2W, de uvas dos cultivares Isis e Vitória 94
5.5.2.2 Arranjo 2 - Iluminação com LED de 4,9W de uvas dos cultivares Benitaka e Crimson 98
5.5.2.3 Comparação dos resultados obtidos para os arranjos do Protótipo II 103
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS 105
REFERÊNCIAS 107
APÊNDICE A – PROTÓTIPO I: INTERFACE GRÁFICA PARA O USUÁRIO (GUI) 115
APÊNDICE B – PROTÓTIPO I: SELECIONANDO O SENSOR DE LUMINOSIDADE MAIS APROPRIADO 119
APÊNDICE C – PROTÓTIPO I: IMAGENS DIGITAIS DE VINHOS CABERNET SAUVIGNON OBTIDAS NO ESTUDO DE CASO PROPOSTO 120
APÊNDICE D – PROTÓTIPO II: *FOTOS DOS MODELOS CONSTRUÍDOS* 121
APÊNDICE E – PROTÓTIPO II: DISTRIBUIÇÃO ESPECTRAL DA LÂMPADA HALÓGENA UTILIZADA NO PROCEDIMENTO DE CALIBRAÇÃO 122
APÊNDICE F – PROTÓTIPO II: *SNAPSHOTS* DE LEDS COLORIDOS 123
ANEXO 1 – *DATASHEET* DOS COMPONENTES ELETRÔNICOS UTILIZADOS 124

1 INTRODUÇÃO

Com o aumento da capacidade de processamento dos *hardwares*, atualmente há muitos estudos na área da química pautados em rotinas computacionais. Estas pesquisas geralmente estão relacionadas a áreas da simulação, automação e de análise dos dados (PRABHU e URBAN, 2020). Dessa maneira, o elo construído entre eletrônica, programação e química possibilitou o aprimoramento das tecnologias de medição. Como resultado, as metodologias analíticas atuais estão cada vez mais robustas e possuem a capacidade de entregar resultados altamente descritivos, precisos e exatos (HUSSAIN, 2020) (ESCARPA, RIOS e SIMONET, 2009).

Dentro do escopo da química analítica, há inúmeras metodologias cujas respostas de medição são complexas e multivariadas. Este é o caso das imagens digitais e espectrais, que apresentam grande quantidade de informação, tornando-se fundamental a utilização de ferramentas de análises específicas para a obtenção das informações relevantes. E de fato, desde a publicação de GELADI & WOLD (1986), inúmeros outros estudos com imagens e quimiometria têm sido publicados evidenciando a importância das imagens na Química (HERRERO-LATORRE, BARCIELA-GARCIA, *et al.*, 2019) (LIMA, FERNANDES, *et al.*, 2020) (PRATS-MONTALBAN, JUAN e FERRER, 2011) (ELMASRY e NAKAUCHI, 2016) (REILE, RODRIGUEZ, *et al.*, 2020), (BOTELHO, ASSIS e SENA, 2014) (FULGENCIO, ARAUJO, *et al.*, 2019) (ANSARI, GHRERA e TYAGI, 2014) (MALEGORI, OLIVERI, *et al.*, 2020).

Neste cenário, a oferta de equipamentos para aquisição de imagens digitais cresceu exponencialmente, oferecendo dispositivos estruturados e com altas resoluções digitais (ZHONGFAN, DEYUE, *et al.*, 2019) (BLOCH, HOSEN, *et al.*, 2021). Estas técnicas apresentam um grande potencial de aplicação na caracterização de matrizes complexas, viabilizando, inclusive, o controle *in-line* de processos e de qualidade de produtos (OPREA, LITA, *et al.*, 2008). Análises químicas baseadas em imagens digitais têm sido amplamente estudadas principalmente devido ao seu caráter não invasivo e simplicidade de medição (PRATS-MONTALBAN, JUAN e FERRER, 2011) (CAPITAN-VALLVEY, LOPEZ-RUIZ, *et al.*, 2015). Para objetos de estudo que apresentam colorações características, como é o caso do vinho, é possível extrair informações do sistema a partir do colorgrama, um histograma de cor gerado através da decomposição em canais desejados das intensidades de cor dos *pixels* da

imagem digital processada (CAPITAN-VALLVEY, LOPEZ-RUIZ, *et al.*, 2015) (PRATS-MONTALBAN, JUAN e FERRER, 2011).

Para a aquisição das imagens digitais, pode-se utilizar, por exemplo *scanners* (BOTELHO, ASSIS e SENA, 2014) (CURBANI, GELINSKI e BORGES, 2019), *webcams* (GONCALVES, VILAR, *et al.*, 2015) e celulares (BAZANI, BARRETO, *et al.*, 2021) (LIMA, FERNANDES, *et al.*, 2020). Estes equipamentos têm sido utilizados, principalmente devido à grande acessibilidade a esses instrumentos eletrônicos, além de ser possível customizar e automatizar as análises de imagens digitais através de arranjos experimentais integrados (TORRES, LYRA, *et al.*, 2011) (PEREZ-BERNAL, VILLAR-NAVARRO, *et al.*, 2017) (HERRERO-LATORRE, BARCIELA-GARCIA, *et al.*, 2019) (LIMA, FERNANDES, *et al.*, 2020) (RATENI, DARIO e CAVALLO, 2017) (LU, SHI e LIU, 2019). Apesar de ser uma técnica simples e acessível, há algumas variáveis que precisam ser analisadas com cautela para garantir a reprodutibildade das suas imagens. Os principais parâmetros que influenciam na qualidade da imagem são: ausência de reflexos/sombras, garantia de uma iluminação estável, ausência de ajustes automáticos pela câmera utilizada e ausência de viés humano no recorte da imagem utilizada para a análise (REILE, RODRIGUEZ, *et al.*, 2020) (FERNANDES, ROMEO, *et al.*, 2019) (LIMA, 2017). Nesse sentido, faz-se necessário uma investigação cautelosa sobre esses aspectos críticos associados à qualidade dos resultados obtidos pela técnica.

Outra metodologia que emergiu de maneira muito significativa nas análises químicas foram os dispositivos para aquisição de imagens espectrais (multiespectrais e hiperespectrais) (AMIGO, 2020). Estes podem mapear respostas espectrais nas faixas do UV-VIS, NIR, MIR e Raman e destacam-se como ferramentas robustas e não invasivas para investigação de inúmeros objetos de estudo, como fraudes em artefatos (PEREIRA, SILVA, *et al.*, 2017) (SILVA, 2013) alimentos (MALEGORI, OLIVERI, *et al.*, 2020) e na área pericial (SILVA, PIMENTEL, *et al.*, 2017). Os dispositivos capazes de obter imagens hiperespectrais (HSI), são aqueles capazes de gerar imagens com informações espectrais em cada um dos *pixels* da superfície mapeada do objeto, promovendo estudos com informações morfológicas e químicas para as mais diferentes amostras. Há inúmeros modos de operação, e um crescente interesse em aprimorar as metodologias de obtenção e tratamento dos dados (BHARGAVA e FALAHKHEIRKHAH, 2021) (SHI, KOO, *et al.*, 2020). Entretanto, até o momento, mesmos os dispositivos disponíveis comerciais tidos como de baixo custo

ainda possuem valores elevados, a partir de US$28,000 - US$50,000 (SALAZAR-VAZQUEZ e MENDEZ-VAZQUEZ, 2020), tornando-se interessante o estudo de alternativas mais acessíveis.

Dentro deste cenário multidisciplinar envolvendo técnicas para obtenção de imagens digitais, imagens espectrais, quimiometria e programação, o principal objetivo da proposta desse estudo consiste na construção de dispositivos de baixo custo para obtenção de imagens digitais e hiperespectrais com alta reprodutibilidade na medição. Em seguida, explora-se a performance de cada um dos protótipos elaborados através de análise multivariada, com o intuito de validar a sua utilização.

No capítulo seguinte, serão apresentados os fundamentos teóricos mais relevantes para a condução deste estudo, nas áreas de Imagens Digitais (2.1), Imagens Espectrais (2.2), Quimiometria (2.3) e Vinhos e Uvas (2.4).

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

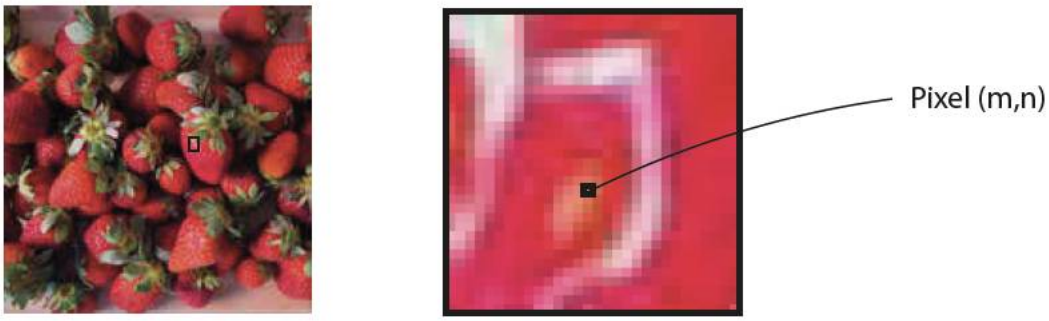
2.1 IMAGENS DIGITAIS

Há inúmeras interpretações possíveis para caracterizar uma "imagem". Uma possibilidade é entendê-la como "uma representação bidimensional de uma superfície produzida por qualquer dispositivo capaz de obter informação correlacionada em pelo menos duas dimensões da superfície de interesse" (AMIGO, 2020). Em termos matemáticos, uma imagem pode ser definida como "um ponto ou um conjunto de pontos que são formados a partir do mapeamento de outro ponto ou outro conjunto de ponto". Ou seja, para a obtenção de uma imagem, é necessário, pelo menos, dois conjuntos de dados que devem ser de alguma maneira espacialmente correlacionados (AMIGO, 2020). Através desta correlação é possível obter inúmeras informações sobre um objeto a partir de sua imagem. Dependendo da natureza de medição, é possível obter informações estruturais, caracterizações quantitativas colorimétricas e até mesmo respostas espectrais (AMIGO, 2020), (SOLOMON e BRECKON, 2011).

2.1.1 O que são imagens digitais?

Uma imagem digital pode ser considerada uma representação discreta do processamento de dados que possui informação sobre a intensidade (cor) e morfologia do objeto de estudo (SOLOMON e BRECKON, 2011). Matematicamente, a imagem digital é representada por uma matriz $I_{m\times n}$ obtida após discretização de um sinal espacialmente contínuo em duas dimensões $I_{x\times y}$. A malha discreta que compõe a imagem é formada por *pixels* que representam a unidade formadora da imagem. Além disso, os *pixels* que compõem uma imagem são espacialmente correlacionados e são considerados os menores elementos de informação contidos na imagem. Esses elementos individuais são identificados de acordo com o índice (m, n) que representam sua posição espacial na imagem, vide representação esquemática na Figura 1 a seguir (SOLOMON e BRECKON, 2011) (AMIGO, 2020).

Figura 1 - Representação esquemática de uma imagem digital composta por unidades formadoras da imagem, ou *pixels*.



FONTE: A autora (2022)

2.1.2 Como obter informações das imagens digitais?

Conforme comentado anteriormente, uma imagem é formada por *pixels*, e neles estão contidas as informações, de diferentes naturezas. Um tipo de informação possível que pode ser armazenado nos *pixels* é a intensidade relativa com relação a uma dada referência. Por exemplo, ao tirar uma foto com uma câmera digital convencional de uma paisagem, verifica-se que em cada *pixel* estará contida informação referente a intensidade luminosa daquele cenário. Nesse exemplo específico, quando há apenas um tipo de informação (no caso luminosidade) é gerada uma imagem de canal único, ou seja, há apenas um canal de informação por *pixel*.

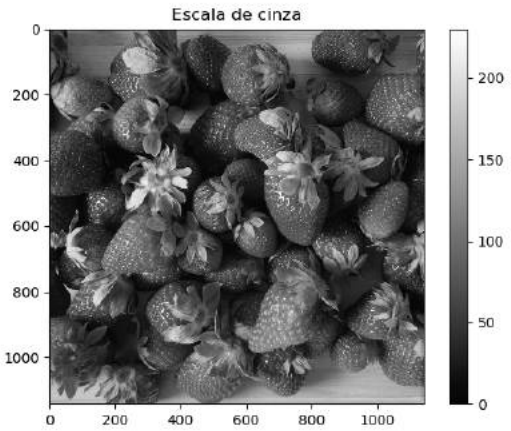
Entretanto, é possível armazenar mais de um canal de informação para cada *pixel*. Neste caso, as imagens poderão ser denominadas como imagens do espaço de cores, multiespectrais ou hiperespectrais[1] (AMIGO, 2020).

Os valores que cada *pixel* armazena são dependentes do tipo de equipamento utilizado para a obtenção da imagem - e que, naturalmente, variam sob certos limites.

Imagens de canal único, por exemplo, podem ser obtidas utilizando um equipamento configurado com apenas um canal de informação espectral. Neste cenário, destaca-se a escala de cinza como uma representação popular de imagens com um único canal. Uma maneira comum de análise de imagens de canal único é através da aplicação direta dos valores limites contidos nos *pixels*, agrupando-os em grupos com valores de intensidades similares (AMIGO, 2020). Tal abordagem é bastante utilizada em visão computacional clássica para detecção de bordas e limites, texturas e contagem de elementos.

Na Figura 2 abaixo, por exemplo, ilustra-se uma imagem de morangos em escala de cinza. Nessa imagem, é possível identificar que os morangos possuem uma textura granular, devido a grande variação entre o valor máximo (branco) e mínimo (preto) representado na imagem. Neste caso, uma maneira automatizada de obtenção das regiões “texturizadas” dos morangos seria através de uma varredura na imagem em busca de áreas com grande heterogeneidade nas intensidades nos *pixels*.

Figura 2 - Imagem representada por um único canal de informação, no caso, escala de cinza.



FONTE:A autora (2022)

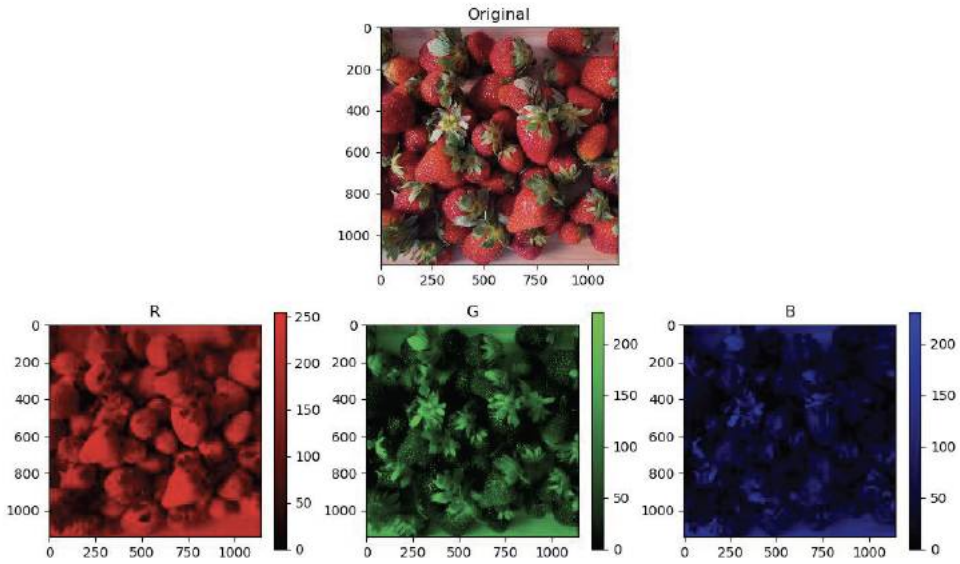
[1] Ver Seção 2.2 Imagens hiperespectrais

Por outro lado, para a representação das cores em uma imagem é necessário realizar uma combinação de um ou mais canais. Esta combinação irá definir a intensidade (ou cor) de um *pixel* de localização específica. Além disso, a representação utilizada para armazenar as cores são designados como espaços de cores.

O sistema de representação de cores mais popular é o RGB, ou *cores verdadeiras*, baseado na porção do espectro eletromagnético visível para humanos nos comprimentos de onda do vermelho (R), verde (G) e azul (B). A representação RGB é realizada através de um espaço de cor tridimensional, com eixos R, G e B com mesmo comprimento e escalados de 0-255 por 1 byte por canal de cor e uma representação de imagem de 24 bits (SOLOMON e BRECKON, 2011). Esta representação é amplamente utilizada em estudos que envolvem a caracterização de alimentos, como o caso da avaliação de diferentes estágios de maturação em maçãs (PEREZ-MARIN, AMIGO e FERNANDEZ-NOVALES, 2012), identificação de adulterantes em vinhos (HERRERO-LATORRE, BARCIELA-GARCIA, *et al.*, 2019) e de avelãs danificadas (GIRAUDO, CALVINI, *et al.*, 2018), por exemplo.

Na Figura 3 abaixo, ilustra-se a mesma imagem dos morangos apresentada anteriormente, mas dessa vez, de maneira colorida. A imagem colorida (superior) é o resultado da combinação das imagens de canal único (inferiores), representadas em azul (B), verde (G) e vermelho (R). Avaliando as informações contidas nos canais do espaço RGB, é possível realizar a separação das frutas e das folhas, utilizando os canais R e G. No canal R, identifica-se as frutas através das regiões com maior intensidade nos *pixels*. Analogamente, no canal G, identifica-se as folhas através das regiões com maior intensidade nos *pixels*.

Figura 3 - Imagem representada por três canais de informação, no caso, no espaço de cores RGB.



FONTE:A autora (2022)

Entretanto, a percepção não-linear das cores no sistema RGB pode dificultar algumas análises mais específicas. Para contornar esta dificuldade é possível construir novos sistemas de representação de cores do tipo perceptivo, como por exemplo, o HSV. Neste espaço, as mudanças de cores usuais são representadas através de variações nos canais H (matiz), S (saturação) e V (intensidade). O canal H representa a cor "predominante" do objeto. O canal S é uma medida de pureza da cor, e representa a quantidade de luz branca misturada com a matiz (canal H). Por fim, o canal V descreve o brilho da imagem (CHENG, JIANG, *et al.*, 2001). É interessante perceber que essa representação permite a separação da cor em maiores gradientes de iluminação.

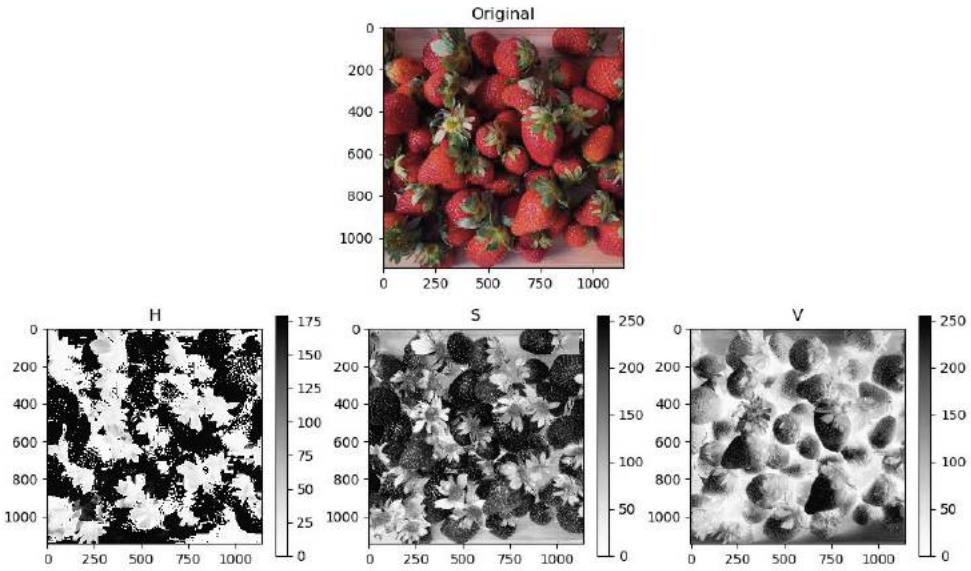
Além disso, enquanto no sistema RGB todos os canais são correlacionados com a quantidade de luz que atinge o objeto, na representação HSV é possível separar a informação de cor de uma imagem da sua intensidade luminosa. Nesta representação, os canais H e S descrevem a cor da imagem, e o canal V descreve a intensidade da imagem que é determinado pela quantidade de luz (SOLOMON e BRECKON, 2011) (CHENG, JIANG, *et al.*, 2001).

O sistema HSV é amplamente utilizado para realizar a extração de objetos de imagens, e também como ferramenta para reduzir a influência da intensidade de luz

da imagem (INDRIANI, KUSUMA, *et al.*, 2017) (GANESAN, RAJINI, *et al.*, 2014) (SHAIK, GANESAN, *et al.*, 2015) (DINIZ, 2020).

Na Figura 4 abaixo, ilustra-se a mesma imagem dos morangos apresentada anteriormente, mas dessa vez representada pelo sistema HSV. Novamente, a imagem colorida (superior) é o resultado da combinação das imagens de canal único (inferiores), representadas em termos do matiz (H), saturação (S) e intensidade (V). Avaliando as informações contidas na Figura 4, é interessante notar que a decomposição em termos do HSV traz informações distintas com relação ao sistema RGB. Enquanto no RGB observamos informações sobre a identificação da fruta e das folhas, no HSV, é possível identificar o nível de maturidade dos morangos através dos canais S e V.

Figura 4 - Imagem representada por três canais de informação, no caso, no espaço de cores HSV.



FONTE:A autora (2022)

É importante enfatizar que sempre é possível aumentar a quantidade de informação sobre o sistema através de combinações de diferentes espaços de cores. Por exemplo, é possível (e recomendado) utilizar informações de imagens referentes aos espaços RGB, HSV e escala de cinzas de maneira conjunta.

2.1.3 Quais as principais limitações das imagens digitais?

Para a aquisição de uma imagem digital, é necessário utilizar um dispositivo que contém um sensor que irá detectar uma contagem específica de fótons. Quanto mais fótons atingirem o sensor, mais esses elementos incrementam seus contadores. Como a luminosidade irá interferir diretamente na resposta obtida pelo sensor, este é um parâmetro fundamental, principalmente se o objetivo da utilização das imagens digitais é comparativo (avaliação ao longo do tempo ou uma comparação entre objetos). Dessa maneira, caso não haja controle das condições de iluminação durante a aquisição da imagem, adicionam-se desvios não previstos às informações contidas nos *pixels*, podendo distorcer completamente o significado dos dados obtidos (REILE, RODRIGUEZ, *et al.*, 2020), (FERNANDES, ROMEO, *et al.*, 2019).

Com relação ao ajuste da câmera digital, para garantir reprodutibilidade das imagens obtidas, recomenda-se o controle dos parâmetros de medição, pois uma redefinição "automática" no processo de aquisição da imagem poderá ocasionar ao aparecimento de artefatos nos dados (informação inserida no conjunto de dados não relacionada ao objeto de estudo que pode dificultar a análise dos dados). Um parâmetro bastante importante que irá influenciar diretamente na contagem de elementos pelo sensor é o "ganho do sensor" (ou em inglês *gain sensor*). Para um sensor analógico, este irá acumular carga à medida que mais fótons o atingir. Dessa maneira, o "ganho analógico" irá definir como essa carga será formada, e consequentemente, irá influenciar a imagem digital adquirida, alterando, por exemplo, o brilho e intensidade luminosa das imagens adquiridas com diferentes ganhos. Outra prática importante, é desabilitar o foco automático, pois este pode interferir na qualidade de informação contida nos *pixels*, uma vez que uma imagem desfocada acaba dividindo a sua informação espacial em vários *pixels*, apresentado um efeito "borrado". Apesar de algumas características terem sido apontadas nessa seção, câmeras digitais possuem *hardwares* bastante robustos e sua descrição eletrônica não será abordada aqui.

Outra prática que deve ser evitada é a seleção enviesada e arbitrária de uma região da imagem para a análise. Suponha uma situação que houve sombreamento inapropriado no objeto principal da imagem. Uma das maneiras de corrigir a influência do sombreamento indesejado no objeto é através da seleção da porção da imagem sem sombra. Entretanto, essa é uma decisão qualitativa dependente da percepção do

usuário que fará a seleção. Além disso, essa decisão pode ser fortemente influenciada pela calibração e robustez da tela do dispositivo que está processando a imagem. Nesse sentido, para evitar erros sistemáticos dessa natureza, recomenda-se fortemente as seguintes boas práticas:

i) Correção preventiva do sombreamento indesejado através do estudo da incidência luz sobre o objeto no arranjo experimental; e
ii) Utilização de uma rotina computacional automatizada que fará a seleção da área do objeto baseada em um critério quantitativo.

2.2 IMAGENS HIPERESPECTRAIS

Até o momento, discutiu-se sobre a importância das imagens, especialmente as digitais, como uma fonte de informação valiosa para estudos na química. Contudo, há um outro tipo de imagem que está alcançando uma grande importância em análises químico-industriais: as imagens hiperespectrais. Essas são obtidas a partir da união de conhecimentos das áreas de imagens digitais, óptica e espectroscopia.

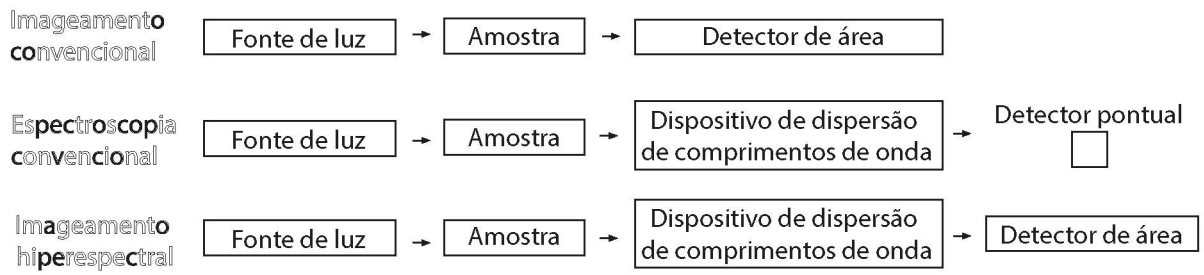
Através de uma imagem hiperespectral, é possível obter espectros para cada um dos *pixels* que a compõe. Estes dados, de alta resolução, podem ser explorados de diversas maneiras, como por exemplo na identificação de compostos químicos ou materiais (AMIGO, 2020).

Dessa maneira, devido a complexidade do assunto, nesta seção serão abordados apenas os principais conceitos relacionados às imagens hiperespectrais necessários para o entendimento das técnicas utilizadas neste estudo.

2.2.1 O que são imagens hiperespectrais?

Para responder essa pergunta é interessante observar a Figura 5 abaixo. Na figura, representa-se de maneira esquemática três arranjos de medição: aquisição de imagens digitais convencional, espectroscopia convencional e aquisição de imagens hiperespectrais (HSI).

Figura 5 - Resumo esquemático das principais metodologias de obtenção de imagens.



FONTE: Adaptado de (QIN, 2010)

Através das imagens digitais convencionais busca-se responder "onde" encontram-se as diferenças de intensidade em uma amostra. De maneira distinta, utilizando a espectroscopia convencional, busca-se responder "o quê" seria aquela amostra através da análise das informações espectrais.

Com o intuito de suprimir as limitações de medições de métodos convencionais de aquisição de imagens digitais e espectroscópicos, originaram-se as técnicas de obtenção de imagens hiperespectrais. Estas combinam em uma só medição os dois principais destaques das outras metodologias: informações espectrais e imagens. Dessa maneira, é possível avaliar conjuntamente as perguntas "onde" e "o quê" relacionado a uma amostra. Ou seja, é possível utilizar a informação espacial para localizar componentes químicos específicos dentro da cena da imagem, com base em suas características espectrais. Além disso, geralmente trata-se de uma metodologia não destrutiva, e em muitas aplicações, não necessita realizar preparo da amostra (AMIGO, 2020) (QIN, 2010).

Conforme inicialmente abordado na seção 2.1.2 é possível categorizar as imagens de acordo com a quantidade e natureza de informação contida nos *pixels*. A partir desse princípio, em imagens espectrais há conteúdo espectral armazenados em cada *pixel* de uma imagem 2D.

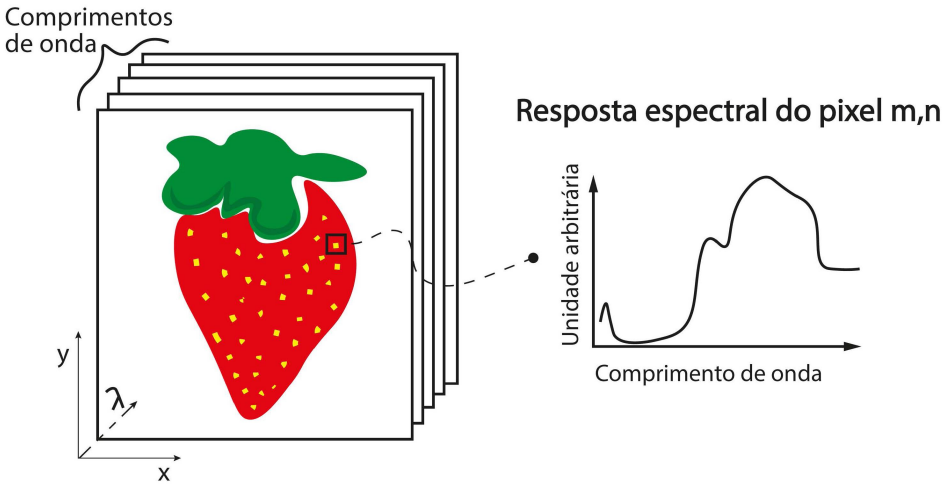
Há dois principais tipos de imagens espectrais: multiespectrais[2] e hiperespectrais. Enquanto as imagens multiespectrais são capturadas em apenas alguns comprimentos de onda específicos (<10 comprimentos de onda), as imagens

[2] Como nessa d ssertação foram estudadas apenas magens h perespectra s, neste parágrafo está cont da a ún ca menção às magens mu t espectra s.

hiperespectrais contém um espectro contínuo em cada um dos *pixels* da imagem. (HABEL, KUDENOV e WIMMER, 2012); (AMIGO, 2020).

As imagens hiperespectrais (também denominadas de “hipercubos” ou “cubos de dados”) são estruturas de dados tridimensionais que possuem duas dimensões espaciais de imagem (x e y) e uma dimensão de comprimento de onda (λ). A Figura 6 a seguir ilustra de maneira esquemática uma imagem hiperespectral que pode ser dividida *pixel* a *pixel* em bandas de comprimento de onda estreitas (AMIGO, 2020) (HABEL, KUDENOV e WIMMER, 2012) (DE JUAN e TAULER, 2015)

Figura 6 - Representação esquemática do hipercubo de dados proveniente de uma imagem hiperespectral. Ao lado esquerdo, é ilustrada a resposta espectral para um *pixel* (m, n).



FONTE: A autora (2022)

Nessa estrutura tridimensional está contida toda a informação relacionada a superfície medida. Dessa maneira, é natural que imagens hiperespectrais contenham uma quantidade enorme de dados. Por exemplo, um sistema HSI que possui a resolução espacial de 200 x 200 *pixels* irá produzir uma imagem hiperespectral contendo 40.000 espectros.

Embora o número elevado de dados permita representarmos a amostra de maneira extremamente detalhada, esse aspecto também tem sido apontado como uma “maldição da dimensionalidade”. Esse fenômeno negativo tem sido reportado devido a necessidade de conhecimentos específicos de manuseio, armazenamento e análise de dados de alto nível.

Nesse cenário, a análise multivariada de imagens e a utilização de métodos quimiométricos permitem enfrentar alguns desses desafios relatados. Alguns

exemplos são: o uso de métodos de compreensão dos dados, exploração de imagens e classificação ou quantificação (DE JUAN e TAULER, 2015).

Há inúmeros exemplos de aplicações de quimiometria para a interpretação dos dados de imagens hiperespectrais em alimentos. Por exemplo, MALEGORI, et al. (2020) utiliza a Análise por Componentes Principais (PCA) para monitorar o processo de amadurecimento dos queijos, através da aquisição de imagens hiperespectrais na região do infravermelho próximo (NIR).

Outro exemplo é o estudo de CHEN, et al. (2015) em que foi elaborado um modelo quantitativo (PLSR) com as informações das imagens hiperespectrais obtidas na região do NIR para estimar o conteúdo de antocianina em uvas viníferas. No Capítulo 9 do livro "*Data Handling in Science and Technology, Vol. 28*" (AMIGO, MARTI e GOWEN, 2013) outros exemplos de aplicação da quimiometria em aplicações alimentícias são reportados, como: identificação de água em queijos, classificação do amargor em amêndoas, detecção e classificação de contaminantes em queijos e informações de hidratação do grão-de-bico.

2.2.2 Como são obtidas imagens hiperespectrais?

O conceito fundamental por trás da obtenção de imagens hiperespectrais é a espectroscopia. Nesta metodologia, busca-se explorar as variações da interação entre a luz e o objeto (que são dependentes da natureza da amostra, ou seja, as interações químicas) e das propriedades físicas da superfície da amostra (rugosidade, nível de compactação etc.) utilizando um sensor de área sensível à fótons (AMIGO, 2020).

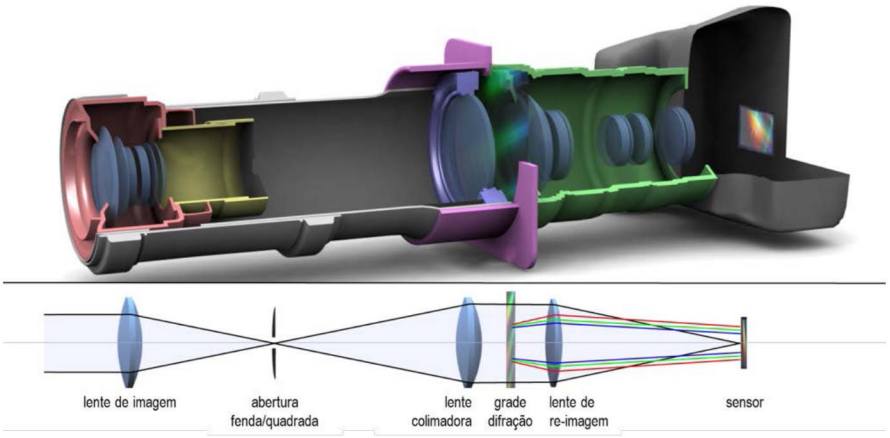
Para ilustrar o processo de aquisição de imagens hiperespectrais, será considerada a seguinte situação hipotética: *uma fonte luminosa incidindo sobre um objeto*. Ao avaliar o fenômeno de emissão da fonte luminosa, sabe-se que esta emitirá fótons que possuirão energia e trajetórias dependentes do tipo de lâmpada utilizada. Alguns desses fótons interagirão com o objeto podendo estes ser absorvidos (caso o fóton possua a mesma frequência do que as frequências vibracionais e/ou eletrônicas das moléculas do objeto), refletidos ou transmitidos (caso os fótons possuem frequências distintas das moléculas do objeto). Seguindo esse racional, é possível inferir que uma porção dos elétrons emitidos terão suas energias e trajetórias alteradas ao interagirem com o objeto. Estes fótons "alterados" atingirão o sensor com energias diferentes, criando bandas características intrínsecas ao espectro das

moléculas daquele objeto. Ao avaliar a etapa de medição desse fenômeno, se utilizarmos somente um sensor de uma câmera digital convencional, teremos uma imagem digital tradicional. Mas, se adicionarmos um elemento óptico capaz de separar a luz medida em componentes espectrais (posicionado entre o objeto e o sensor) é possível obter informações de interação da luz para uma faixa de comprimentos de onda (dependendo da sensibilidade do sensor utilizado). Ou seja, explorando da maneira correta os detalhes de interação entre a luz, o objeto e o sensor, é possível obter uma imagem hiperespectral.

As regiões da radiação eletromagnética mais comuns em equipamentos de obtenção de imagens hiperespectrais (HSI) são obtidas na região do visível (VIS), infravermelho próximo (NIR), infravermelho médio (MIR) e espectroscopia Raman. Além disso, a reflexão e a transmissão de luz são os modos mais comuns de se medir a luz em equipamentos de obtenção de imagens hiperespectrais (AMIGO, 2020).

Os sinais tridimensionais hiperespectrais podem ser medidos através de vários métodos, sendo comumente distinguidos de acordo com a maneira que ocorrerá a difração da luz incidente. Embora haja inúmeros tipos de HSI e, portanto, diferentes configurações e combinações de sensores, é possível sumarizar (de uma maneira bastante simplificada) os seguintes elementos estruturais fundamentais para a aquisição de imagens hiperespectrais: um sistema luminoso, lentes objetivas, um dispositivo de dispersão de comprimentos de onda, e uma câmera com um detector 2D, conforme apresentado na Figura 7 abaixo.

Figura 7 - Protótipo esquemático dos elementos estruturais que compõem um HSI (snapshot).



FONTE: Figura traduzida e retirada do artigo de HABEL, KUDENOV e WIMMER (2012).

Há ainda, diferentes modos de operação referentes ao processo de aquisição da imagem hiperespectral como: varredura pontual, varredura em linha, varredura em área e o método instantâneo (*Snapshot Spectral Imaging* ou *Single Shot Imagers*). Como neste estudo utilizou-se o método *snapshot* para obtenção de imagens hiperespectrais, apresentaremos na subseção seguinte apenas os detalhes desta metodologia específica (DE JUAN e TAULER, 2015) (QIN, 2010).

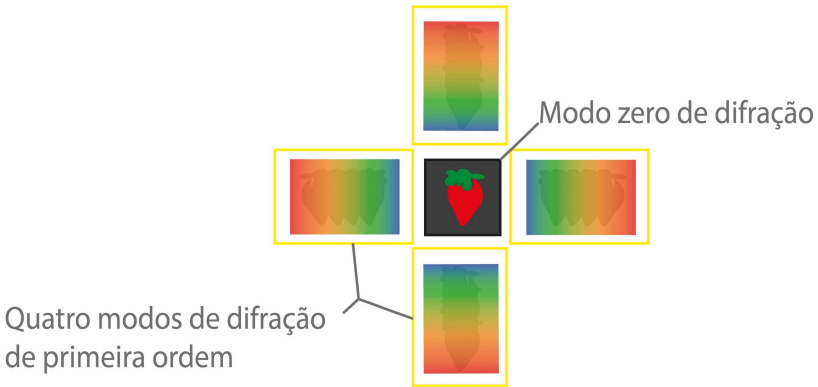
2.2.2.1 Imagens hiperespectrais instantâneas – *Metodologia Snapshot*

O método de obtenção de imagens do tipo *snapshot* é considerado uma aplicação de Espectrômetro de Imagem de Tomografia Computadorizada (CTIS) (HABEL, KUDENOV e WIMMER, 2012).

No CTIS, utiliza-se uma grade de difração para decompor a luz incidente. Em seguida, obtém-se, em apenas uma imagem, toda a informação espectral necessária para reconstruir o hipercubo de dados e por isso a denominação “instantânea” (HABEL, KUDENOV e WIMMER, 2012).

O *snapshot* obtido pela CTIS é composto em dois conjuntos de imagens: uma imagem central em que não há difração (modo ordem zero) e quatro projeções correspondentes a primeira difração que ocorre na luz (difrações de primeira ordem), conforme ilustrado na Figura 8 a seguir.

Figura 8 - Ilustração dos modos de difração identificados na imagem obtida pela HSI *snapshot*.



FONTE: A autora (2022)

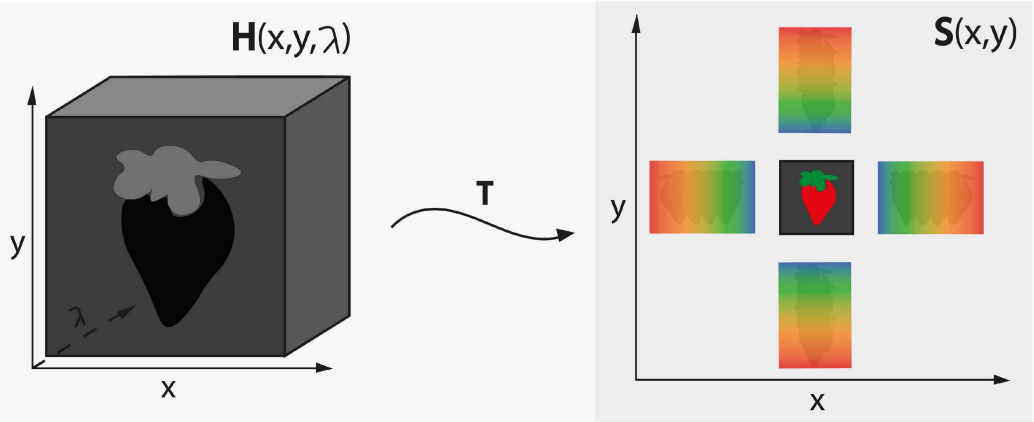
Para obter-se o hipercubo de dados é necessário reconstruí-lo a partir do *snapshot* obtido pelo CTIS. Para facilitar a visualização desta etapa de reconstrução,

nos dois parágrafos seguintes será esboçada uma intuição física para nortear o entendimento matemático deste procedimento.

Na Figura 9, à direita onde está ilustrado um *snapshot*, é possível verificar que na difração de modo zero há informações de intensidade luminosa de uma imagem digital convencional. Entretanto, nas difrações de primeira ordem, há informações de intensidade luminosa relacionadas à comprimentos de onda específicos.

Para a reconstrução do hipercubo, conforme representado à esquerda na Figura 9, é necessário realizar uma transformação no *snapshot*. Para tanto, deve-se mapear todas as localizações e as intensidades de cada unidade formadora de imagem do plano 2D para a reconstrução de uma estrutura 3D (o hipercubo!) (AMIGO, 2020) (HABEL, KUDENOV e WIMMER, 2012) (DE JUAN e TAULER, 2015) (QIN, 2010).

Figura 9 - Representação esquemática da operação de reconstrução do hipercubo a partir das projeções obtidas no snapshot.



FONTE: Adaptado de (HABEL, KUDENOV e WIMMER, 2012) e (CUI, PARK, *et al.*, 2020).

Algebricamente, uma das maneiras de reconstruir o hipercubo é realizando a seguinte operação matricial (Equação 1).

$$\mathbf{S} = \mathbf{TH} \qquad \text{Equação 1}$$

Em que: $\mathbf{S}$ é uma matriz que contém as intensidades discretas obtidas pelo sensor na imagem 2D. Além disso, cada intensidade é mapeada por uma função das posições x e y do *snapshot*, e que pode ser visualizada da seguinte maneira (Equação 2):

$$\mathbf{S}\,(x,y) = \begin{pmatrix} I(x_1,y_1) & I(x_1,y_2) & \cdots & I(x_1,y_N) \\ I(x_2,y_1) & I(x_2,y_2) & \cdots & I(x_2,y_N) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ I(x_M,y_1) & I(x_M,y_2) & \ldots & I(x_M,y_N) \end{pmatrix} \qquad \text{Equação 2}$$

$\mathbf{H}$ é uma matriz que contém as intensidades discretas reorganizadas em uma estrutura 3D. Nessa matriz, cada uma das intensidades é mapeada por uma função dependente de x, y e λ (variando de i até o comprimento de onda máximo detectado pelo sensor) no hipercubo e pode ser representada da seguinte maneira (Equação 3):

$$\mathbf{H}\,(x,y,\lambda_i) = \begin{pmatrix} I(x_1,y_1,\lambda_i) & I(x_1,y_2,\lambda_i) & \cdots & I(x_1,y_N,\lambda_i) \\ I(x_2,y_1,\lambda_i) & I(x_2,y_2,\lambda_i) & \cdots & I(x_2,y_N,\lambda_i) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ I(x_M,y_1,\lambda_i) & I(x_M,y_2,\lambda_i) & \ldots & I(x_M,y_N,\lambda_i) \end{pmatrix} \qquad \text{Equação 3}$$

Por fim, $\mathbf{T}$ é um operador que irá mapear a matriz $\mathbf{H}$ (hipercubo) nas projeções paralelas descritas por $\mathbf{S}$ (*snapshot*).

Como o objetivo principal é a obtenção do hipercubo de dado, é necessário inverter $\mathbf{T}$ conforme apresentado pela Equação 4 a seguir.

$$\mathbf{H} = \mathbf{T}^{\,1}\mathbf{S} \qquad \text{Equação 4}$$

Finalmente, para a determinação de $\mathbf{T}^{\,1}$, Equação 4, é necessário realizar a calibração da HSI. Assim, serão obtidas as informações sobre cada umas das cinco projeções e consequentemente, tornar-se-á possível reconstruir o hipercubo (CUI, PARK, *et al.*, 2020).

A calibração é composta majoritariamente por duas partes: espacial e espectral. Na calibração espacial, almeja-se determinar os coeficientes de projeção no cubo de dados através do mapeamento preciso dos comprimentos de onda na imagem projetada. Na calibração espectral obter-se-á as intensidades da resposta espectral de acordo com o sensor utilizado (CUI, PARK, *et al.*, 2020) (HABEL, KUDENOV e WIMMER, 2012) (SALAZAR-VAZQUEZ e MENDEZ-VAZQUEZ, 2020) (AMIGO, 2020).

Os sensores dos CTIS compõem a parte mais sofisticada e dispendiosa das HSIs que utilizam essa técnica. Estes são capazes de adquirir hipercubos sob

períodos de exposição estreitos, na escala de milissegundos (HABEL, KUDENOV e WIMMER, 2012). Entretanto, se o tempo de exposição na escala de segundos não for um empecilho, é possível utilizar sensores convencionais de câmeras digitais mantendo as principais vantagens da CTIS sob um baixo custo e design compacto (SALAZAR-VAZQUEZ e MENDEZ-VAZQUEZ, 2020) (HABEL, KUDENOV e WIMMER, 2012).

2.2.3 Condições importantes para aquisição de imagens espectrais

A decisão sobre quais fontes de luz serão utilizadas e o *design* da iluminação são críticos para a performance e confiabilidade do sistema de aquisição de imagens espectrais (QIN, 2010) (DE JUAN e TAULER, 2015).

Por exemplo, as lâmpadas halógenas são vastamente utilizadas pois possuem bandas largas bem definidas nas regiões espectrais do visível e no NIR. Entretanto, algumas das desvantagens da sua utilização são: aquecimento, sensibilidade à vibração e mudança de pico espectral devido à temperatura (QIN, 2010).

Já as lâmpadas fluorescentes possuem picos espectrais nas regiões do azul, verde e vermelho, e por esta característica, são bastante importantes para a etapa de calibração (ver Seção 5.4) (SALAZAR-VAZQUEZ e MENDEZ-VAZQUEZ, 2020).

Outro tipo de fonte de luz utilizadas são os *LED*s (diodo emissor de luz) que opções de iluminação baratas e acessíveis. Além disso, podem gerar luz de banda estreita na região do visível em diferentes comprimentos de onda, dependendo do material utilizado na construção do *LED* (QIN, 2010).

Além da iluminação, o design óptico da HSI é fundamental para obtenção de respostas de medição acuradas (AMIGO, 2020) (QIN, 2010) (HABEL, KUDENOV e WIMMER, 2012) (SALAZAR-VAZQUEZ e MENDEZ-VAZQUEZ, 2020).

Didaticamente é possível considerar que o arranjo da HSI do tipo CTIS é formado por duas câmeras. A primeira irá tirar uma foto da cena, mas ao invés da imagem atingir o sensor, a imagem será formada em uma abertura quadrada. A luz divergente passará através da abertura, será colimada ao passar pela lente de colimação e em seguida difratar-se-á por um dispersor óptico. Tanto a luz difratada quanto a luz não difratada serão re-imageadas para o sensor da segunda câmera (vide Figura 7) (HABEL, KUDENOV e WIMMER, 2012) (AMIGO, 2020).

Para dispositivos HSI do tipo CTIS é necessário também realizar etapas de calibração do equipamento (HABEL, KUDENOV e WIMMER, 2012) (SALAZAR-VAZQUEZ e MENDEZ-VAZQUEZ, 2020) (QIN, 2010). A calibração espacial irá permitir o mapeamento preciso da imagem projetada, identificando a posição do *pixel* da imagem de modo zero e as respectivas posições nos comprimentos de onda do espectro nas imagens de primeira ordem. A calibração espectral irá calcular a intensidade de resposta do sistema óptico, e a resolução espectral do sinal de acordo com os *pixels* do sensor (HABEL, KUDENOV e WIMMER, 2012).

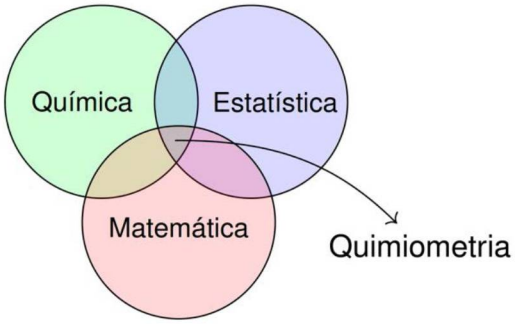
O arranjo e as etapas de calibração serão vastamente explorados em detalhes no capítulo 5 Protótipo II: *Low-cost snapshot* HSI para aquisição de imagens hiperespectrais.

2.3 QUIMIOMETRIA

Como reflexo do interfaceamento aprimorado entre equipamentos de medição e processamento computacional, houve um refinamento natural nos instrumentos de medição. Dessa maneira, hoje é possível obter respostas de medições com grandes precisões para números elevados de variáveis.

Essas caracterizações robustas sobre objetos de estudo são de interesse da maioria dos pesquisadores, pois, quanto mais informação for possível mapear sobre um dado objeto, mais respostas (e perguntas!) poderão ser inferidas. Sobre esse cenário originou-se a Quimiometria, uma área interdisciplinar de estudo que utiliza ferramentas matemáticas e estatísticas para extrair informações químicas de um conjunto complexo de dados (Figura 10) (FERREIRA, 2015).

Figura 10 - Diagrama esquemático que ilustra a interdisciplinaridade das áreas de Química, Estatística e Matemática; na interseção é representada a Quimiometria.



FONTE: Adaptado de (FERREIRA, 2015).

Os métodos qualitativos de reconhecimento de padrão são ferramentas valiosas e muito utilizadas na área da quimiometria como metodologias de extração de informação estruturada de um conjunto complexo de dados experimentais.

Existem duas principais estratégias de análise: (1) a metodologia não-supervisionada que permite realizar uma análise exploratória dos dados, e a (2) supervisionada que permite, através da construção de um modelo, realizar classificações para amostras externas de classes desconhecidas (OLIVERI et al., 2021).

Nesta seção será destacada a Análise por Componentes Principais (PCA), uma metodologia simples e muito importante para a realização de estudos exploratórios (OLIVERI, MALEGORI, *et al.*, 2021).

2.3.1 Análise de Componentes Principais (PCA)

Ao realizar um estudo exploratório, faz-se a aferição geral dos dados sem um objetivo bem definido em termos quantitativos ou classificatórios. Através de métodos de reconhecimento de padrões, é possível identificar tendências e realizar agrupamentos de conjuntos de amostras, auxiliando o processo de interpretação dos resultados.

O método matemático de análise exploratória mais utilizado para dados multivariados é a Análise de Componentes Principais (PCA). Nesta metodologia, projetam-se os dados em um espaço de dimensão reduzida, sem alterar as relações entre as amostras, facilitando a visualização de parâmetros de relevância.

Desenvolvido por Karl Pearson em 1901 e formalizado por Hotteling em 1933, a Análise de Componentes Principais é uma metodologia de análise não-supervisionada amplamente utilizada, principalmente devido a sua simplicidade matemática e extensa aplicabilidade.

Geometricamente, esta técnica realiza uma projeção dos dados em um espaço de dimensão reduzida. A PCA pode ser descrita matematicamente como a decomposição da matriz de dados, $\mathbf{X}_{i\times j}$, em três matrizes, $\mathbf{T}$ (escores ou *scores*), $\mathbf{L}$ (pesos ou *loadings*) e $\mathbf{E}$ (matriz de resíduos). Em termos matriciais, tem-se a seguinte base estrutural (Equação 5):

$$\mathbf{X} = \mathbf{T}\boldsymbol{L}^{\mathrm{T}} + \mathbf{E} \qquad \text{Equação 5}$$

Na matriz $\mathbf{T}$, estão contidas as coordenadas das projeções das amostras no novo espaço de dimensão reduzido, descrito pelas componentes principais. Na matriz $\mathbf{L}$, estão contidos os cossenos dos ângulos entre as variáveis originais e cada componente principal. Na matriz de resíduos, $\mathbf{E}$, está contida toda a informação que não foi descrita pela decomposição.

Uma das principais metodologias de cálculo das matrizes de escores e *loadings*, é feita através da Decomposição por Valores Singulares (SVD). Neste método algébrico, decompõe-se a matriz $\mathbf{X}$ em três matrizes $\mathbf{U}$, $\mathbf{S}$ e $\mathbf{V}$, conforme apresentado na Equação 6 seguinte.

$$\mathbf{X} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^{\mathrm{T}} \qquad \text{Equação 6}$$

Na metodologia SVD, as matrizes $\mathbf{U}$ e $\mathbf{V}$ são quadradas e ortonormais enquanto a matriz $\mathbf{S}$ é retangular diagonal. Os elementos da diagonal são não negativos e denominados de valores singulares. Estes últimos são ordenados de maneira decrescente e são a raízes quadradas dos autovalores de $\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{X}$, também definida como Matriz de Correlação (ou de Matriz de Variância).

Comparando as equações Equação 5 e Equação 6, é possível visualizar que a matriz $\mathbf{T}$ equivale ao produto entre $\mathbf{US}$ e a matriz $\mathbf{L}$ equivale a matriz $\mathbf{V}$. É interessante salientar também que nas colunas da matriz $\mathbf{V}$ estão contidos os autovetores de $\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{X}$, que irão descrever a importância das variáveis para cada uma das componentes principais.

Além disso, para obter a matriz de resíduos $\mathbf{E}$ pelo método de SVD é necessário reconstruir a matriz $\mathbf{X}$ $(\boldsymbol{X_{rec}})$ com o número escolhido de componentes principais, a partir de $\mathbf{T}$ e $\mathbf{L}$, e subtrair essa matriz reconstruída da matriz $\mathbf{X}$ original.

O principal intuito da PCA é auxiliar na compreensão da estrutura dos dados. Por exemplo, a análise do padrão de organização dos agrupamentos revela tendências relacionadas à variação dos fatores que caracterizam as amostras. E de fato, uma das maiores vantagens da PCA é a possibilidade de analisar as relações puras entre as componentes principais e as variáveis originais (FERREIRA, 2015) (BRO e SMILDE, 2014) (OLIVERI, MALEGORI, *et al.*, 2021).

Outro detalhe sobre esta metodologia é que a PCA busca o máximo de variância dentro do espaço multivariado definido pelas variáveis descritoras. Mas, é importante ressaltar que essa condição é satisfeita sob a suposição de que a variabilidade é sinônimo de informação altamente estruturada. Dessa maneira, a avaliação conjunta dos gráficos de *loadings* e escores é fundamental para a compreensão dos fatores envolvidos nos possíveis agrupamentos visualizados.

Embora as metodologias exploratórias de análise permitam a visualização de agrupamentos, estas não são apropriadas para realizar estudos classificatórios. Análises não-supervisionadas são comumente utilizadas como ferramentas preliminares de análise, permitindo avaliar se há indicativos de similaridade entre o conjunto de amostras estudado. Para a construção de modelos preditivos e classificatórios, devem ser construídos modelos supervisionados de classificação ou regressão (OLIVERI, MALEGORI, *et al.*, 2021).

2.4 VINHOS E UVAS

O vinho é uma das primeiras bebidas fermentadas elaboradas pelo ser humano. Há evidências arqueológicas de sua produção e do cultivo de viníferas datadas de 5800-6000 a.C. na região sul do Cáucaso (MCGOVERN, JALABADZE, *et al.*, 2017).

Após o melhor entendimento dos processos fermentativos e a consolidação do setor industrial no século XVIII, houve substancial popularização do seu consumo em nível mundial (ANDERSON, MELONI e SWINNEN, 2018) (GONZALEZ-DOMINGUEZ, SAYAGO e FERNANDEZ-RECAMALES, 2019) (JAMIR, KUMAR, *et al.*, 2019) (GERMAN e WALZEM, 2000) (NASH, RANADHEERA, *et al.*, 2018) (FRANKEL, 1997) (HASEEB, ALEXANDER e BARANCHUK, 2017).

O vinho é uma bebida bastante apreciada em todos os continentes. Em 2018, a produção mundial de vinho foi de 300 milhões de hectolitros (hl), com contribuição brasileira equivalente a 1% (ROCA, 2019). No Brasil, a produção de vinho está centralizada no estado do Rio Grande do Sul, onde produz-se cerca de 80% da quantidade total produzida no país (IBRAVIN, 2020).

Em razão dos atributos desta bebida depender, não somente do processamento, mas também das características das matérias-primas e insumos, o

que por sua vez depende de condições do solo e do clima (*terroir*[3]), existe uma grande variedade de produtos disponíveis comercialmente.

O cultivo de uvas, matéria-prima fundamental do vinho, é dependente de condições climáticas, do solo, da cultivar[4], das técnicas de cultivo e dos sistemas de processamento. As uvas do tipo viníferas são as mais cultivadas mundialmente, com estimativa de 57% da produção total mundial (OIV, 2019). No Brasil, cerca de 46,5% da produção de uva é do tipo vinífera, com destaque para a região sul, que lidera essa produção com 60% do total produzido no país, com safra de 2020 estimada em 855 kton (IBGE, 2020).

Tradicionalmente, as uvas viníferas são cultivadas em regiões de clima temperado, entretanto, devido ao avanço tecnológico, há atualmente vitiviniculturas situadas também em regiões áridas. A grande variedade climática e geográfica dos estados brasileiros são fatores que resultam em diferentes tipos de *terroir*, produzindo vinhos com traços específicos (EMBRAPA, 2003).

Apesar do vinho ser uma mistura complexa de compostos naturais e provenientes de transformações (químicas e bioquímicas) realizadas principalmente por microrganismo, sua composição varia diretamente com as características da uva e as condições de processamento. Além disso, esta bebida possui inúmeros compostos nitrogenados, carboidratos, tióis polifuncionais, voláteis, fenólicos e fenólicos não-flavonoides.

Os compostos fenólicos são constituintes químicos importantes do vinho, relacionados à coloração, sabor e capacidade antioxidante da bebida. A maioria dos constituintes fenólicos do vinho são oriundos principalmente da casca e da semente da uva, agregando características de adstringência e corpo à bebida (FILHO, 2010). Estes são classificados em dois grandes grupos: não-flavonoides e flavonoides (QUEIROZ, 2015).

Os polifenóis, oriundos das combinações de diferentes estruturas fenólicas, estão diretamente e indiretamente relacionados à qualidade do vinho. A concentração final polifenólica é resultado do balanço global entre a composição inicial (função da

[3] *Terroir* : caráter especial que um vinho adquire devido às condições locais e de cultivo das uvas. Disponível em: <https://dictionary.cambridge.org/us/dictionary/english/terroir>, acesso em 11/05/2020

[4] Cultivar: espécie de planta que foi melhorada pelo homem. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/L9456.htm, acesso em 11/05/2020.

eficiência de extração dos polifenóis presentes na uva) e da remoção final (processo de clarificação e estabilização que irão diminuir a concentração final dos polifenóis) (MORENO-ARRIBAS e POLO, 2009).

A quantidade total de polifenóis em vinhos tinto é estimada entre 2000 e 6000 mg L^{-1}, destacando-se os flavonóis (quercetina, miricetina, catequina, rutina e antocianinas como cianidina, malvidina), ácidos fenólicos (ácido gálico e cafeico) e o resveratrol (MARKOSKI, GARAVAGLIA, *et al.*, 2016).

2.4.1 Coloração dos Vinhos e Uvas

A coloração avermelhada é um atributo notório do vinho tinto e uma característica organoléptica que influencia diretamente na aceitação da bebida pelos consumidores. A partir desta característica visual é possível inferir aspectos sobre o processo de envelhecimento, condições de armazenamento e características da cultivar.

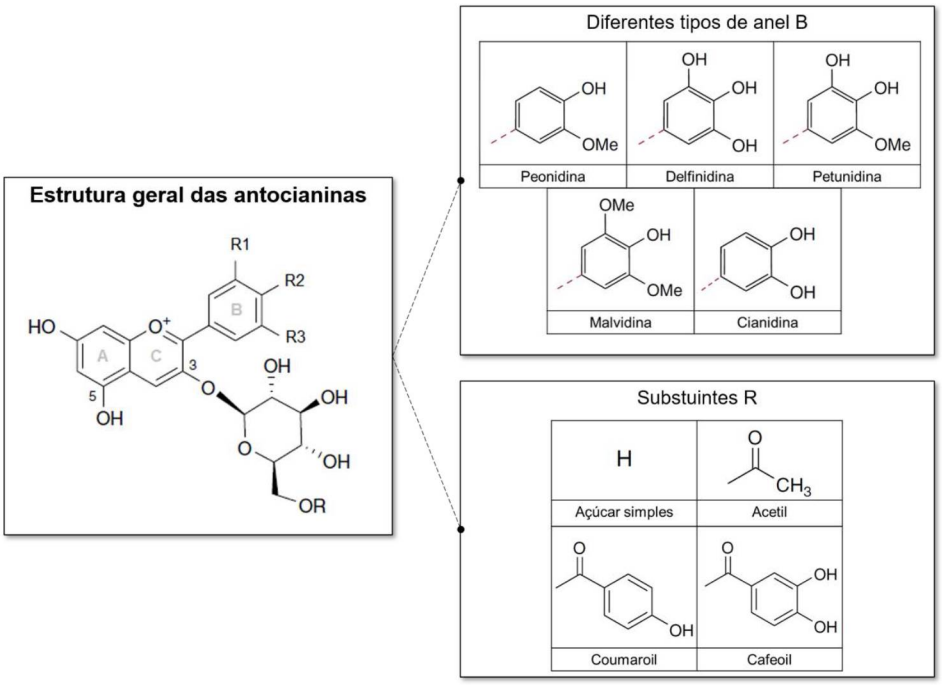
As antocianinas, pertencentes ao grupo de compostos fenólicos, são as principais estruturas químicas responsáveis pela coloração em vinhos tintos. Na forma livre, são comumente quantificadas na concentração de 500 mg L^{-1} em vinhos jovens encorpados.

As antocianidinas glicolisadas são denominadas de pigmentos monoméricos ou antocianinas livres. Estas são gradualmente incorporadas em pigmentos derivados e contribuem diretamente com a transição da cor vermelho-púrpura em vinhos tintos jovens, à coloração vermelho-alaranjada em vinhos envelhecidos (JACKSON, 2008), (HE, LIANG, *et al.*, 2012), (ESCRIBANO-BAILON, RIVAS-GONZALO e GARCIA-ESTEVEZ, 2019).

Nos vinhos, as antocianinas são oriundas exclusivamente das uvas e pertencem à família dos flavonoides. As antocianinas substituídas com uma molécula de açúcar simples são encontradas em maiores quantidades no vinho. Estas podem sofrer esterificação na posição 6 do anel de glicose e são substituídas por grupos acetil, coumaroil e em menores quantidades por substituintes cafeoil. A acilação proporciona maior solubilidade e estabilidade às antocianinas, entretanto, nem todas as variedades de uvas *V. vinifera* contém essas variações, como é o caso do *Pinot Noir* (WATERHOUSE, SACKS e JEFFREY, 2016), (ESCRIBANO-BAILON, RIVAS-GONZALO e GARCIA-ESTEVEZ, 2019), (HE, LIANG, *et al.*, 2012).

Em vinhos tintos de uvas da espécie *Vitis vinifera*, destacam-se cinco principais agliconas: a peonidina, delfinidina, petunidina, malvidina e cianidina. Estas antocianidinas, diferem entre si pelo número e posição de substituintes hidroxila e metoxila no anel B da molécula. Na Figura 11 estão ilustradas as principais variações relacionadas ao tipo de anel e o tipo de substituinte de antocianinas encontradas em uvas e vinhos. É possível verificar, pelo menos, vinte combinações distintas de antocianinas (WATERHOUSE, SACKS e JEFFREY, 2016) (RODRIGUEZ-AMAYA, 2019).

Figura 11 - Ilustração das principais antocianinas presentes nas uvas e vinhos. Detalhe no quadro à esquerda para a estrutura geral de uma antocianina; no quadro superior estão apresentadas as estruturas químicas das principais agliconas em antocianinas de uvas.



FONTE: A autora (2022)

O padrão de hidroxilação das antocianinas no anel B pode afetar diretamente a tonalidade e a estabilidade da cor devido ao efeito do comprimento do caminho dos elétrons deslocalizados na molécula. As antocianinas com mais grupos hidroxila no anel B podem contribuir com tonalidades azuis enquanto o grau de metilação do anel B pode aumentar a tonalidade vermelha, sendo a malvidina-3-glicosídeo e os seus derivados as antocianinas com maiores tonalidades vermelhas (WATERHOUSE, SACKS e JEFFREY, 2016) (ESCRIBANO-BAILON, RIVAS-GONZALO e GARCIA-ESTEVEZ, 2019) (HE, LIANG, *et al.*, 2012).

As antocianinas degradam-se facilmente por variações na temperatura, pH, luz, oxigênio e reatividade com outras espécies além de possuir um perfil de concentração altamente dependente da variedade da espécie, técnicas e condições de cultivo (clima, solo, características geográficas da região) e especificidades do processamento. Dessa maneira, a maioria das antocianinas livres irão se combinar ou se condensar com outros compostos fenólicos para formar complexos e pigmentos mais estáveis.

A auto-associação ou associação com co-fatores (denominada copigmentação) resultam na formação de copigmentos. Estes, podem aumentar significativamente a densidade de cor e podem alterar também a matiz de cor, aumentando a tonalidade roxa em vinhos jovens. A copigmentação é um fenômeno que afeta fortemente a modificação da coloração em vinhos jovens, promovendo um aumento do comprimento de onda máximo de absorção em até 5-20 nm (efeito batocrômico). A proporção e os diferentes tipos de cofatores são distintos de acordo com a variedade da uva, colheita e tipo de processamento podendo causar diferentes colorações entre vinhos distintos (HE, LIANG, *et al.*, 2012) (BARANAC, PETRANOVIC e DIMITRIC-MARKOVIC, 1996) (TROUILLAS, SANCHO-GARCIA, *et al.*, 2016). (VAZQUEZ, SEGADE e FERNANDEZ, 2010).

Em vinhos tintos jovens, onde ainda é possível detectar antocianinas monoméricas, essas ocorrem predominantemente em um equilíbrio dinâmico em cinco principais formas: composto de flaveno com adição de bissulfito (incolor), base quinoidal (azul-violeta), cátium flavilium (laranja-roxo), pseudobase hemiacetal ou carbinol (incolor) e calcona (amarelo pálido). Os principais fatores que afetam a distribuição dessas formas e a coloração de vinhos jovens são o valor de pH, a temperatura e a quantidade de dióxido de enxofre livre, sendo este o último o contribuinte mais importante e que a afeta a coloração da bebida (JACKSON, 2008) (FREITAS, 2019) (HE, LIANG, *et al.*, 2012) (ESCRIBANO-BAILON, RIVAS-GONZALO e GARCIA-ESTEVEZ, 2019).

Na Figura 12 e

Figura 13 a seguir, é possível avaliar visualmente o perfil de concentração de nove antocianinas quantificadas em vinhos tintos do tipo Merlot e Cabernet Sauvignon oriundos da região Sul do Brasil e do Chile. Avaliando os limites de concentração entre

os vinhos distintos, identifica-se maior variabilidade da quantidade de antocianina nos vinhos brasileiros, característica essa mensurada a partir da distância entre o limite inferior e superior das concentrações. Verifica-se também que a antocianina encontrada em maiores quantidades em ambos os vinhos é a Malvidina-3-Glicosídeo, com limites superiores máximo de 141 mg L^{-1}. Como o perfil de antocianinas é bastante variável entre as cultivares, há inúmeros estudos de distinção e autenticação das uvas utilizadas na produção de vinhos tintos jovens jovens a partir da concentração destes compostos (ANDRADE, NASCIMENTO, *et al.*, 2013) (COSTA, CASTRO e BARBOSA, 2016) (NEVES, CORDOVES e BARREIRO, 2010) (ARCENA, KEBEDE, *et al.*, 2020) (GRIJALVA-VERDUGO, HERNANDEZ-MARTINEZ, *et al.*, 2018), (BINDON, VARELA, *et al.*, 2013) (GONZALEZ-NEVES, CHARAMELO, *et al.*, 2004) (BOIDO, ALCALDE-EON, *et al.*, 2006) e de alterações da cor (FREITAS, 2019) (RIVERO, GONZALEZ-MIRET, *et al.*, 2019) (TROUILLAS, SANCHO-GARCIA, *et al.*, 2016). (GAUCHE, MALAGOLI e BORDIGNONG, 2010).

Figura 12 - Intervalos de concentração, em mg L ^{1}, para nove antocianinas quantificadas em amostras de vinho do tipo Merlot. Foram utilizadas cinco amostras de vinhos produzidos no Rio Grande do Sul (oriundos das regiões da Serra Gaúcha e Campanha) e seis amostra de vinhos produzidos do Chile (provenientes das regiões de Central Valley, Valle del Colchagua e Vale do Maipo). Os dados apresentados nesse gráfico foram obtidos no estudo de Andrade et al. (2013)

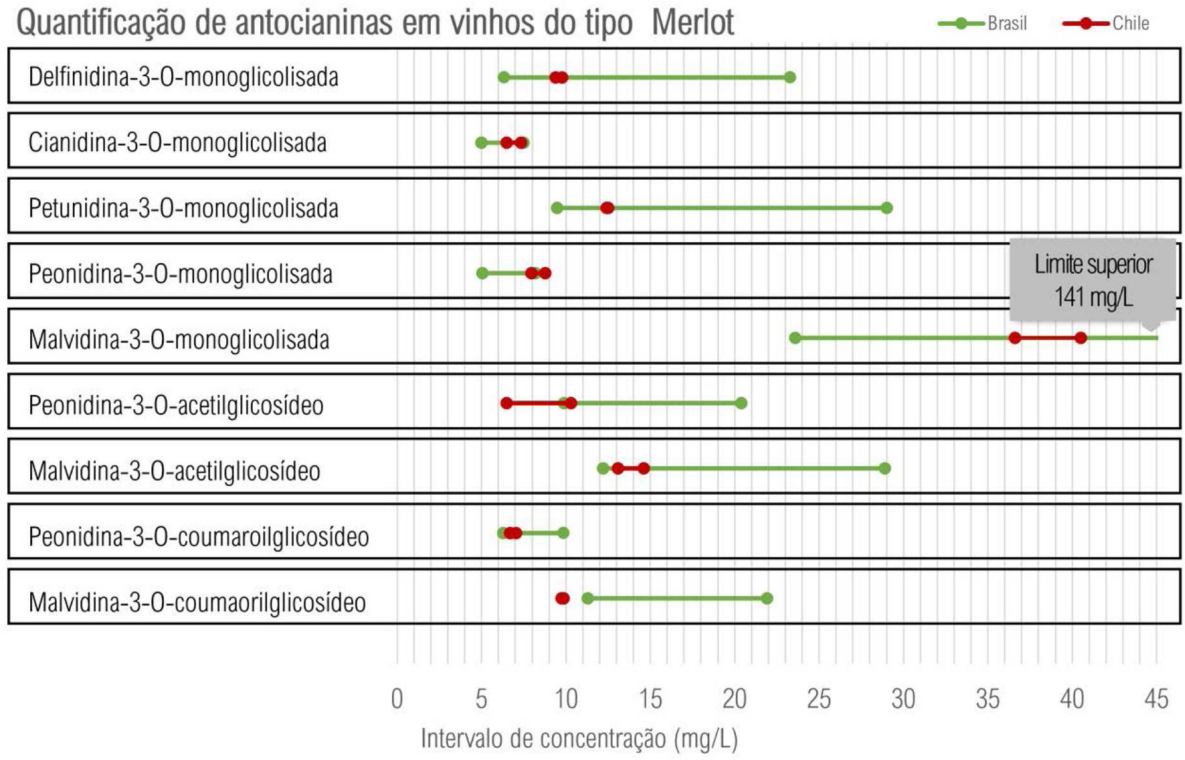
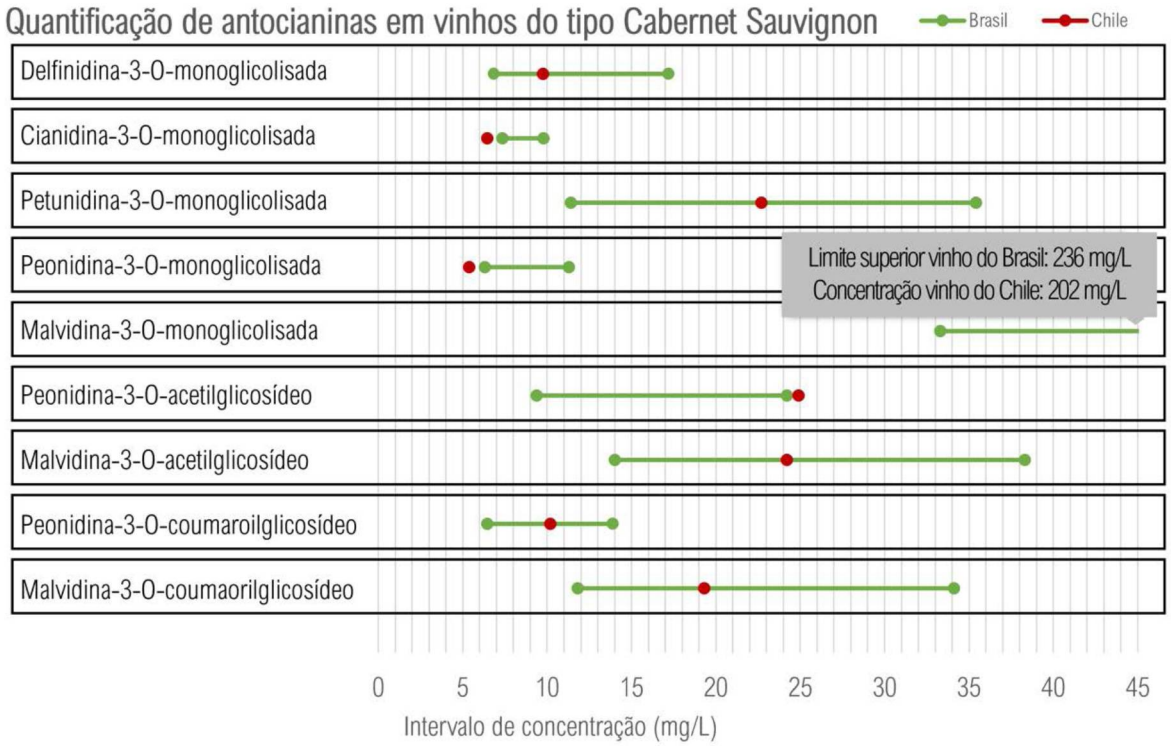


Figura 13 - Intervalo de concentração, em mg L ^{1}, para nove antocianinas quantificadas em amostras de vinho do tipo Cabernet Sauvignon. Foram utilizadas seis amostras de vinhos produzidas no Rio Grande do Sul (oriundas das regiões da Serra Gaúcha, Bento Gonçalves e Campanha) e uma amostra de vinho produzida no Chile, proveniente da região do Valle del Colchagua. Os dados apresentados nesse gráfico foram obtidos do estudo de Andrade et al. (2013)



Com relação às metodologias analíticas envolvidas na determinação da coloração e de compostos fenólicos em vinhos, destaca-se o uso da espectrofotometria na região do ultravioleta-visível (UV/Vis). Para análises quantitativas de compostos polifenólicos utiliza-se comumente cromatografia líquida em fase reversa (RP-LC) com detectores de ultravioleta (UV) ou fluorescência (GOLDBERG, KARUMANCHIRI, *et al.*, 1998) (GOLDBERG, TSANG, *et al.*, 1996) (VILLIERS, ALBERTS, *et al.*, 2012). Já a espectrometria NIR (infravermelho próximo) e MIR (infravermelho médio) tem sido aplicada à análise de antocianinas monoméricas em vinhos sem a destruição das amostras, facilitando a determinação de adulterações e previsão da evolução da cor durante o processamento do vinho (EGIDIO, SINELLI, *et al.*, 2010) (COZZOLINO, 2015).

3 OBJETIVOS

Tendo em vista as limitações das metodologias de obtenção de imagens descritas anteriormente, este estudo propõe a construção de dois protótipos capazes de explorar nuances dos processos de aquisição de imagens digitais e hiperespectrais. Para tanto, estabeleceu-se a seguinte premissa: utilizar somente acessórios de baixo custo para a construção de cada instrumento de medição analítica.

Para validação dos protótipos construídos, realizou-se a comparação dos resultados obtidos nos protótipos com metodologias analíticas bem estabelecidas (Espectrofotômetro UV-VIS e comparação com dados da literatura). Nesse estudo comparativo, foram utilizados vinhos e uvas como objetos de estudo, pois ambos apresentam características coloridas desejáveis para análise. Para a interpretação dos resultados das análises, foram utilizadas ferramentas quimiométricas.

Para o cumprimento desse objetivo principal, foram estabelecidos os seguintes objetivos específicos[5]:

- Protótipo I
    a) Construção de um sistema eletrônico e um *design* estrutural otimizado para a obtenção de imagens digitais;
    b) Desenvolvimento de uma rotina computacional que irá realizar:
        - o controle eletrônico do sistema de aquisição de imagens digitais (acionamento da câmera, medição da luminosidade e temperatura);
        - testes iniciais de estabilização das condições da aquisição das imagens (verificação da luminosidade e parâmetros da câmera); e
        - automatizar o recorte da porção da imagem de interesse baseado em um algoritmo que busca de maneira exaustiva o *threshold* que irá minimizar a variância intra-classe dos *pixels* da figura.

[5] Para facilitar a compreensão do trabalho, os dois protótipos construídos serão distinguidos da seguinte maneira: Protótipo I (Dispositivo para Aquisição de Imagens Digitais) e Protótipo II (Dispositivo para Aquisição de Imagens Hiperespectrais)

c) Avaliar a performance do dispositivo através da comparação dos dados obtidos utilizando o Protótipo I e através de espectroscopia UV-VIS. Para tanto, serão utilizadas ferramentas quimiométricas de reconhecimento de padrão não-supervisionadas para avaliação dos resultados.

- Protótipo II
  a) Construção de um *design* instrumental de validação, utilizando acessórios de baixo custo, para a obtenção de imagens hiperespectrais;
  b) Construção de um modelo tridimensional otimizado, impresso em PLA (Ácido Polilático) para aumentar a resolução das imagens hiperespectrais e estabilidade durante a medição;
  c) Realizar a calibração espacial e espectral do instrumento;
  d) Validar o instrumento, através da comparação de resultados obtidos com valores relatados na literatura; e
  e) Avaliar a performance do dispositivo construído através de análises exploratórias não supervisionadas dos *snapshots* de diferentes cultivares de uvas.

4 PROTÓTIPO I: INSTRUMENTO DE BAIXO CUSTO PARA AQUISIÇÃO DE IMAGENS DIGITAIS

4.1 INTRODUÇÃO

Conforme posto na subseção 2.1.3, atualmente há alguns desafios e limitações verificados no processo de aquisição e avaliação de imagens digitais. Dessa maneira, foi construído um instrumento otimizado para aquisição de imagens digitais (Protótipo I), de tal forma que fosse possível estudar tais dificuldades relatadas na literatura.

Durante o processo inicial de construção de um instrumento é possível explorar detalhes de construção do arranjo físico experimental. Além disso, é também uma ótima oportunidade para incorporar mecanismos de controle de condições ambientais que influenciam diretamente na qualidade final da imagem digital.

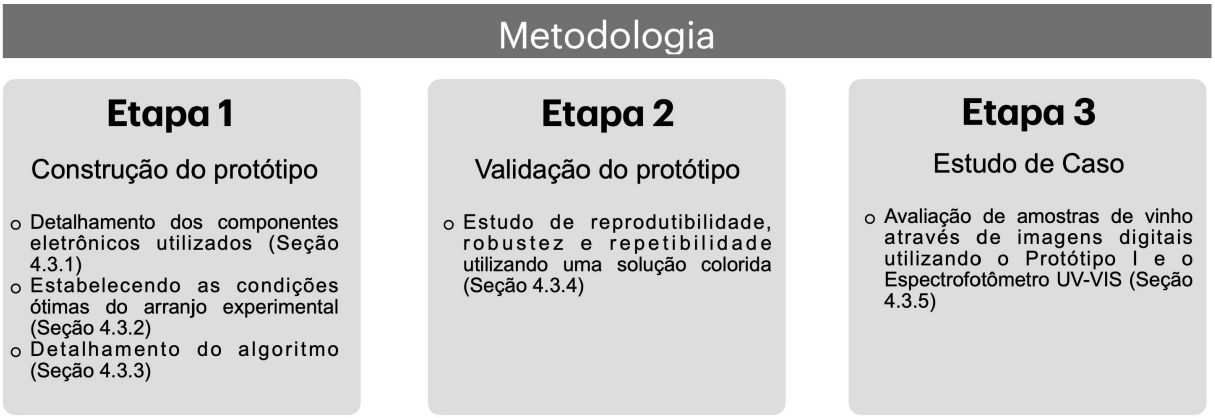
Nesta proposta, são explorados detalhes instrumentais da metodologia desde o arranjo experimental até o processo de obtenção do dado otimizado para a análise. Trata-se de uma proposta de construção instrumental de baixo custo controlada por um algoritmo computacional[6], ambos elaborados pela autora.

4.2 METODOLOGIA

A metodologia do Protótipo I foi dividida em três principais etapas: *Construção do Protótipo* (4.3.1, 4.3.2 e 4.3.3), *Validação do Protótipo* (4.3.4) e apresentação de um *Estudo de Caso* (4.3.5), conforme apresentado na Figura 14 a seguir.

[6] Repositório disponível para acesso através do GitHub (https://github.com/carollina-molinari/msc-prototype-1.git)

Figura 14 - Macro etapas que constituem a metodologia utilizada ao longo desse estudo. Os detalhes específicos serão apresentados na Seção 4.3 - “Resultados”



Primeiramente, foi construído um protótipo para a aquisição de imagens digitais, composto por uma estrutura física que aporta:

- um minicomputador (*Raspberry pi*);
- um circuito eletrônico que possui sensores eletrônicos de medição de luminosidade e temperatura;
- um sistema de iluminação utilizando uma fita LED;
- uma câmera digital;
- um filtro fosco capaz de homogeneizar a iluminação incidente; e
- um suporte para alocar a amostra líquida.

Em seguida, foram avaliadas as condições físicas ótimas para a aquisição de imagens sob condições padronizadas de análise, como: ajuste da iluminação e da dispersão da luz, adaptação de sensores para controle de luminosidade e temperatura, otimização do circuito eletrônico empregado ao microcomputador, definição de parâmetros fotográficos na câmera e otimização no posicionamento da amostra utilizando amostras de vinhos.

Em paralelo ao estudo de otimização do arranjo experimental, foi desenvolvido um algoritmo computacional e uma interface gráfica (GUI) em linguagem *Python*, que integra e automatiza o processo de medição e controle proposto. Nesta interface, o usuário realiza o acompanhamento em tempo real das condições de aquisição de cada imagem. Além disso, o algoritmo também realiza a extração automatizada e otimizada das informações da imagem digital através da decomposição em um colorgrama nos canais dos espaços RGB e HSV.

Após alcançar os resultados otimizados de medição e controle computacional, foi realizado um estudo de repetibilidade, robustez e reprodutibilidade com o protótipo proposto. Preparou-se uma solução colorida e foram capturadas imagens em triplicatas reais (com substituição de volume na cubeta), para três condições distintas: imagens sequenciais, em horários e dias distintos e variando a angulação da cubeta. As imagens desse estudo foram avaliadas por duas metodologias distintas de similaridade: distância euclidiana da intensidade predominante entre os colorgramas e a comparação dos cossenos entre os histogramas.

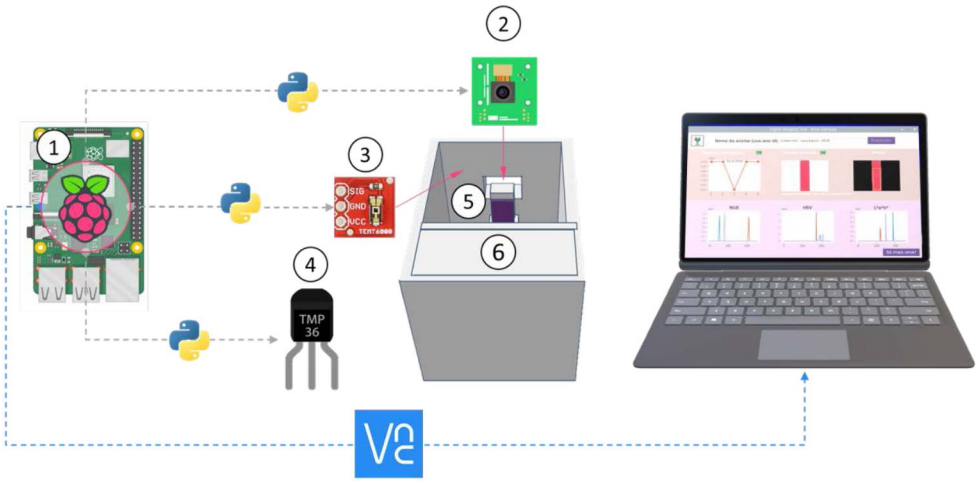
Por fim, para avaliação da performance do Protótipo I, foram medidas 17 amostras de vinhos de diferentes países do tipo *Cabernet Sauvignon* e em um espectrofotômetro de bancada UV-VIS (Varian Cary 50 Bio). Estas amostras foram diluídas na proporção 135μL de vinho e 365μL de água destilada e os espectros foram obtidos utilizando-se cubeta de quartzo com caminho óptico de 1 cm, em varredura média (600 nm min^{1}), resolução de 1 nm e faixa espectral de 200-800 nm. Os resultados das duas metodologias analíticas distintas foram comparados através da análise multivariada dos dados, empregando-se a Análise por Componentes Principais (PCA). Para a análise dos dados, foi utilizado o software MATLAB ®.

4.3 RESULTADOS

Para a aquisição de imagens digitais consistentes, foi construído um *design* estrutural que busca fundamentalmente reduzir a variabilidade luminosa e garantir condições estáveis e padronizadas para a aquisição das imagens obtidas, vide Figura 15.

Para tanto, foi utilizado um minicomputador, *Raspberry pi* 4 modelo B, que possui portas programáveis possibilitando a conexão e controle de sensores eletrônicos. Além disso, esse minicomputador também possui uma interface compatível com câmeras de alta resolução. Como fonte de iluminação, utilizou-se uma fita LED RGB operando no modo branco. E por fim, para posicionar as amostras de vinho foi utilizada uma cubeta de vidro com caminho óptico de 5mm. O valor estimado desse protótipo é de R$1000 (ou US$72, caso as peças fossem adquiridas nos EUA).

Figura 15 - Representação esquemática do protótipo do sistema de obtenção de imagens digitais. Nos detalhes: (1) *Raspberry pi, modelo 4, (*2) Câmera compatível com *Raspberry pi, (*3) Sensor de luminosidade,(4) Sensor de temperatura, (5) Cubeta de vidro de 5mm, (6) Câmara para aquisição das imagens, (7) Notebook.



ID	Componente	Tipo de material	Custo Apx
1	Raspberry pi 4 4GB	Eletrônico	R$700 (US$35)
2	Câmera Raspberry Pi 5MP com ajuste de foco (Sensor OV5647)	Eletrônico	R$200 (US$10)
3	Sensor de Luz Ambiente TEMT6000 Sparkfun	Eletrônico	R$50 (US$10)
4	Sensor de Temperatura TMP36	Eletrônico	R$10 (US$2)
5	Cubeta Espectrofotometro – Vidro - Passo 5mm - 1,7ml	Vidraria	R$50 (US$7)
6	Fita Led WS2812 5050	Eletrônico	R$40 (US$8)
		Custo total aproximado	R$1000 (US$72)

FONTE: A autora (2022)

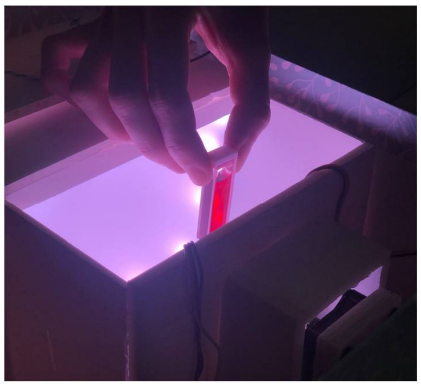
Para realizar o controle dos componentes eletrônicos e realizar o processamento dos dados, foi elaborado um algoritmo na linguagem de programação *Python*. Este algoritmo central atua como uma interface que controla, integra e automatiza o processo de aquisição e análise das imagens digitais.

Além disso, para facilitar a experiência do usuário, foi desenvolvida uma interface gráfica (GUI), conforme apresentado na Figura 16. Essa interface permite a visualização dos gráficos das medições em tempo real e a consulta dos colorgramas, sem necessidade de conhecimento em programação para utilizar. As principais telas podem ser consultadas no APÊNDICE A – Protótipo I: Interface gráfica. Além disso, todos os códigos elaborados para esse estudo podem ser consultados no seguinte diretório do GitHub: https://github.com/carollina-molinari/msc-prototype-1.git .

Figura 16 - Interface gráfica para usuário (GUI) desenvolvida em pyhton para controle do Protótipo I.

Para obter uma imagem digital utilizando o Protótipo I, é necessário primeiramente ligar a iluminação e inserir a cubeta preenchida com a amostra de vinho dentro do suporte, conforme ilustrado na Figura 17 abaixo.

Figura 17 - Inserindo a cubeta preenchida com vinho no Protótipo I para iniciar a aquisição das imagens digitais.



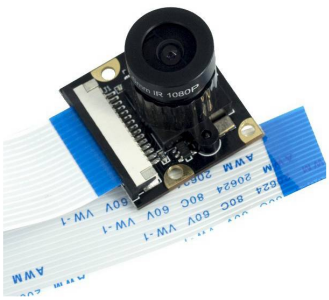
Em seguida, o usuário deverá fechar a parte superior do protótipo para garantir uma condição de iluminação controlada. Posteriormente, irá ligar o *Raspberry pi* e executar o *script* "*gui wines experiment.pyw*". Imediatamente, abrir-se-á a GUI (Figura 16), onde será solicitado ao usuário preencher o nome da análise no campo

branco superior. Para iniciar a análise, o usuário deverá pressionar o botão roxo "*Confirmar*". Abrirá uma janela *pop up* contendo dois gráficos plotados em tempo real: o superior conterá os dados de leitura do sensor de luminosidade (lux) e o inferior (°C), os dados de temperatura, ambos com relação ao eixo tempo (s). Caso a medição de luminosidade esteja dentro dos critérios de estabilidade do Protótipo I, ou seja, se a luminosidade média estiver acima de 550 lux, o algoritmo irá seguir para a análise de estabilidade da picâmera. Se todos os parâmetros da picâmera estiverem estáveis, será capturada uma imagem da amostra de vinho, e está será apresentada na tela principal da GUI. Posteriormente, o algoritmo irá automaticamente fazer o recorte da porção de vinho e realizar a decomposição da imagem em três histogramas distintos: escala de cinza, RGB e HSV. Para facilitar a análise posterior dos dados do colorgrama, os dados dos histogramas são salvos automaticamente em um arquivo .csv. Caso o usuário autorize, é possível conectar o algoritmo diretamente ao Dropbox® onde será criado automaticamente uma pasta nomeada com a data da medição e serão salvas todas as fotos (.png) e planilhas (.csv) da medição. Um vídeo demonstrativo de utilização do Protótipo I pode ser visualizado através do seguinte vídeo: https://youtu.be/4ziDHDpnlEI .

4.3.1 Detalhes dos componentes eletrônicos selecionados

Para a obtenção das imagens das amostras, foi utilizada uma câmera compatível com o *Raspberry pi* que possui resolução de 5MP (Figura 18). A câmera selecionada possui foco manual ajustável, garantindo a mesma nitidez em todas as imagens capturadas.

Figura 18 - Câmera compatível com *Raspberry pi* utilizado no protótipo.



FONTE: Figura disponível em https://bit.ly/3aEEJpO

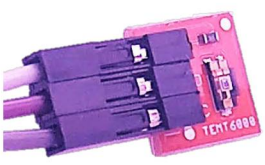
Após a conexão da câmera no circuito eletrônico do *Raspberry pi*, foi realizada a configuração dos parâmetros internos da câmera no algoritmo central de controle da câmera. Na Tabela 1 abaixo é possível consultar os valores numéricos otimizados e utilizados no corpo do código de controle elaborado. Esses parâmetros foram selecionados especificamente visando a melhor qualidade das imagens obtidas para amostras de vinhos em uma cubeta de 5 mm através um estudo empírico. O estudo baseou-se em avaliar de forma qualitativa a nitidez e resolução das imagens adquiridas ao variar os possíveis parâmetros de configuração da câmera.

Tabela 1 - Parâmetros otimizados utilizados para configuração da câmera do Protótipo I.

Parâmetro	**Valor numérico**
Exposure speed	9985
Shutter speed	9985
ISO	100
AWB gains	(Fraction(5, 4), Fraction(179, 256))
Digital gain	1
Analog gain	1
Compensation	0

Para medir a luminosidade incidente nas amostras durante a captura das imagens, foi construído um segundo circuito eletrônico também conectado ao *Raspberry pi*. Para a seleção do sensor de luminosidade ideal, foi realizado um estudo comparativo que pode ser consultado no APÊNDICE B – Protótipo I: Selecionando o sensor de luminosidade mais apropriado. Após a análise comparativa, optou-se pela utilização de um sensor de luminosidade do tipo fototransistor (Figura 19), e um conversor de sinal que receberá o sinal analógico pelo canal 0 (zero) e o converterá em um sinal digital.

Figura 19 - Sensor de luminosidade da marca SparkFun, modelo TEMT6000.



FONTE: A autora (2022)

O conversor analógico-digital é um componente eletrônico necessário para gerar uma representação digital das respostas analógicas alimentadas pelos sensores de temperatura e luminosidade. O conversor de sinal é conectado à interface SPI do *Raspberry pi,* formando uma rede de comunicação do microcontrolador com o os demais componentes eletrônicos.

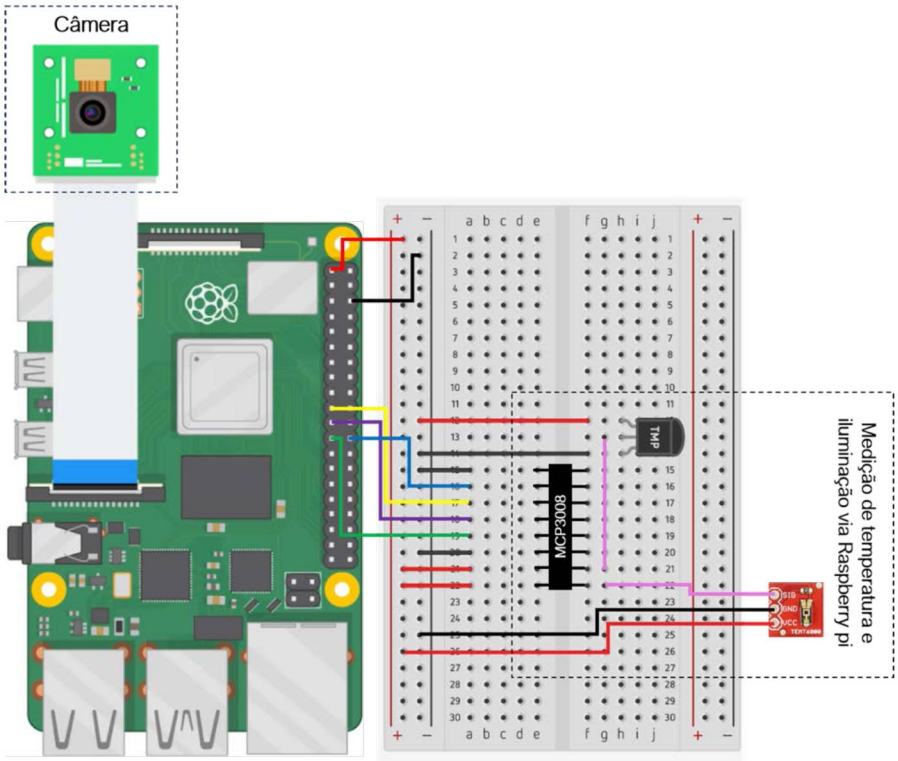
Para realizar a medição da temperatura ambiente, foi inserido ao circuito eletrônico um sensor de temperatura (TMP36), Figura 20. Este foi conectado à alimentação de 3,3V e ao canal 1 (um) do conversor de sinal, ambos conectados ao *Raspberry pi.*

Figura 20 - Sensor de temperatura, modelo TMP36 utilizado no protótipo.

FONTE: Figura disponível em https://bit.ly/3q3Prg7

A versão esquemática completa do circuito eletrônico construído pode ser consultada na Figura 21 a seguir.

Figura 21 - Representação esquemática das conexões eletrônicas do protótipo 1.



FONTE: A autora (2022)

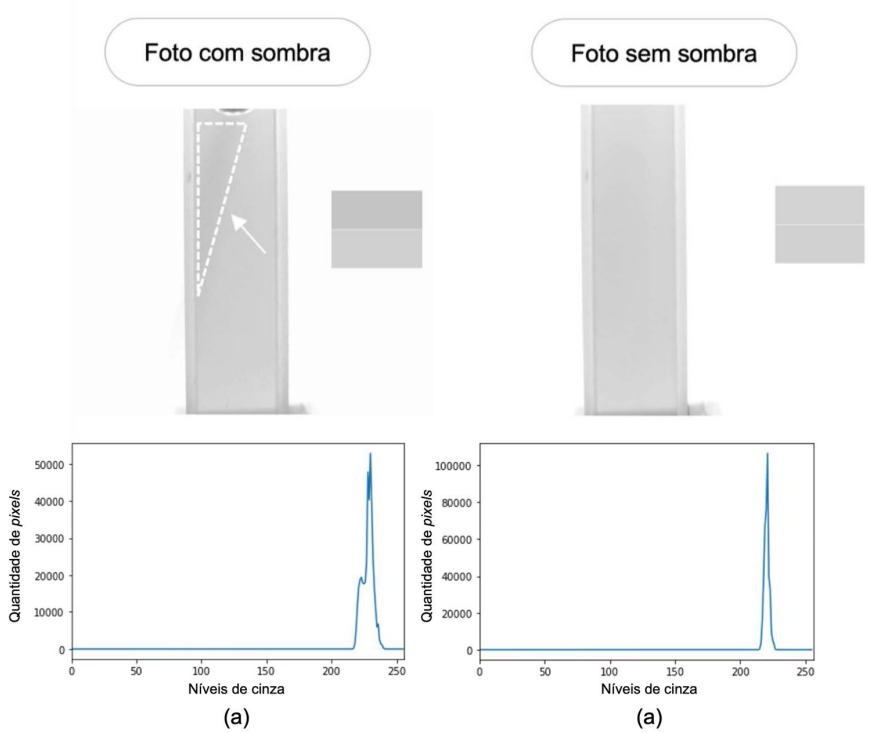
É importante salientar que todos os equipamentos eletrônicos podem ser facilmente adquiridos e possuem *datasheet (*ANEXO 1 – *Datasheet* dos componentes eletrônicos utilizados*)* que podem ser facilmente consultados virtualmente nos sites dos fabricantes.

4.3.2 Estabelecendo as condições ótimas de aquisição de imagens

4.3.2.1 Ajustando a iluminação e a dispersão da luz

Ao avaliar criteriosamente as imagens dos vinhos obtidas no Protótipo I, verificou-se que uma porção da imagem apresentava sombras indesejadas, conforme apontado na Figura 22.

Figura 22 - Otimização da condição de iluminação do Protótipo I. Na imagem da cubeta à esquerda (a), verifica-se que há uma sombra na porção superior esquerda; esta variação pode ser mais facilmente observada no destaque da comparação das cores lado. Optou-se por mostrar a diferença da condição da iluminação em escala de cinza apenas para facilitar a percepção visual.



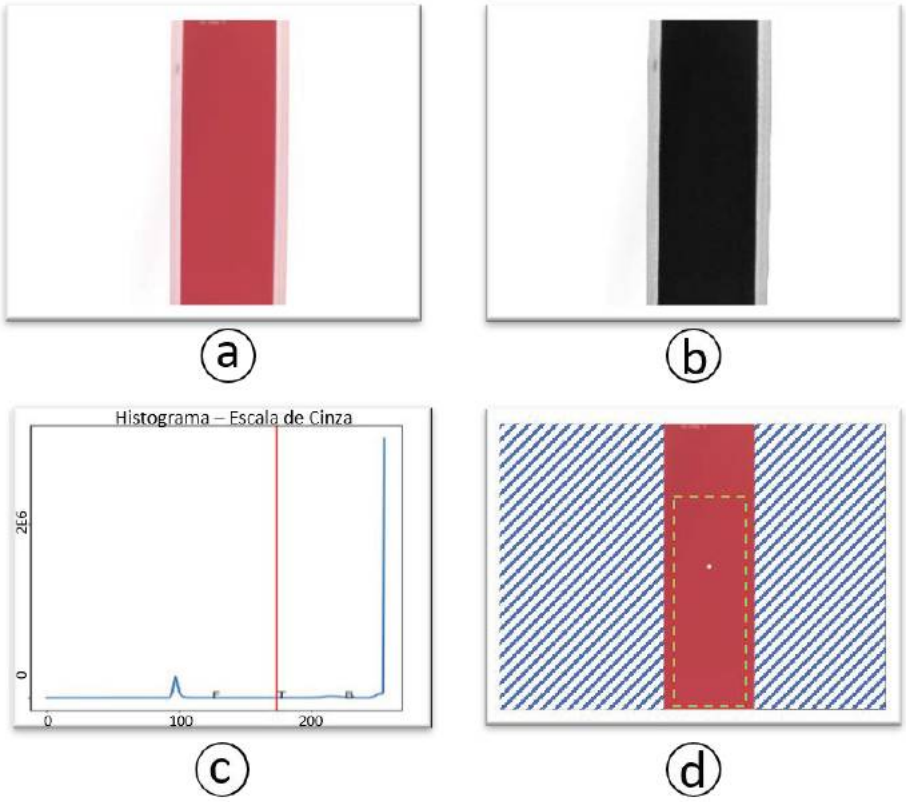
Quando há esse tipo de formação de sombra, verifica-se que as curvas do colorgrama apresentam maior desvio padrão, devido a contagem maior de *pixels* em diferentes tonalidades. Isso afetaria diretamente a reprodutibilidade, podendo ainda contribuir com a presença de artefatos nos colorgramas. Além disso, é possível identificar que na Figura 22 (b) a intensidade do colorgrama é superior, devido a maior frequência de *pixels* com a mesma coloração.

Para eliminar esse tipo de sombra indesejada, foi adicionada uma segunda camada de material plástico fosco entre a fonte de iluminação e a cubeta para distribuir mais uniformemente a luminosidade. Na Figura 22 (b) acima, é possível verificar que esse ajuste foi suficiente para alcançar uma imagem final com coloração uniforme.

4.3.2.2 Realizando o pré-tratamento automatizado das imagens digitais

Com o intuito de obter colorgramas representativos somente da porção de vinho, realizou-se o pré-tratamento automatizado das imagens obtidas, seguindo as seguintes etapas ilustradas na Figura 23.

Figura 23 - Etapas do pré-tratamento da imagem obtida. (a) Imagem original (b) Imagem RGB original convertida para escala de cinza (c) Identificação do threshold (linha vermelha) que separa o separa o background (B) do *foreground* (F) e (d) Remoção do background (porção hachurada), identificação do centróide (ponto amarelo) e delimitação da área de interesse para decomposição em colorgramas (contorno pontilhado em verde).



FONTE: A autora (2022)

Primeiramente, converte-se a imagem original para a escala de cinza. A partir do histograma da imagem na escala de cinza, é possível realizar a distinção entre o *foreground* (cubeta) e o *background* (fundo branco). Foi utilizada a metodologia de *Otsu* (OTSU, 1979) para calcular o valor limite ideal (*threshold*) para realizar a separação entre os elementos na frente e no fundo da imagem.

Em seguida, remove-se o *background* da imagem e identifica-se o centroide da cubeta. Por fim, realiza-se um recorte retangular padronizado de 400k *pixels* para garantir a comparabilidade dos colorgrama entre diferentes amostras.

Este pré-tratamento irá garantir recortes consistentes somente da porção de vinho em todas as fotos, impedindo a contagem de quaisquer *pixels* que contenham a porção branca, de vidro e/ou possíveis sombreados resultantes das arestas da cubeta.

4.3.3 Detalhes do algoritmo elaborado para a interface de controle

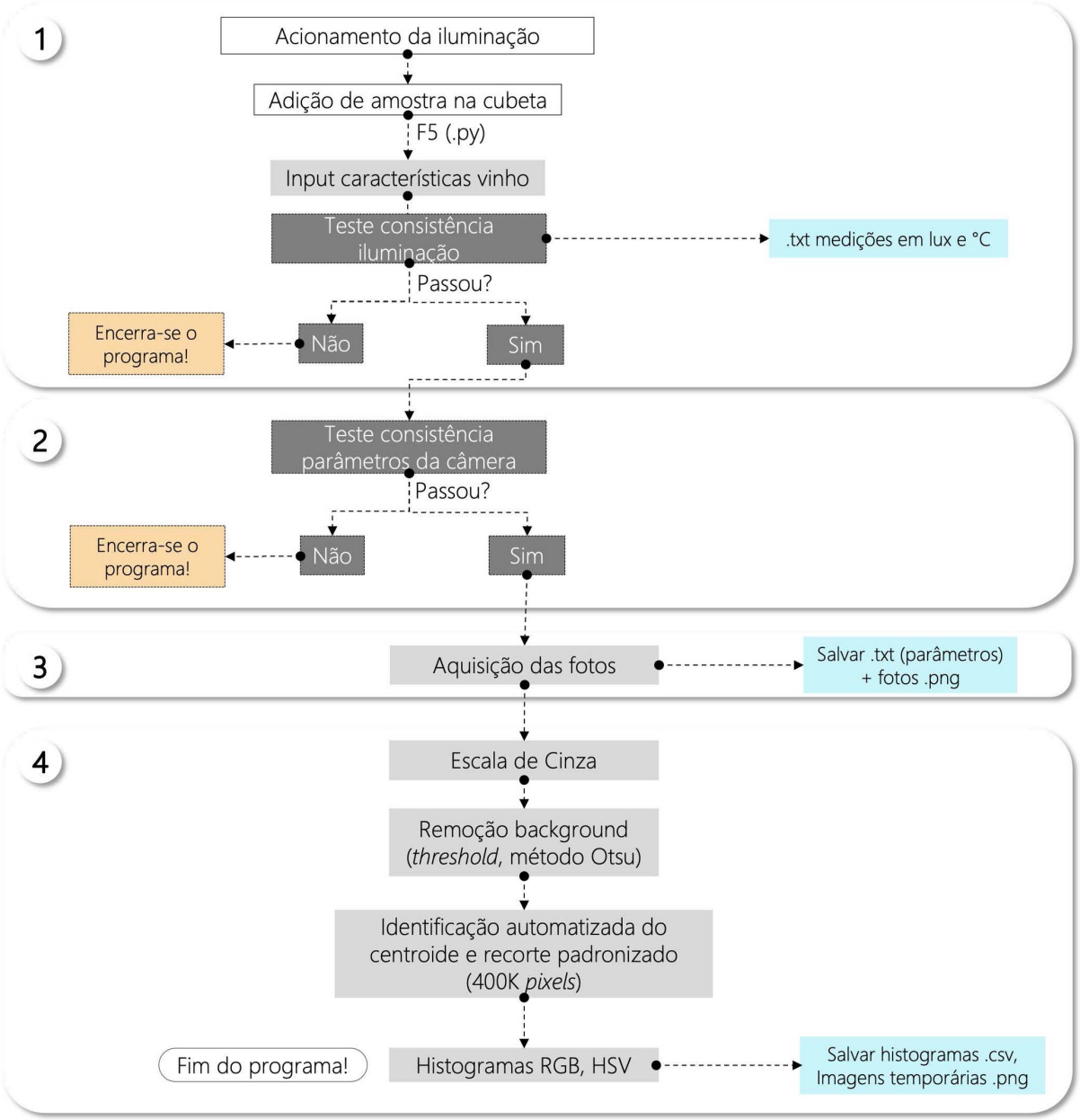
Para realizar o controle dos componentes eletrônicos conectados ao *Raspberry Pi* e a extração automatizada das imagens digitais obtidas, foi desenvolvido um algoritmo em linguagem *Python*. As principais bibliotecas utilizadas no algoritmo de controle, bem como as principais funcionalidades, estão listadas na Tabela 2 abaixo.

Tabela 2 - Lista de bibliotecas utilizadas para o desenvolvimento do algoritmo central do protótipo I.

Biblioteca	**Principal funcionalidade**
OpenCV	Processamento de imagens
Numpy	Processamento de matrizes
Picamera	Interface com o módulo de câmera Raspberry Pi
Matplotlib	Criação de visualizações estáticas e animadas
Spidev	Interface com dispositivos SPI
Tkinter	Construção da GUI
PIL	Processamento de imagem

Para facilitar a visualização do algoritmo central proposto, foi construído um diagrama de blocos, que pode ser consultado na Figura 24 abaixo.

Figura 24 - Representação esquemática do algoritmo central proposto.



FONTE: A autora (2022)

No diagrama de blocos (Figura 24) verifica-se que a interface proposta consiste em quatro principais etapas:

i. Na primeira etapa, deve-se inserir a cubeta com o vinho dentro do suporte da cabine para a obtenção da imagem digital. Em seguida, deve-se iniciar o *script* .py e inserir o nome da amostra no campo indicado pela GUI[7].
ii. Na segunda etapa, estão contidas as etapas de checagem automática das condições de iluminação e da estabilização da câmera. Primeiro, realiza-se o monitoramento da luminosidade e da temperatura através da leitura realizada pelos sensores de medição por cinco segundos. Caso o valor médio da luminosidade esteja acima de 550 lux, o algoritmo seguirá para a segunda checagem, em caso negativo, o programa será suspenso. O segundo teste de consistência preliminar é feito através da verificação de estabilidade dos parâmetros internos da câmera. Caso a câmera não esteja com os parâmetros adequados, o programa é suspendido. Caso a câmera esteja com os parâmetros de acordo com o esperado, segue-se para a etapa seguinte.
iii. Na terceira etapa, realiza-se a aquisição da imagem. A imagem digital e as condições de aquisição são salvas automaticamente em um diretório predefinido em formatos .png e .txt, respectivamente;
iv. Na quarta etapa, realiza-se o processamento e os tratamentos necessários para a extração de dados da imagem. As principais sub-etapas são:
    a) Identificação do background: Primeiramente, realiza-se a conversão da imagem original e colorida para a escala de cinza. Para realizar essa conversão, fundamentalmente utiliza-se a seguinte equação:

$$Y = 0{,}299R + 0{,}587G + 0{,}114B \qquad \text{Equação 7}$$

    b) Em seguida, é necessário convertê-la para a escala binária, utilizando o algoritmo de *Otsu*. Esta metodologia busca de maneira exaustiva o *threshold* que irá minimizar a variância intraclasse dos *pixels* da figura. Este algoritmo irá calcular as distribuições de probabilidade para cada um dos valores da imagem (em tons de cinza), e em seguida procurar, de forma iterativa, um valor limite que separa os histogramas de distribuição em duas classes de coloração uma mais escura (geralmente

[7] A tela com a Interface Gráfica para o Usuário (GUI) desenvolvida pode ser consultada no APÊNDICE A – Protótipo I: Interface gráfica para o usuário (GUI).

o *foreground*) e uma mais clara (geralmente o *background*). Dessa maneira, o valor de *threshold* obtido após a convergência do método irá classificar os *pixels* em duas classes: *foreground* e *background*.

c) Remoção do *background*: Para efetivamente remover o background da imagem, é necessário realizar uma busca *pixel* a *pixel* utilizando o valor do *threshold* obtido na etapa anterior. Neste momento, com o intuito de separar automaticamente a porção de vinho e o fundo da imagem, são identificados os *pixels* de fronteira entre o *background* e o *foreground*. Em seguida, realiza-se o contorno da região que contém vinho dentro da cubeta e a identificação do respectivo centroide.

d) Recorte da imagem contendo a porção de vinho: Para garantir que o algoritmo proposto sempre irá realizar o corte somente da porção de vinho, evitando computar parte do vidro da cubeta, é realizado um recorte retangular padronizado de 400.000 *pixels* (400 *pixels* por 1000 *pixels*) na porção interior ao contorno dependente dos vértices originais do contorno originalmente delineado.

e) Colorgramas: Uma vez obtido o recorte automatizado e preciso da imagem contendo a porção de vinho, são obtidos os colorgamas dos vinhos, nas escalas *RGB* e *HSV*. Para a obtenção desses histogramas de cores, são utilizadas funções do pacote *OpenCV*. Estas funções irão fundamentalmente realizar a leitura *pixel* a *pixel* da imagem recortada e organizarão os valores codificados de cor em cada elemento unitário da imagem em histogramas, de acordo com o espaço de cor especificado. Após a extração dos colorgramas, foi elaborado um algoritmo que organiza automaticamente os dados no formato .csv.

4.3.4 Estudo de Repetibilidade, Reprodutibilidade e Robustez

Com o propósito de verificar o nível de confiabilidade do instrumento de medição proposto, realizou-se um estudo de reprodutibilidade, robustez e repetibilidade.

Foi preparada uma solução colorida com corante vermelho nylosan, para garantir estabilidade da cor ao longo do tempo. O corante, além de possuir uma coloração similar as amostras de vinho analisadas, tem uma estabilidade química

muito maior do que a amostra de interesse do trabalho. Desta forma, todas as variações observadas durante o estudo de repetibilidade, reprodutibilidade e robustez poderiam ser atreladas a condições experimentais de aquisição dos dados e não de degradação da amostra. Em seguida, foram obtidas imagens em triplicatas reais (com substituição de volume na cubeta), para três condições distintas:

- 1ª Condição: Repetibilidade: captura de imagens sequenciais;
- 2ª Condição: Reprodutibilidade: captura de imagens em horários e dias distintos; e
- 3ª Condição: Robustez: captura de imagens variando a angulação da cubeta.

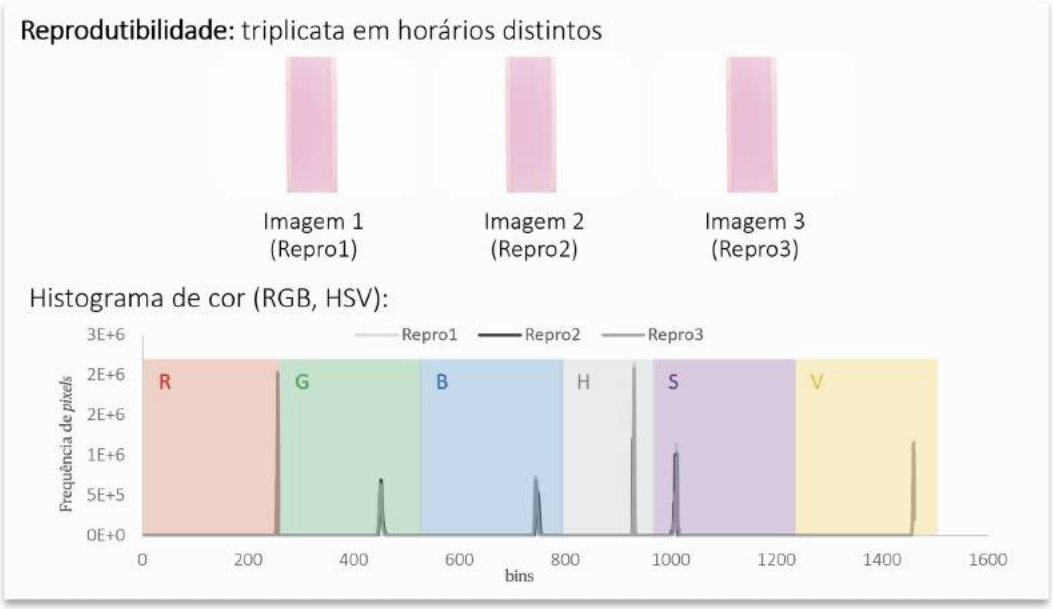
As imagens obtidas e utilizadas para a avaliação do estudo de reprodutibilidade, repetibilidade e robustez podem ser consultadas através da Figura 25 a seguir.

Figura 25 - Fotos obtidas no estudo de repetibilidade, reprodutibilidade e robustez.

FONTE: A autora (2022)

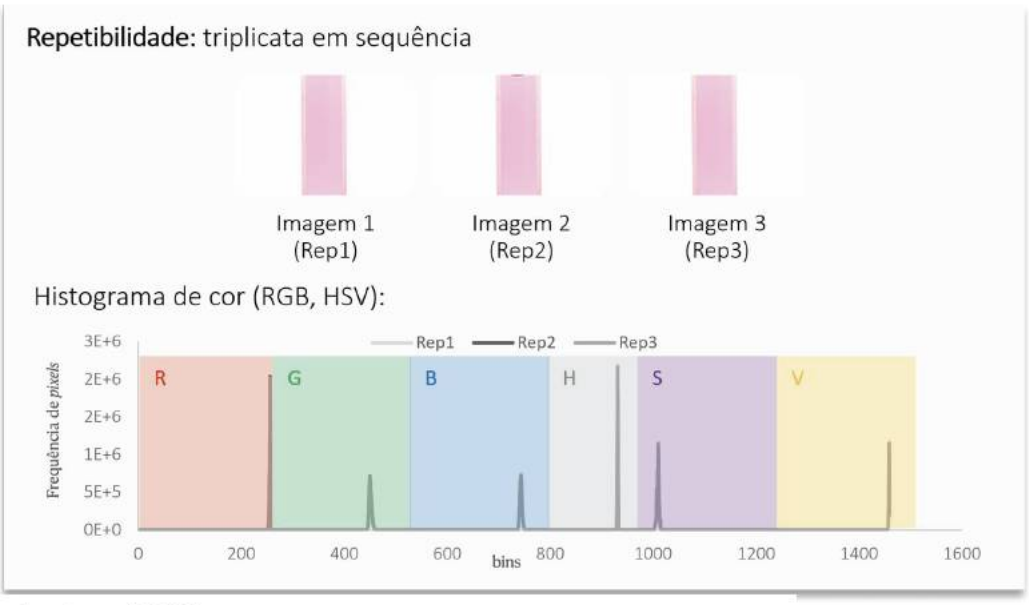
Após a obtenção de todas as imagens desse conjunto de condições avaliadas, foi extraído o colorgrama de cada uma das imagens. Realizou-se a decomposição de cor nos canais dos espaços de cores RGB e HSV conforme apresentado na Figura 26, Figura 27 e Figura 28 abaixo.

Figura 26 - Apresentação das imagens e colorgramas obtidos para a realização do estudo de reprodutibilidade, robustez e repetibilidade com o Protótipo I – Dados de reprodutibilidade.



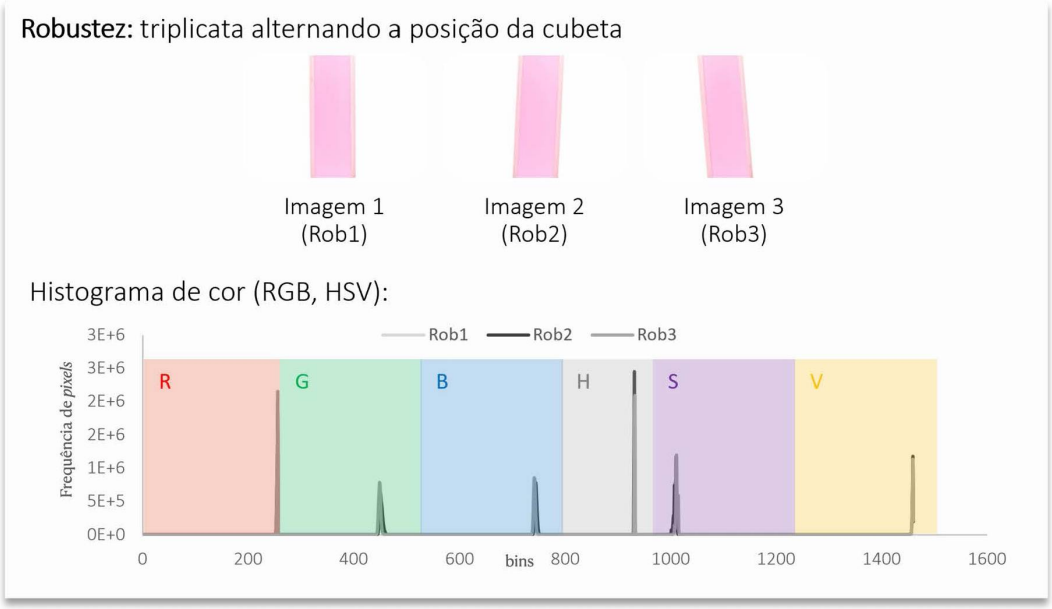
FONTE: A autora (2022)

Figura 27 - Apresentação das imagens e colorgramas obtidos para a realização do estudo de reprodutibilidade, robustez e repetibilidade com o protótipo I – Dados de repetibilidade.



FONTE: A autora (2022)

Figura 28 - Apresentação das imagens e colorgramas obtidos para a realização do estudo de reprodutibilidade, robustez e repetibilidade com o protótipo I – Dados de robustez.



FONTE: A autora (2022)

Ao realizar a comparação visual entre as imagens digitais das triplicatas para as três condições, não foi possível observar variações significativas na coloração da porção colorida. Além disso, ao comparar as replicatas em uma mesma condição verifica-se que os picos de maior intensidade dos colorgramas são coincidentes em todos os canais. Entretanto, é possível notar uma variação suave entre as respostas das replicatas nos canais H e S no ensaio de robustez, e nos canais B, S e H no ensaio de reprodutibilidade.

Com o intuito de avaliar quantitativamente a diferença entre cada umas das replicatas medidas, foram utilizadas duas metodologias distintas para avaliar a similaridade das cores: a distância euclidiana da intensidade predominante entre os colorgramas e a comparação dos cossenos entre os histogramas. Nas medidas de similaridade, quanto maior for o valor observado mais parecidos são os objetos analisados.

O primeiro cálculo de medição de similaridade das cores foi realizado conforme proposto por ZHAI, CHAVEL, WANG, ZHANG, & LIANG (2005). Neste estudo, estima-se primeiramente a distância euclidiana entre as intensidades predominantes em cada canal dos espaços RGB e HSV. Trata-se da distância geométrica no espaço multidimensional entre dois pontos ($\vec{c}$, $\vec{c}'$), e pode ser calculada utilizando a Equação 8 a seguir.

$$d^2(\vec{c},\vec{c}') = (\bar{a} - \bar{a}')^2 + (\bar{b} - \bar{b}')^2 + (\bar{c} - \bar{c}')^2 \quad \text{Equação 8}$$

Em seguida, calcula-se um parâmetro μ baseado na teoria de conjunto *fuzzy*, que medirá a similaridade entre os colorgramas, seguindo as equações:

$$\mu_k = \exp(-d^2) \quad \text{Equação 9}$$

$$\mu_{similaridade} = \frac{(\mu_{k,RGB} + \mu_{k,HSV})}{2} \quad \text{Equação 10}$$

Dessa maneira, foi realizado o cálculo entre cada um dos pares das replicatas, e realizada a média entre os parâmetros μ dos espaços de cores RGB e HSV. Ao avaliar os resultados de similaridade das cores (Tabela 3), comprova-se que de fato há uma ínfima variação com relação à posição dos picos dos canais, com coeficientes de similaridades iguais a 0,999 e 1.

Tabela 3 - Resultados do estudo quantitativo de similaridade de cores das replicatas dos ensaios de repetibilidade, reprodutibilidade e robustez no protótipo I.

Similaridade de cores por comparação dos picos dos histogramas:
$d^2(\vec{c},\vec{c}') = (\bar{a} - \bar{a}')^2 + (\bar{b} - \bar{b}')^2 + (\bar{c} - \bar{c}')^2$
$\mu_k = \exp(-d^2)$
$\mu_{similaridade} = \frac{(\mu_{k,RGB} + \mu_{k,HSV})}{2}$

	REP1	REP2	REP3
REP1	1	0,999	0,999
REP2	0,999	1	1
REP3	0,999	1	1

	ROB1	ROB2	ROB3
ROB1	1	1	0,999
ROB2	1	1	0,999
ROB3	0,999	0,999	1

	REPR1	REPR2	REPR3
REPR1	1	0,999	0,999
REPR2	0,999	1	0,999
REPR3	0,999	0,999	1

A segunda metodologia utilizada para avaliar a similaridade das cores, permite avaliar as pequenas variações na frequência de *pixels* nos histogramas (altura e dispersão das curvas de distribuição), através da medida de similaridade por cossenos.

Essa metodologia mede a similaridade entre duas sequências de números, neste caso, entre dois colorgramas. Essas sequências são consideradas vetores em

um espaço de produto interno, e a similaridade de cosseno é definida como o cosseno do ângulo entre elas, ou seja, o produto escalar dos vetores dividido pelo produto de seus comprimentos, apresentado na Equação 11. É importante ressaltar que o método de similaridade dos cossenos não depende das magnitudes dos vetores, mas apenas dos ângulos.

$$S_{cos}\ (\mathrm{A,B}) = \frac{\boldsymbol{A}\cdot\boldsymbol{B}}{||\boldsymbol{A}||\ ||\boldsymbol{B}||} = \frac{\sum_{i=1}^{n} A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} {A_i}^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n} {B_i}^2}} \qquad \text{Equação 11}$$

Os resultados obtidos utilizando essa segunda metodologia de similaridade das cores pode ser consultada na Tabela 4. Os resultados médios para cada condição analisada foram superiores a 0,85 indicando que os colorgramas são suficientemente comparáveis entre si. Além disso, é interessante notar que as principais variações foram verificadas nos estudos de Robustez e Reprodutibilidade, conforme verificado anteriormente pela aferição visual das imagens.

Tabela 4 - Resultados do estudo quantitativo de similaridade de cores através da metodologia de similaridade dos cossenos, das replicatas dos ensaios de repetibilidade, reprodutibilidade e robustez no protótipo I.

Similaridade dos histogramas a partir dos cossenos dos histogramas
>> r = max(min(dot(x,xref)/norm(x)*norm(xref)),1)-1);
>>alpha=real(acosd(r));

	REP1	REP2	REP3
REP1	1	0,969	0,974
REP2	0,969	1	0,999
REP3	0,974	0,999	1

	ROB1	ROB2	ROB3
ROB1	1	0,995	0,808
ROB2	0,995	1	0,788
ROB3	0,808	0,788	1

	REPR1	REPR2	REPR3
REPR1	1	0,774	0,885
REPR2	0,774	1	0,911
REPR3	0,885	0,911	1

FONTE: A autora (2022)

De maneira concisa: enquanto na primeira metodologia de similaridade considera-se apenas o pico de maior intensidade do sinal, na segunda utiliza-se todo o vetor. Dessa maneira, o segundo teste inerentemente apresentará menor similaridade entre os vetores pois estão incluídos pequenos desvios do pico do colorgrama resultantes de sombreamento ou mudança na condição de medição.

Apesar da segunda metodologia ser mais sensível a variações, o resultado obtido de 0,85 é um resultado satisfatório como critério de avaliação de similaridade entre imagens (ZHAI, CHAVEL, *et al.*, 2005). Diante disso, é possível inferir que a metodologia desenvolvida e proposta no Protótipo I apresenta resultados satisfatórios de robustez, reprodutibilidade e repetibilidade como instrumento de medição.

4.3.5 Estudo de caso – Avaliação de amostras de vinhos através de imagens digitais utilizando o Protótipo I

Como vinhos tintos possuem cores características que contém tons de azul, roxo e vermelho originado das antocianinas, este torna-se um objeto de estudo interessante para validação do protótipo construído.

Outro fator interessante é referente a coloração dos vinhos que é extremamente sensível às condições do meio (temperatura, copigmentação, pH) e do *terroir* (clima, fermentação, maturação, variedade de uva) permitindo explorar a sensibilidade do Protótipo I. Além disso, como as antocianinas absorvem radiação eletromagnética em todo a região do visível, é esperado obter resultados interessantes através da decomposição das imagens em canais *RGB* e *HSV*. Dessa maneira, a diluição do vinho foi realizada a fim de tentar obter o espectro em toda a faixa espectral (200 a 800 nm), no entanto, estudos posteriores indicaram que apenas a região do visível foi relevante para a classificação.

Devido a alta complexidade da estrutura desta bebida, foi realizado um estudo avaliando apenas vinhos do tipo *Cabernet Sauvignon*. Foram adquiridas 17 garrafas de vinhos em lojas de conveniência, oriundas de três localizações geográficas distintas: Brasil (BR), Argentina (AR) e Chile (CL). A lista com todos os vinhos utilizados neste estudo, bem como as suas codificações estão apresentadas na Tabela 5 abaixo.

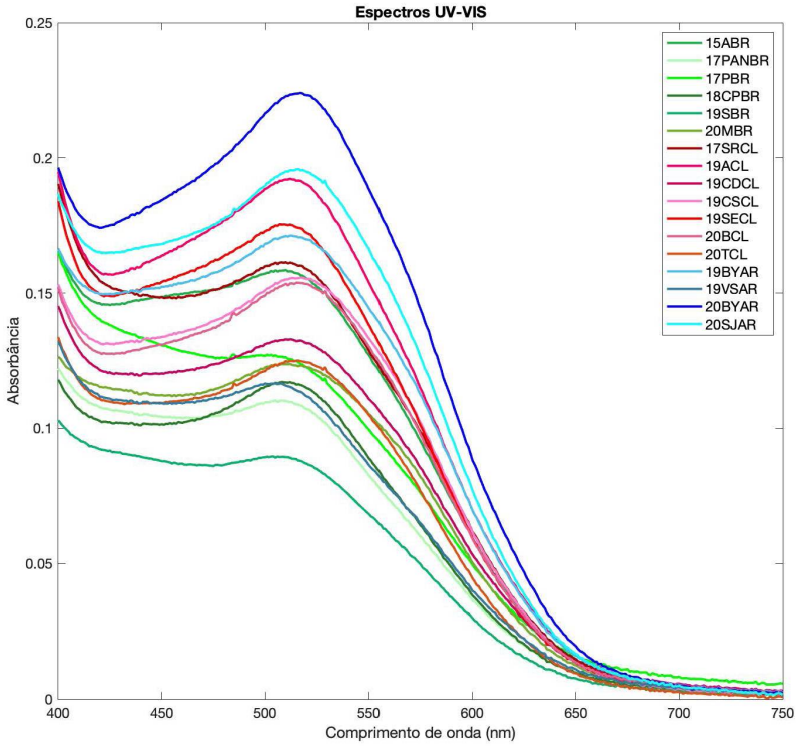
Tabela 5 - Lista de vinhos Cabernet Sauvignon utilizadas na validação do Protótipo I.

Código	Safra	Vinícola	Localização
19ACL	2019	Apaltagua	CL
17PBR	2017	Pericó	BR
17PanBR	2017	Panceri	BR
15ABR	2015	Araucária	BR
19SBR	2019	Salton	BR
20BCL	2020	Balduzzi	CL
20SJAR	2020	Santa Julia	AR
19VSAR	2019	Viñedos Santos José	AR
19CSCL	2019	Casa Silva	CL
17SRCL	2017	Santa Rita	CL
18CPBR	2018	Casa Perini	BR
19CdCL	2019	Club des Sommeliers	CL
20MBR	2020	Miolo	BR
20TCL	2020	Terraustral	CL
19SECL	2019	Santa Ema	CL
20ByAR	2020	Bodegas y Vinedos Pascual	AR
19ByAR	2019	Bodegas y Vinedos Pascual	AR

Foram realizadas triplicatas (replicatas verdadeiras) de cada uma das amostras de vinho utilizando o Protótipo I e o espectrômetro UV-VIS. As medições foram realizadas imediatamente após a abertura de cada uma das garrafas. Esta precaução foi adotada, pois vinhos são extremamente sensíveis às condições do meio e após a abertura das garrafas, ocorrem alterações da coloração das amostras devido a alta reatividade dos polifenóis.

Primeiramente, para cada replicata, foi feita a diluição de 135 μL de vinho e 365 μL de água destilada para a medição utilizando o espectrômetro UV-VIS. Os espectros na região do visível das amostras de vinhos podem consultados na Figura 29 abaixo.

Figura 29 - Espectros UV-VIS das 17 amostras de vinhos (recorte apenas da região visível 400-750nm).



Ao analisar os espectros dos vinhos, identifica-se um padrão de agrupamento entre as amostras de vinhos com relação aos países de origem. De uma maneira qualitativa e visual, verifica-se que os vinhos argentinos possuem maior absorção na banda de 500-550 nm, os vinhos chilenos possuem absorção intermediária, e os vinhos brasileiros apresentam menor absorção nesta região.

Para otimizar os resultados da análise exploratória, foram realizados dois pré-tratamentos nos dados brutos dos espectros. Primeiramente realizou-se a primeira derivada (para evidenciar variações sutis na inclinação da reta tangente à curva absorção). Em seguida os dados foram centrados na média. Posteriormente realizou-se a PCA dos dados espectrais, considerando-se apenas a região visível.

Abaixo, na Figura 30 e Figura 31, é possível consultar os resultados dos escores e *loadings* da Análise de Componentes Principais realizadas utilizando os 17 espectros oriundos dos vinhos do tipo *Cabernet Sauvignon* analisados.

Figura 30 - Detalhe dos escores da PCA destacando o gráfico da PC1 e PC3, com tendência de agrupamento entre vinhos do Chile, Brasil e Argentina. Análise dos espectros UV-VIS de 17 amostras de vinhos do tipo Cabernet Sauvignon.

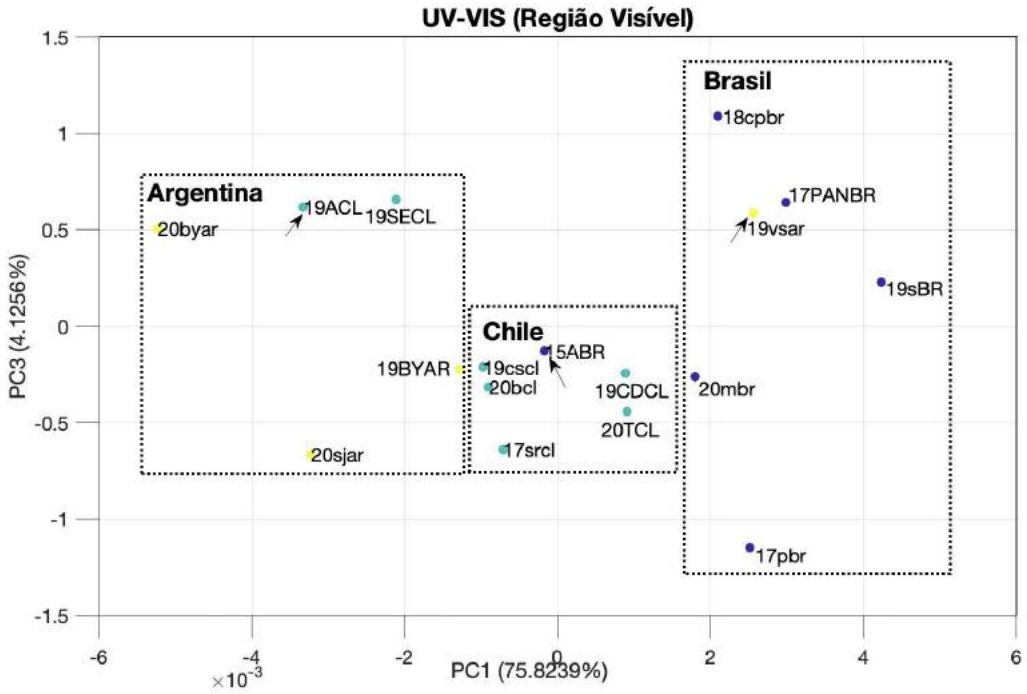
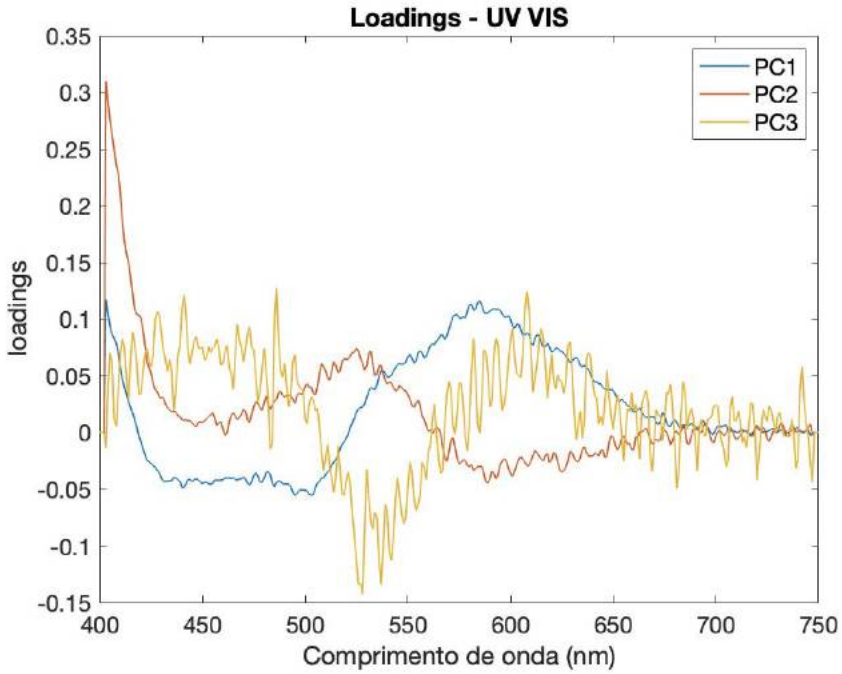
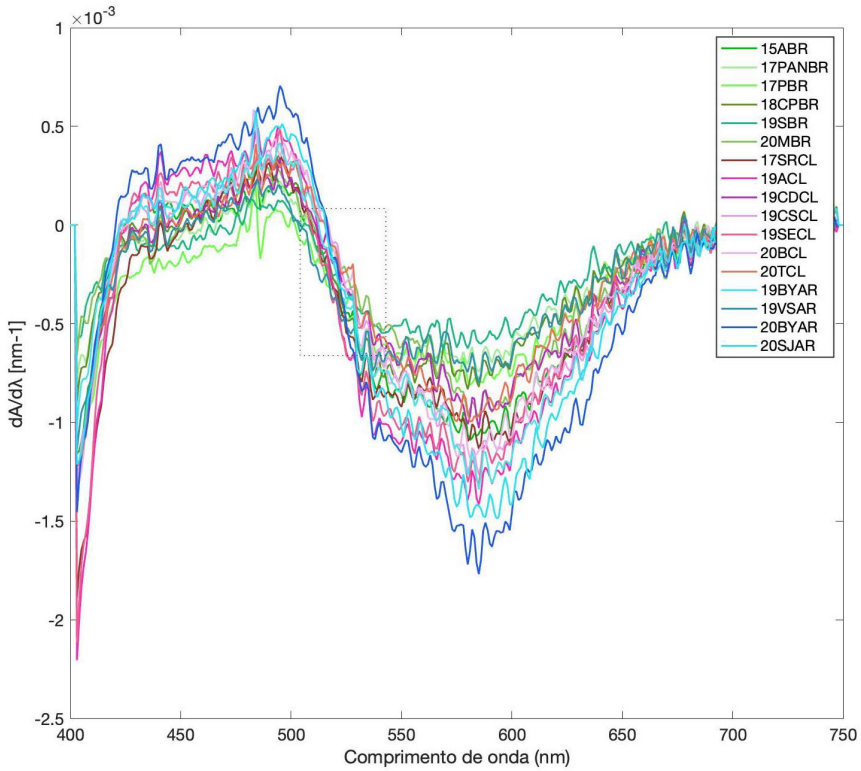


Figura 31 - Detalhe dos *loadings* da PCA da análise de 17 amostras de vinhos do tipo Cabernet Sauvignon. Análise dos espectros UV-VIS de 17 amostras de vinhos do tipo Cabernet Sauvignon.



Avaliando os resultados da PCA, verifica-se que a PC1 e PC3 contribuem com 79% da variância explicada no sistema. Ao avaliar o gráfico de escores (Figura 30), identifica-se um padrão de separação de vinhos da Argentina (escores com PC1<0), Chile (escores com PC1~0 e PC3<0) e Brasil (escores com PC1>0). Como aplicou-se a primeira derivada no espectro, algumas diferenças de inclinação foram identificadas nas regiões entre 450 a 650nm, conforme Figura 31. Dessa maneira, ao avaliar os *loadings*, é possível associar esse padrão de acordo com diferentes intervalos de absorção. Verificou-se que os vinhos chilenos possuem maior influência do intervalo de 500-550 nm, brasileiros 550-650 nm e argentinos 450-500 nm. Além disso, é possível notar que, dentro das tendências de agrupamentos de vinhos por região, há alguns vinhos com características semelhantes, mas de origens distintas.

Figura 32 – Primeira derivada dos espectros UV-VIS das 17 amostras de vinhos (recorte apenas da região visível 400-750nm). Destaque para a região de inflexão dos espectros, identificada na faixa de 500nm-520nm.



Como o intuito desse estudo de caso é avaliar a semelhança dos métodos de medição, é importante avaliar em conjunto os resultados obtidos no Protótipo I e no espectrofotômetro UV-VIS de bancada. Dessa maneira, a seguir serão apresentados

os resultados obtidos utilizando o Protótipo I, e na sequência serão analisados os resultados das duas metodologias em conjunto.

Utilizando o Protótipo I, foram obtidas as imagens digitais dos vinhos nas seguintes condições ambientais uniformes medidas através do algoritmo central de controle:

- **Iluminação** = 630,24 lux, s = 1,449 lux
- **Temperatura** = 30,10°C, s = 3,28°C

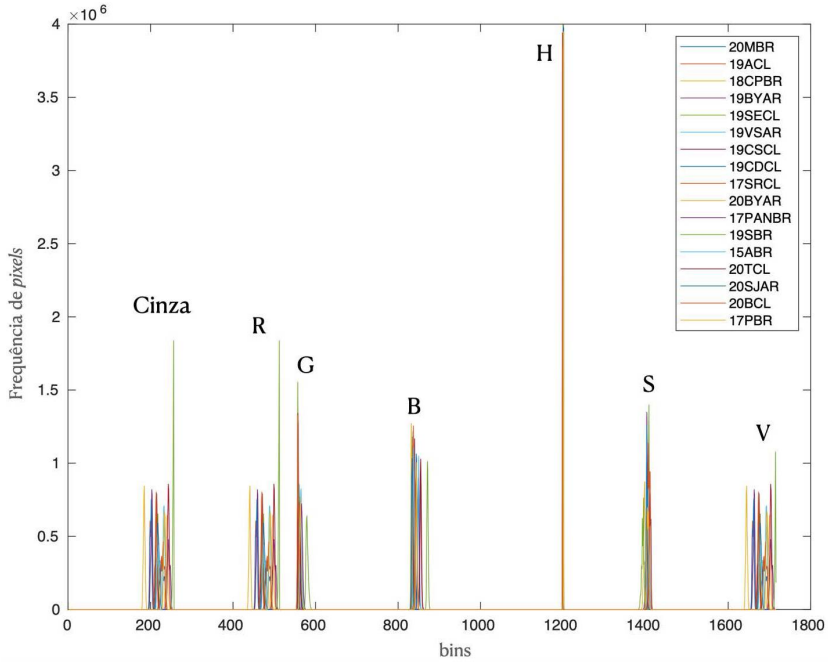
É interessante notar que foi identificada uma variação de apenas 0,2% na iluminação entre todas as 51 imagens obtidas e 510 medições pontuais do sensor de luminosidade. Esse resultado assegura que as condições de luminosidade, temperatura e estabilidade da câmera se mantiveram satisfatoriamente constantes, permitindo uma comparação padronizadas entres as amostras de vinho avaliadas. Além disso, a temperatura obtida próxima de 30°C justifica-se devido a dois fatores: o primeiro é que as medidas foram realizadas no verão; o segundo é que o sensor estava posicionado próximo do microcomputador onde ocorre grande aquecimento devido ao processamento computacional.

Na Figura 33 abaixo apresenta-se a paleta de cores contemplando as diferentes amostras de vinhos, separadas por região geográfica. As imagens originais das cubetas contendo os vinhos utilizando o Protótipo I podem ser consultadas no APÊNDICE C – Protótipo I: Imagens digitais de vinhos Cabernet Sauvignon obtidas.

Figura 33 - Recorte das cores obtidas das imagens obtidas das 17 amostras de vinho de Cabernet Sauvignon selecionadas. As cores resultantes foram classificadas de acordo com o país de origem dos vinhos, e estão identificadas pelo seu código abreviado.

O colorgrama sem tratamento das imagens dos vinhos no Protótipo I, nos espaços de cores RGB e HSV e escala de cinza, podem ser consultados na Figura 34 a seguir.

Figura 34 – Média dos colorgramas das 17 amostras de vinhos do tipo Cabernet Sauvignon obtidas através das imagens adquiridas pelo Protótipo I. Condições padronizadas de obtenção das imagens, com iluminação média de 630,24 lux e temperatura média de 30,10 C.



Avaliando os colorgramas puros das imagens digitais, é possível verificar diferença significativa entre as cores medidas devido a dispersão das posições dos picos nos canais dos espaços de cores. O canal H, que representa a cor "predominante" do objeto, apresenta o maior sinal detectado em todos os colorgramas. Esse comportamento é esperado, pois todas as amostras possuem uma cor predominante semelhante, diferenciando principalmente na tonalidade. Essas variações de tonalidade podem ser verificadas ao avaliar o canal S, que mede a pureza da cor, e representa a quantidade de luz branca misturada com a matiz (canal H). Além disso, é interessante notar uma correlação entre os canais vermelho (R), o valor (V) e a escala de cinza resultantes principalmente da cor vermelha predominante em todas as amostras de vinho. Era esperado também que o canal G apresentasse menor variabilidade entre as amostras, tendo em vista que este determina uma tonalidade complementar em amostras de vinhos.

Para realizar a análise exploratória dos dados, considerou-se a média da triplicata dos colorgramas para cada amostra. Em seguida, foram realizados os seguintes pré-tratamentos: dados centrados na média seguida de escalamento por Pareto. Este segundo pré-tratamento foi escolhido com o intuito de igualar o peso das

variáveis no colorgrama e evitar desbalanceamentos tendenciosos, mas sem adicionar o mesmo peso para variáveis associadas a ruído instrumental.

Abaixo, na Figura 35 e Figura 36, é possível consultar os resultados dos escores e *loadings* da Análise de Componentes Principais realizadas nas 17 imagens digitais de vinhos do tipo *Cabernet Sauvignon* analisados.

Figura 35 - Detalhe dos escores da PCA destacando o gráfico da PC1 e PC2, com tendência de agrupamento entre vinhos do Chile, Brasil e Argentina. Análise de colorgramas oriundos de imagens digitais de 17 amostras de vinhos do tipo *Cabernet Sauvignon* utilizando o Protótipo I.

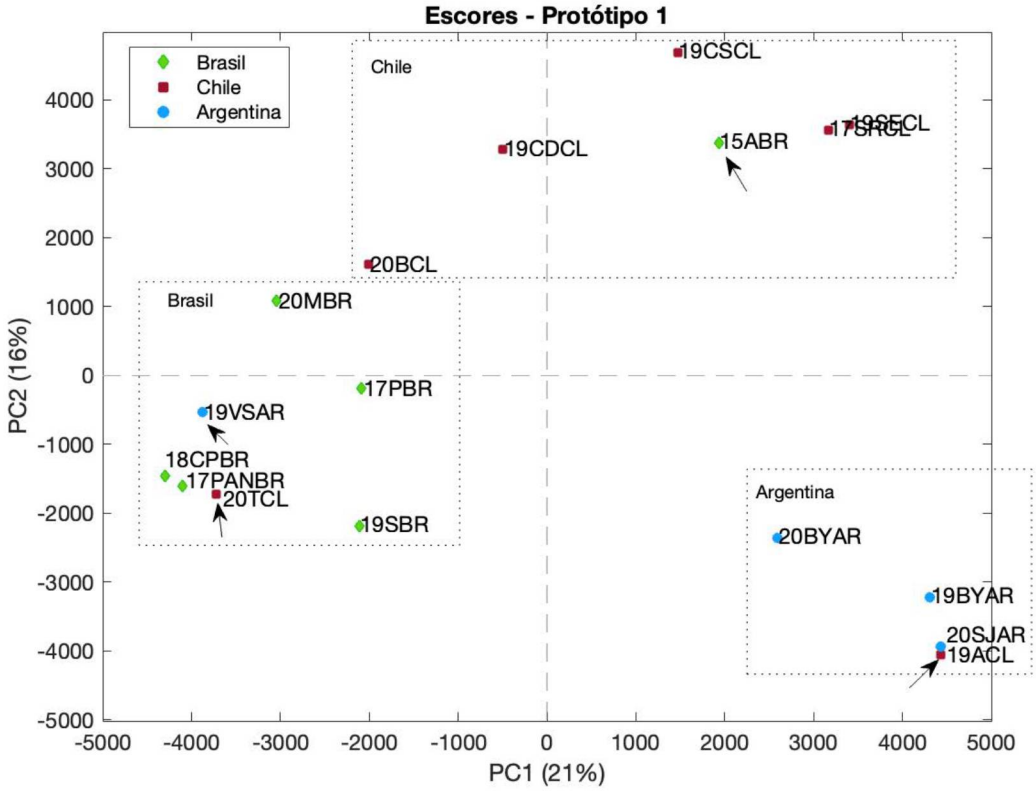
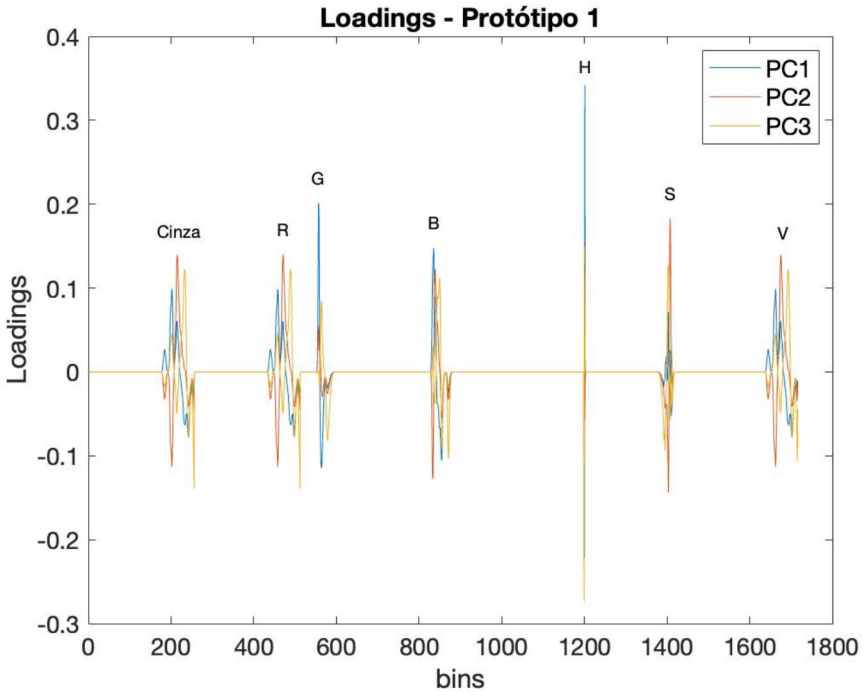


Figura 36 - Detalhe dos *loadings* da PCA da análise de 17 amostras de vinhos do tipo *Cabernet Sauvignon* através da análise de colorgramas oriundos de imagens digitais utilizando o Protótipo I.



Ao avaliar os resultados da PCA do conjunto das imagens digitais, o primeiro detalhe verificado é a grande variação identificada entre as amostras. Nas duas primeiras componentes principais foi possível explicar apenas 37% da variância do sistema.

Ao realizar a análise de componentes principais das mesmas amostras de vinho através do colorgrama médio no Protótipo I, é possível identificar também um padrão de separação por país. Os vinhos oriundos do Chile estão posicionados no eixo positivo da PC2, possuindo forte influência do canal de saturação (S), vermelho (R) e azul (B). É importante ressaltar que diferente das análises por UV-VIS onde mede-se o espectro de absorbância da amostra, em imagens digitais obtém-se o sinal de reflectância da amostra. Ou seja, os dados de imagens digitais podem ser vistos como uma análise complementar ao espectro de absorbância. Desta forma, como as amostras de vinho do chile apresentam uma maior absorbância na região de 550 nm (região central do espectro visível da luz), é de se esperar que haja uma maior reflectância nos extremos do espectro, referentes as colorações violeta e vermelho.

Os vinhos brasileiros estão posicionados no gráfico de escores na porção negativa da PC1. Estes são fortemente influenciados pelos canais verde (G) e azul (B) e pelo canal vermelho (R) indicando que os vinhos brasileiros apresentam coloração

mais clara. Esse resultado pode ser verificado também corroborando os dados de espectrofotometria UV-VIS, pois estas amostras apresentam menores inclinações de subida/descida da banda em aproximadamente 500 nm, indicando que são vinhos mais claros. Mais uma vez, como o sinal de maior absorbância das amostras de vinhos brasileiros foi obtida na região do laranja-vermelho do espectro visível (600 nm), espera-se uma maior reflectância da porção central (verde) e do início do espectro da luz (violeta/azul).

Os vinhos argentinos estão posicionados na porção positiva da PC1 e negativa da PC2. Ao avaliar o gráfico de *loadings*, é possível verificar influência dos canais matiz (H), azul (B) e vermelho (R). A angulação máxima do canal matiz é representada pela cor digital vermelho está de acordo com os dados espectrais do UV-VIS, com banda de absorção na faixa de 490-500nm cujos *loadings* do espectrofotômetro estão na porção negativa da PC1.

Apesar da tendência de separação por países, algumas exceções de agrupamentos foram verificadas, como no caso da amostra 15ABR junto com os vinhos chilenos; 19VSAR junto com vinhos brasileiros, 19ACL junto com vinhos argentinos. Uma observação interessante é que este comportamento foi verificado tanto no Protótipo 1 quando no UV-VIS.

Para entender sobre os agrupamentos de vinhos de países distintos, foi realizada uma análise dos espectros dos vinhos. Identificou-se que a amostra 15ABR possuir maior absorção em 520nm, estando mais próxima do conjunto de amostras de vinhos chilenos. O vinho 19VSAR possui menor absorção em 500nm, estando mais próximo do conjunto de vinhos brasileiros. O 19ACL possui absorção próxima dos vinhos argentinos. O vinho 20TCL verificado junto com os vinhos brasileiros apenas na PCA do protótipo 1, também apresenta absorção mais próxima do conjunto de vinhos brasileiros.

Uma das hipóteses que pode ser levantada para justificar a cor mais acentuada em alguns vinhos seria a diferença intrínseca nos perfis de antocianinas entre tipos de uvas distintas (ANDRADE, NASCIMENTO, *et al.*, 2013). Por exemplo, para o vinho *Cabernet Sauvignon* oriundos do Chile, verificou-se grande influência dos canais vermelho e azul ao longo do tempo; este comportamento pode estar relacionado à concentração (e consequentemente, degradação) de malvidinas (que possuem coloração característica vermelha) e delfinidinas (coloração azul).

Outra hipótese possível para justificar as diferenças de cor nos vinhos estaria relacionado ao grau de acilação das antocianinas, pois quanto menos aciladas, maior a susceptibilidade a mudanças de cor, e a formação de tonalidades variadas (ESCRIBANO-BAILON, RIVAS-GONZALO e GARCIA-ESTEVEZ, 2019)

Uma maior confirmação dessas características poderia ser obtida ao realizar um estudo cromatográfico do perfil de composição das amostras analisadas. Entretanto, como comentado anteriormente, o intuito deste estudo avaliando amostras de vinho era validar o protótipo desenvolvido com uma ferramenta analítica bem consolidada e conhecida, o espectrofotômetro na região do UV-VIS. Tal comparação foi tida como satisfatória onde foi possível observar um padrão de separação similar entre as amostras nas análises de PCA, e os *loadings* apresentaram informações complementares mais correlacionadas entre ambos os equipamentos avaliados.

5 PROTÓTIPO II: *LOW-COST SNAPSHOT* HSI PARA AQUISIÇÃO DE IMAGENS HIPERESPECTRAIS

5.1 INTRODUÇÃO

Conforme sumarizado na fundamentação teórica (Seção 2.2), uma das principais limitações para a utilização de uma HSI é o alto custo para a sua aquisição. Dessa maneira, optou-se pela construção de um arranjo experimental utilizando peças de valor acessível para aquisição de imagens hiperespectrais (Protótipo II). O protótipo construído apresentou custo equivalente de cerca de 1% com relação ao valor de mercado usual de câmeras hiperespectrais.

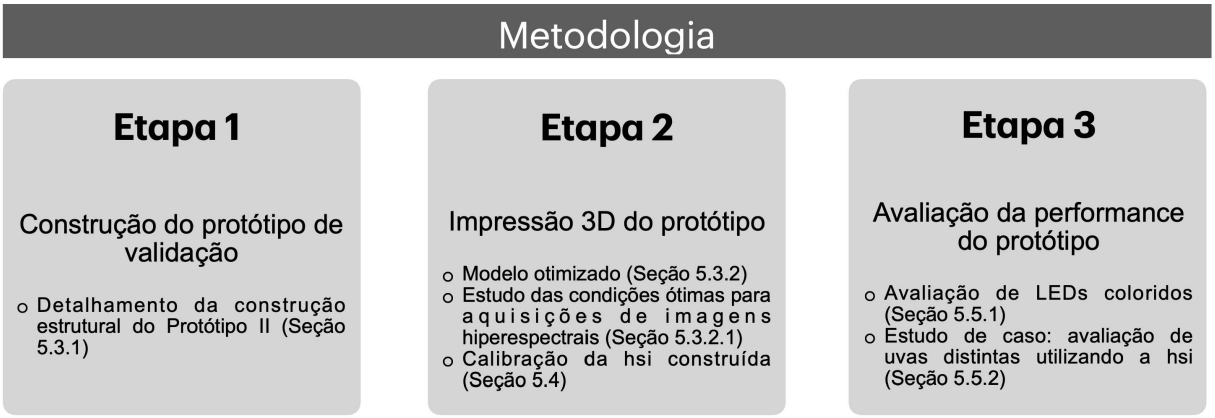
Além disso, a construção desse protótipo permitiu avaliar diferentes condições ambientais que influenciam o resultado da imagem. Algumas das variáveis avaliadas foram: influência do tamanho da abertura da fenda quadrada, distâncias focais e a influência da iluminação na qualidade da imagem final.

Por tratar-se de uma metodologia que exige grande precisão no alinhamento e geometria das peças, foi construído inicialmente um protótipo de validação para o estudo das distâncias ótimas. Após a etapa de otimização das peças, foi projetado um modelo tridimensional, impresso em impressora 3D para maximizar a qualidade dos dados finais do hipercubo reconstruído.

5.2 METODOLOGIA

A metodologia do Protótipo II foi dividida em três principais etapas: *Construção do protótipo de validação* (5.3.1), *Impressão 3D do protótipo* (5.3.2, 5.4) e *Avaliação da performance do protótipo* (5.5.1 e 5.5.2), conforme apresentado na Figura 37 a seguir.

Figura 37 - Macro etapas que constituem a metodologia utilizada ao longo desse estudo. Os detalhes específicos serão apresentados na Seção 5.3 - “Resultados”



A primeira etapa foi constituída pela construção de um protótipo de validação, em que foram avaliados os primeiros detalhes da geometria da HSI. Esse primeiro modelo foi construído em papel *foam,* garantindo o arranjo adequado da grade de difração e do conjunto de lentes utilizado. A câmera foi conectada através de um *Raspberry p*i e encaixada de maneira alinhada no suporte. Nesta construção inicial, foram definidas as condições ideais do arranjo de lentes e distâncias focais para a obtenção de um *snapshot* bem definido (APÊNDICE D – Protótipo II: *Fotos dos modelos construídos*).

A segunda etapa constituiu na elaboração de um modelo tridimensional otimizado baseada nas dimensões mensuradas no protótipo de validação. Este modelo, elaborado pela autora, foi produzido em uma impressora 3D, Creality, modelo Ender v3 utilizando filamento PLA preto nas seguintes configurações de impressão: mesa aquecida à 60 °C, bico aquecido à 200°C e velocidade de impressão 25 mm/s. Neste segundo protótipo construído, denominado de “protótipo otimizado”, realizou-se um estudo sobre a influência das dimensões das aberturas quadradas.

Em seguida, realizou-se as etapas de calibração espacial e espectral do sensor da HSI com um conjunto de lâmpadas (halógena e fluorescente). Para isso, utilizou-se uma lâmpada halógena, marca Taschibra modelo A55, 2700K de 42W e uma lâmpada fluorescente, marca OSRAM DULUXSTAR, modelo Mini Twist T2, 2700K de 5W. A calibração foi realizada utilizando o software *squareHSIBetaV1* disponibilizado por VAZQUEZ, SEGADE, & FERNANDEZ (2010) no site: https://osf.io/s7jzu/ .

Após a etapa de validação da calibração, foram realizados dois estudos para avaliar a performance do Protótipo II. Primeiramente, foram avaliadas as respostas espectrais de um conjunto de LEDs coloridos. Utilizou-se LEDs de coloração amarela, verde, azul, vermelha, laranja, e IR colocados a uma distância de 40 cm da HSI.

Na sequência, realizou-se um estudo de caso utilizando uvas de cultivares distintos para avaliação da sensibilidade do instrumento. Para isso, analisou-se cinco amostras da cultivar Isis, cinco da cultivar Benitaka, cinco da cultivar Vitória e cinco da cultivar Crimson. As informações contidas nos hipercubos foram avaliadas através de análise multivariada empregando análise por componentes principais implementada em software MATLAB ® e Octave.

5.3 RESULTADOS

Nesta seção, serão abordados os principais aspectos da construção, os procedimentos de calibração realizados e os primeiros resultados obtidos com o Protótipo II para aquisição de *snapshots* hiperespectrais.

5.3.1 Detalhes da construção do protótipo de validação

Para a construção do protótipo de validação, primeiramente foi necessário selecionar todos os acessórios que irão desempenhar funções específicas no arranjo óptico para a obtenção do snapshot. Baseado nos estudos de (HABEL, KUDENOV e WIMMER, 2012) e (SALAZAR-VAZQUEZ e MENDEZ-VAZQUEZ, 2020), foram utilizados os seguintes itens para a construção do protótipo:

- Uma lente fixa que irá projetar a cena de interesse até uma abertura quadrada que delimitará a modo de difração zero (ZM);
- Uma lente de colimação que irá tornar os feixes de luz que passam através da abertura quadrada paralelos[8];
- Uma grade de difração para decompor a luz colimada e obter informações espectrais representadas nas difrações de primeira ordem (ROI);

[8] Essa etapa é importante porque uma difração com feixes de luz divergentes podem criar inconsistências entre os modos de difração distintos

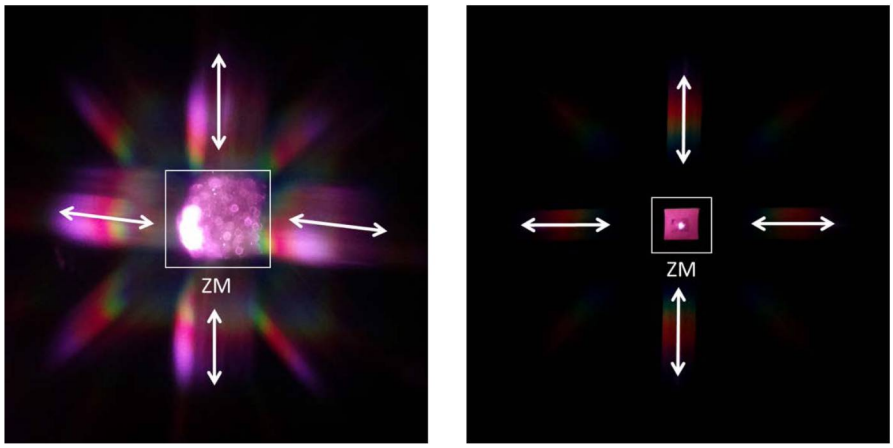
- Uma câmera digital que irá obter a composição da imagem não difratada com a luz difratada, através da sua lente de re-imagem;
- Uma abertura quadrada (que deve ficar situada no ponto focal da lente primária fixa e da lente de re-imagem); e
- Um suporte para estabilizar a posição de todos os acessórios;

Embora seja possível construir uma HSI-*snapshot* utilizando diferentes combinações de elementos ópticos, de acordo com HABEL, KUDENOV, & WIMMER, 2012, é necessário satisfazer as seguintes condições:

1. Os primeiros modos de difração devem ser totalmente visualizados;
2. Os primeiros modos de difração devem estar afastados suficientemente da difração de modo zero para evitar a influência do brilho nas difrações de primeira ordem; e
3. O primeiro e o segundo modos não devem entrar em sobreposição.

Para alcançar uma condição ótima de aquisição de *snapshots*, foram avaliadas várias posições relativas entre os componentes ópticos. Na Figura 38 abaixo, ilustra-se de maneira comparativa duas imagens adquiridas durante o processo de construção do protótipo. É possível visualizar que na imagem à esquerda há várias inconsistências, como por exemplo: a sobreposição entre a ZM e as difrações de primeira ordem (ocasionado pelo mal dimensionamento da fenda quadrada), sobreposição entre os primeiros e segundos modos de difração (provavelmente devido à posição inapropriada da grade de difração), baixa nitidez e desalinhamento das difrações de primeira ordem (podem ser resultado de alguma aberração óptica provocada pelo mal posicionamento das lentes). Na imagem à direita é possível verificar que todos os desvios verificados na imagem à esquerda foram corrigidos. Além disso, sempre que for possível, é importante evitar a formação de difrações de segunda ordem no *snapshot*, pois assim aumenta-se a eficiência de difração da primeira ordem e ordem zero que são utilizadas para a reconstrução do hipercubo (HARVEY e PFISTERER, 2019).

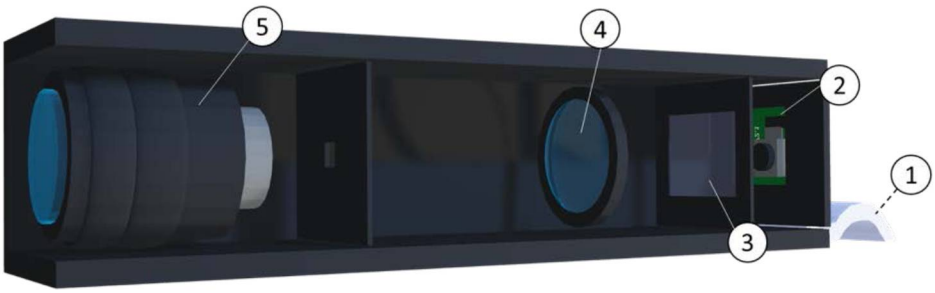
Figura 38 - Representação de dois snapshots: à esquerda é possível verificar falta de ajuste no sistema de aquisição; à direita verifica-se uma condição aprimorada do arranjo óptico.



FONTE: A autora (2022)

Após a avaliação criteriosa de diferentes componentes ópticos e das suas posições relativas, foi estabelecido um design otimizado que satisfizesse todas as condições enunciadas por HABEL, KUDENOV, & WIMMER, 2012, conforme apresentado na Figura 39 abaixo. O protótipo original, bem como as principais distâncias entre os elementos da HSI pode ser consultado no APÊNDICE D – Protótipo II: *Fotos dos modelos construídos*.

Figura 39 - Representação esquemática do Protótipo II, para obtenção de imagens hiperespectrais. Além da ilustração do instrumento, estão apresentados na tabela a lista com os materiais utilizados, e os respectivos valores aproximados em reais (R$) e dólares (US$).



ID	Componente	Tipo de material	Custo aproximado
1	Raspberry pi 4 4GB	Eletrônico	R$ 700 (US$35)
2	Câmera Raspberry Pi 8MP NoIR	Eletrônico	R$ 300 (US$25)
3	Grade de difração 13.500 linhas/polegada	Óptico	R$ 50 (US$5)
4	Lente Macro 52 mm +10	Óptico	R$ 50 (US$15)
5	Lente Primária Fixa Manual 35mm F / 1.7	Óptico	R$ 150 (US$35)
		Custo total aproximado	R$ 1250 (US$115)

FONTE: A autora (2022)

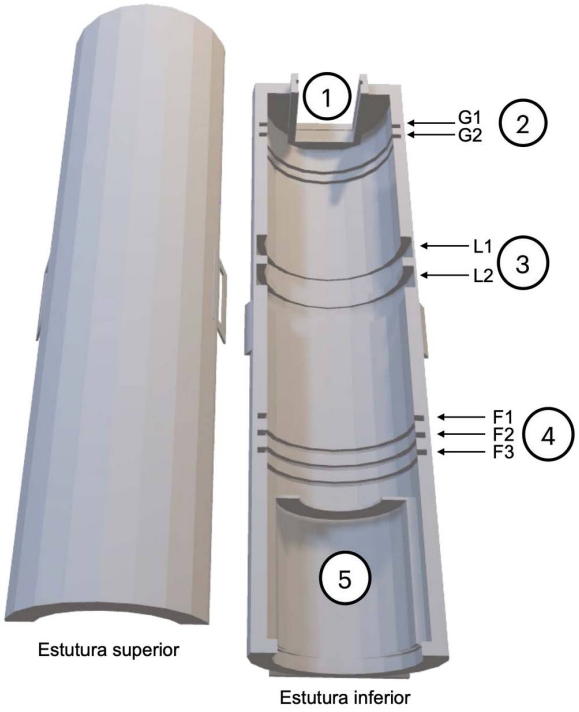
Para a construção do protótipo de validação, utilizou-se papel *foam* como material estruturante e os seguintes materiais (1) uma placa *Raspberry* Pi, (2) uma câmera *Raspberry Pi* (PiCâmera) de resolução 8MP sem filtro IR (NoIR), (3) uma grade de difração em duas dimensões de 13.500 linhas por polegada, (4) uma lente macro 52 mm +10, (5) uma fenda quadrada de 4mm x 5mm e (6) uma lente primária fixa manual de 35mm. O investimento necessário para elaborar o protótipo de validação foi correspondente a R$1250 (ou US$115 caso as peças fossem adquiridas nos EUA), valor bem inferior às HSIs disponíveis no mercado, que custam a partir de US$28,000 (SALAZAR-VAZQUEZ e MENDEZ-VAZQUEZ, 2020).

Uma das limitações e desafios no processo de construção de uma HSI é a necessidade uma estrutura estável o suficiente para garantir que não haja pequenas variações de posição entre os elementos que a compõem (afetando a qualidade da calibração). Dessa maneira, optou-se pelo desenvolvimento de um modelo tridimensional de suporte para o Protótipo II.

5.3.2 Impressão 3D do protótipo otimizado

Após a otimização das distâncias ótimas entre os elementos ópticos da HSI identificados através da consolidação do protótipo de validação, iniciou-se a construção de um modelo tridimensional. O modelo (Figura 39) foi elaborado pela própria autora dessa dissertação através do software TinkerCad® e pode ser consultado através do seguinte link: https://www.tinkercad.com/things/6DkJHUzDdpW?sharecode=TzDHoEFRZSET5n3124PlcKN-q30oHGtbcnknkm_GVKQ. Esta estrutura foi impressa utilizando a impressora Ender 3 e filamento PLA preto para evitar sombras indesejadas na parte interior. Esse modelo pode ser consultado na Figura 40 abaixo.

Figura 40 - Modelo construído para a impressão da estrutura principal do protótipo II. Os números em destaque na imagem são referências as posições dos elementos que constituem a *hsi*. Em (1), trata-se de uma posição para a PiCâmera, (2) duas posições (G1 e G2) para inserir a grade de difração (3) duas posições (L1 e L2) para inserir a lente macro (4) três posições (F1,F2 e F3) para inserir fenda quadrada e (5) posição para inserir a lente primária fixa manual de 35mm.



FONTE: A autora (2022)

Para construção da HSI, foram utilizados os mesmos acessórios listados na subseção anterior, 5.3.1. O modelo impresso em PLA irá comportar os componentes eletrônicos e ópticos, garantindo estabilidade e alinhamento das posições das peças a movimentações externas do protótipo. Os números em destaque na Figura 40 são referências às posições dos elementos que constituem a HSI. Em (1), trata-se de uma posição para a PiCâmera, (2) duas posições (G1 e G2) para inserir a grade de difração, (3) duas posições (L1 e L2) para inserir a lente macro (4) três posições (F1, F2 e F3) para inserir fenda quadrada e (5) posição para inserir a lente primária fixa manual de 35 mm. As posições ótimas são dependentes intrinsecamente do objeto que será mapeado, e devem ser avaliadas caso a caso para alcançar o melhor ajuste.

Para garantir que um *snapshot* com qualidade aprimorada, foram dimensionadas três aberturas distintas de fendas quadradas, cuja investigação pode ser consultada na subseção 5.3.2.1.

5.3.2.1 Estudos de aberturas da fenda quadrada

Para o início desse estudo, foi posicionado um objeto a distancias de 10cm, 20 cm, 30 cm, 40 cm e 45 cm da lente primária do Protótipo II (Figura 41). Nesta primeira avaliação, identificou-se que os melhores focos alcançados no *snapshot* final foram nas distâncias de 40 e 45 cm. Além disso, identificou-se que as posições F1, L2 e G2 foram as mais adequadas para a aquisição de imagens a curtas distâncias (40 a 45 cm).

Como a difração de ordem zero é um resultado estritamente dependente das características fenda quadrada, foram avaliadas três aberturas diferentes para verificar a condição que maximiza a qualidade do *snapshot*.

Após a definição das posições ótimas dos acessórios na HSI e da distância entre objeto-lente, variou-se a abertura da fenda quadrada (5 mm x 5 mm, 7,5 mm x 7,5 mm e 10 mm x 10 mm), conforme apresentado na Figura 41.

Figura 41 - Estudos de aberturas da fenda quadrada e a sua influência na qualidade do snapshot. Na imagem superior está representado o objeto capturado. Nas figuras inferiores, estão apresentados os resultados dos snapshots utilizando as aberturas 5 mm, 7,5 mm e 10 mm, respectivamente (da esquerda para a direita).

Objeto a distância de 40cm do Protótipo II

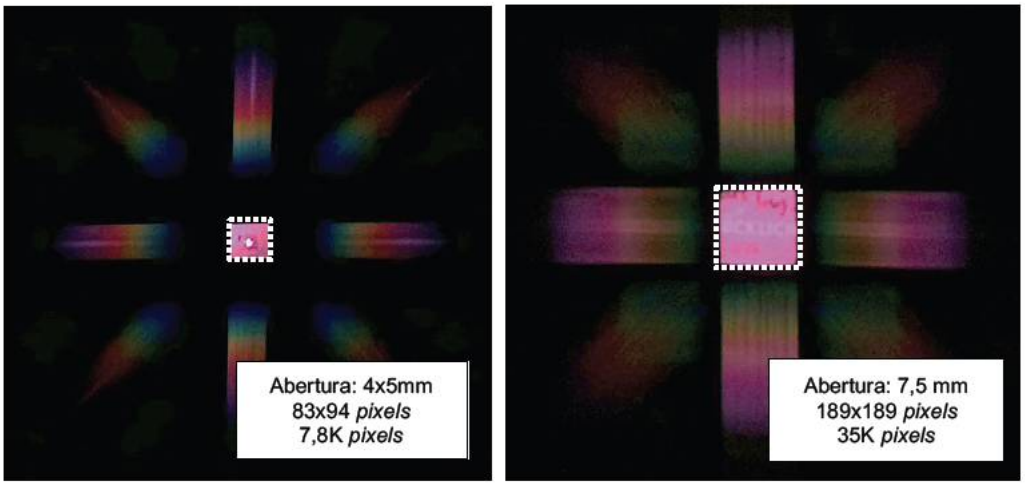
5mm 7,5mm 10mm

FONTE: A autora (2022)

Dos *snapshots* resultantes (Figura 41), verifica-se que a abertura de 5 mm proporciona uma imagem nítida (difração de ordem zero e difrações de primeira ordem), entretanto, com pouco aproveitamento dos *pixels* que conterão a informação espectral do objeto. Avaliando a abertura de 10 mm, verifica-se que embora tenha sido maximizada a região dos *pixels* na região de difração de ordem zero, houve sobreposição entre as difrações de ordem zero e primeira ordem, impossibilitando a sua utilização. Avaliando a abertura de 7,5 mm, verifica-se uma maximização da região de *pixels* na região de difração de ordem zero, sem sobreposição entre as diferentes difrações.

Ao realizar a comparação dos *snapshots* utilizando o protótipo de validação e o protótipo otimizado impresso em PLA (Figura 42) verifica-se um aumento de 27,2K *pixels* na composição da região de difração de ordem zero. Como a informação espectral está contida nos *pixels* da imagem, aumentando a área da difração de ordem zero, adicionamos mais informação ao snapshot, e consequentemente, sobre o objeto e estudo.

Figura 42 - Otimização da resolução da difração de ordem zero. À esquerda, o snapshot do protótipo de validação; à direita o snapshot do protótipo impresso em PLA.



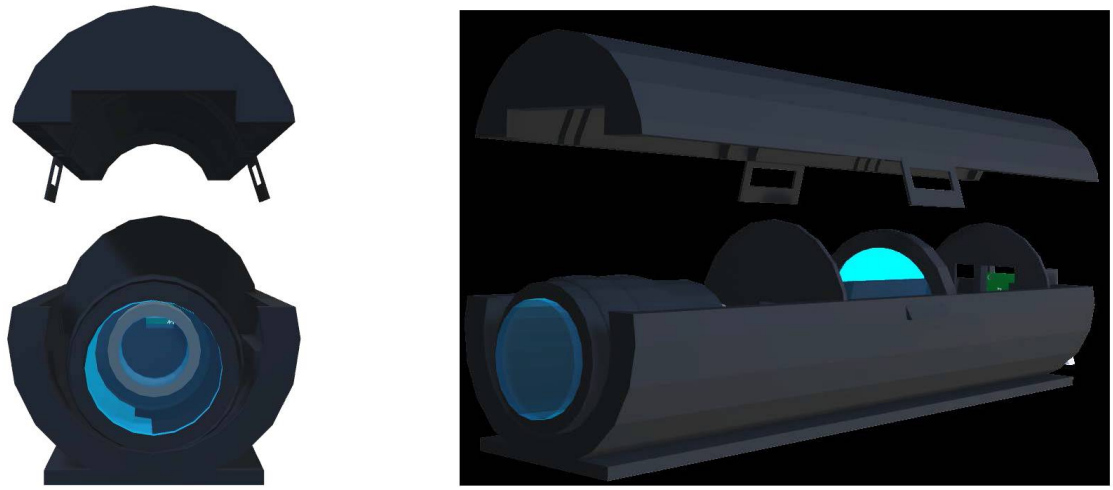
FONTE: A autora (2022)

Dessa maneira, optou-se pela utilização das condições ótimas observadas no arranjo estrutural da HSI, conforme listado na Tabela 6 para a etapa de calibração e nos estudos de caso seguintes. O Protótipo II com todas as peças organizadas sobre a estrutura impressa 3D, pode ser consultado na Figura 43.

Tabela 6 - Condições ótimas no arranjo estrutural para a aquisição de snapshots utilizando o protótipo II proposto.

Condições otimizadas para aquisições de imagens utilizando o protótipo 2	
Distância entre o objeto e a lente primária	40cm
Posição da grade de difração	G2
Posição da lente macro	L2
Posição da abertura quadrada	F1
Dimensão da abertura quadrada	7.5mm x 7.5mm

Figura 43 - Protótipo II otimizado com todos os acessórios eletrônicos e ópticos posicionados sobre a estrutura dimensionada e impressa em PLA preto. Em (1) está representada a vista frontal, e em (2) a vista lateral da HSI proposta.



(1) Vista frontal (2) Vista lateral

FONTE: A autora (2022)

5.4 CALIBRAÇÃO DOS SENSORES DA HSI

Após a seleção do melhor *design* da HSI proposta, foi necessário realizar a sua calibração, conforme brevemente descrito na subseção 2.2.2.1. Esta etapa consiste em duas sub-etapas: a calibração espacial e espectral.

A calibração espacial é necessária para estabelecer as funções de projeção relacionadas às posições dos *pixels* e para localização dos comprimentos de onda, nas zonas de difração de primeira ordem.

A calibração espectral é necessária para a determinação das sensibilidades espectrais de cada um dos canais de cor (*R*, *G* e *B*).

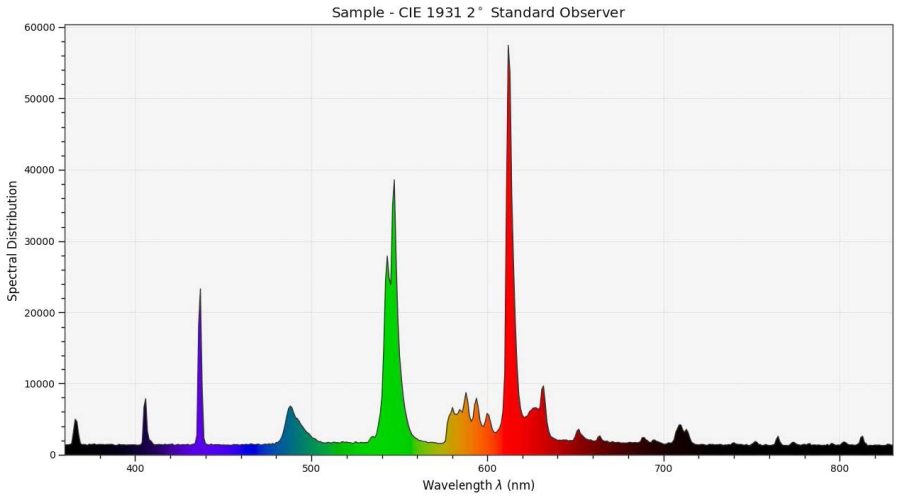
Para realizar a etapa de calibração da HSI, foi utilizado o aplicativo desenvolvido por SALAZAR-VAZQUEZ & MENDEZ-VAZQUEZ (2020), *squareHSIBetaV1*. Trata-se de um *software* de aquisição de imagens que permite a realização da etapa de calibração através da utilização de três imagens espectrais de referência.

A primeira imagem espectral de referência deve conter os perímetros da ZM e da *ROI*. A segunda imagem espectral de referência precisa conter a luz difratada em três ou mais picos em comprimentos de onda bem definidos. A terceira imagem espectral de referência deve conter a luz difratada com um espectro contínuo.

Para a obtenção da primeira imagem espectral de referência, foi capturado um *snapshot* com luz ambiente não controlada apenas para identificações das regiões de difração do modo zero e da região de interesse que contém todas as difrações de primeira ordem.

Para a obtenção da segunda imagem espectral de referência, foi utilizada uma lâmpada fluorescente, da marca OSRAM DULUXSTAR, modelo Mini Twist T2. Esse tipo de lâmpada possui um perfil espectral com picos bem definidos nas regiões do azul, verde e vermelho. Entretanto, para obtenção de informação específica sobre os comprimentos de onda dos picos dessa lâmpada, realizou-se uma medição do seu espectro utilizando o espectrômetro USB4000 (Ocean Optics, EUA). Na distribuição espectral apresentada na Figura 44 é possível visualizar três picos bem definidos e de maior intensidade na região do visível. Aferindo os valores discretos dessa distribuição, verificou-se que os três picos de maior intensidade se encontram situados nos comprimentos de onda iguais a 436,73 nm (azul), 546,73 nm (verde) e 612,33 nm (vermelho).

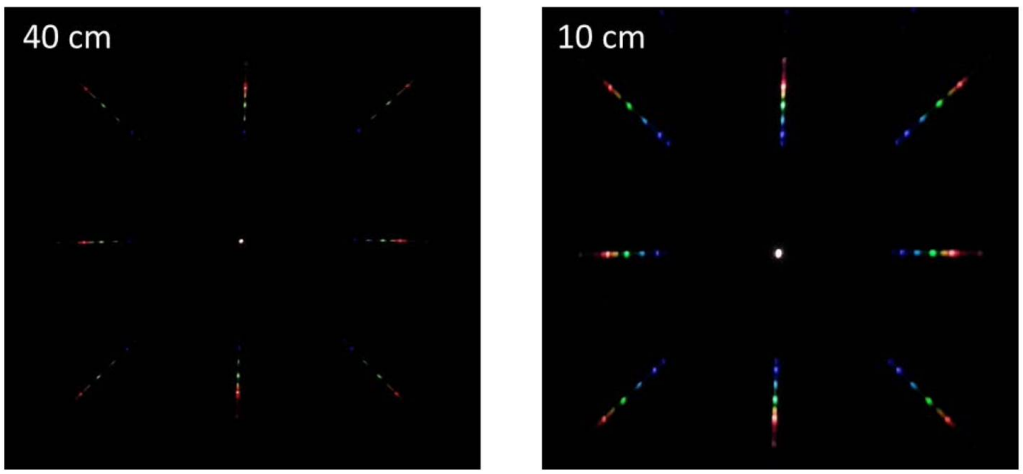
Figura 44 - Distribuição espectral da lâmpada fluorescente OSRAM DULUXSTAR, modelo Mini Twist T2 obtida utilizando o espectrômetro USB4000.



FONTE: A autora (2022)

Para a obtenção do *snapshot* para a calibração espacial, foi necessário cobrir completamente a lâmpada fluorescente com folhas de alumínio. Posteriormente realizou-se um pequeno furo com uma agulha para garantir que um feixe de luz bem pequeno atingisse o sensor da HSI. Como a lâmpada utilizada possui uma potência pequena (5W) foi necessário aproximá-la até uma distância de 10 cm com relação à lente frontal para alcançar uma intensidade luminosa significativa nas difrações de primeira ordem (Figura 45).

Figura 45 - Snapshots obtidos da lâmpada fluorescente sob distâncias de 40cm (esquerda) e 10cm (direita) com relação à HSI.

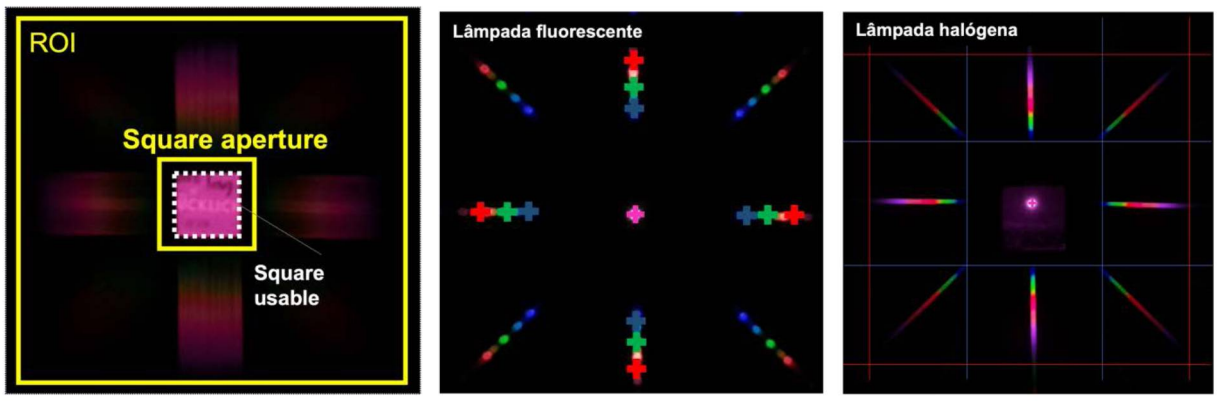


FONTE: A autora (2022)

Para a obtenção da terceira imagem espectral de referência, utilizou-se a lâmpada halógena da marca Taschibra, modelo A55/Clara 2700K, de 42W. Esta possui um espectro contínuo na região do visível e no IR. A distribuição espectral da lâmpada halógena medida utilizando o espectrômetro USB4000 pode ser consultada no APÊNDICE E – Protótipo II: Distribuição espectral da lâmpada halógena utilizada no procedimento de calibração. Foi realizado o mesmo procedimento de revestimento da lâmpada com folhas de alumínio, e feito um pequeno furo para a obtenção de uma imagem espectral que contém uma fonte pontual luminosa.

Após a obtenção de todas as imagens espectrais de referência, foram identificadas todas as posições necessárias para o cálculo da calibração no aplicativo *squareHSIBetaV1*, conforme representado na Figura 46 abaixo. Na imagem à esquerda, identifica-se a região de interesse (ROI) e a abertura quadrada, representada pelos quadrados amarelos. Na imagem central, identificou-se as posições de maiores intensidades das cores azul, verde e vermelho provenientes da lâmpada fluorescente, identificando os picos de comprimentos de onda no azul, verde e vermelho. Na imagem à direita, foram identificadas as regiões limites de comprimentos de onda, utilizando o espectro contínuo da lâmpada halógena.

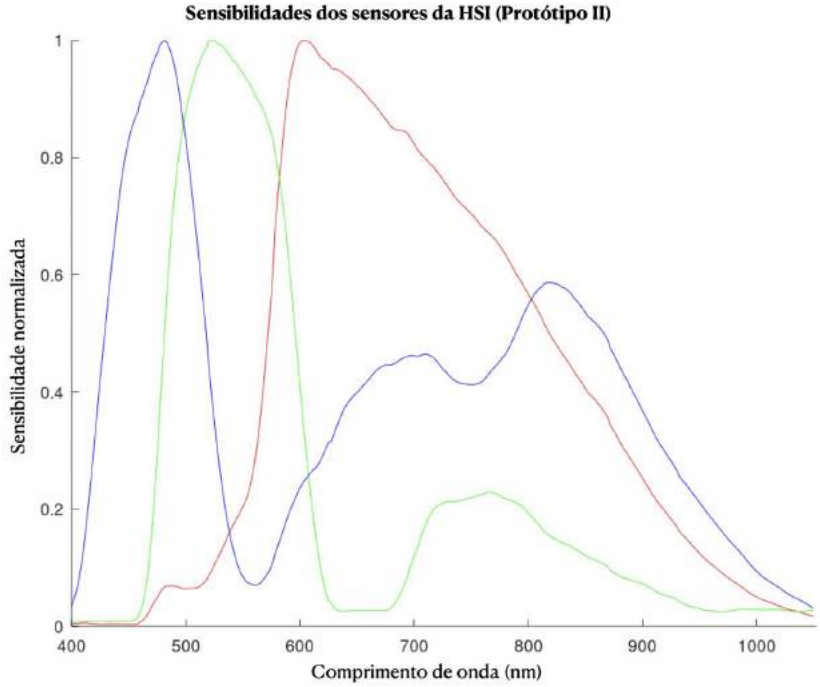
Figura 46 - Imagens espectrais de referência utilizadas na etapa de calibração da HSI proposta nesse estudo. Na imagem à esquerda (primeira imagem espectral de referência) foram identificados os perímetros ROI, Square Aperture e Square Usable. Na imagem central (segunda imagem espectral de referência), identificou-se as posições de maiores intensidades das cores azul, verde e vermelho provenientes da lâmpada fluorescente, identificando os picos de comprimentos de onda 436,73nm (azul), 546,73mn (verde) e 612,33nm (vermelho). Na imagem à direita (terceira imagem espectral de referência), foram identificadas as regiões limites de comprimentos de onda, utilizando o espectro contínuo da lâmpada halógena.



FONTE: A autora (2022)

Após a conclusão dessa etapa, o aplicativo gera um arquivo que contém os parâmetros de calibração, bem como um *script* em formato .mat que contém a curva de resposta dos sensores (Figura 47).

Figura 47 - Gráfico de sensibilidades normalizadas dos sensores da picâmera após etapa de calibração e impressão 3D.



FONTE: A autora (2022)

De acordo com SALAZAR-VAZQUEZ & MENDEZ-VAZQUEZ (2020) o gráfico esperado das sensibilidades normalizadas dos sensores da picâmera deve estar posicionado nas regiões de 420-520 nm (azul), 500-610 nm (verde), 580-720 nm (vermelho) e 790-850 nm (azul). Conforme apresentado na Figura 47, todas as curvas de sensibilidades estão de acordo com os resultados esperados, e portanto, conclui-se que a calibração foi bem sucedida.

5.5 AVALIAÇÃO DA PERFORMANCE DO PROTÓTIPO II

Após as etapas de otimização do design óptico e das etapas de calibração, verifica-se que o Protótipo II apresenta uma configuração hiperespectral final de 189 x 189 *pixels* e resolução de 315 bandas compreendidas na faixa de comprimento de onda de 400-1052nm.

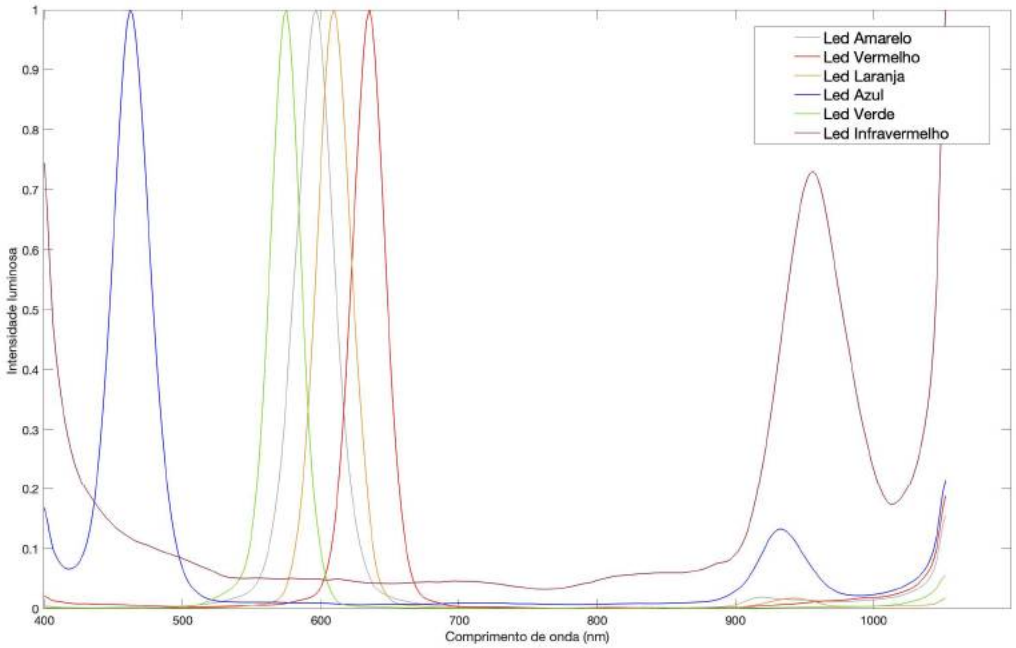
Para fazer a validação do protótipo, foram realizados dois estudos, o primeiro consistiu na avaliação das respostas espectrais de LEDs coloridos. Na sequência, realizou-se um estudo de caso utilizando uvas de cultivares distintos para avaliação da sensibilidade do instrumento. As informações contidas nos hipercubos foram avaliadas através de análise multivariada.

5.5.1 Avaliação de LEDs coloridos utilizando o Protótipo II

Com o intuito de verificar a performance da HSI após a etapa de calibração, foram capturados *snapshots* utilizando seis LEDs coloridos de alto brilho (5 mm) nas cores: vermelho, laranja, amarelo, verde, azul, infravermelho. Cada um dos LEDs foi posicionado a uma distância de aproximadamente 40 cm da HSI, e cobertos de tal maneira que apenas um pequeno feixe de luz atingisse o sensor da picâmera. Os *snapshots* obtidos podem ser consultados no APÊNDICE F – Protótipo II: *Snapshots* de LEDS coloridos. Através do aplicativo s*quareHSIBetaV1*, os hipercubos foram reconstruídos utilizando os parâmetros da calibração.

Após a obtenção da matriz espectral para cada um dos LEDs coloridos, foi realizado o cálculo do sinal predominante na região de difração zero. Em seguida, o sinal médio calculado foi normalizado para que todos as intensidades dos sinais variassem no mesmo intervalo, facilitando a comparação e avaliação dos resultados, conforme apresentado na Figura 48.

Figura 48 - Resposta espectral dos leds no protótipo II.



FONTE: A autora (2022)

Conforme descrito em GUPTA & JATOTHU, 2013, as faixas usuais para as intensidades luminosas dos LEDs coloridos são: 450-500nm (azul), 500-570nm (verde), 570-590nm (amarelo), 590-610nm (laranja), 610-760nm (vermelho) e >760 (infravermelho). Dessa maneira, avaliando as intensidades luminosas obtidos utilizando o Protótipo II (Figura 48) verifica-se que foram alcançados resultados bastante satisfatórios, pois alcançou-se correspondência de posição dos picos para todos os LEDs analisados.

5.5.2 Estudo de caso – Avaliação de uvas através de *snapshots* hiperespectrais utilizando o Protótipo II

Com o intuito de avaliar sob outro aspecto a performance do Protótipo II, foram avaliadas uvas de diferentes cultivares sob dois arranjos experimentais distintos. Através da análise multivariada dos *snapshots* hiperespectrais obtidos, avaliou-se a sensibilidade do Protótipo II no quesito separação de diferentes cultivares e graus de maturidade.

As principais características de coloração das uvas analisadas nesse estudo de caso podem ser consultadas na Tabela 7 abaixo.

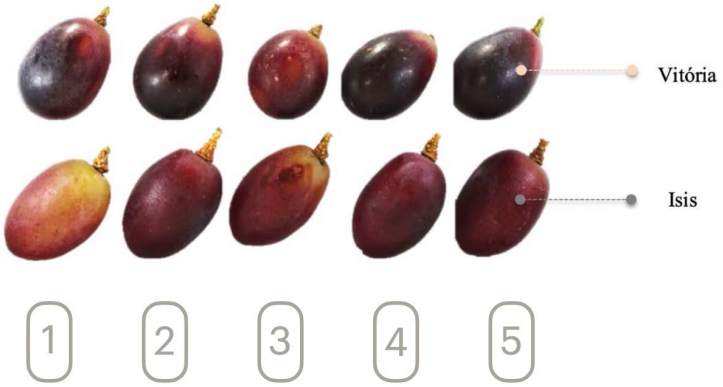
Tabela 7- Cultivares utilizados no estudo de caso e suas principais características de coloração.

Cultivar (uvas)	Coloração[9]
Isis	Vermelha
Vitória	Preta
Crimson	Vermelha
Benitaka	Vermelho-intensa

5.5.2.1 Arranjo 1 - Iluminação com duas lâmpadas LEDS de 2W, de uvas dos cultivares Isis e Vitória

O primeiro estudo foi realizado comparando 5 unidades de uvas dos cultivares Vitória e Isis com diferentes graus de maturidade. As uvas foram organizadas em um arranjo equidistante, em que as uvas do tipo Vitória ficaram posicionadas na fileira superior, e as uvas do tipo Isis na fileira inferior, conforme Figura 49 abaixo.

Figura 49 - Configuração das uvas Vitória e Isis utilizada para a aquisição do *snapshot* hiperespectral utilizando o Protótipo II



FONTE: A autora (2022)

Além disso, para a aquisição do *snapshot* hiperespectral foi utilizado um fundo branco e as uvas foram iluminadas por duas lâmpadas LEDs de 2W cada. O arranjo experimental de posicionamento da fonte luminosa pode ser consultado na figura Figura 50 abaixo.

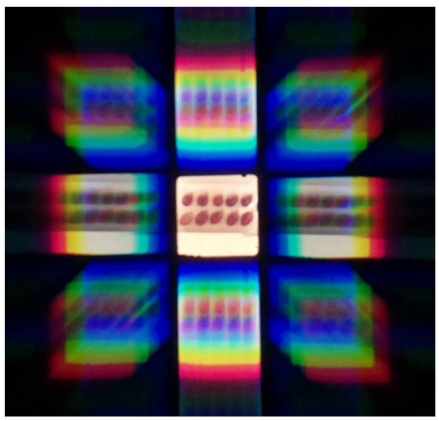
[9] Informações do Embrapa através do porta https://www.embrapa.br/busca-de-so ucoes-tecno og cas/-/

Figura 50 - Arranjo 1: Arranjo experimental utilizando 2 lâmpadas LED de 2W (6000K) para aquisição de um snapshot hiperespectral com o protótipo II de uvas Isis e Vitória

FONTE: A autora (2022)

Após a organização da condição ideal de obtenção da imagem, utilizou-se o Protótipo II e o aplicativo *squareHSIBetaV1* para a obtenção do *snapshot* hiperespectral das uvas Isis e Vitória, conforme apresentado na Figura 51 abaixo.

Figura 51 – Arranjo 1: *Snapshot* de uvas vitórias e isis utilizando o Protótipo II

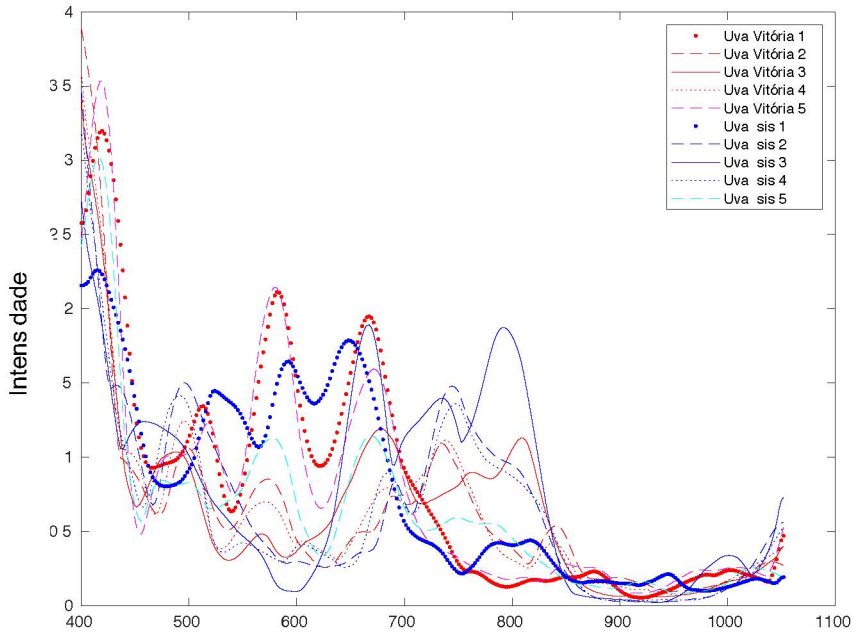


FONTE: A autora (2022)

Em seguida, ainda utilizando o aplicativo *squareHSIBetaV1,* reconstruiu-se o hipercubo de dados, em que estão contidas as informações espectrais de intensidade de reflectância das uvas por comprimento de onda e localização dos *pixels*.

Para a realização da análise multivariada, optou-se pelo cálculo do espectro médio do recorte de 121 *pixels* na porção da difração de ordem zero. Assim, são garantidos espectros representativos e puros para cada umas das uvas analisadas. Através dessa consideração, foi obtido o espectro para cada uma das uvas da foto, conforme apresentado na Figura 52 abaixo.

Figura 52 – Arranjo 1: Sinal espectral puro de cada uma das uvas dos cultivares Vitória e Isis, através do espectro médio de 121 pixels extraída do hipercubo reconstruído a partir do snapshot da HSI.

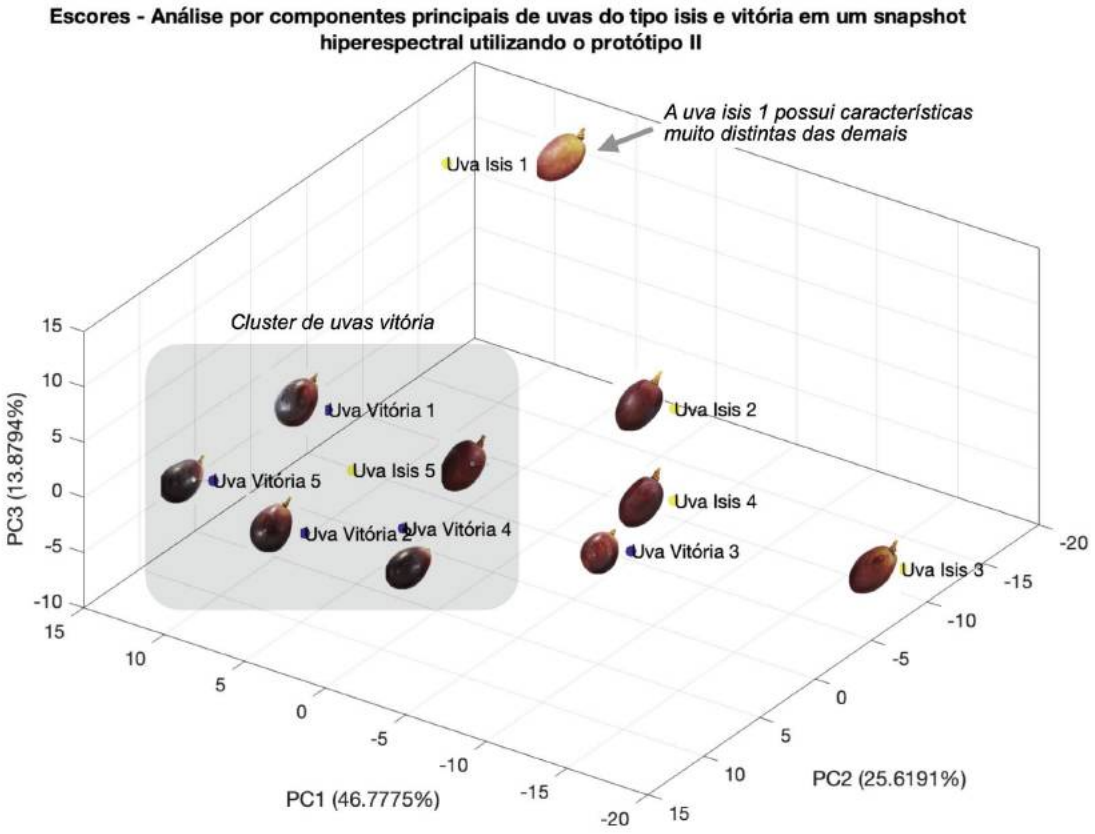


FONTE: A autora (2022)

Devido a grande variabilidade nas respostas espectrais, oriundas provavelmente pela presença de ruído aleatório ao sinal instrumental (variações de intensidade luminosa p.ex.), foram realizados dois pré-tratamentos para otimização do sinal.

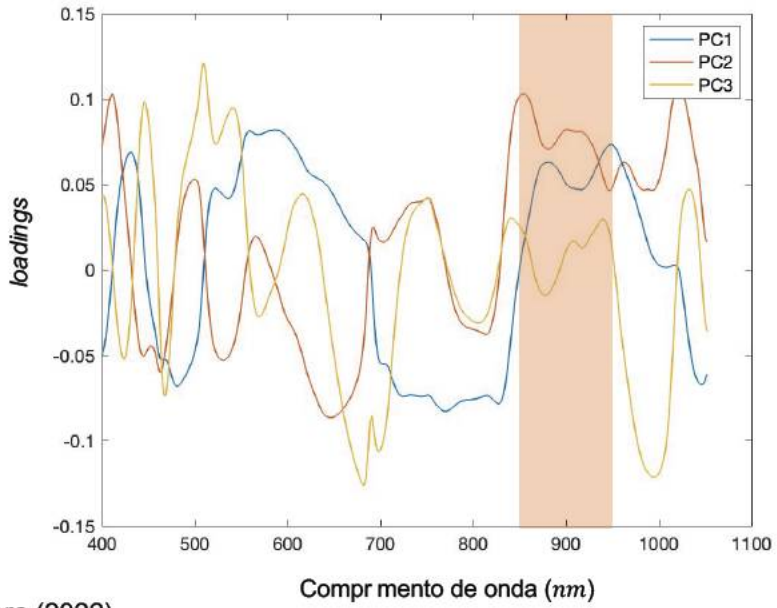
Primeiramente aplicou-se a padronização SNV (*Standard Normal Variate*), que corresponde a autoescalar cada linha da matriz original dos dados (BARNES, MEWA e J. LISTER, 1989). Após o pré-tratamento, realizou-se uma Análise por Componentes Principais com os dados centrados na média, em que 86% da variância explica-se pelas três primeiras componentes principais. Os escores e *loadings* da PCA estão apresentados na Figura 53 e Figura 54, respectivamente.

Figura 53 - Escores da Análise por Componentes Principais das uvas Isis e Vitória (Arranjo 1) utilizando o Protótipo II.



FONTE: A autora (2022)

Figura 54 - *Loadings* da Análise por Componentes Principais das uvas Isis e Vitória (Arranjo 1). Neste gráfico é possível consultar a influência da componente principal com relação aos comprimentos de onda (400 nm – 1100nm) contemplados na resolução do Protótipo II.



FONTE: A autora (2022)

Na avaliação dos resultados dos escores da PCA, é possível verificar que quatro uvas do tipo Vitória apresentaram características em comum, formando um *cluster,* conforme destacado na Figura 53. Neste *cluster*, os *loadings* indicam que as bandas responsáveis por esta discriminação são aquelas que possuem pesos em PC1 positiva e PC2 positiva, ou seja, bandas com comprimentos de onda em 850 - 950 nm.

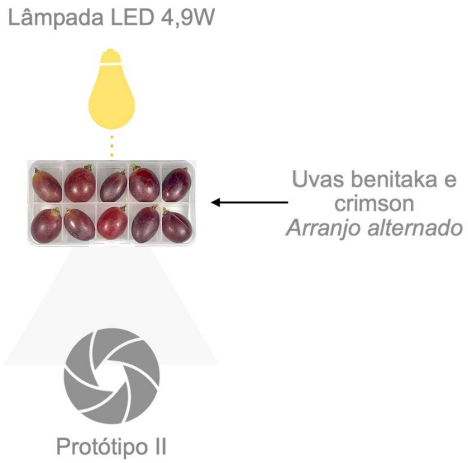
É interessante notar que a uva Isis 5, também está próxima desse agrupamento de uvas do tipo Vitória. Umas das possibilidades para esse comportamento é devido a forte coloração oriunda (provavelmente) da sua alta maturidade.

É possível notar também que a uva Isis 1 não possui características em comum com as demais da mesma cultivar, se isolando no gráfico de escores. Uma das justificativas para esse comportamento seria pelo fato de que essa uva apresenta uma coloração muito mais clara que as demais. A separação da uva Isis 1 foi fortemente influenciada pelas bandas presentes no comprimento de onda próximo de 520 e 620 nm (sendo esta última a de maior influência). Nestes comprimentos de onda, a radiação verde e laranja são absorvidas e reflete-se a cor roxo-avermelhada e a cor verde-azulado, respectivamente. Estes resultados evidenciam a capacidade do protótipo II na diferenciação da coloração das uvas.

5.5.2.2 Arranjo 2 - Iluminação com LED de 4,9W de uvas dos cultivares Benitaka e Crimson

Neste segundo arranjo, foram avaliadas as uvas dos cultivares Benitaka e Crimson. Com o intuito de explorar a influência da posição da fonte luminosa na qualidade do snapshot obtido, foi utilizada uma lâmpada LED de 4,9W com iluminação superior ao conjunto de uvas, conforme apresentado na Figura 55 abaixo.

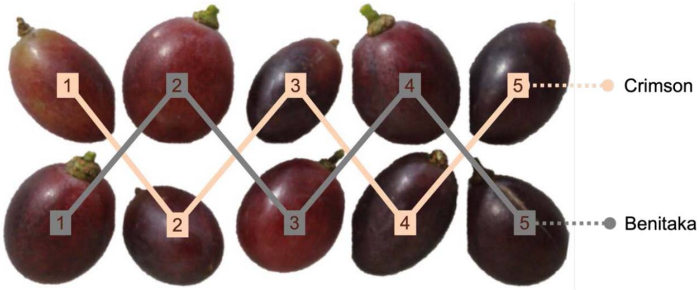
Figura 55 - Arranjo 2: Arranjo experimental utilizando 1 lâmpada LED de 4,9W (6000K) para aquisição de um snapshot hiperespectral com o protótipo II de uvas Benitaka e Crimson.



FONTE: A autora (2022)

Além disso, para avaliar a influência das posições das uvas de diferentes espécies na informação contida no hipercubo, optou-se por organizar as uvas de maneira alternada, conforme ilustrado na Figura 56.

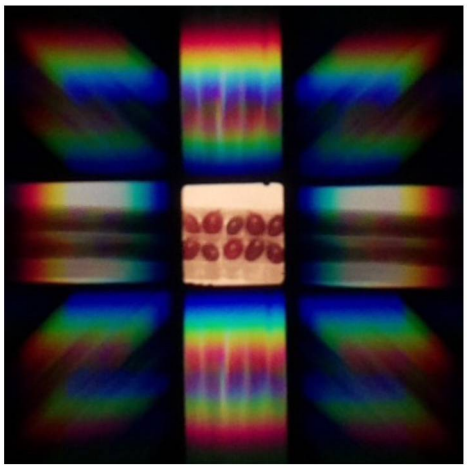
Figura 56 - Arranjo alternado das uvas Crimson e Benitaka



FONTE: A autora (2022)

Da mesma maneira como descrito na subseção anterior, após a organização da condição ideal de obtenção da imagem, utilizou-se o Protótipo II e o aplicativo *squareHSIBetaV1* para a obtenção do *snapshot* hiperespectral das uvas Crimson e Benitaka, conforme apresentado na Figura 57 abaixo.

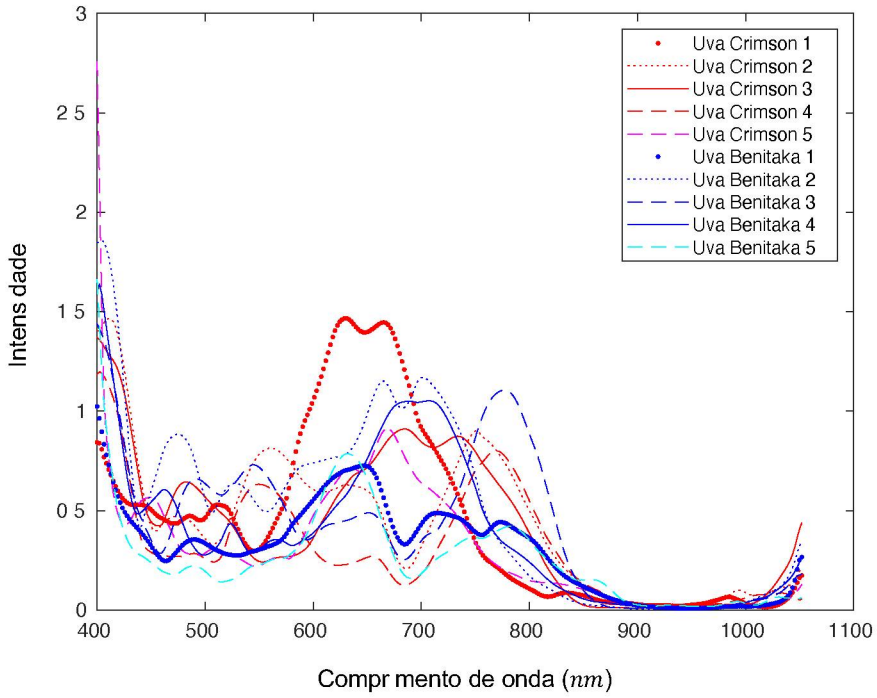
Figura 57 – Arranjo 2: *snaphsot* das uvas Benitaka e Crimson obtido utilizando o Protótipo II



FONTE: A autora (2022)

Para a obtenção da informação espectral das uvas, seguiu-se a mesma metodologia que a descrita na subseção anterior. Foi feito o recorte de 121 *pixels* na região representada para cada uva. Em seguida, calculou-se o espectro médio de cada uva, que pode ser consultado através da Figura 58.

Figura 58 – Arranjo 2: Sinal espectral puro de cada uma das uvas dos cultivares Crimson e Benitaka, através do espectro médio de 121 pixels extraída do hipercubo reconstruído a partir do snapshot da HSI.

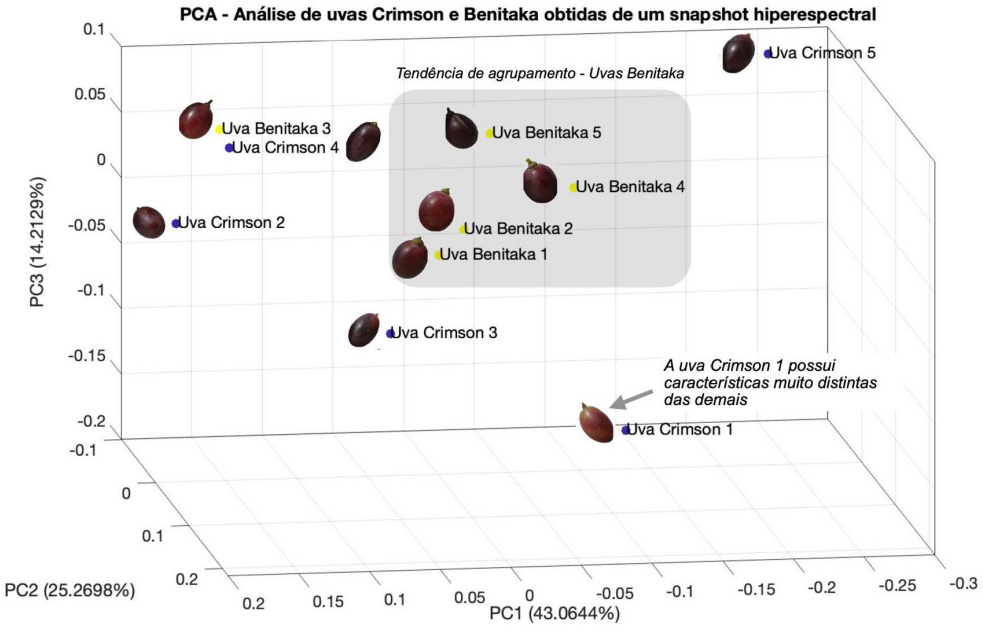


FONTE: A autora (2022)

Novamente, observa-se uma variação significativa nos sinais de espectros puros das uvas extraídas do hipercubo reconstruído. Para enfatizar as variações nos

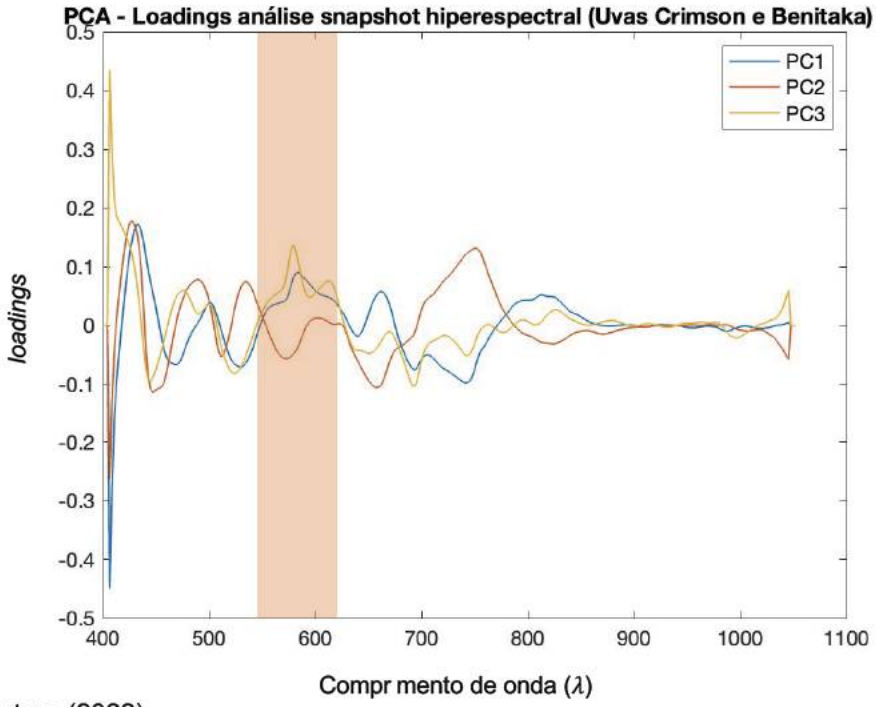
conjuntos dos espectros, optou-se pelo cálculo da primeira derivada em cada curva, seguida dos dados centrados na média. Neste segundo conjunto de dados, optou-se por uma sequência de pré-tratamentos distinta daquele apresentado em 5.5.2.1, pois o principal objetivo destas análises exploratórias foi evidenciar apenas as características distintas entre os conjuntos de uvas estudados. Após o pré-tratamento dos dados, realizou-se a Análise por Componentes Principais em que 82% da variância é explicada através de três componentes principais. Os escores e *loadings* da PCA estão apresentados na Figura 59 e Figura 60, respectivamente.

Figura 59 - Escores da Análise por Componentes Principais das uvas Crimson e Benitaka obtidas do snapshot hiperespectral.



FONTE: A autora (2022)

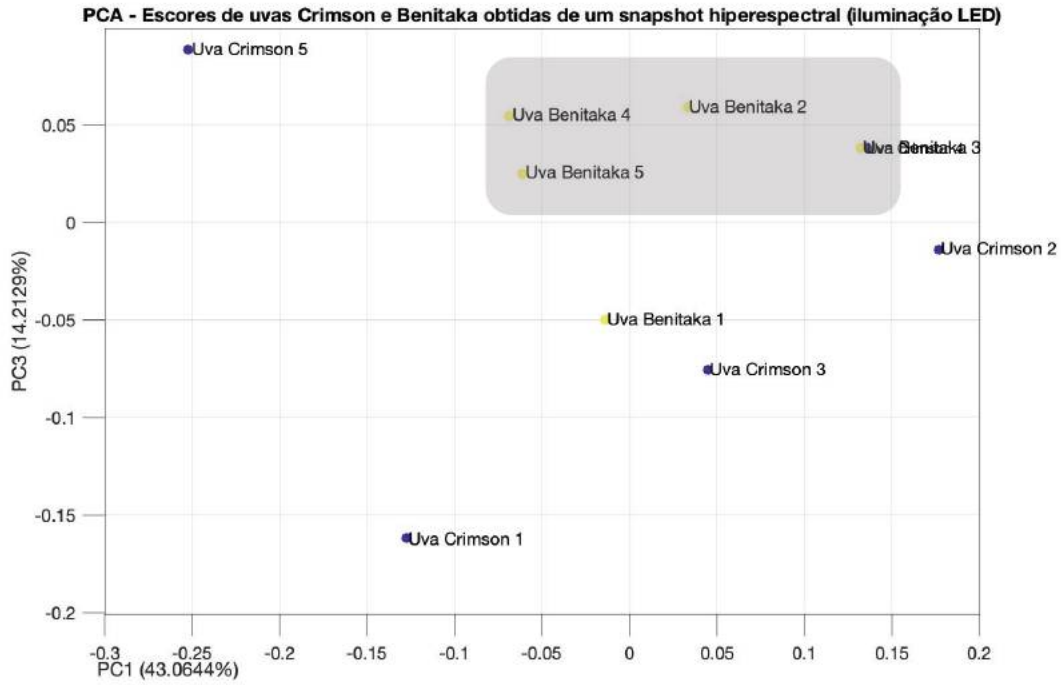
Figura 60 - *Loadings* da Análise por Componentes Principais das uvas Crimson e Benitaka obtidas do *snapshot* hiperespectral



FONTE: A autora (2022)

Na avaliação dos resultados dos escores da PCA (Figura 59), é possível verificar um agrupamento de uvas do cultivar Benitaka, na região positiva da PC3 e próximo de zero da PC1 (Figura 61), sendo influenciada fortemente pela região de comprimento de onda entre 550 e 620 nm. Nesta região, a radiação amarela-esverdeada é absorvida e reflete-se a cor roxa.

Figura 61 - Detalhe dos escores da PCA destacando o gráfico da PC1 e PC3, com tendência de agrupamento das uvas Benitaka.



FONTE: A autora (2022)

Além disso, conforme verificado no Arranjo 1 (5.5.2.1), novamente verifica-se que a uva com coloração mais clara, Crimson 1, está mais afastada das demais uvas avaliadas. Esta amostra apresenta escores negativos na PC1 e PC3, cujos *loadings* indicam que as regiões de 500 - 550 nm e 700 - 800 nm são relevantes para sua caracterização. No primeiro intervalo de comprimento de onda, a radiação verde é absorvida, refletindo a cor roxa-avermelhada, enquanto no segundo intervalo, a radiação vermelha é absorvida, refletindo a cor azul-esverdeada.

5.5.2.3 Comparação dos resultados obtidos para os arranjos do Protótipo II

Ao realizar a comparação entre os resultados do Arranjo 1 (5.5.2.1) e o Arranjo 2 (5.5.2.2), é possível fazer uma inferência interessante, e duas observações com relação à performance da HSI proposta. Um resumo que contém o resultado comparativo e as principais características analisadas no arranjo 1 e 2 pode ser consultada na Tabela 8.

Tabela 8 - Comparação entre o resultado de avaliação de uvas utilizando o Protótipo II.

Tipos de cultivares	Iluminação	Posição das uvas	Interpretação PCA
Is s e V tór a	2 âmpadas LEDs 2W (fronta)	L nha	• Tendênc a forte de agrupamento de um t po de uva (PC1XPC2); • Iso amento da uva ma s c ara (matur dade)
Ben taka e Cr mson	1 âmpada LED 4,9W (super or)	A ternado	• Tendênc a fraca de agrupamento de um t po de uva (PC1xPC3); e • Iso amento da uva ma s c ara (matur dade)

A primeira inferência é a de que uvas que possuem cores mais distintas (vermelho e preta) formaram uma tendência de agrupamento mais forte, do que as uvas que apresentavam cores mais próximas (vermelho e vermelho-intensa). Além disso, em ambos os arranjos avaliados foi possível verificar um critério de separação das uvas mais maduras para as uvas menos maduras.

Uma primeira observação que pode ser constatada é que a posição da luz influencia de maneira fraca na informação contida no *snapshot*, pois em ambos os cenários, foi possível observar uma separação satisfatória entre os quatro cultivares distintos de uvas.

Uma segunda observação pertinente é de que, aparentemente, não há influência na posição das uvas no arranjo, uma vez que não se verificou semelhança de agrupamentos de uvas com relação a posição.

Uma sugestão de avaliação futura para avaliar a veracidade dessas duas observações feitas seria a realização de um planejamento fatorial de experimentos, em que poder-se-á avaliar quantitativamente a influência entre essas variáveis.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Através de um levantamento bibliográfico, verificou-se a importância do controle de parâmetros ambientais e estruturais na aquisição de imagens. Adicionalmente, também foi apontada a limitação de acesso a instrumentos de imagens mais robustos devido ao alto custo associado. Com o intuito de contornar essas limitações, foram construídos dois protótipos de baixo custo nesta pesquisa. As principais conclusões obtidas foram:

- A automatização de sistemas de aquisição de imagens digitais reduz a possibilidade de erros sistemáticos humanos;
- A luminosidade é o principal parâmetro que deve ser controlado nesta metodologia. Quando não há um controle apropriado da iluminação, é possível demonstrar a formação de artefatos que podem prejudicar a imagem resultante;
- A utilização de componentes eletrônicos de baixo custo aumentam substancialmente a qualidade das imagens obtidas;
- Em um ambiente controlado, as imagens digitais fornecem informações semelhantes àquelas contidas nos espectros de absorbância na região do visível;
- A impressão 3D otimizou a performance de aquisição de imagens hiperespectrais; e
- Imagens hiperespectrais obtidas por um arranjo experimental simplificado contém informações interessantes para análises exploratórias.

Por fim, demonstrou-se a importância da interdisciplinaridade, envolvendo programação, eletrônica, análise multivariada e química analítica para a solução de problemas relevantes industrialmente. De fato, esta união foi fundamental para a elaboração dos protótipos apresentados nesta pesquisa. A construção completa de dois protótipos permitiu explorar nuances notáveis do processo de aquisição de imagens digitais até então pouco abordados na literatura.

Ademais, espera-se que este documento contenha as informações necessárias para a construção de réplicas dos protótipos por qualquer leitor interessado. Estes instrumentos poderão ser utilizados em estudos futuros para análises sobre correlações entre parâmetros que influenciam a qualidade das

imagens. Além disso, é possível realizar estudos comparativos com outras metodologias analíticas, como um espectrofotômetro de reflectância.

REFERÊNCIAS

AMIGO, J. M. **Hyperspectral and multispectral imaging:** Setting the scene. [S.l.]: Elsevier, 2020.

AMIGO, J.; MARTI, I.; GOWEN, A. Hyperspectral imaging and chemometrics: a perfect combination for the analysis of food structure, composition and quality. In: **Data handling in science and technology**. [S.l.]: Elsevier, 2013. p. 343-370.

ANDERSON, K.; MELONI, G.; SWINNEN, J. Global alcohol markets: Evolving consumption patterns, regulations, and industrial organizations.. **Annual Review of Resource Economics**, p. 105-132, 2018.

ANDRADE, R. et al. Anthocyanic composition of Brazilian red wines and use of HPLC-UV–Vis associated to chemometrics to distinguish wines from different regions. **Microchemical Journal**, p. 256-262, 2013.

ANSARI, M. D.; GHRERA, S. P.; TYAGI, V. Pixel-Based Image Forgery Detection: A Review. **IETE Journal of Education**, p. 40-46, 2014.

ARCENA, M. et al. Feasibility of using integrated fingerprinting, profiling and chemometrics approach to understand (bio) chemical changes throughout commercial red winemaking: A case study on Merlot. **Food Research International**, 2020.

BARANAC, J.; PETRANOVIC, N.; DIMITRIC-MARKOVIC, J. Spectrophotometric Study and of Anthocyanin and Copigmentation Reactions. **J. Agric. Food Chem.**, 1996.

BARNES, R. J.; MEWA , S. D.; J. LISTER, S. Standard normal variate transformation and de-trending of near-infrared diffuse reflectance spectra. **Applied spectroscopy 43.5**, p. 772-777, 1989.

BAZANI, E. et al. Smartphone Application for Total Phenols Content and Antioxidant Determination in Tomato, Strawberry, and Coffee Employing Digital Imaging. **Food Analytical Methods**, p. 631-640, 2021.

BHARGAVA, R.; FALAHKHEIRKHAH, K. Enhancing hyperspectral imaging. **Nature Machine Intelligence**, p. 279-280, 2021.

BINDON, K. et al. Relationships between harvest time and wine composition in Vitis vinifera L. cv. Cabernet Sauvignon 1. Grape and wine chemistry. **Food Chemistry**, p. 1696-1705, 2013.

BLOCH, L. C. et al. Is It Better to Be Objectively Wrong or Subjectively Right?: Testing the Accuracy and Consistency of the Munsell Capsure Spectrocolorimeter for

Archaeological Applications. **Advances in Archaeological Practice**, p. 132-144, 2021.

BOIDO, E. et al. Aging Effect on the Pigment Composition and Color ofVitis vinifera L. Cv. Tannat Wines. Contribution of the MainPigment Families to Wine Color. **J. Agric. Food Chem.**, 2006.

BOTELHO, B. G.; ASSIS, L. ; SENA, M. M. Development and analytical validation of a simple multivariate calibration mathod using digital scanner images for sunset yellow determination in soft beverages. **Food Chemistry**, p. 175-180, 2014.

BRASIL. Portaria n. 229, de 25 de outubro de 1988 - Complementação de padrões de identidade e qualidade de vinho. Edição: Diário Oficial da República Federativa do Brasil, 1988.

BRO, R.; SMILDE, A. K. Principal Component Analysis. **Analytical methods**, p. 2812-2831, 2014.

CAPITAN-VALLVEY, L. et al. Recent developments in computer vision-based analytical chemistry: A tutorial review. **Analytica Chimica Acta**, p. 23-56, 2015.

CHEN, S. et al. Predicting the anthocyanin content of wine grapes by NIR hyperspectral imaging. **Food Chemistry**, p. 788-793, 2015.

CHENG, H. et al. Color image segmentation: advances and prospects. **Pattern Recognition**, p. 2259-2281, 2001.

CORDER, R. et al. Red Wine procyanidins and vascular health. **Oenology**, 2006.

COSTA, N.; CASTRO, I.; BARBOSA, R. Classification of Cabernet Sauvignon from Two Different Countries in South America by Chemical Compounds and Support Vector Machines. **Applied Artificial Intelligence**, p. 679-689, 2016.

COZZOLINO, D. The role of visible and infrared spectroscopy combined with chemometrics to measure phenolic compounds in grape and wine samples. **Molecules**, p. 726-737, 2015.

CUI, Q. et al. Development of a fast calibration method for image mapping spectrometry. **Appl. Opt.**, p. 6062-6069, 2020.

CURBANI, L.; GELINSKI, J.; BORGES, M. Determination of Ethanol in Beers Using a Flatbed Scanner and Automated Digital Image Analysis. **Food Analytical Methods**, p. 249-259, 2019.

DE JUAN, A.; TAULER, R. Multivariate Curve Resolution for Quantitative Analysis. In: PENA, A., et al. **Data Handling in Science and Technology**. [S.l.]: Elsevier, 2015. p. 247-292.

DINIZ, P. Chemometrics-assisted color histogram-based analytical systems. **Journal of Chemometrics**, 2020.

EGIDIO, V. et al. NIR and MIR spectroscopy as rapid methods to monitor red wine fermentation. **European Food Research and Technology**, p. 947-955, 2010.

ELMASRY, M.; NAKAUCHI, S. Image analysis operations applied to hyperspectral images for non-invasive food quality - A comprehensive review. **Biosystems Engineering**, 2016.

EMBRAPA. Uvas Viniferas para Processamento em Regiões de Clima Temperado, 2003. Disponivel em: <https://sistemasdeproducao.cnptia.embrapa.br/FontesHTML/Uva/UvasViniferasRegioesClimaTemperado/>.

ESCARPA, A.; RIOS, A.; SIMONET, B. **Handbook on Miniaturization in Analytical Chemistry:** Application of Nanotechnology. [S.l.]: Wiley, 2009.

ESCRIBANO-BAILON, M. T.; RIVAS-GONZALO, J.; GARCIA-ESTEVEZ, I. Wine Color Evolution and Stability. **RED Wine Technology - Elsevier**, p. 195-205, 2019.

FERNANDES, D. et al. Quantification and identification of adulteration in the fat content of chicken hamburgers using digital images and chemometric tools.. **LWT**, p. 20-27, 2019.

FERREIRA, M. M. C. **Quimiometria:** conceitos, métodos e aplicações. [S.l.]: Unicamp, 2015.

FILHO, W. G. V. **Bebidas não alcoólicas: Ciência e Tecnologia**. [S.l.]. 2010.

FRANKEL, E. Nutritional benefits of flavonoids. **Food Factors for Cancer Prevention**, p. 613-616, 1997.

FREITAS, V. O mundo colorido das antocianinas. **Revista da Ciência Elementar - ICETA**, 7 Junho 2019.

FULGENCIO, A. C. et al. Development of a simple and rapid method for color determination in beers using digital images. **Food Analytical Methods**, 2019.

GANESAN, P. et al. **HSV color space based segmentation of region of interest in satellite images**. 2014 International Conference on Control,

Instrumentation, Communication and Computational Technologies (ICCICCT). [S.l.]: IEEE. 2014. p. 101-105.

GAUCHE, C.; MALAGOLI, E.; BORDIGNONG, L. Effect of pH on the copigmentation of anthocyanins from Cabernet Sauvignon grape extracts with organic acids. **Scientia Agricola**, p. 41-46, 2010.

GELADI, P.; WOLD, S. Image Analysis and Chemical Information in Images. **Analytica Chimica Acta**, 1986.

GERMAN, B.; WALZEM, R. The health benefits of wine. **Annual Review of Nutrition**, p. 561-593, 2000.

GIRAUDO, A. et al. Development of an automated method for the identification of defective hazelnuts based on RGB image analysis and colourgrams. **Food Control**, p. 233-240, 2018.

GOLDBERG, D. et al. Method to assay the concentrations of phenolic constituents of biological interest in wines.. **Anal. Chem.**, 1996.

GOLDBERG, D. et al. Catechin and Epicatechin Concentrations of Red Wines: Regional and Cultivar-Related Differences. **American Journal of Enology and Viticulture**, p. 23-34, 1998.

GONCALVES, M. et al. A novel strategy for the classification of naturally colored cotton fibers based on digital imaging and pattern recognition techniques. **Analytical Methods**, p. 5869-5875, 2015.

GONZALEZ-DOMINGUEZ, R.; SAYAGO, A.; FERNANDEZ-RECAMALES, A. Metabolomics: An emerging tool for wine characterization and the investigation of health benefits. **Engineering tools in the beverage industry**, p. 315-350, 2019.

GONZALEZ-NEVES, G. et al. Metabolomics: An emerging tool for wine characterization and the investigation of health benefits. **Analytica Chimica Acta**, p. 191-196, 2004.

GRIJALVA-VERDUGO, C. et al. FT-MIR spectroscopy and multivariate analysis for determination of bioactive compounds and antioxidant capacity in Cabernet Sauvignon wines. **CyTA - Journal of Food**, p. 561-569, 2018.

GUPTA, S. D.; JATOTHU, B. Fundamentals and applications of light-emitting diodes (LEDs) in in vitro plant growth and morphogenesis. **Plant biotechnology reports**, p. 211-220, 2013.

HABEL, R.; KUDENOV, M.; WIMMER, M. Practical spectral photography. **Computer graphics forum**, Maio 2012. 449-458.

HASEEB, S.; ALEXANDER, B.; BARANCHUK, A. Wine and cardiovascular health: A comprehensive review. **Ciruclation**, p. 1434-1448, 2017.

HE, F. et al. Anthocyanins and Their Variation in Red Wines I. Monomeric Anthocyanins and Their Color Expression. **Molecules**, p. 1571-1601, 2012.

HERRERO-LATORRE, C. et al. Detection and quantification of adulterations in aged wine using RGB digital images combined with multivariate chemometric techniques, 3, 30 Setembro 2019.

HUSSAIN, C. M. **Handbook on Miniaturization in Analytical Chemistry:** Application of Nanotechnology. [S.l.]: Elsevier, 2020.

IBGE. **Sistema IBGE de Recuperação Automática - SIDRA, Tabela 1618**. [S.l.]. 2020.

IBRAVIN. Cadastro produção de Vinho, Ibravin/MAPA/SEAPA-RS, 2020. Disponivel em: <https://www.ibravin.org.br/downloads/1426615141.pdf>.

INDRIANI, O. et al. **Tomatoes classification using K-NN based on GLCM and HSV color space**. 2017 International Conference on Innovative and Creative Information Technology (ICITech). [S.l.]: IEEE. 2017. p. 1-6.

JACKSON, R. S. Wine Science: Principle and Application.. **Elsevier**, p. 287-295, 2008.

JAMIR, L. et al. Wine: a potential source of antimicrobial compounds. **Journal of Wine Research**, p. 220-237, 2019.

LIMA, C. M. **Dissertação - Classificação de vinhos produzidos no Vale do São Francisco baseada em imagens digitais e quimiometria.** [S.l.]. 2017.

LIMA, C. M. et al. Digital image-based tracing of geographic origin, winemaker, and grape type for red wine authentication. **Food Chemistry**, 2020.

LU, Y.; SHI, Z.; LIU, Q. Smartphone-based biosensors for portable food evaluation. **Current Opinion in Food Science**, p. 74-81, 2019.

MALEGORI, C. et al. An in-depth study of cheese ripening by means of NIR hyperspectral imaging: Spatial mapping of dehydration, proteolysis and lipolysis. **Food Chemistry**, 2020.

MARINI, J. Entenda a classificação dos vinhos e sigla de cada país, 26 Maio 2020. Disponivel em: <https://blog.famigliavalduga.com.br/classificacao-dos-vinhos-e-siglas-de-cada-pais/.>.

MARKOSKI, M. et al. Molecular Properties of Red Wine Compounds and Cardiometabolic Benefits. **Nutrition and Metabolic Insights**, 2016.

MCGOVERN, P. et al. Early neolithic wine of Georgia in the South Caucasus. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, 2017.

MORENO-ARRIBAS, M. V.; POLO, M. C. Wine chemistry and biochemistry, 735, 2009.

NASH, V. et al. The effects of grape and red wine polyphenols on gut microbiota–A systematic review. **Food Research International**, p. 277-287, 2018.

NEVES, G.; CORDOVES, C.; BARREIRO, L. Anthocyanic Composition of Tannat Cabernet Sauvignon and Merlot Young Red Wines from Uruguay. **Journal of Wine Research**, p. 125-133, 2010.

OIV. 2019 Statistical Report on World Vitiviniculture, 2019. Disponivel em: <http://oiv.int/public/medias/6782/oiv-2019-statistical-report-on-world-vitiviniculture.pdf>.

OLIVERI, P. et al. Qualitative pattern recognition in chemistry: Theoretical background and practical guidelines. **Michochemical Journal**, 2021.

OPREA, S. et al. **Digital image processing applied in drugs industry for detection of broken aspirin tablets**. 2008 31st International Spring Seminar on Electronics Technology. [S.l.]: IEEE. 2008. p. 121-124.

OTSU, M. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, p. 62-66, 1979.

PEREIRA, J. et al. Projection pursuit and PCA associated with near and middle infrared hyperspectral images to investigate forensic cases of fraudulent documents. **Microchemical Journal**, p. 412-419, 2017.

PEREZ-BERNAL, J. et al. The smartphone as an economical and reliable tool for monitoring the browning process in sparkling wine. **Computers and Electronics in Agriculture**, p. 248-254, 2017.

PEREZ-MARIN, D.; AMIGO, J.; FERNANDEZ-NOVALES, J. Grading and color evolution of apples using RGB and hyperspectral imaging vision cameras.. **Journal of Food Engineering**, p. 281-288, 2012.

PRABHU, G. R. D.; URBAN, P. L. Elevating Chemistry Research with Modern Electronics Toolkit. **Chemical Reviews**, v. 120, p. 9482-9553, 2020.

PRATS-MONTALBAN, J. M.; JUAN, A.; FERRER, A. Multivariate image analysis: A review with applications. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, p. 1-23, 2011.

QIN, J. **Hyperspectral imaging instruments**. [S.l.]: Elsevier, 2010.

QUEIROZ, M. J. G. **Dissertação de Mestrado: Evolução das antocianinas, atividade antioxidante e parâmetros de cor no Vinho do Porto ao longo do seu envelhecimento.** [S.l.]. 2015.

RATENI, G.; DARIO, P.; CAVALLO, F. Smartphone-Based Food Diagnostic Technologies: A Review. **Sensors**, 2017.

REILE, C. G. et al. Qualitative and quantitative analysis based on digital images to determine the adulteration of ketchup samples with Sudan I dye. **Food Chemistry**, 2020.

RIVERO, F. et al. Copigmentation potential of overripe seeds from sun-dried white grapes on anthocyanins colour and stability by differential colorimetry. **International Journal of Food Science & Technology**, p. 389-396, 2019.

ROCA, P. **Statistical Report on World Vitiviniculture**. Paris. 2019.

RODRIGUEZ-AMAYA, D. B. Natural Food Pigments and Colorants. **Bioactive Molecules in Food**, p. 867-901, 2019.

SALAZAR-VAZQUEZ, J.; MENDEZ-VAZQUEZ, A. A plug-and-play hyperspectral imaging sensor using low-cost equipment. **HardwareX**, 2020.

SHAIK, K. et al. Comparative study of skin color detection and segmentation in HSV and YCbCr color space. **Procedia Computer Science**, 2015. 41-48.

SHI, W. et al. Pre-processing visualization of hyperspectral fluorescent data with Spectrally Encoded Enhanced Representations. **Nature Communications**, 2020.

SILVA, C. **Dissertação - Uso de imagens hiperespectrais na região do infravermelho próximo para identificar fraudes em documentos**. [S.l.]. 2013.

SILVA, C. et al. Detecting semen stains on fabrics using near infrared hyperspectral images and multivariate models. **Trends in Analytical Chemistry**, p. 23-35, 2017.

SOLOMON, C.; BRECKON, T. **Fundamentals of Digital Image Processing:** A practical approach with examples in Matlab. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2011.

TORRES, A. et al. A digital image-based method for determining of total acidity in red wines using acid–base titration without indicator. **Talanta**, p. 601-606, 2011.

TROUILLAS, P. et al. Stabilizing and Modulating Color by Copigmentation: Insights from Theory and Experiment. **Chemical Reviews**, p. 4937-4982, 2016.

VAZQUEZ, E.; SEGADE, S.; FERNANDEZ, I. Effect of the winemaking technique on phenolic composition and chromatic characteristics in young red wines. **Eur. Food Res. Technol.**, 2010.

VILLIERS, A. et al. Analytical techniques for wine analysis: An African perspective; a review. **Analytica Chimica Acta**, p. 2-23, 2012.

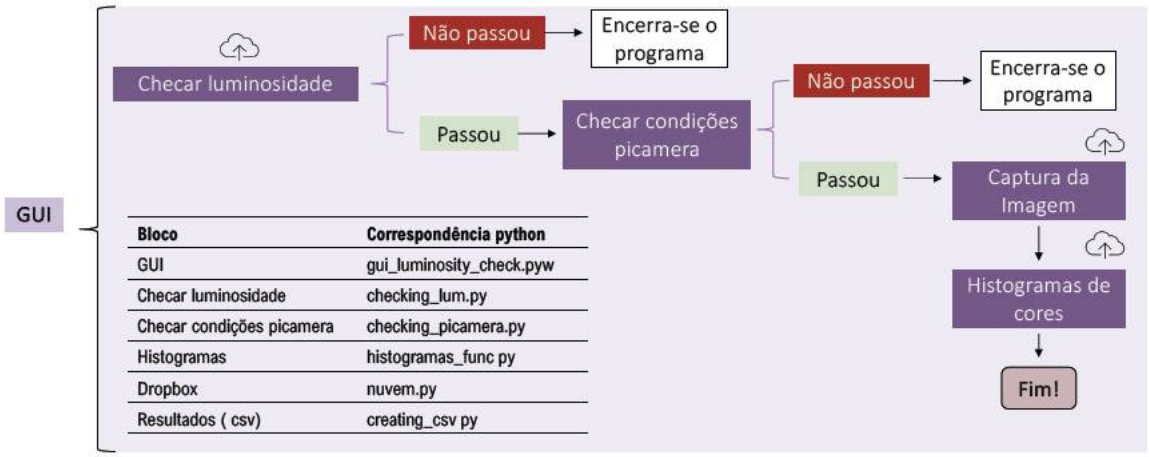
WATERHOUSE, A.; SACKS, G.; JEFFREY, D. Understanding Wine Chemistry, 2016.

ZHAI, H. et al. Weighted fuzzy correlation for similarity measure of color-histograms. **Optics Communications**, p. 49-55, 2005.

ZHONGFAN, Z. et al. The color detection of colorimeter and DigiEye on prefabricated vegetable. **Food Research and Development**, p. 1-8, 2019.

APÊNDICE A – PROTÓTIPO I: INTERFACE GRÁFICA PARA O USUÁRIO (GUI)

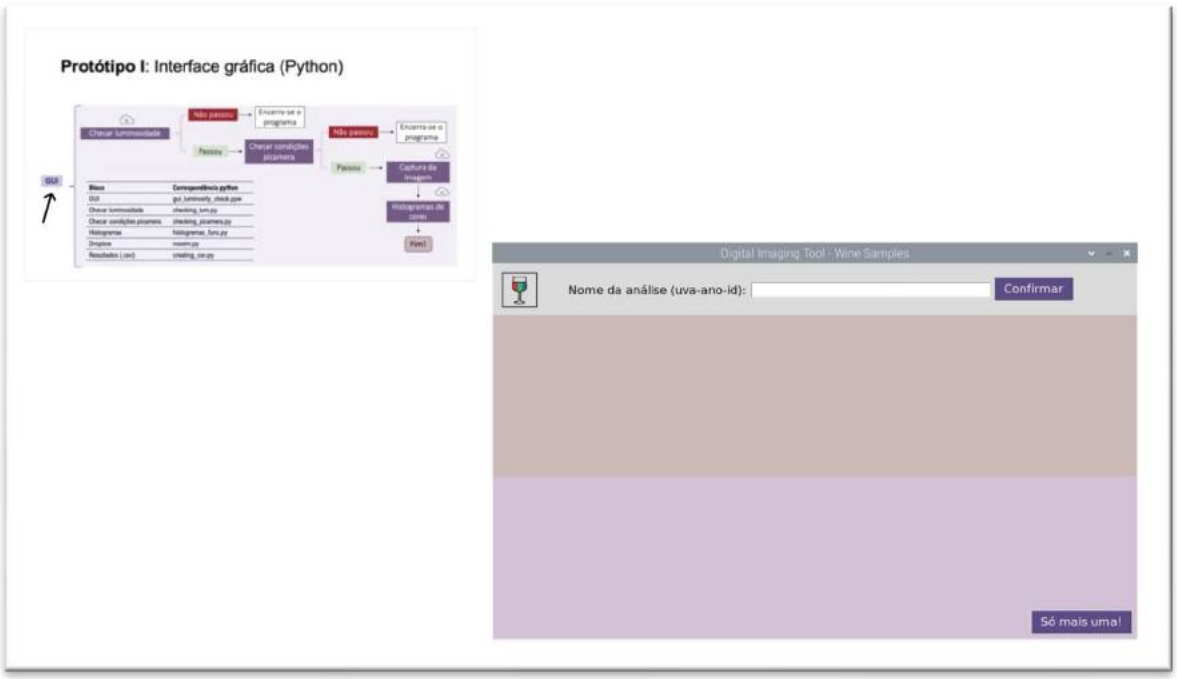
Fluxograma simplificado dos arquivos que compõem o algoritmo central do protótipo I.



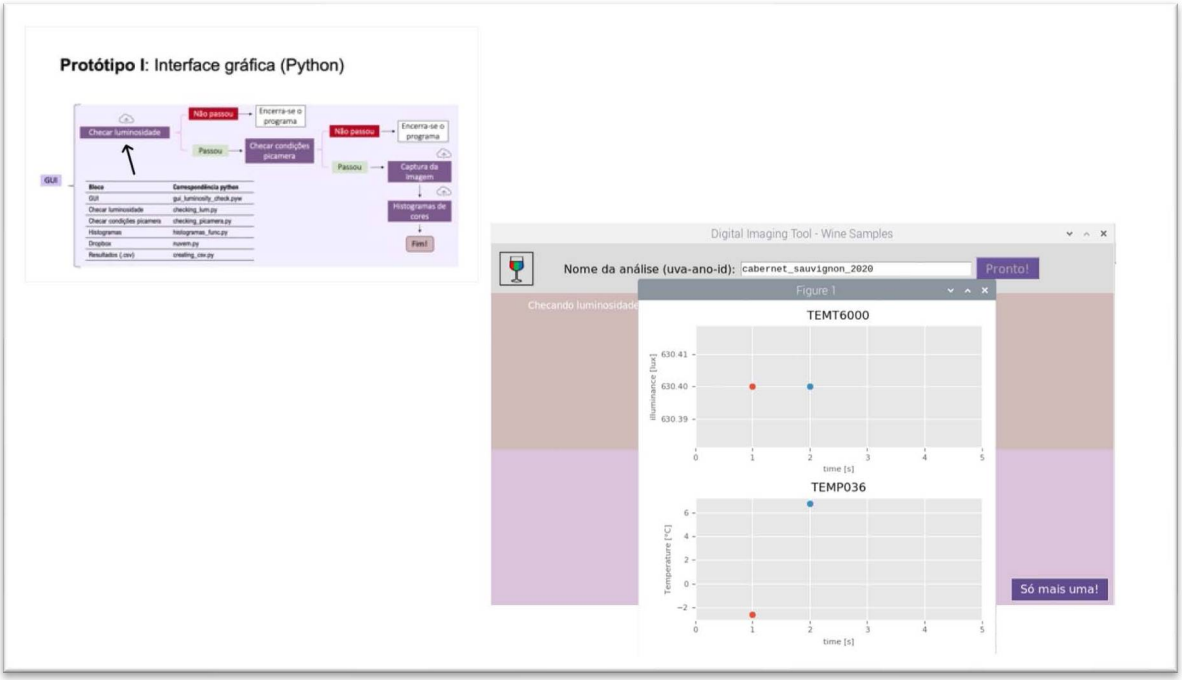
Bloco	Correspondência python
GUI	gui_luminosity_check.pyw
Checar luminosidade	checking_lum.py
Checar condições picamera	checking_picamera.py
Histogramas	histogramas_func py
Dropbox	nuvem.py
Resultados (csv)	creating_csv py

Principais telas da interface gráfica construída para o Protótipo I

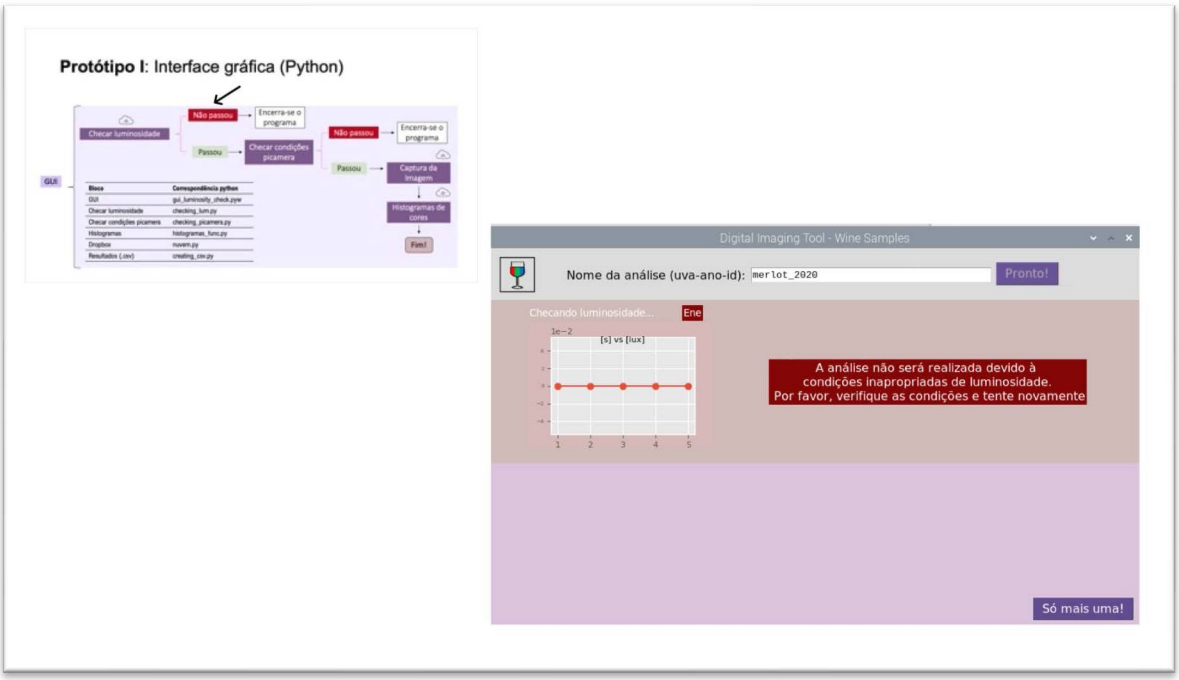
1) Tela inicial:



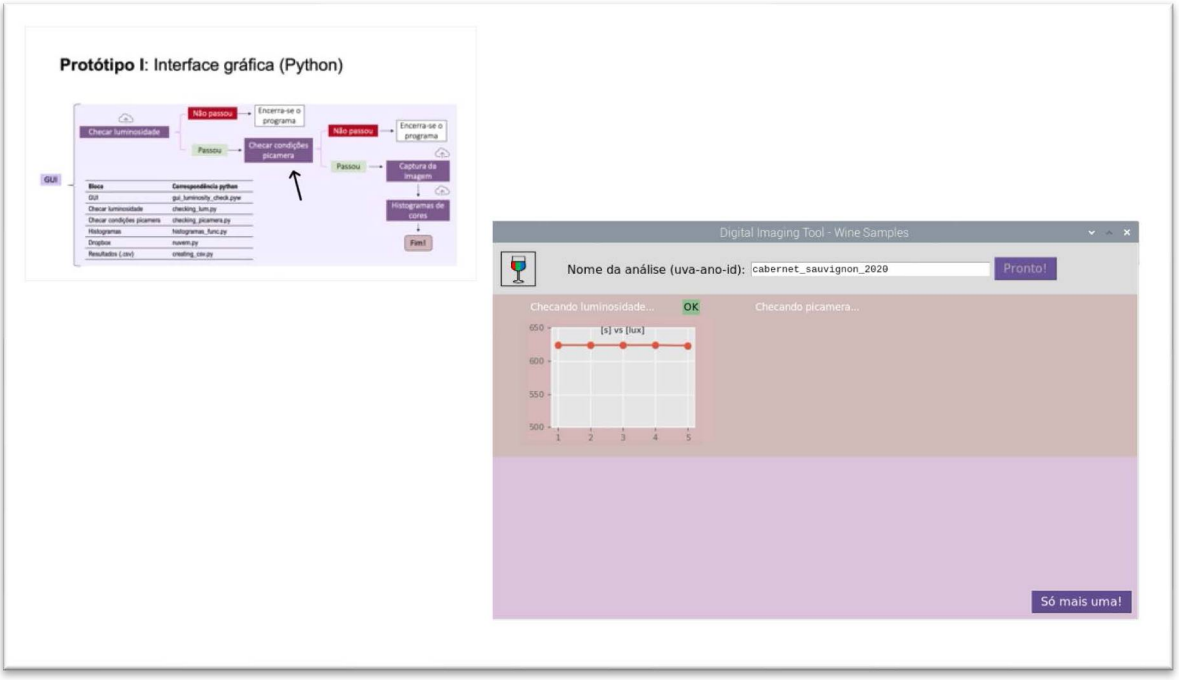
2) Etapa de verificação da luminosidade



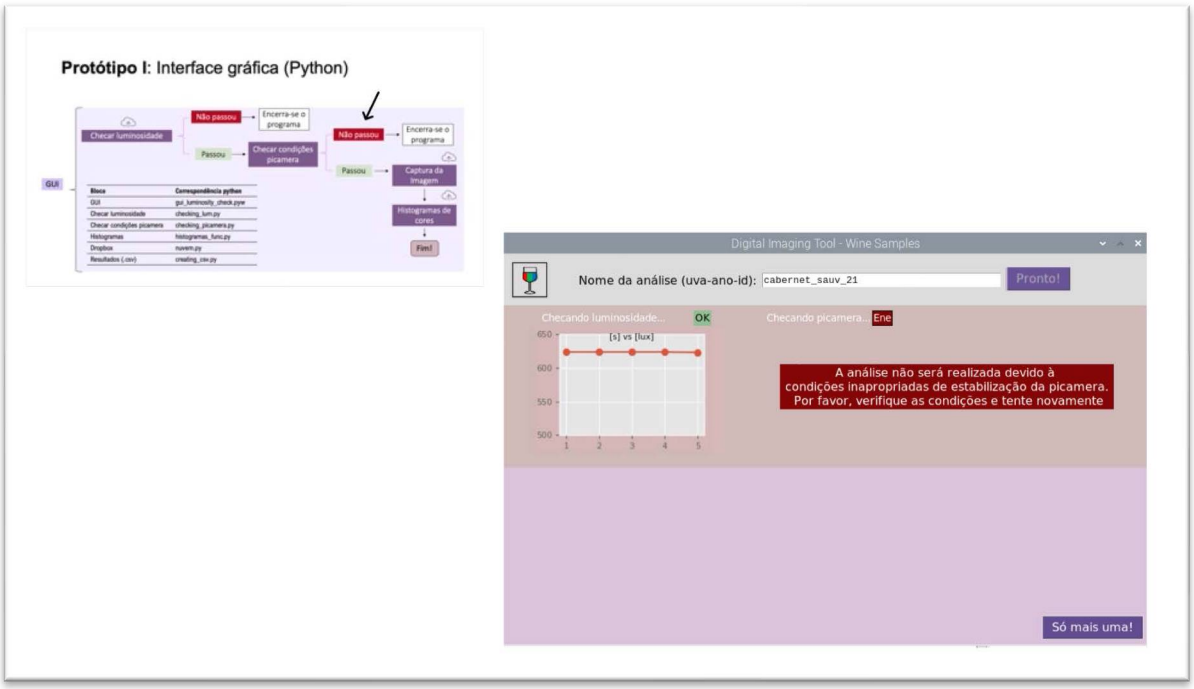
3) Etapa de verificação da luminosidade (Condição: Falha no teste)



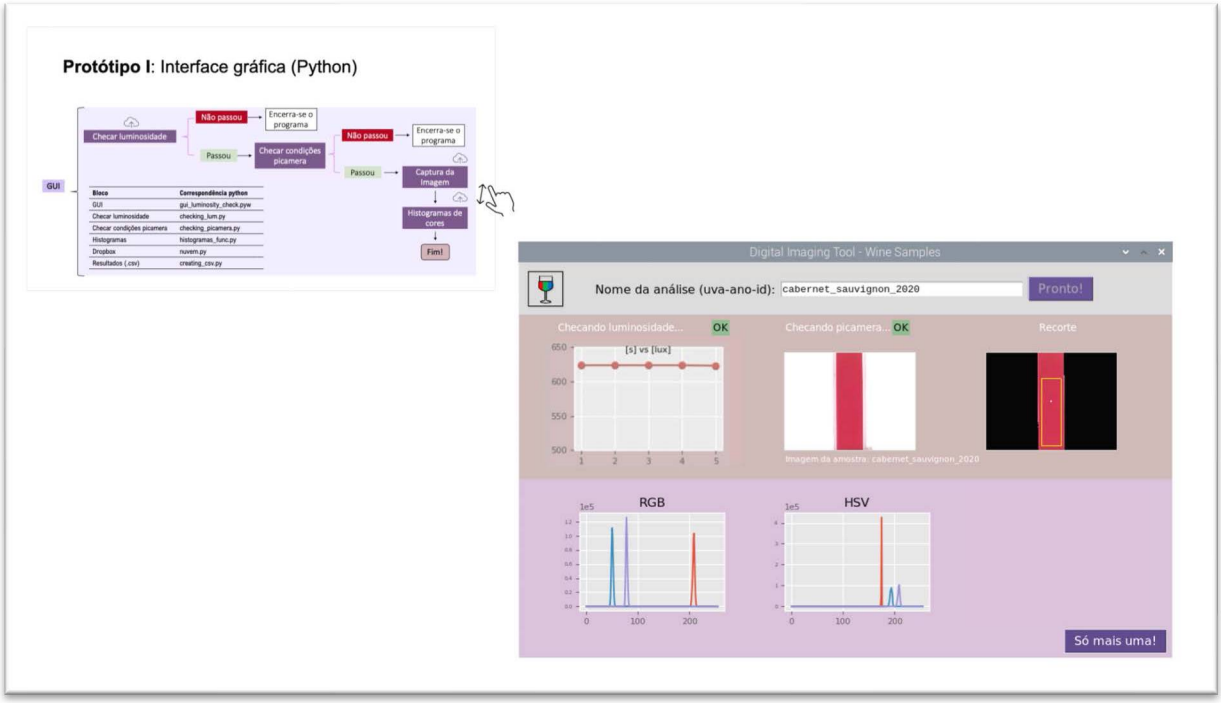
4) Etapa de verificação da luminosidade (Condição: Passa no teste)



5) Etapa de verificação das condições da câmera (Condição: Falha no teste)



6) Tela final ao passar por todos os testes de consistência

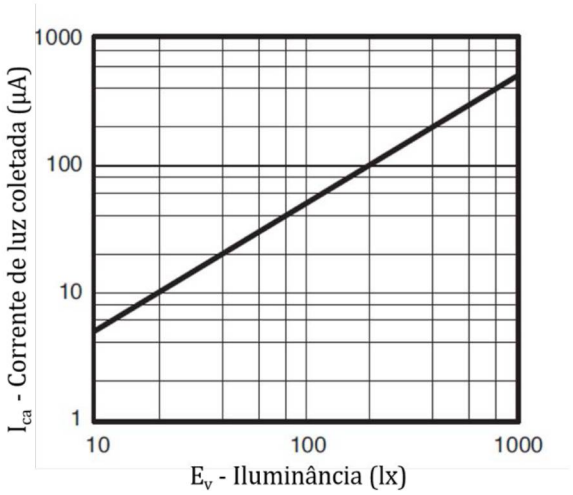


APÊNDICE B – PROTÓTIPO I: SELECIONANDO O SENSOR DE LUMINOSIDADE MAIS APROPRIADO

No primeiro circuito construído, utilizou-se um sensor de luminosidade do tipo LDR. Este possui uma resistência que varia de acordo com a luminosidade do local; em ambientes iluminados a sua resistência é pequena, enquanto em ambientes pouco iluminados a sua resistência é alta. O circuito eletrônico conectado ao *Raspberry pi* era composto por um resistor de 10 kω, um sensor de luminosidade LDR e um conversor de sinal que recebe o sinal analógico pelo canal 0 e o converte em um sinal digital. Entretanto, devido à ausência de *datasheet* deste componente eletrônico, a leitura da medição deste componente limita-se à unidades em Ampere, uma unidade que possui pouco significado intuitivo para avaliar a iluminação.

Dessa maneira, optou-se pela utilização do sensor TEMT 6000, um fototransistor fabricado pela SparkFun. Este apresenta *datasheet* e características favoráveis ao experimento proposto, como grande ângulo de sensibilidade à luz incidente e sensibilidade relativa espectral na porção da luz visível (500-700nm). Além disso, no *datasheet* fornecido pelo fabricante, há disponível uma curva de equivalência entre a leitura em μA e iluminância (lx). Através da relação linear apresentada, foi realizada a conversão da corrente de luz coletada para unidades de iluminância, variável esta utilizada no sistema de obtenção de imagens digitais proposto.

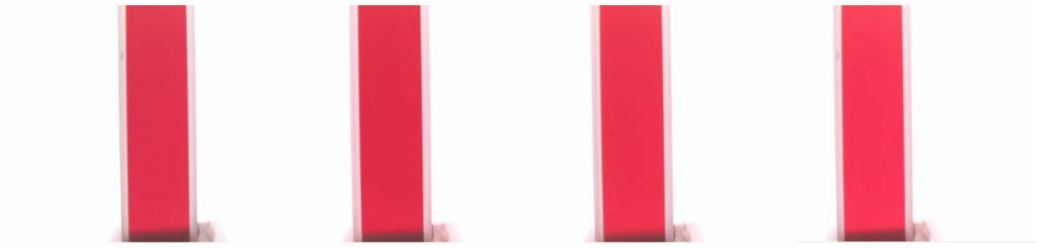
Figura 62 - Relação linear entre a corrente de luz coletada e a iluminância do sensor TEMT6000.



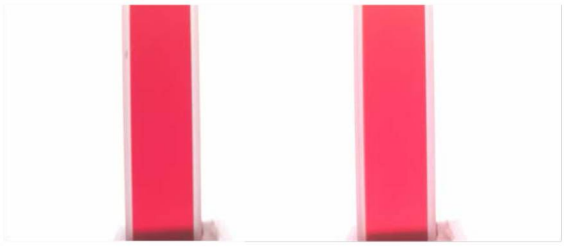
FONTE: *Datasheet* TEMT6000, VISHAY

APÊNDICE C – PROTÓTIPO I: IMAGENS DIGITAIS DE VINHOS CABERNET SAUVIGNON OBTIDAS NO ESTUDO DE CASO PROPOSTO

CS2020SJAR CS2019VSAR CS2019BYAR CS2020BYAR



CS2020MBR CS2015ABR CS2017PBR CS2017PANBR



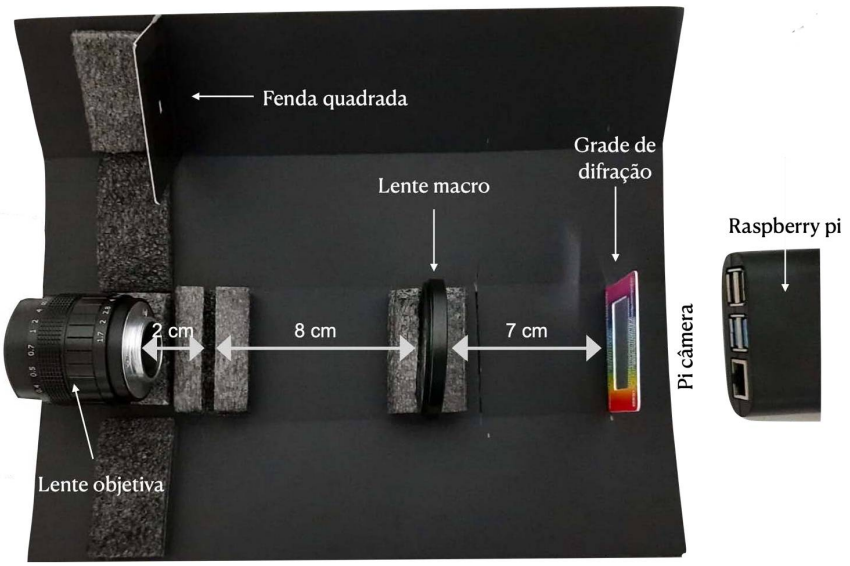
CS2018CPBR CS2019SBR

CS2020BCL CS2017SRCL CS2020TCL CS2019ACL

CS2019CDCL CS2019CSCL CS2019CECL

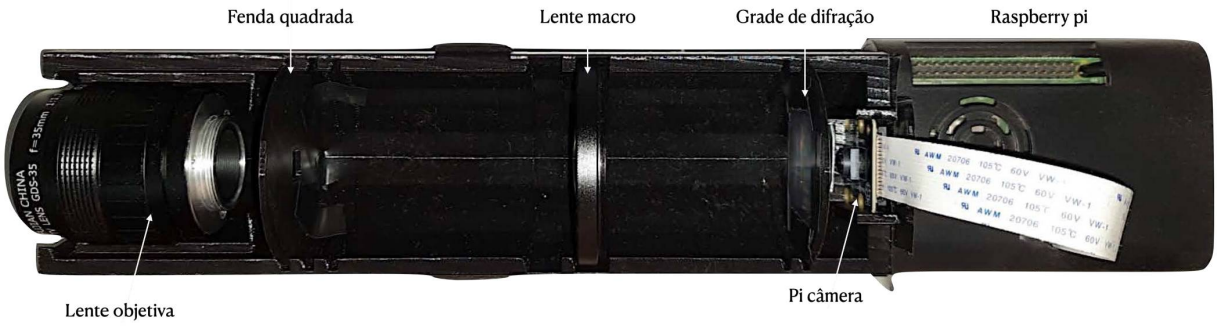
APÊNDICE D – PROTÓTIPO II: *FOTOS DOS MODELOS CONSTRUÍDOS*

Figura 63 - Protótipo de validação para aquisição de snapshots hiperespectrais. Este protótipo é composto pelos seguintes materiais (1) uma placa *Raspberry* Pi, (2) uma câmera PiCâmera de resolução 8MP NoIR (não está representada na imagem), (3) uma grade de difração de 13.500 linhas por polegada, (4) uma lente macro 52 mm +10, (5) uma fenda quadrada de 4mm x 5mm e (6) uma lente primária fixa manual de 35mm. Além disso, na figura é possível consultar os detalhes das distâncias entre cada elemento.



FONTE: A autora (2022)

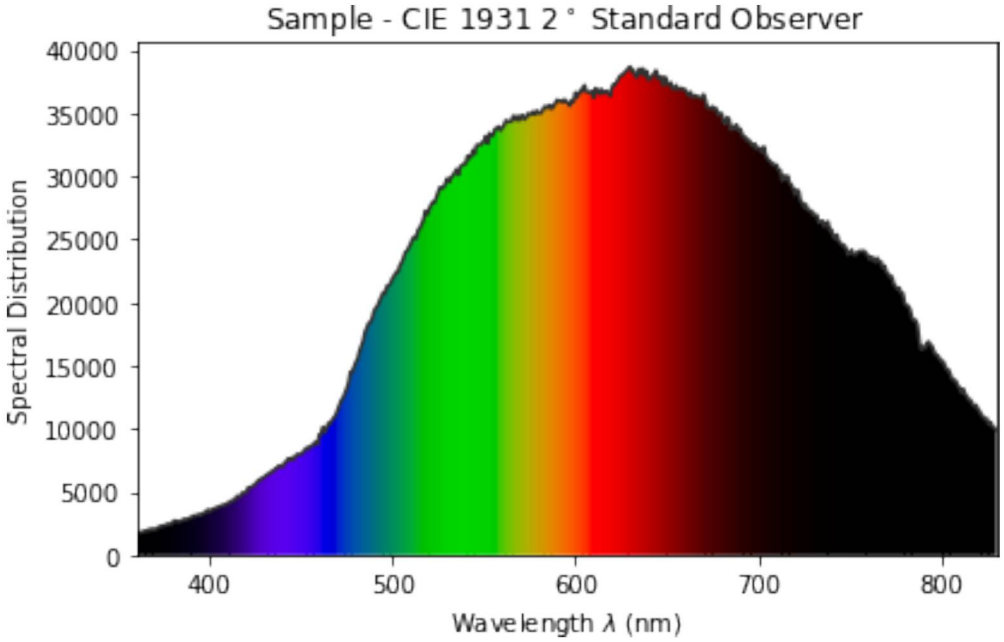
Figura 64 - Protótipo otimizado para aquisição de snapshots hiperespectrais após modelagem e impressão 3d em PLA. Este protótipo é composto pelos mesmos materiais listados no protótipo de validação.



FONTE: A autora (2022)

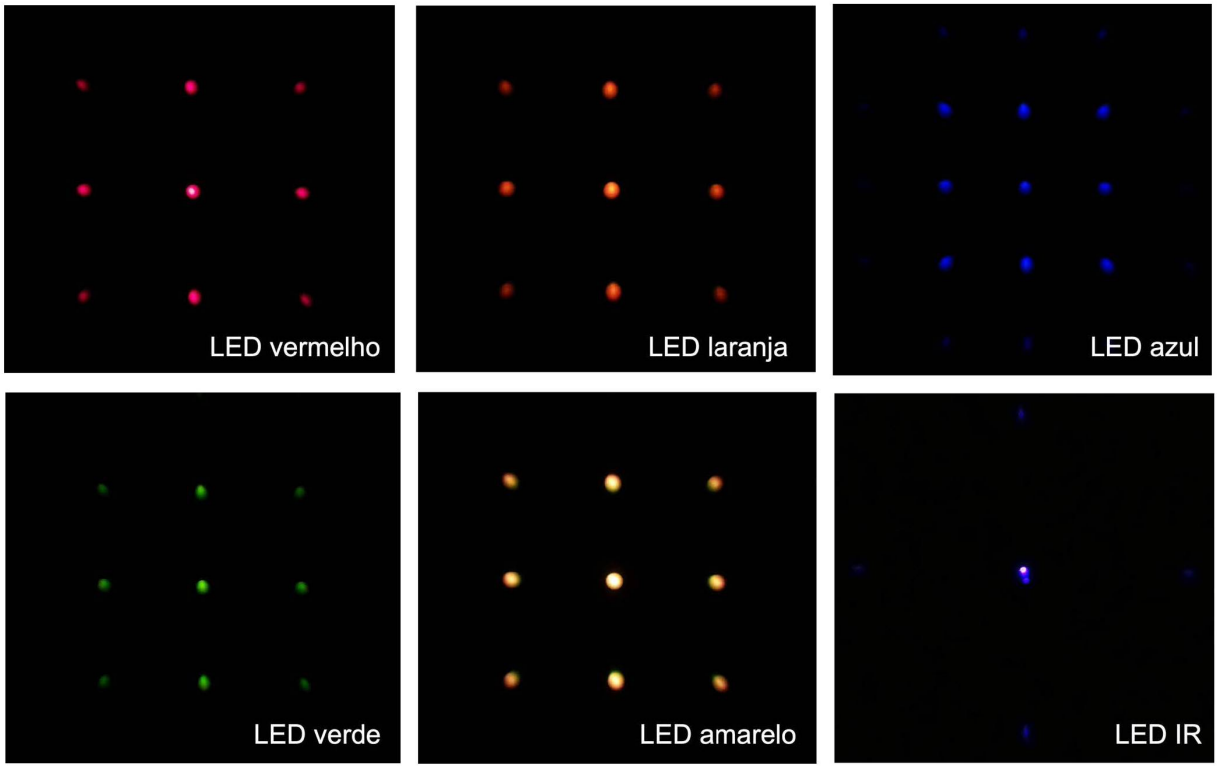
APÊNDICE E – PROTÓTIPO II: DISTRIBUIÇÃO ESPECTRAL DA LÂMPADA HALÓGENA UTILIZADA NO PROCEDIMENTO DE CALIBRAÇÃO

Figura 65 - Distribuição espectral da lâmpada halógena Taschibra, modelo A55/Clara 2700K, de 42W obtida utilizando o espectrômetro USB4000.



APÊNDICE F – PROTÓTIPO II: *SNAPSHOTS* DE LEDS COLORIDOS

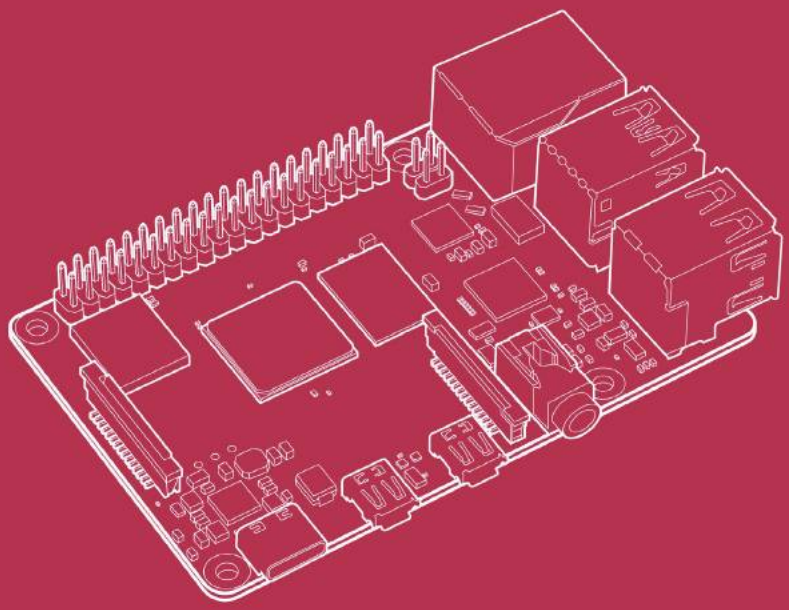
Figura 66 - Snapshots de LEDs coloridos (vermelho, laranja, azul, verde, amarelo e infravermelho) utilizando o Protótipo II.



ANEXO 1 – *DATASHEET* DOS COMPONENTES ELETRÔNICOS UTILIZADOS

- Raspberry Pi 4

Raspberry Pi 4 Computer
Model B



Published in January 2021
by Raspberry Pi Trading Ltd.

www.raspberrypi.org

Raspberry Pi

- Câmera compatível Raspberry Pi (5MP)

- Câmera Raspberry Pi v2 8MP

- Sensor de luminosidade

VISHAY

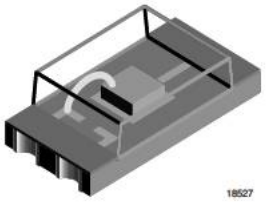
TEMT6000

Vishay Semiconductors

Ambient Light Sensor

Description

TEMT6000 is a silicon NPN epitaxial planar phototransistor in a miniature transparent mold for surface mounting onto a printed circuit board. The device is sensitive to the visible spectrum.



Features

- Adapted to human eye responsivity
- Wide angle of half sensitivity $\varphi = \pm 60°$
- SMD style package on PCB technology
- Suitable for IR reflow soldering

- Lead free component
- Component in accordance to RoHS 2002/95/EC and WEEE 2002/96/EC

Applications

Ambient light sensor for display backlight dimming in:

Mobile phones

Notebook computers

PDA's

Cameras

Dashboards

Absolute Maximum Ratings

T_{amb} = 25 °C, unless otherwise specified

Parameter	Test condition	Symbol	Value	Unit
Collector Emitter Voltage		V_{CEO}	6	V
Emitter Collector Voltage		V_{ECO}	1.5	V
Collector current		I_C	20	mA
Total Power Dissipation	$T_{amb} \leq 55$ °C	P_{tot}	100	mW
Junction Temperature		T_j	100	°C
Operating Temperature Range		T_{amb}	- 40 to + 85	°C
Storage Temperature Range		T_{atg}	- 40 to + 85	°C
Soldering Temperature	$t \leq 3$ s	T_{sd}	260	°C
Thermal Resistance Junction/ Ambient		R_{thJA}	450	K/W

- Sensor de temperatura

ANALOG DEVICES

Low Voltage Temperature Sensors

Data Sheet

TMP35/TMP36/TMP37

FEATURES

Low voltage operation (2.7 V to 5.5 V)
Calibrated directly in °C
10 mV/°C scale factor (20 mV/°C on TMP37)
±2°C accuracy over temperature (typ)
±0.5°C linearity (typ)
Stable with large capacitive loads
Specified −40°C to +125°C, operation to +150°C
Less than 50 µA quiescent current
Shutdown current 0.5 µA max
Low self-heating
Qualified for automotive applications

APPLICATIONS

Environmental control systems
Thermal protection
Industrial process control
Fire alarms
Power system monitors
CPU thermal management

GENERAL DESCRIPTION

The TMP35/TMP36/TMP37 are low voltage, precision centigrade temperature sensors. They provide a voltage output that is linearly proportional to the Celsius (centigrade) temperature. The TMP35/TMP36/TMP37 do not require any external calibration to provide typical accuracies of ±1°C at +25°C and ±2°C over the −40°C to +125°C temperature range.

The low output impedance of the TMP35/TMP36/TMP37 and its linear output and precise calibration simplify interfacing to temperature control circuitry and ADCs. All three devices are intended for single-supply operation from 2.7 V to 5.5 V maximum. The supply current runs well below 50 µA, providing very low self-heating—less than 0.1°C in still air. In addition, a shutdown function is provided to cut the supply current to less than 0.5 µA.

The TMP35 is functionally compatible with the LM35/LM45 and provides a 250 mV output at 25°C. The TMP35 reads temperatures from 10°C to 125°C. The TMP36 is specified from −40°C to +125°C, provides a 750 mV output at 25°C, and operates to 125°C from a single 2.7 V supply. The TMP36 is functionally compatible with the LM50. Both the TMP35 and TMP36 have an output scale factor of 10 mV/°C.

FUNCTIONAL BLOCK DIAGRAM

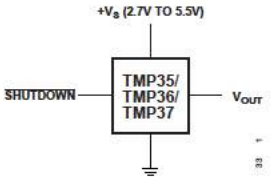


Figure 1.

PIN CONFIGURATIONS

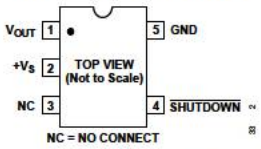


Figure 2. RJ-5 (SOT-23)

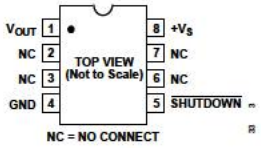


Figure 3. R-8 (SOIC_N)

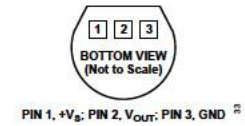


Figure 4. T-3 (TO-92)

The TMP37 is intended for applications over the range of 5°C to 100°C and provides an output scale factor of 20 mV/°C. The TMP37 provides a 500 mV output at 25°C. Operation extends to 150°C with reduced accuracy for all devices when operating from a 5 V supply.

The TMP35/TMP36/TMP37 are available in low cost 3-lead TO-92, 8-lead SOIC_N, and 5-lead SOT-23 surface-mount packages.

Rev. H **Document Feedback**
Information furnished by Analog Devices is believed to be accurate and reliable. However, no responsibility is assumed by Analog Devices for its use, nor for any infringements of patents or other rights of third parties that may result from its use. Specifications subject to change without notice. No license is granted by implication or otherwise under any patent or patent rights of Analog Devices. Trademarks and registered trademarks are the property of their respective owners.

One Technology Way, P.O. Box 9106, Norwood, MA 02062-9106, U.S.A.
Tel: 781.329.4700 ©1996–2015 Analog Devices, Inc. All rights reserved.
Technical Support www.analog.com

- Conversor analógico-digital

MCP3004/3008

2.7V 4-Channel/8-Channel 10-Bit A/D Converters with SPI Serial Interface

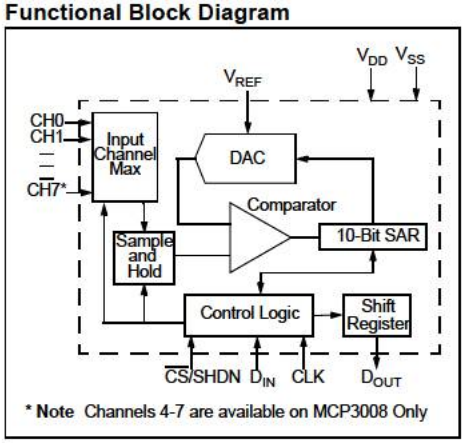
Features

- 10-bit resolution
- ± 1 LSB max DNL
- ± 1 LSB max INL
- 4 (MCP3004) or 8 (MCP3008) input channels
- Analog inputs programmable as single-ended or pseudo-differential pairs
- On-chip sample and hold
- SPI serial interface (modes 0,0 and 1,1)
- Single supply opera ion: 2.7V - 5.5V
- 200 ksps max. sampling rate at V_{DD} = 5V
- 75 ksps max. sampling rate at V_{DD} = 2.7V
- Low power CMOS technology
- 5 nA typical standby current, 2 µA max.
- 500 µA max. active current at 5V
- Industrial temp range: -40°C to +85°C
- Available in PDIP, SOIC and TSSOP packages

Applications

- Sensor Interface
- Process Control
- Data Acquisition
- Battery Operated Systems

Functional Block Diagram



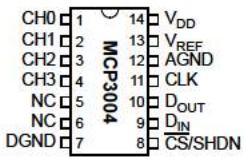
* Note Channels 4-7 are available on MCP3008 Only

Description

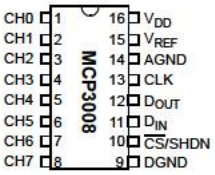
The Microchip Technology Inc. MCP3004/3008 devices are successive approximation 10-bit Analog-to-Digital (A/D) converters with on-board sample and hold circuitry. The MCP3004 is programmable to provide two pseudo-differential input pairs or four single-ended inputs. The MCP3008 is programmable to provide four pseudo-differential input pairs or eight single-ended inputs. Differential Nonlinearity (DNL) and Integral Nonlinearity (INL) are specified at ±1 LSB. Communication with the devices is accomplished using a simple serial interface compatible with the SPI protocol. The devices are capable of conversion rates of up to 200 ksps. The MCP3004/3008 devices operate over a broad voltage range (2.7V - 5.5V). Low-current design permits operation with typical standby currents of only 5 nA and typical active currents of 320 µA. The MCP3004 is offered in 14-pin PDIP, 150 mil SOIC and TSSOP packages, while the MCP3008 is offered in 16-pin PDIP and SOIC packages.

Package Types

PDIP, SOIC, TSSOP



PDIP, SOIC



© 2008 Microchip Technology Inc.

- Fita LED

WS2812B

Intelligent control LED integrated light source

Features and Benefits

- Intelligent reverse connect protection, the power supply reverse connection does not damage the IC.
- The control circuit and the LED share the only power source.
- Control circuit and RGB chip are integrated in a package of 5050 components, form a complete control of pixel point.
- Built-in signal reshaping circuit, after wave reshaping to the next driver, ensure wave-form distortion not accumulate.
- Built-in electric reset circuit and power lost reset circuit.
- Each pixel of the three primary color can achieve 256 brightness display, completed 16777216 color full color display, and scan frequency not less than 400Hz/s.
- Cascading port transmission signal by single line.
- Any two point the distance more than 5m transmission signal without any increase circuit.
- When the refresh rate is 30fps, cascade number are not less than1024 points.
- Send data at speeds of 800Kbps.
- The color of the light were highly consistent, cost-effective..

Applications

- Full-color module, Full color soft lights a lamp strip.
- LED decorative lighting, Indoor/outdoor LED video irregular screen.

General description

WS2812B is a intelligent control LED light source that the control circuit and RGB chip are integrated in a package of 5050 components. It internal include intelligent digital port data latch and signal reshaping amplification drive circuit. Also include a precision internal oscillator and a 12V voltage programmable constant current control part, effectively ensuring the pixel point light color height consistent.

The data transfer protocol use single NZR communication mode. After the pixel power-on reset, the DIN port receive data from controller, the first pixel collect initial 24bit data then sent to the internal data latch, the other data which reshaping by the internal signal reshaping amplification circuit sent to the next cascade pixel through the DO port. After transmission for each pixel，the signal to reduce 24bit. pixel adopt auto reshaping transmit technology, making the pixel cascade number is not limited the signal transmission, only depend on the speed of signal transmission.

LED with low driving voltage, environmental protection and energy saving, high brightness, scattering angle is large, good consistency, low power, long life and other advantages. The control chip integrated in LED above becoming more simple circuit, small volume, convenient installation.