



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA QUÍMICA
CURSO DE MESTRADO EM ENGENHARIA QUÍMICA

JOSÉ MARCELINO DE SOUZA NETTO

**AVALIAÇÃO DA SECAGEM DO MELÃO UTILIZANDO IMAGENS
HIPERESPECTRAIS NA REGIÃO DO INFRAVERMELHO PRÓXIMO**

Recife
2020

JOSÉ MARCELINO DE SOUZA NETTO

**AVALIAÇÃO DA SECAGEM DO MELÃO UTILIZANDO IMAGENS
HIPERESPECTRAIS NA REGIÃO DO INFRAVERMELHO PRÓXIMO**

Dissertação de Mestrado apresentada ao
Programa de Pós-Graduação em Engenharia
Química da Universidade Federal de
Pernambuco, como requisito parcial à
obtenção do título de Mestre em Engenharia
Química

Área de concentração: Engenharia de
Processos Químicos e Bioquímicos

Orientadora: Prof^a. Dr^a. Fernanda A. Honorato

Coorientadora: Prof^a. Dr^a. Patrícia M. Azoubel

Recife

2020

Catálogo na fonte
Bibliotecário Gabriel Luz, CRB-4 / 2222

- S729a Souza Netto, José Marcelino de.
Avaliação da secagem do melão utilizando imagens hiperespectrais na região do infravermelho próximo / José Marcelino de Souza Netto – Recife, 2020.
81 f.: figs., tabs., abrev. e siglas.
- Orientadora: Profa. Dra. Fernanda Araújo Honorato.
Coorientadora: Profa. Dra. Patrícia Moreira Azoubel.
Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química, 2020.
Inclui referências.
1. Engenharia Química. 2. Secagem. 3. Melão. 4. Imagem hiperespectral. 5. Infravermelho. 6. PLS. I. Honorato, Fernanda Araújo (Orientadora). II. Azoubel, Patrícia Moreira (Coorientadora). III. Título.

UFPE

660.2 CDD (22. ed.)

BCTG / 2020-171

JOSÉ MARCELINO DE SOUZA NETTO

**AVALIAÇÃO DA SECAGEM DO MELÃO UTILIZANDO IMAGENS
HIPERESPECTRAIS NA REGIÃO DO INFRAVERMELHO PRÓXIMO**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado ao Departamento de Engenharia
Química da Universidade Federal de
Pernambuco, como requisito parcial para a
obtenção do título de mestre em engenharia
química.

Aprovada em: 17/02/2020.

BANCA EXAMINADORA

Prof^a. Dr^a. Fernanda Honorato (Orientador)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof^a. Dr^a. Patrícia Azoubel (Coorientadora)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof^a. Dr^a. Maria Fernanda Pimentel (Examinadora Interna)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof^a. Dr^a. Giovanna Machado (Examinadora Interna)
Centro de Tecnologias Estratégicas do Nordeste

Prof. Dr. Douglas Barbin (Examinador Externo)
Universidade Estadual de Campinas

AGRADECIMENTOS

À Deus por ter me dado sabedoria nas minhas escolhas.

À minha avó Dorinha que sempre me proporcionou todas as ferramentas suficientes para eu vencer os obstáculos da vida. Sem ela, nada disso seria possível.

À minha mãe e ao meu pai por sempre apoiar minhas decisões.

Ao meu tio Janilson, tia Ina e avó Nena por toda gratidão e ajuda nos momentos mais difíceis.

Ao meu companheiro da vida, Mário, por estar sempre ao meu lado nas horas boas e ruins e me dar confiança para seguir meus sonhos.

À minha irmã, Isabella, minha prima, Izinha e meus amigos Renan, Deyvson, Raquel, Glayce, Rafael, Lorena, Rayanne e Thaynara por ajudarem a deixar a minha vida mais leve. Não teria como agradecer tamanha parceria.

À minha orientadora Fernanda Honorato pela orientação, conselhos, por todo aprendizado e pela confiança depositada em meu trabalho.

À minha co-orientadora Patrícia Azoubel por toda colaboração e aceitar fazer parte deste trabalho.

Ao Prof Douglas e a Professora Louise da UNICAMP por terem me aceitado e me recebido tão bem em Campinas/SP, estes dois meses que passei trabalhando sob suas orientações me fizeram crescer bastante profissionalmente.

A todos os amigos que fiz durante meu intercâmbio na UNICAMP, em especial a Renan e a Marciano por terem se esforçado ao máximo para que todos meus experimentos dessem certo. Sem a ajuda eles, eu não teria resultados.

À Cris do Instituto de Química da UNICAMP por ter me ajudado com o tratamento de dados e a Patrícia, técnica do Laboratório de Inovações em Alimentos (LINA) da UNICAMP, por todo suporte durante a realização dos experimentos no laboratório.

À Carol do LAC, por compartilhar seus conhecimentos e ajudar em diversos trabalhos inclusive neste durante meu curso de mestrado.

Ao LAC-UFPE por toda estrutura fornecida e por ter me auxiliado em diversas situações.

À CAPES pelo auxílio financeiro durante todo o curso de mestrado.

A FACEPE (APQ-0490-3.06/14), ao NUQAAPE/FACEPE/CNPq, INCTAA/CNPq e a todos que contribuíram indiretamente, meu sincero agradecimento.

RESUMO

Buscando uma melhor expectativa de vida, os consumidores estão sempre atentos à qualidade dos alimentos ofertados e ao consumo de alimentos naturais e saudáveis. Visando atender essa busca por produtos naturais, o mercado tem ofertado cada vez mais alternativas práticas e viáveis para o consumo desses alimentos, no qual podem-se citar as frutas e os vegetais desidratados ou secos. Ao utilizar o processo de secagem em produtos alimentícios, a redução do teor de umidade confere diversas vantagens, tais como a diminuição do processo de degradação, facilidade de transporte e consumo. Fato este que é bastante considerado pelos consumidores na dinâmica da vida moderna. Este trabalho apresenta a avaliação do processo de secagem do melão em diferentes condições de pré-tratamento (ultrassom, vácuo e a combinação destes) através de imagens hiperespectrais no infravermelho próximo, que é uma metodologia rápida e não destrutiva. Com esta finalidade, as amostras de melão foram cortadas em fatias padronizadas (3,0 cm x 3,0 cm x 0,3 cm) e, para o tratamento ultrassônico as amostras foram colocadas em um banho (40 kHz) e potência 50 W durante 15 min. Para o tratamento a vácuo também foi utilizada uma pressão de -700 mmHg e também 15 min de tratamento. Na combinação entre esses dois tipos de pré-tratamento foram mantidas as condições iniciais para cada um destes. O secador utilizado foi um secador de leito fixo, cuja velocidade do ar e temperatura eram fixas em 2,5 m/s e 60°C, respectivamente, para todas as condições de secagem propostas. As imagens hiperespectrais das fatias de melão padronizadas foram obtidas para diferentes tempos de secagem e gerado um modelo PLS para umidade com base em seus respectivos valores de referência para as quatro condições: sem pré-tratamento, ultrassom, vácuo e combinação de ultrassom e vácuo. Os erros de previsão (RMSEP) obtidos para esses modelos foram, respectivamente, 3,79; 3,69; 3,23 e 2,98% de umidade. De posse desse modelo, foi possível aplicá-lo às imagens HSI no conjunto de previsão e avaliar o processo de secagem em função da uniformidade do teor de água para todas as condições de secagem propostas, assim como prever o perfil de difusão radial da água no melão de uma nova amostra de cuja geometria se comportava como uma placa plana finita.

Palavras-chave: Secagem. Melão. Imagem hiperespectral. Infravermelho. PLS.

ABSTRACT

Seeking a better life expectancy, consumers are always attentive to the quality of food offered and the consumption of natural and healthy foods. In order to meet this search for natural products, the market has increasingly offered practical and viable alternatives for the consumption of these foods, in which dehydrated or dried fruits and vegetables can be cited. By using the drying process in food products, the reduction of moisture content confers several advantages, such as the reduction of the degradation process, ease of transport and consumption. This fact is widely considered by consumers in the dynamics of modern life. This paper presents the evaluation of the melon drying process under different pretreatment conditions (ultrasound, vacuum and their combination) through near infrared hyperspectral images, which is a fast and non-destructive methodology. For this purpose, the melon samples were cut into standardized slices (3.0 cm x 3.0 cm x 0.3 cm) and for ultrasonic treatment the samples were placed in a bath (40 kHz) and 50 W power for 15 min. For vacuum treatment a pressure of -700 mmHg was also used and also 15 min of treatment. In the combination of these two types of pretreatment, the initial conditions were maintained for each of these. The dryer used was a fixed bed dryer, whose air velocity and temperature were set at 2.5 m / s and 60°C, respectively, for all proposed drying conditions. Hyperspectral images of the standardized melon slices were obtained for different drying times and a PLS model for humidity was generated based on their respective reference values for the four conditions: no pretreatment, ultrasound, vacuum and combination of ultrasound and vacuum. The prediction errors (RMSEP) obtained for these models were, respectively, 3,79; 3,69; 3.23 and 2.98% of moisture content. With this model, it was possible to apply the HSI images to the prediction set and to evaluate the drying process as a function of the uniformity of the water content for all proposed drying conditions, as well as to predict the radial diffusion profile of the water in the prediction set. melon from a new sample whose geometry behaved like a finite flat plate.

Keywords: Drying. Melon. Hyperspectral imaging. Infrared. PLS.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Principais tipos de melões comercializados no Brasil: (a) Melão Cantaloupe; (b) Melão Gália; (c) Melão Charentais; (d) Melão Amarelo; (e) Melão Pele de Sapo; (f) Melão Honeydew.	18
Figura 2 - Comportamento característico da umidade, taxa de secagem e temperatura do produto em função do tempo.	19
Figura 3 - Esquema que ilustra como os dados são organizados para as etapas de calibração e previsão.....	29
Figura 4 - Gráfico dos scores (PC1 versus PC2) para 3 variáveis.....	32
Figura 5 - Ampliação da imagem digital do quadro Noite Estrelada – Vincent van Gogh, 1889.....	36
Figura 6 - Matriz de dados de imagens (a) em escalas de cinza, (b) em RGB e (c) hiperespectrais.....	37
Figura 7 - Desdobramento das matrizes 3D de imagens (a) em RGB e (b) hiperespectrais.....	37
Figura 8 - Desdobramento da matriz tridimensional de dados em uma matriz bidimensional e sua reconstrução para a formação de mapas de distribuição....	38
Figura 9 - Representação de como elaborar uma matriz GLCM a partir de uma imagem de entrada	40
Figura 10 - Combinação de ultrassom e vácuo utilizados como pré-tratamento das amostras de melão.....	46
Figura 11 - Esquema do secador de leito fixo com recirculação de ar.....	47
Figura 12 - Fluxograma de obtenção das HSI-NIR para as amostras de melão.....	49
Figura 13 - Valores adimensionais de umidade (ADM) ao longo do tempo para o processo de secagem do melão de acordo cada uma das condições de secagem utilizada: sem nenhum pré-tratamento, vácuo, ultrassom e a combinação de vácuo e ultrassom.....	51
Figura 14 - Modelagem matemática através da exponencial de dois termos para as condições de secagem: Sem-tratamento (cor amarelo), ultrassom (cor verde), vácuo (cor vermelha) e a associação de vácuo e ultrassom (cor preta) assim como os pontos experimentais obtidos para cada uma das condições.....	54

Figura 15 - Espectros brutos (a) e espectros pré-processados com SNV obtidos através do processo de secagem de amostras de melão em função do tempo de permanência das amostras no secador de bandejas.....	55
Figura 16 - Valores de scores obtidos pela PC1 e PC2 para duas amostras de melão em diferentes dimensões e tempos de secagem: (a) 3cm x 3cm x 0,3 cm e 90 min; (b) 2,0 cm x 2,0 cm x 10,0 cm e 210 min.	56
Figura 17 - Gráfico dos loadings obtido pela PC1(cor azul) e PC2 (cor vermelha) para duas amostras de melão em diferentes dimensões e tempos de secagem: (a) 3cm x 3cm x 0,3 cm e 90 min; (b) 2,0 cm x 2,0 cm x 10,0 cm e 210 min.....	57
Figura 18 - Gráfico dos valores preditos x observados de umidade para as diferentes condições de secagem: sem pré-tratamento das amostras (a); ultrassom (b); vácuo (c) e vácuo e ultrassom (d). Em cor preta as amostras de calibração e cor vermelha as amostras de previsão.....	59
Figura 19 - Mapas químicos da distribuição da umidade prevista pelo modelo PLS durante todo processo de secagem sem pré-tratamento nas amostras.	61
Figura 20 - Comparativo entre os mapas químicos dos tipos de pré-tratamento utilizados: sem pré-tratamento (SP), ultrassom (US), vácuo (VA) e vácuo e ultrassom (VU) e o tempo de secagem.	62
Figura 21 - Perfis Radiais do teor de água.....	64
Figura 22 - Mapas químicos de umidade para a amostra que se comporta como placa plana (Perfil) e as que se comportam como placa plana infinita (SP, US, VA e VU) durante o processo de secagem.	65
Figura 23 - Parâmetros de textura obtidos pelo GLCM para a imagem da amostra de melão obtida a partir de uma seção transversal sem nenhum pré-tratamento (Perfil), para a amostra de melão que não utilizou nenhum pré-tratamento antes da secagem (SP) e para a secagem.....	65

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Regiões espectrais do Infravermelho	24
Tabela 2 - Atribuição das regiões espectrais às possíveis transições vibracionais.....	26
Tabela 3 - Modelos matemáticos usados para ajustes na cinética de secagem.	47
Tabela 4 - Valores de R^2 e de P para a modelagem matemática da cinética de secagem do melão sem pré-tratamento e utilizando ultrassom, vácuo e a combinação de vácuo e ultrassom como pré-tratamentos.....	53
Tabela 5 - Valores da difusividade efetivada e R^2 calculados a partir do ajuste dos dados experimentais ao modelo difusivo de Fick.	54
Tabela 6 - Resultados da calibração PLS para cada uma das condições do processo ao utilizar SNV	59

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ADM	Adimensional de umidade
ANVISA	Agência Nacional de Vigilância Sanitária
CV	Validação cruzada (<i>Cross Validation</i>)
FIR	Infravermelho distante (<i>Far Infrared</i>)
GLCM	Matriz de co-ocorrência na escala cinza (<i>Gray level co-occurrence matrix</i>)
HSI	Imagem hiperespectral (<i>Hiperspectral Imaging</i>)
IR	Infravermelho (<i>Infrared</i>)
LMS	Mínimos quadrados médios (<i>Least Mean Square</i>)
MDV	Microondas a vácuo
MIA	Análise de imagens hiperespectrais (<i>Multivariate Image Analysis</i>)
MIR	Infravermelho médio (<i>Middle Infrared</i>)
MLR	Regressão linear múltipla (<i>Multiple linear regression</i>)
MSC	Correção do espalhamento multiplicativo (<i>Multiplicative Signal Correction</i>)
MSPC	Controle estatístico multivariado
NIR	Infravermelho próximo (<i>Near Infrared</i>)
PAT	Tecnologia analítica de processo (<i>Process Analytical Technology</i>)
PC	Componente principal (<i>Principal Component</i>)
PCA	Análise por componentes principais (<i>Principal Component Analysis</i>)
PLS	Mínimos quadrados parciais (<i>Partial Least-Square</i>)
PLS-DA	Análise discriminante por mínimos quadrados parciais
PR	Reconhecimento de padrões (<i>Pattern Recongnition</i>)
R ²	Coeficiente de determinação
RGB	Vermelho, verde e azul (<i>Red, Green e Blue</i>)
RMSEC	Raiz quadrada dos erros médios de calibração (<i>Root Mean Square Error Calibration</i>).
RMSECV	Raiz quadrada dos erros médios de validação cruzada (<i>Root Mean Square Error Cross Validation</i>).
RMSEP	Raiz Quadrada dos erros médios de previsão (<i>Root Mean Square Error Prediction</i>).
SNV	Transformação padrão normal de variação (<i>Standard Normal Variate</i>)
SP	Sem Pré-tratamento
SVM	Máquina de vetores de suporte (<i>Support Vector Machine</i>)

US	Ultrassom
VA	Vácuo
VL	Variável latente
VU	Vácuo e ultrassom

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	14
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	17
2.1	MELÃO (<i>Cucumis melo</i> L.).....	17
2.1.1	Características gerais.....	17
2.1.2	Classificação comercial.....	18
2.2	SECAGEM.....	19
2.2.1	Pré-tratamentos.....	21
2.3	FRUTO SECO.....	22
2.4	AVALIAÇÃO DA EFICIÊNCIA DA SECAGEM.....	22
2.5	ESPECTROSCOPIA NO INFRAVERMELHO.....	23
2.5.1	Espectroscopia no Infravermelho Próximo.....	24
2.6	QUIMIOMETRIA.....	27
2.6.1	Análise Quantitativa: Modelos de Regressão.....	28
2.6.2	PCA E PLS.....	30
2.7	PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS ESPECTRAIS.....	33
2.7.1	Centrar dados na média.....	34
2.7.2	Derivadas.....	34
2.7.3	MSC e SNV.....	35
2.8	TRATAMENTO DE IMAGENS HIPERSPECTRAIS.....	35
2.8.1	EspectroscopiaNIR e Imagens Hiperespectrais aplicadas a alimentos.....	41
3	METODOLOGIA.....	45
3.1	MATÉRIA-PRIMA.....	45
3.2	PRÉ-TRATAMENTO DAS AMOSTRAS PARA SECAGEM.....	45
3.3	DETERMINAÇÃO DA UMIDADE INICIAL.....	46
3.4	SECAGEM.....	46
3.6	AQUISIÇÃO DAS IMAGENS HIPERESPECTRAIS NO NIR.....	48
3.7	TRATAMENTO DOS DADOS.....	49
3.7.1	Conjuntos de calibração e previsão.....	49
3.7.2	Geração dos Mapas Químicos para umidade.....	50
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	51
4.1	SECAGEM.....	51

4.2	MODELAGEM MATEMÁTICA DO ESTUDO CINÉTICO.....	52
4.3	DIFUSIVIDADE EFETIVA.....	54
4.4	ANÁLISE ESPECTRAL DAS AMOSTRAS SUBMETIDAS A SECAGEM.	55
4.5	PCA DAS IMAGENS OBTIDAS NO PROCESSO DE SECAGEM.....	56
4.6	AVALIAÇÃO DOS MODELOS DE CALIBRAÇÃO.....	58
4.7	MAPAS QUÍMICOS COM OS TEORES PREVISTOS DE UMIDADE.....	60
5	CONCLUSÃO.....	67
	REFERÊNCIAS.....	68

1 INTRODUÇÃO

A demanda mundial pelo consumo de alimentos naturais e saudáveis é crescente e, quando aliado à combinação das atuais preferências dos consumidores, mudanças socioeconômicas e tendências ligadas à saúde e bem-estar, proporcionam o desenvolvimento de novos produtos. Dentro desse contexto, surgem os vegetais desidratados ou secos como alternativa prática e viável para atender a essas tendências, visto que a desidratação facilita a conservação, protege contra microrganismos, reduz o peso, e disponibiliza o produto em qualquer época do ano.

A desidratação ou secagem é um processo no qual a água que compõe o alimento é eliminada por evaporação com transferência de calor e massa. É uma operação unitária e uma das técnicas de conservação de alimentos mais remota. Esse processo é fundamentado na eliminação da umidade de um material e é muito aplicado na indústria, com finalidade de prolongar a vida útil dos alimentos devido à redução da atividade de água (AGUILERA; CHIRALT; FITO, 2003).

O processo de secagem pode provocar mudanças na qualidade do produto. Essas mudanças afetam a estrutura física, comprometendo a textura e a aparência (retração seca, rachadura, endurecimento), e químicas (perda de nutrientes e de compostos que conferem sabor e cor). A fim de aumentar a retenção das propriedades nutritivas e sensoriais do produto desidratado, estudos apontam para a otimização das condições de processo, bem como o uso de pré-tratamentos, tais como, a aplicação de ultrassom e o vácuo (MUJUMDAR & LAW, 2010).

Para garantir a qualidade e a segurança alimentar do produto seco ou desidratado é necessário que a avaliação de atributos de qualidade possa ser feita durante e após o processo de secagem. O desenvolvimento de novos dispositivos ópticos, elétricos e eletrônicos possibilitou a aquisição de imagens digitais a partir da metade do século XX. Essa conquista tornou possível adquirir as chamadas imagens hiperespectrais, que são capazes de fornecer informações espaciais e dados a respeito da composição química, exibindo um espectro ou canais espectrais relacionados a cada pixel da imagem. Quando as imagens são desdobradas em uma matriz de dados bidimensional, essas podem ser avaliadas a partir de tratamento por técnicas multivariadas adequadas com a finalidade de extrair informações pertinentes que podem não ser evidentes na imagem (GELADI, et al, 2007). Assim, técnicas de redução de dimensionalidade, segmentação, análise exploratória, resolução, compressão, entre outras se fazem necessárias.

A análise de componentes principais (PCA: *Principal Component Analysis*) é de grande conveniência para avaliação de imagens hiperespectrais, pois permite extrair informações a respeito de características importantes da amostra, já que é admissível comprimir os dados, preservando informações fundamentais, além de interpretar a correlação entre as variáveis e estrutura da amostra. Já para o tratamento quantitativo dos dados espectrais, um dos métodos mais difundidos é a regressão por mínimos quadrados parciais (PLS: *Partial Least Squares*), técnica de projeção eficaz para a análise multivariada de imagens (MIA: *Multivariate Image Analysis*).

Devido a características como varredura rápida, detecção não destrutiva e visualização de atributos de qualidade, o uso de imagens hiperespectrais no infravermelho próximo (HSI-NIR) tem sido abordado em diversas áreas de conhecimento: em fármacos para avaliar a uniformidade da distribuição dos componentes em comprimidos comerciais (BLANCO, 2011), nas ciências forenses para identificação de impressões digitais (TAHTOUH, 2005), na indústria alimentícia para controle de qualidade (YUWEI, HONGBIN, DA-WEN, 2017); para análise da qualidade de produtos agrícolas e alimentícios (BARBIN, ELMASRY, SUN, & ALLEN, 2012, 2013; ELMASRY, BARBIN, SUN E ALLEN, 2012; ELMASRY, SUN, ALLEN, 2013; FENG et al., 2013; FENG & SUN, 2012, 2013; KAMRUZZAMAN, ELMASRY, SUN, & ALLEN, 2012, 2013; LORENTE et al., 2011; PU, FENG, & SUN, 2015; WU & SUN, 2013b). Entretanto, mesmo com essas vantagens, há poucos trabalhos na literatura que utilizam imagens hiperespectrais na região do infravermelho próximo (HSI-NIR) para controle de processo não destrutivo na indústria alimentícia e, principalmente, para avaliação do processo de secagem de hortaliças.

Diante do exposto, esta pesquisa tem como objetivo principal verificar a eficiência da secagem de melão sem e com pré-tratamentos (ultrassom, vácuo e a combinação destes), através da avaliação de imagens hiperespectrais na região do infravermelho próximo. Os objetivos específicos são:

- Estudar a cinética de secagem do melão com e sem pré-tratamentos;
- Avaliar a PCA das imagens HSI-NIR do melão com dimensões diferentes após a secagem;
- Desenvolver modelo de calibração a partir da informação espectral para prever o teor de umidade nas amostras com e sem pré-tratamento durante a secagem;
- Avaliar a evolução da distribuição de umidade nas amostras por HSI-NIR durante a secagem e indicar a melhor condição de secagem;

- Realizar uma análise de textura das HSI-NIR de previsão da umidade para avaliação da uniformidade da secagem.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste item serão abordadas as principais referências utilizadas para construção deste estudo.

2.1 MELÃO (*Cucumis melo* L.)

Visto que há diversos tipos de melão no mercado brasileiro, este tópico irá enfatizar as diferenças entre eles e ressaltar suas características.

2.1.1 Características gerais

Originário da África, o melão (*Cucumis melo* L.) pertence à família *Curcubitacea*, que são plantas de crescimento sobre a superfície e possuem várias ramificações. Os diferentes tipos de melão são cultivados em vários países e devido a sua variabilidade genética, torna possível que essa espécie se adapte facilmente e seja cultivada em diferentes cores, formas e aromas (BISOGNIN, 2002). Segundo Barreto (2011), o melão é considerado uma espécie polimórfica, pois há divergências entre suas formas botânicas quanto a capacidade de conservação, sensibilidade ao frio, atividade metabólica, forma, tamanho e estrutura da polpa e casca, cuja coloração varia desde laranja escuro até branco e verde.

O Brasil é considerado um dos maiores produtores de melão do mundo, onde a Região Nordeste se destaca como a maior região produtora no país, sendo responsável por quase 95% do melão produzido e exportado (IBGE, 2015; JÁCOME, 2017).

O melão possui grande demanda de mercado por ser uma hortaliça refrescante que possui aroma, sabor e diversas qualidades nutricionais. Além de possuir baixo valor energético, o melão é bastante rico em minerais, principalmente potássio, fósforo e magnésio e possui diversas substâncias antioxidantes como os carotenoides (b-caroteno, luteína e zeaxantina), os quais estão associados a diversos benefícios à saúde humana (COSTA et al., 2017; SENAR, 2007).

Mesmo possuindo grande aceitação no mercado e elevado valor comercial devido a suas características sensoriais, o melão possui uma vida útil muito curta à temperatura ambiente. Esse fator prejudica em demasia a comercialização da fruta em mercados mais longínquos dos grandes centros de produção no país. A dificuldade para manter o melão pós-colheita com suas

características sensoriais preservadas tem colaborando para um alto desperdício desse fruto (LIMA et al., 2004).

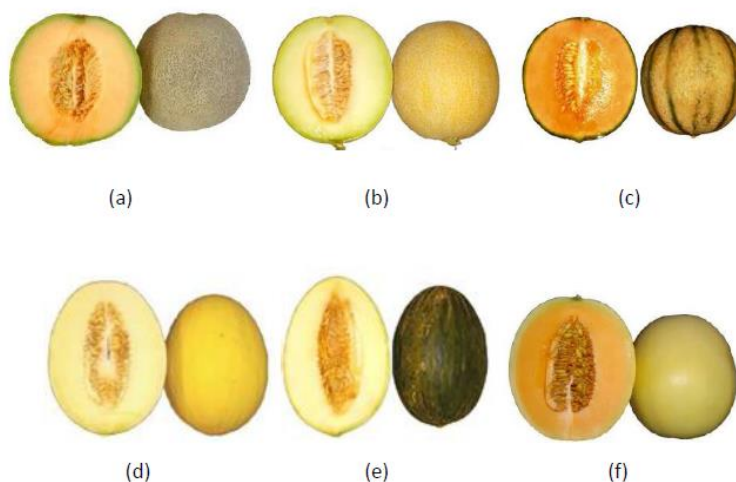
2.1.2 Classificação comercial

Os principais tipos de melões cultivados são classificados como inodoros e aromáticos, pertencentes, respectivamente, aos grupos *Cucumis melo* var. *inodorus* Naud. e *Cucumis melo* var. *cantaloupensis* Naud (COSTA et al., 2017).

Com a característica de possuírem casca lisa ou com estrias, os melões classificados como inodoros possuem também uma coloração amarela ou verde escura, além de possuírem uma polpa esbranquiçada e boa capacidade de conservação após a colheita. No Brasil, os melões cultivados que pertencem a essa classificação são o Melão Amarelo, o Pele de Sapo e o Honeydew (Orange). Os aromáticos, como seu nome já diz, possui aroma intenso, são mais doces que os inodoros e possui polpa de coloração alaranjada e/ou esverdeada. As espécies Cantaloupe, Charentais e Gália fazem parte dessa classificação dos aromáticos (BARRETO, 2011).

Os tipos predominantes de melão comercializados são evidenciados na Figura 1, sendo os representados nas Figuras 1a, 1b, 1c pertencentes ao grupo dos aromáticos e as Figuras 1d, 1e e 1f, do grupo dos inodoros. A fim de aumentar sua conservação pós colheita, uma alternativa seria utilizar o processo de secagem.

Figura 1 - Principais tipos de melões comercializados no Brasil:
(a) Melão Cantaloupe; (b) Melão Gália; (c) Melão Charentais; (d)
Melão Amarelo; (e) Melão Pele de Sapo; (f) Melão Honeydew.



Fonte: Adaptado de BARRETO, 2011.

2.2 SECAGEM

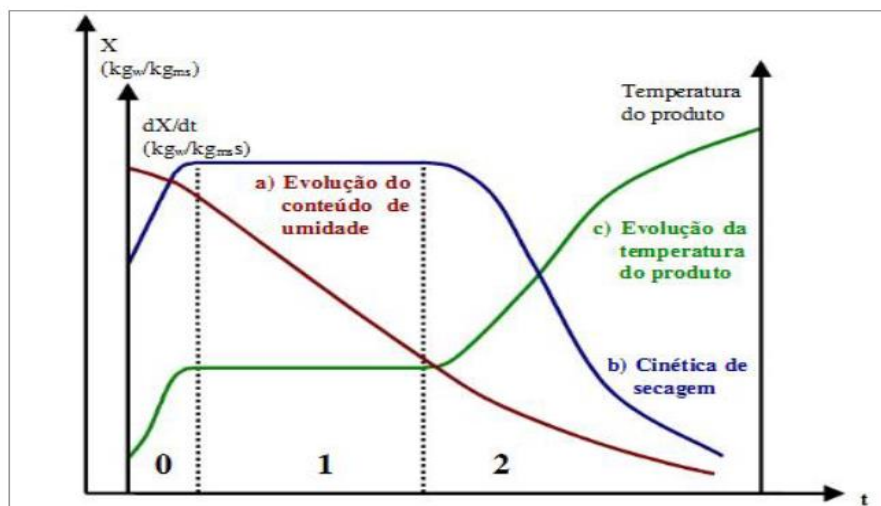
O processo de secagem é um dos mais antigos métodos de conservação de alimentos e tem como objetivo principal a redução da atividade de água do alimento, a qual está relacionada com o grau de estabilidade do ponto de vista físico, químico e microbiológico. Entretanto, essa operação unitária apresenta o inconveniente de produzir efeitos adversos nos produtos, como dureza excessiva, degradação da cor, aroma e sabor, e dificuldade de reidratação. Esse resultado pode ser atenuado pelo uso de pré-tratamentos, tais como a desidratação osmótica e ultrassom (RAOULT-WACK, 1994; SOUSA et al., 2003).

A secagem, do ponto de vista termodinâmico, constitui um dos mais complexos fenômenos de transporte, já que engloba vários estágios de transferência de massa (GARCIA NOGUERA et al., 2010b). A evaporação da água do produto acontece através dos mecanismos de transferência de massa. Dessa forma, para que a água seja eliminada do material por evaporação é necessária que a mesma saia do interior do sólido para a superfície do material. Esse transporte da água é que vai indicar a dificuldade da secagem, já que os mecanismos da transferência de massa variam de acordo com o material em questão (PARK et al., 2001).

A velocidade com que o material perde água por tempo pode ser classificada como cinética da secagem. Essa cinética depende das propriedades específicas do material, da temperatura, velocidade do ar de secagem e umidade relativa do ar (BROOKER et al., 1992).

As curvas características de um processo de secagem em função do tempo estão ilustradas na Figura 2.

Figura 2 - Comportamento característico da umidade, taxa de secagem e temperatura do produto em função do tempo.



Fonte: Adaptado de BROD et al., 1999.

A curva em vermelho (a) indica a diminuição da quantidade de água do produto durante todo processo de secagem, em base seca (X) em função do tempo da secagem (t). A curva em azul (b) ilustra a taxa com que a água é evaporada do produto, ou seja, é a variação do teor de água do produto pelo tempo, dX/dt em relação à progressão do tempo. Já a curva em verde (c) representa a variação da temperatura do produto durante todo processo de secagem (BROD et al., 1999).

De acordo com Park et al. (2001), a secagem que é um fonômetro de transferência de calor e massa, pode ser dividida em três distintos estágios, como indicados na Figura 2,

- Estágio 0 (início da secagem): Durante todo esse período há um aumento gradual da temperatura do produto a ser seco e da pressão de vapor da água.

- Estágio 1 (taxa constante de secagem): A água a ser evaporada é a que está livre na superfície. A velocidade da secagem é constante, pois as transferências de calor e massa são equivalentes. Esse estágio irá se esgotar quando não houver mais água na superfície para ser eliminada por evaporação.

- Estágio 2 (taxa de secagem decrescente): A quantidade de água na superfície é muito pequena e o processo se resume a transferência de massa. A temperatura do produto atinge a temperatura do ar de secagem e para que a água ainda seja eliminada ela precisa sair, por difusão, do interior do produto até a superfície para que seja evaporada. O processo é encerrado quando atinge o equilíbrio dinâmico, ou seja, atinge um ponto de umidade de equilíbrio em relação ao ar quente utilizado para secagem.

Uma propriedade fundamental e útil na análise de processos como secagem é a difusividade efetiva, este parâmetro de transporte indica a facilidade com que a água é removida do material. Visto que os alimentos possuem uma matriz complexa, é difícil fazer uma estimativa para esta propriedade com precisão, sendo necessárias medidas experimentais. Podem-se citar a temperatura e a umidade como as variáveis que mais afetam esta propriedade, mas a constituição química e física do produto, forma e tamanho podem também influenciar e podem ser adequadas ao modelo matemático que descreve a difusão (KUROZAWA, 2005).

A modelagem matemática melhora o funcionamento e controle de sistemas de secagem. Modelos empíricos são capazes de oferecer uma correlação direta entre o teor médio de umidade e o tempo. Em um dimensionamento e otimização de uma planta industrial que contém essa operação unitária, é crucial observar o tempo de secagem. Uma alternativa para otimizar essa operação é utilizar técnicas de pré-tratamento nas amostras antes de serem postas ao secador.

2.2.1 Pré-tratamentos

Utiliza-se o processo de secagem em alimentos por necessidade de conservação ou para adquirirem sabores requintados e serem utilizados posteriormente em outro processo químico (CELESTINO, 2010). Por exemplo, o vegetal após passar pelo processo de secagem pode ser utilizado para diversas finalidades, como em produtos de panificação, molhos e compotas secas (COPLEY; ARDSEL, 1964).

Os produtos já secos proporcionam uma variedade na fabricação de alimentos, assim como oferecem opções para refeições rápidas e em qualquer ambiente (CELESTINO, 2010). Entretanto, no processo de secagem faz-se o uso de elevadas temperaturas de forma que, durante o processo, pode ocorrer uma redução significativa do valor nutritivo e sensorial do alimento desidratado, assim como cor, sabor, textura e degradação de compostos bioativos do alimento, como já mencionado (AGUILERA; CHIRALT; FITO, 2003).

Em grande parte dos casos de secagem, no início da desidratação pode aparecer uma camada ressecada na área superficial do produto, de forma que pode ocasionar contração dos tecidos e endurecimento da superfície (FELLOWS, 2009). Quando se trabalha especialmente com frutas, é comum que elas oxidem, sofram ação enzimática etc. Para evitar esse tipo problema, utilizam-se algumas técnicas de pré-tratamento, tais como vácuo e ultrassom. A utilização do vácuo é uma boa alternativa para prevenir o escurecimento enzimático e oxidativo, devido à eliminação do oxigênio dos poros. Esse processo é interessante do ponto de vista nutricional, pois elimina o uso de soluções antioxidantes que pode agregar sabor indesejado à amostra alimentícia (BETORET et al., 2011).

O ultrassom, por sua vez, é bastante utilizado na inativação de microrganismos e de enzimas, além de contribuir para a obtenção de um melhor resultado nas operações que envolvem transferência de massas como secagem, extração e filtração (MIANO; IBARZ; AUGUSTO, 2016). A rápida compressão e expansão das bolhas ao passo que as ondas se propagam na matriz alimentar, faz ocorrer uma ruptura dos tecidos e, por consequência, a formação de cavidades e canais microscópios (CÁRCEL et al., 2012). Supõe-se que esses microcanais formados seja o principal causador do aumento de transferência de massa no processamento de alimentos, o que o torna interessante quando se estuda a remoção de umidade que está fortemente ligada ao sólido (FUENTE-BLANCO et al., 2006).

Estudos anteriores confirmam que o uso do ultrassom como pré-processamento em alimentos desidratados promove uma maior difusividade da água e melhores taxas de secagem

(AZOUBEL et al., 2015; FERNANDES; GALLÃO; RODRIGUES, 2008; MEDEIROS et al., 2016; SILVA et al., 2016).

2.3 FRUTO SECO

A indústria alimentícia utiliza de forma ampla a operação unitária da secagem em frutas e hortaliças. De acordo com a Resolução nº 272 de 22 de setembro de 2005 da ANVISA, fruta seca é aquela que possui no máximo 25% de umidade obtida por processos tecnológicos apropriados. Em outras palavras, a fruta obtida pela perda parcial da água da fruta madura, inteira ou em pedaços é denominada de fruta seca. O produto é, portanto, conhecido pelo nome da fruta utilizada no processo de secagem, seguida da palavra “seca” ou “passa” (BRASIL, 2005).

As frutas secas vêm sendo comercializadas em grande escala devido a sua facilidade de consumo, transporte e, sobretudo, a não degradação fácil desses produtos e destacam-se, também, no mercado de produtos naturais. Muitos nutricionistas recomendam fortemente uso de frutas secas como fonte de açúcar em dietas restritas, ferro e vitamina K, além de proporcionarem sensação de saciedade e contribuir para melhorar o desempenho do intestino. Nesse contexto, com a intenção de usufruir dos benefícios das frutas para a saúde, a secagem agrega valor material, representa um eficiente método de conservação para ampliar a vida útil e aumenta, conseqüentemente, utilização de frutas e vegetais menos comercializados (SILVA et al., 2013).

É importante ressaltar que a comercialização dos produtos desidratados se concentra majoritariamente nas classes sociais mais elevadas. O desenvolvimento do mercado para todas as classes é dificultado devido à falta de marcas, baixo padrão de qualidade e preços elevados. Dentre os alimentos mais utilizados para produção de produtos desidratados estão a banana e o tomate. Porém, a produção de frutas tropicais desidratadas vem se intensificando, como no caso do melão, mamão, abacaxi, caqui, maçã, manga (PINS, 2008; SPERS et al., 2008).

2.4 AVALIAÇÃO DA EFICIÊNCIA DA SECAGEM

A qualidade dos produtos alimentícios está interligada com o seu processamento. De posse de um método eficiente para monitorar e controlar esses processos, haverá garantia de qualidade e segurança dos produtos (YUWEI LIU *et al*, 2017).

Em um processo de secagem de alimentos, pode-se relacionar a uniformidade do teor de umidade à eficiência da técnica de secagem (HUANG et al., 2015). Nesse cenário, diversos métodos tradicionais de medição são utilizados para averiguar a eficiência da secagem. Esses métodos tradicionais são demorados, destrutivos e onerosos. Dessa forma, é fundamental o desenvolvimento de ferramentas analíticas de avaliação da qualidade que superem esses inconvenientes. Nesse contexto, novos instrumentos e abordagens analíticas não destrutivas têm sido investigados para o processamento de alimentos, entre elas a espectroscopia e as imagens hiperespectrais (DU & SUN, 2005; JACKMAN, SUN, & ALLEN, 2009, 2011; SUN & BROSNAN, 2003; XU, RICCIOLI, & SUN, 2017; XU & SUN, 2017; CHENG & SUN, 2015, 2017; CHENG et al, 2015; CHENG et al., 2016; ELMASRY, SUN, & ALLEN, 2013; FENG et al., 2013; FENG & SUN, 2013b; KAMRUZZAMAN, ELMASRY, SUN E ALLEN, 2013; LI, SUN, PU E JAYAS, 2017; PU, KAMRUZZAMAN E SUN, 2015; SU, HE, & SUN, 2017; WU & SUN, 2013; XIONG et al., 2015; XU, RICCIOLI, & SUN, 2016).

2.5 ESPECTROSCOPIA NO INFRAVERMELHO

A espectroscopia no infravermelho (IR) é fundamentada na emissão ou absorção de energia radiante na região do espectro eletromagnético que vai de 12.800 a 10 cm^{-1} . Essa região é dividida em três sub-regiões: infravermelho próximo - NIR (do inglês, *Near Infrared*) que compreende de 12.800 a 4.000 cm^{-1} , infravermelho médio - MIR (do inglês, *Middle Infrared*) de 4.000 a 200 cm^{-1} e infravermelho distante - FIR (do inglês, *Far Infrared*) cuja faixa é de 200 a 10 cm^{-1} . A radiação incidente não consegue provocar transições eletrônicas, porém causa transições de moléculas de estados de energia vibracional ou rotacionais para outros, fornecendo informações úteis que podem ser observadas em seus espectros. É importante ressaltar que somente moléculas com variação de momento de dipolo durante seu movimento vibracional conseguem absorver radiação infravermelha (HOLLER, SKOOG, CROUCH, 2009). Os limites aproximados para cada região estão na Tabela 1 abaixo:

Tabela 1 - Regiões espectrais do Infravermelho

Região	Intervalo de número de onda (cm^{-1})	Região em comprimento de onda, λ (nm)	Região de frequência (Hz)
Próximo (NIR)	12.800 a 4.000	780 a 2.500	$3,8 \cdot 10^{14}$ a $1,2 \cdot 10^{14}$
Médio (MIR)	4.000 a 200	2.500 a 5.000	$1,2 \cdot 10^{14}$ a $6,0 \cdot 10^{12}$
Distante (FIR)	200 a 10	5.000 a 100.000	$6,0 \cdot 10^{12}$ a $3,0 \cdot 10^{11}$

Fonte: VALDERRAMA, 2005.

Não existe um limite específico determinado onde começa uma região do infravermelho e termina outra. Por exemplo, é natural encontrar na literatura diferentes valores para cada uma dessas faixas, como a do NIR 800 a 2.500 nm (SOUSA, E., 2005), 780 a 2.500 nm (BLANCO; VILLARROYA, 2002), 770 a 3000 nm (FIDÊNCIO, 2001), 750 a 2500 nm (PASQUINI, 2003), 715 a 2500nm (RODIONOVA et al., 2005), entretanto, a IUPAC (*International Union of Pure and Applied Chemistry*) define a região NIR sendo de 780 a 2500 nm (SILVA, H., 1999).

De acordo com Pasquini (2003), mesmo que região NIR tenha sido identificada antes da região MIR, a região de infravermelho médio foi a que ganhou mais destaque e foi empregada, principalmente, para identificação de grupos funcionais orgânicos. A região NIR foi esquecida até por volta da década de 80, quando foi publicado o trabalho que determinava água em gelatina, em 1938. Posteriormente, Barchewitz (1943, apud PASQUINI, 2003) utilizou a espectroscopia NIR para determinação da concentração de óleos (combustíveis) baseado na Lei de Beer.

Desde então, espectroscopia no infravermelho próximo vem se consagrando nos diversos tipos de laboratórios analíticos e em análises de controle de qualidade nos processos industriais, como indústrias farmacêuticas, de alimentos, têxteis, etc. (FIDÊNCIO, 2001; BORIN, 2003).

2.5.1 Espectroscopia no Infravermelho Próximo

O NIR de ondas curtas (*short-wavelength* NIR) e o NIR das ondas longas (*long-wavelength* NIR) são duas divisões comumente atribuídas a região NIR que vai de 750 a 1100

nm e 1100 a 2500 nm, respectivamente. A classificação se baseia somente no tipo de detectores utilizados para medidas nessas sub-regiões, no qual os detectores de silício são usados para ondas curtas e detectores de PbS, InGaAs, ou detectores de germânio para as ondas longas (CHRISTIAN, 2004).

O espectro NIR está intimamente ligado à anarmocidade das ligações em que há átomos de hidrogênio, que vibram com uma elevada amplitude como consequência de sua pequena massa e grande momento de dipolo das suas ligações com átomos de carbono, nitrogênio e oxigênio (COSTA FILHO, 2003; CHRISTIAN, 2004).

Na região do NIR, os sinais verificados são devido principalmente a sobretons (do inglês, *overtones*) de bandas fundamentais de ligações O-H, N-H, C-H e S-H (SILVA, H., 1999; SCAFI, 2000; BURNS; CIURCZAK, 2001; BLANCO; VILLARROYA, 2002; SIMAS, R., 2005; COZZOLINO et al., 2006).

As bandas relacionadas às transições entre estados vibracionais não consecutivos que possuem intensidades muito mais fracas do que a transição entre o estado fundamental e o primeiro estado excitado são denominadas, justamente, de sobretons. Moléculas poliatômicas com dois ou mais modos vibracionais e que podem interagir entre si dão origem as chamadas bandas de combinação. A banda resultante é dada pela soma de uma das frequências dos modos vibracionais envolvidos na interação. Para ilustrar esse fato, pode-se citar a interação entre os modos vibracionais de um estiramento assimétrico a 3500 cm^{-1} e a deformação angular a 1645 cm^{-1} da ligação de O-H da molécula da água, como resultado há a formação de uma banda de combinação em 1940 nm ($3500 + 1645 = 5145\text{ cm}^{-1}$ que é o equivalente a 1943,6 nm) (COSTA FILHO, 2003).

A região do MIR possui bandas fundamentais em torno de um fator de 10 a 100 vezes mais intensas que a região do NIR, este fato caracteriza a região NIR por conter bandas fracas e sobrepostas (CHRISTIAN, 2004; SOUSA, E., 2005). No entanto, essa característica permite o seu uso em amostras que apresentam um alto teor de umidade e fontes que garantem uma alta penetração da radiação em medidas de reflectância de amostras sólidas (SCAFI, 2000).

A Tabela 2 mostra as principais regiões espectrais do NIR e o tipo de transição vibracional correlacionada a elas (COSTA FILHO, 2003).

Tabela 2 - Atribuição das regiões espectrais às possíveis transições vibracionais

Região espectral (nm)	Tipo de transição vibracional
2200-2450	Combinação de estiramento C-H
2000-2200	Combinação de estiramento N-H, O-H
1650-1800	Primeiro sobretom do estiramento C-H
1400-1500	Primeiro sobretom de combinações N-H, O-H
1100-1225	Primeiro sobretom de estiramento C-H
950-1100	Segundo sobretom de combinações N-H, O-H
850-950	Terceiro sobretom do estiramento C-H
775-850	Terceiro sobretom de combinações N-H, O-H

Fonte: COSTA FILHO, 2003.

É válido salientar que o espectro na região do infravermelho próximo varia de acordo com parâmetros físicos como, por exemplo, o tamanho das partículas, polimorfismo, solventes residuais, umidade, temperatura, pressão, densidade, textura superficial, forma, compactação (COSTA FILHO, 2003; LUYPAERT et al., 2004).

Essa técnica tem a capacidade de medir um elevado número de variáveis em uma única amostra, necessitando de ferramentas que ajudem a tratar e extrair informações qualitativas e/ou quantitativas relevantes. Para análises quantitativas é preciso que seja estabelecida uma relação matemática entre o espectro e valores medidos por métodos de referências. Quando esta relação é bem acertada, proporciona a baixo custo, com alta precisão e repetitividade, resultados de concentração, por exemplo, através de um modelo de calibração. Para tratar dados espectrais obtidos utilizam-se técnicas quimiométricas (SCAFI, 2000; SIMAS, R., 2005).

2.6 QUIMIOMETRIA

Devido ao fato da composição química de uma amostra não ser uma propriedade facilmente encontrada, sua identificação pode ser feita por processos físico químicos, entre os quais podem-se citar: absorção de luz, condutividade, determinação de massas, etc. Para esses casos, se faz necessário uma calibração, que nada mais é que uma função que relaciona as medidas efetivamente realizadas com a concentração ou a propriedade de interesse (PIMENTEL; NETO, 1996; NETO; PIMENTEL; ARAÚJO, 2002).

Os tratamentos de dados visando relacionar os sinais obtidos por um instrumento com os resultados desejados tornaram-se mais complexos do ponto de vista estatístico e matemático devido ao fato da sofisticação das técnicas instrumentais aliadas ao avanço de microprocessadores e microcomputadores no laboratório químico (BRUNS, 1985; SENA, 2000).

O uso das técnicas matemáticas e estatísticas multivariadas facilitou as análises que resultam em grande quantidade de dados, onde são encontrados diversos valores para muitas variáveis obtidas por medidas instrumentais das amostras. Essas técnicas são indispensáveis e utilizadas na fase de tratamento de dados químicos, no qual são chamados de métodos quimiométricos (BRUNS, 1985). A calibração multivariada; análises discriminatórias de classificação e reconhecimento de padrões; e o planejamento e otimização de experimentos são, em geral, os três grandes focos do estudo da quimiometria (HASWELL; WALMSLEY, 1999).

É válido enfatizar que mesmo utilizando diversas ferramentas da matemática, estatística e computação, a quimiometria não é uma disciplina da matemática, isto é, os problemas que ela se propõe a resolver são oriundos da química (FERREIRA et al., 1999). Em outras palavras, a quimiometria é uma área de química que faz o uso de métodos estatísticos e matemáticos para classificação de amostras em conformidade com suas propriedades; para quantificação de variáveis e previsão de resultados; assim como para planejar, selecionar e/ou definir as melhores condições de medidas experimentais visando a otimização das informações (ARAÚJO, 2005).

É primordial não esquecer dos princípios químicos implícitos na quimiometria. Isto é, se a resposta não faz sentido quimicamente, o método quimiométrico foi aplicado de forma errônea ou mal planejado (MENDHAM et al., 2002).

2.6.1 Modelos de Regressão

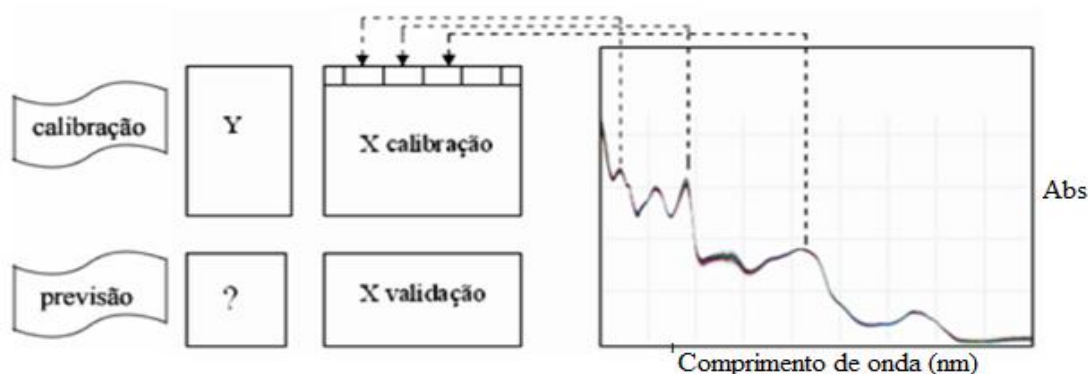
Para facilitar interpretação da enorme quantidade de dados relacionados a amostras e variáveis (propriedades químicas medidas), é necessário ordená-los em uma matriz, onde os objetos ou amostras são representados por linhas da matriz e as variáveis por colunas da matriz (MESSERSCHMIDT, 1999), de modo que cada linha equivale a uma amostra e cada coluna uma variável medida. A calibração multivariada tem como princípio básico encontrar uma relação entre as variáveis independentes e as variáveis dependentes. Compreende-se como variáveis independentes, por exemplo, os valores de absorbância em vários comprimentos de onda e variáveis dependentes a concentração de um analito, por exemplo. Dependendo do problema em questão, esse modelo pode ser uma função linear ou não linear (FIDÊNCIO, 2001).

A construção dos modelos de regressão pode ser dividida basicamente em duas etapas: a calibração, onde se estabelece um modelo matemático baseado na relação entre a grandeza medida e a propriedade de interesse do analito; e a previsão, onde o modelo previamente determinado é utilizado para prever a propriedade de novas amostras a partir dos sinais analíticos (PIMENTEL; NETO, 1996).

Com os dados em mãos, o procedimento de calibração fundamenta-se em encontrar um algoritmo matemático que exiba a(s) propriedade(s) de interesse a partir dos resultados apontados pelo instrumento analítico, ou seja, a relação entre as medidas físicas (variáveis independentes) e as propriedades de interesse (variáveis dependentes) (PIMENTEL, NETO, 1996; FERREIRA et al., NETO, PIMENTEL, ARAÚJO, 2002).

A Figura 3 contém um esquema dos procedimentos de calibração e previsão, na qual é indicada a aquisição da matriz **X** (matriz que contém as variáveis independentes) a partir de dados experimentais e a sua relação com a matriz **Y** (variáveis dependentes) através da calibração. Após este ponto, é feita a previsão a partir do modelo de calibração já obtido (COSTA FILHO, 2003).

Figura 3 - Esquema que ilustra como os dados são organizados para as etapas de calibração e previsão



Fonte: Adaptado de COSTA FILHO, 2003.

No decorrer da etapa de calibração, é importante considerar alguns fatores, tais como a presença de “outliers” que são amostras anômalas que apresentam um comportamento diferente das demais e, desta forma, não pertencem ao conjunto de dados (FERREIRA et al., 1999).

Posteriormente a calibração, faz-se o uso de outro grupo de amostras para validar a calibração, esse grupo é chamado de conjunto de validação (*Validation Set*). A validação, portanto, avalia a eficiência do modelo de calibração, por isso o conjunto de validação deve ter variáveis (Y_p) conhecidas com a finalidade de comparar com os valores previstos pelo modelo (LIMA, 2000).

Os modelos de calibração podem ser avaliados por parâmetros estatísticos, tais como o RMSEC (*root mean squared error of calibration*), o RMSECV (*root mean squared error of cross validation*), e o RMSEP (*root mean squared error of prediction*) (BURNS; CIURCZAK, 2001). Esses parâmetros são calculados a partir da raiz quadrada dos erros médios (RMSE) retratada na Equação (1).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n-k}} \quad (1)$$

Onde $n-k$ é o número de graus de liberdade do conjunto das amostras, y_i é o valor de referência; $\hat{y}_i$ é o valor predito pelo modelo. O RMSEC é a medida de como o modelo de calibração se ajusta ao próprio conjunto de calibração, sendo o parâmetro menos informativo.

O RMSECV é calculado a partir de uma validação cruzada (CV – do inglês, *Cross Validation*) na qual uma amostra é frequentemente retirada do conjunto de calibração e n modelos de calibração são construídos, posteriormente o valor dessa amostra é previsto pelo modelo e confrontado com o valor de referência. Quando uma amostra por vez é retirada do conjunto de calibração, o método é chamado de *leave-one-out* (SOUZA et al., 2013).

Em uma validação externa é calculado o RMSEP através da utilização de um certo número de amostras que não fazem parte do conjunto de calibração para predição posterior. Pode considerar um modelo satisfatório aquele que possui um elevado valor de R^2 , e baixos valores de RMSEC, RMSECV, RMSEP (HERRERA; GUESALAGA; AGOSIN, 2003).

É importante, também, levar em consideração parâmetros estatísticos como os erros sistemáticos (bias) na avaliação da qualidade dos modelos de calibração. Os erros sistemáticos presentes afetam a exatidão das medidas e podem ser quantificados pela Equação 2.

$$bias = \frac{\sum(y_i - \hat{y}_i)}{m} \quad (2)$$

Onde m é a quantidade de objetos de calibração. É esperado que o somatório do numerador da Equação 3 seja o mais próximo de zero possível para que não seja considerada a existência de erros sistemáticos.

2.6.2 PCA E PLS

Os métodos quimiométricos podem ser utilizados em um conjunto de dados multivariados com propósitos qualitativos, onde enfatiza-se a Análise por Componentes Principais (PCA) e quantitativos (calibração) como o PLS (*Partial Least Square*) (PARREIRA, 2003). Esses métodos foram abordados nesse estudo, e por isso serão discutidos adiante.

A análise por componentes principais - PCA é um método de Reconhecimento de Padrões (PR – *Pattern Recognition*) não supervisionado, usado para examinar similaridades ou diferenças entre amostras (ROGGO et al., 2007). Quando se tem uma quantidade significativa de dados acaba dificultando de certo modo o tratamento, recomenda-se utilizar uma PCA, pois essa técnica consegue reduzir a quantidade de dados, descartando as informações redundantes e, fornecendo um conjunto com informações relevantes, que de fato são uteis para a análise (MARTENS, 1989; MELLO, 1998; BARTHUS, 1999; PARREIRA, 2003). Como a PCA atua de modo a simplificar a série de dados e reduzir sua dimensão, se diz

grosso modo que ocorre uma “compressão de dados” (REIS, 1997; BARTHUS, 1999; MORGANO; QUEIROZ; FERREIRA, 1999).

A PCA é amplamente utilizada em uma análise exploratória de dados, as amostras são projetadas em um novo sistema de eixos chamados de componentes principais (PC: *Principal Component*), originados a partir da combinação linear das variáveis originais. As PCs serão ortogonais entre si e irão representar, de forma decrescente, a maior variância dos dados.

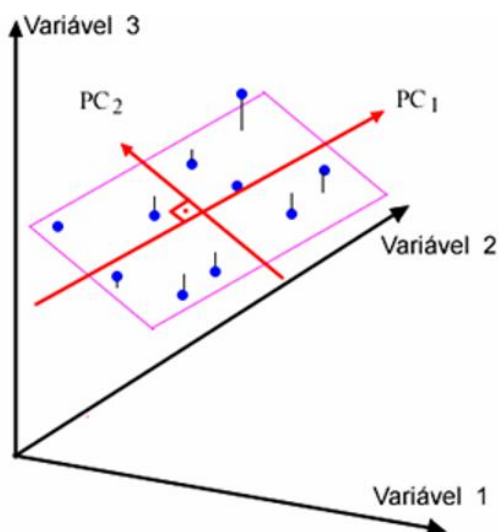
Com base no exposto, a PCA transforma a matriz de dados em um modelo de variáveis latentes que obedece a Equação 3.

$$X = TL^T + E \quad \dots\dots\dots(3)$$

Nessa equação acima, **T** representa a matriz dos *scores* (escores) (que são as coordenadas das amostras no novo sistema de eixos), **L^T** é a matriz dos *loadings* (ou pesos, que são os cossenos dos ângulos formados entre os eixos originais e as componentes principais) e **E** é a matriz dos erros agregados ao modelo construído (BEEBE, 1988).

A Figura 4 retrata o gráfico dos escores de amostras projetadas no plano PC1 *versus* PC2 para três variáveis.

Figura 4 - Gráfico dos scores (PC1 versus PC2) para 3 variáveis



Fonte: ARAUJO, 2005.

Caso PC2 não consiga descrever o restante da variância dos dados, é necessária outra componente principal - PC3, ortogonal as duas primeiras, que explique o que PC2 não foi capaz, e assim sucessivamente até os resíduos sejam zero ou desprezíveis (ARAUJO, 2005).

Uma vantagem de se utilizar a PCA é a eliminação de ruídos experimentais. Isto acontece porque os ruídos fazem parte de um grupo de erros aleatórios, sendo assim, não estão correlacionados com as informações contidas na matriz de dados. Como há ausência de correlação, uma quantidade maior de componentes principais é requerida para explicar a matriz de dados como um todo (REIS, 1997).

A PCA além de conseguir identificar grupos distintos através do uso das componentes principais, é comumente empregada na eliminação de amostras anômalas, colaborando para a seleção de variáveis (ARAUJO, 2005).

O PLS (do inglês, *Partial Least Squares*) é, sem dúvida, o método de calibração multivariada mais utilizado para modelagem de dados que podem ser lineares ou não-lineares (CHEN; CAI; SHAO, 2007).

Esse método utiliza as informações presentes nas matrizes **X** (matriz de dados) e **Y** (matriz das propriedades de interesse) no cálculo dos escores e pesos, de forma que seja possível explicar a maior parcela de variância de ambas as matrizes.

Ao utilizar a técnica do PLS, é comumente utilizado o termo “Variável Latente” (VL) para indicar os eixos. As VLs não estão mais interessadas na direção de maior variância de

dados, como a PCA, e sim em uma maior correlação entre as matrizes de dados e as matrizes com as propriedades de interesse.

Com base no exposto, as matrizes **X** e **Y** são decompostas, conforme as Equações 4 e 5 em seguida.

$$\mathbf{X} = \mathbf{TP}^T + \mathbf{E} \dots \dots \dots (4)$$

$$\mathbf{Y} = \mathbf{UQ}^T + \mathbf{F} \dots \dots \dots (5)$$

Onde **T**, **P** e **E** são as matrizes referentes aos escores, pesos e resíduos, respectivamente, para **X** e **U**, **Q** e **F** são as matrizes de escores, pesos e resíduos, respectivamente, para **Y**. Até que o melhor modelo seja ajustado, os valores de **T** e **U** nas matrizes são modificados a fim de obter uma maior covariância entre **X** e **Y**.

O modelo resultante correlaciona linearmente os escores da matriz **X** (**T**) com os escores da matriz **Y** (**U**), segundo as Equações 6 e 7 abaixo.

$$\mathbf{U} = \mathbf{BT} + \mathbf{G} \dots \dots \dots (6)$$

$$\mathbf{Y} = \mathbf{BTQ}^T + \mathbf{H} \dots \dots \dots (7)$$

Onde **B** é a matriz dos coeficientes de regressão, **G** é matriz dos resíduos dos *scores* e **H** é a matriz dos resíduos de concentração.

A determinação do número variáveis latentes que deve ser utilizada geralmente ocorre durante o processo de validação cruzada (PARREIRA, 2003; FIDÊNCIO, 2001).

2.7 PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS ESPECTRAIS

Visto que os sinais analíticos são dados gerados a partir de procedimentos e técnicas analíticas, tais sinais possuem ruídos e informações não relevantes misturados com as informações de interesse. No intuito de eliminar essas informações que só prejudicam a aplicação de técnicas quimiométricas, são utilizadas ferramentas matemáticas para tentar minimizar as variações sistemáticas e aleatórias do sistema, causadas, em geral, por fenômenos físicos (desvio de linha de base, desvio de espalhamento da radiação, ruído espectral, homogeneidade da amostra). O uso dessas funções matemáticas acontece antes de uma análise exploratória dos dados, classificação ou construção de modelos de calibração, pois com a eliminação de informações irrelevantes, melhora significativamente a eficiência do método.

Alguns dos métodos de pré-tratamento no sinal medido incluem: centrar dados na média, normalização, correção de linha de base, cálculo da derivada, suavização e correção multiplicativa de sinal (MORGANO, 2005; SOUSA, E., 2005).

Ao se trabalhar com espectros NIR é fundamental o uso de pré-processamentos. Como o uso das funções matemáticas desta etapa remove informações, é importante que essa fase do tratamento de dados seja realizada com bastante cautela, para que se garanta que só informações que prejudicam a interpretação dos dados sejam eliminadas (SOUSA, E., 2005). Deve-se mencionar que os espectros do conjunto de calibração e os do conjunto de validação devem passar pelo mesmo tipo de tratamento (SIMAS, R., 2005).

2.7.1 Centrar dados na média

Sendo um dos pré-processamento mais utilizados na construção de modelos de calibração, centrar os dados na média apoia-se em fazer com que para cada variável seus valores tenham média zero. Para isso essa técnica calcula para cada uma das colunas da matriz com os dados espectrais o valor médio e subtrai cada intensidade do valor médio calculado. O resultado é uma mudança do sistema de coordenadas para o centro dos dados (BARTHUS, 1999; DU et al., 2005). Como esse pré-tratamento é basicamente um deslocamento para o centro das informações descritas pelos dados originais, não há eliminação nem distorção de nenhuma informação espectral para o modelo (MORGANO, 2005).

2.7.2 Derivadas

É recomendado o uso da primeira e da segunda derivada em um conjunto de dados espectrais quando há aumento e efeito de inclinações na linha de base dos espectros, seja por espalhamento da radiação, seja pela condição da amostra (granulometria, sobrenadantes, etc). Além de corrigir a linha de base, o uso da primeira e segunda derivada aplicada aos espectros permite isolar bandas que são indistintas nos espectros originais, isto é útil para resolver problemas de sobreposição espectral (CANDOLFI et al., 1999; FREDERICO, 2003). Entretanto, deve-se ter precaução ao utilizar a derivada, pois o ruído que está presente nos espectros originais pode, também, ser acentuado, diminuindo a relação sinal/ruído (FERRÃO, 2000; PIZARRO et al., 2004; CHEN, 2006).

Os espectros derivados não possuem a forma dos espectros originais, devido as características intrínsecas das derivadas. Como mencionado, as derivadas diminuem a relação

sinal/ruído, então é recomendado utilizar uma suavização que seja eficiente nas regiões ruidosas (PEDRO, 2004). Os algoritmos que mais se destacam no cálculo das derivadas são o de Norris e o por filtros *Savitzky-Golay* (SOUSA, E., 2005).

2.7.3 MSC e SNV

Ao se trabalhar com amostras não homogêneas devido a diferenças de granulometria, geometria, empacotamento e orientação das partículas há o indesejado efeito de espalhamento de luz que se reflete nos espectros. A presença desse espalhamento de diferentes origens pode comprometer a interpretação e a modelagem dos dados (MELLO, 1998; ROGGO et al., 2007).

Esse efeito de espalhamento da luz pode ser corrigido através do Método de Correção do Espalhamento Multiplicativo – MSC. Esse pré-processamento corrige os espectros empregando coeficientes de correção obtidos a partir de regressão por mínimos quadrados de uma amostra de referência, que normalmente é a média dos espectros (SUN, 2009).

A Variação Normal Padrão – SNV (do inglês, *Standard Normal Variate*) tem função análoga à MSC, que é um método de transformação matemática aplicada para corrigir os efeitos de espalhamento e os efeitos do espalhamento multiplicativo entre diferentes amostras (AZZOUZ et al., 2003; OLIVEIRA, 2004). Mesmo que o MSC e SNV tenham a mesma finalidade, essas duas técnicas são conceitualmente diferentes (COSTA FILHO, 2003).

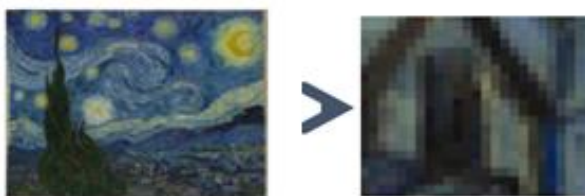
O SNV elimina o efeito de espalhamento através de uma normalização de cada espectro pelo desvio padrão, isto é, ela subtrai o espectro inteiro pela média do mesmo espectro e então o valor é dividido pelo seu próprio desvio padrão (CANDOLFI et al., 1999; PIZARRO et al., 2004). Desta forma, o SNV não requer um sinal de referência (normalmente a média dos espectros) para fazer a correção dos espectros e como esse pré-processamento corrige cada espectro independente, ele pode ser utilizado em situações onde existe uma maior variabilidade entre um conjunto de espectros (COSTA FILHO, 2003).

2.8 TRATAMENTO DE IMAGENS HIPERSPECTRAIS

A análise de imagens está inserida numa área conhecida como processamento de imagens, que consiste na extração de informações relevantes ou na melhoria de qualidade da imagem estudada. Esta área pode utilizar diferentes propriedades das imagens, tais como textura, cor e forma, para extrair essas informações.

Em imagens digitais, o menor elemento formador de uma imagem é o pixel (para imagens de superfície, ou seja, em duas dimensões) ou o voxel (para imagens tridimensionais). Cada pequena porção da imagem está determinada por coordenadas espaciais (x e y) para os pixels; e x, y e z, para os voxels. Na Figura 5, é possível observar que a ampliação da imagem do quadro Noite Estrelada do autor Vincent van Gogh, datada de 1889, fornece a visualização dos pixels que compõem a imagem digital.

Figura 5 - Ampliação da imagem digital do quadro Noite Estrelada – Vincent van Gogh, 1889

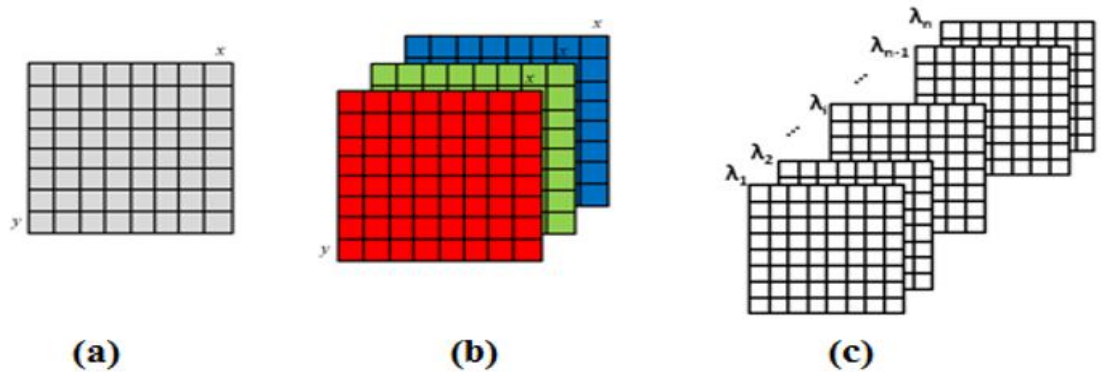


Fonte: O autor, 2020.

Todas as imagens digitais são constituídas pelas coordenadas espaciais e valores numéricos para cada pixel que representam a escala de cores utilizada. Uma matriz de dados bidimensional, por exemplo, a imagem em questão está representada na escala de cinza e cada pixel está atrelado a um valor de intensidade na escala de cinza (Figura 6a). Para imagens RGB - oriundas de três canais das cores primárias, vermelho, verde e azul (RGB: Red, Green, Blue), será uma matriz de dados tridimensional, construída a partir de três matrizes de dados relacionados, em que cada pixel terá três valores de intensidade, um para cada canal de cor (Figura 6b).

Já as imagens hiperespectrais (HSI: Hyperspectral Images) ou multiespectrais (Figura 6c), além de fornecer as informações espaciais da amostra, também fornece informações a respeito da composição química da mesma. Estas imagens contêm um espectro inteiro e alguns comprimentos de onda associados a cada pixel da imagem. Esses espectros podem ser oriundos de diversas técnicas analíticas, como Infravermelho, Raman, Fluorescência, UV-Vis etc., sendo a técnica Infravermelho uma das mais informativas e a utilizada neste trabalho (DE JUAN, 2009).

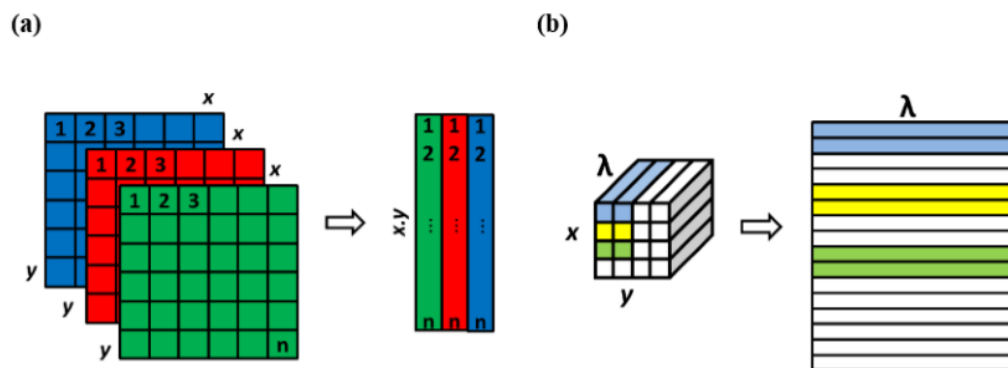
Figura 6 - Matriz de dados de imagens (a) em escalas de cinza, (b) em RGB e (c) hiperespectrais.



Fonte: PRATS-MONTALBÁN et al, 2011.

Para realizar a análise de imagens, é preciso transformar o conjunto de dados em uma matriz que possa ser matematicamente manipulada. Desta forma, é preciso realizar um desdobramento da matriz 3D (para imagens em RGB, multiespectrais e hiperespectrais) em uma matriz bidimensional. Cada pixel será considerado como uma amostra e os valores de intensidade serão dispostos em uma coluna um sobre o outro, respeitando a ordem sugerida na Figura 7a. O desdobramento para imagens em RGB e multi/hiperespectrais está esquematizado nas Figuras 7a e 7b, respectivamente.

Figura 7 - Desdobramento das matrizes 3D de imagens (a) em RGB e (b) hiperespectrais



Fonte: PRATS-MONTALBÁN et al, 2011.

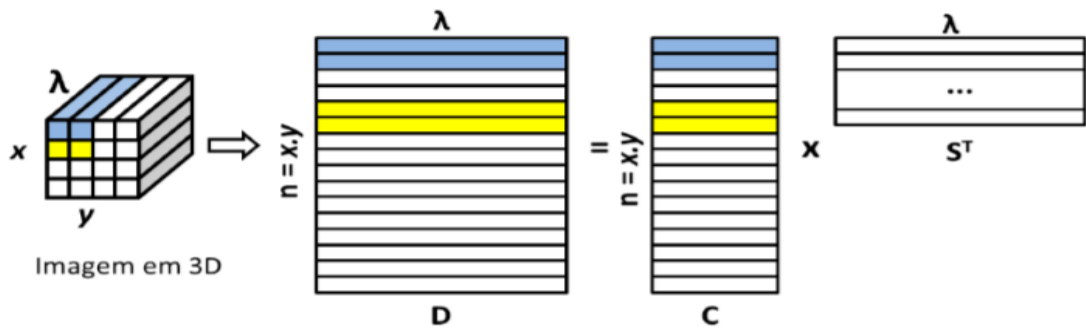
As imagens hiperespectrais possuem uma grande vantagem com relação à obtenção dos espectros clássicos de uma determinada amostra, pois variações espectrais de pixel a pixel fornecem informações a respeito da distribuição de componentes na superfície da amostra

analisada. No entanto, como nos conjuntos de dados espectroscópicos clássicos, os espectros das imagens hiperespectrais também obedecem à linearidade da Lei de Beer-Lambert, podem, portanto, ser representados pela Equação 8:

$$\mathbf{D} = \mathbf{C}\mathbf{S}^T + \mathbf{E} \quad (8)$$

Em que $\mathbf{C}$ é a matriz de concentração de cada componente, $\mathbf{S}$ é a matriz que contém os espectros dos constituintes puros, e $\mathbf{E}$ é a matriz de erros (associada àquelas informações que o modelo não consegue prever). É possível verificar essas matrizes separadas na Figura 8. Com rearranjo da imagem, é possível verificar o mapa de disposição dos compostos com suas respectivas concentrações (PRATS-MONTALBÁN et al, 2011).

Figura 8 - Desdobramento da matriz tridimensional de dados em uma matriz bidimensional e sua reconstrução para a formação de mapas de distribuição



Fonte: PRATS-MONTALBÁN et al, 2011.

Para melhorar a qualidade dos resultados ao final da análise das imagens hiperespectrais, é de extrema relevância realizar certas correções nos dados. Nesse contexto, as técnicas de pré-processamento são muito utilizadas para evitar problemas de variações de medidas de imagens e variações comuns observadas em um conjunto de espectros. Técnicas usuais como normalização, suavização, derivadas, correções de linha de base, entre outras, podem ser empregadas com seus objetivos originais. Existem, entretanto, outras ferramentas mais específicas para corrigir pixels anômalos, outliers, realizar compressão de imagens, que, quando utilizadas adequadamente, aumentam significativamente a qualidade dos resultados analisados (DE JUAN et al, 2009).

Como o conjunto de dados das imagens é muito extenso, o tratamento da imagem pode ser comprometido. Nesse caso, é recomendado empregar técnicas de compressão, como a PCA,

que realiza uma redução de informação sem perda considerável dos dados. O emprego da PCA numa análise de imagens além de reduzir a dimensionalidade da matriz de dados, ela também conserva as informações mais relevantes e descarta as redundantes. Além do mais, a PCA consegue resolver o problema da alta correlação entre as intensidades de pixels vizinhos.

Por consequência, uma imagem de escores pode ser reconstruída para cada componente principal gerada a partir da análise. Sendo assim, as novas imagens irão conservar as informações mais importantes da amostra e a dimensionalidade do conjunto de dados será substancialmente menor, já que a composição química da amostra será evidenciada em poucas componentes (DE JUAN et al, 2009). É válido ressaltar que as novas componentes não representam significado químico, mas as imagens geradas são eficazes para representar a distribuição de diferentes componentes na amostra de forma eficiente.

Uma técnica abundantemente utilizada em conjunto clássicos de espectros e que, também, vêm sendo aproveitada na análise de imagens são os Mínimos Quadrados Parciais (PLS). Como já mencionado, essa técnica PLS, assim como a PCA, também cria um modelo de projeção baseado na utilização de variáveis latentes (PRATS-MONTALBÁN et al, 2011; Silva et al, 2014).

Numa análise de uma imagem é também possível fazer uma análise da sua textura, que pode fornecer importantes informações a respeito de propriedades químicas. Uma alternativa para descrever e analisar a textura é através de parâmetros estatísticos, já que é possível obter uma relação de dependência espacial a partir da distribuição de intensidades e a posição dos pixels com valores de intensidades iguais ou próximas.

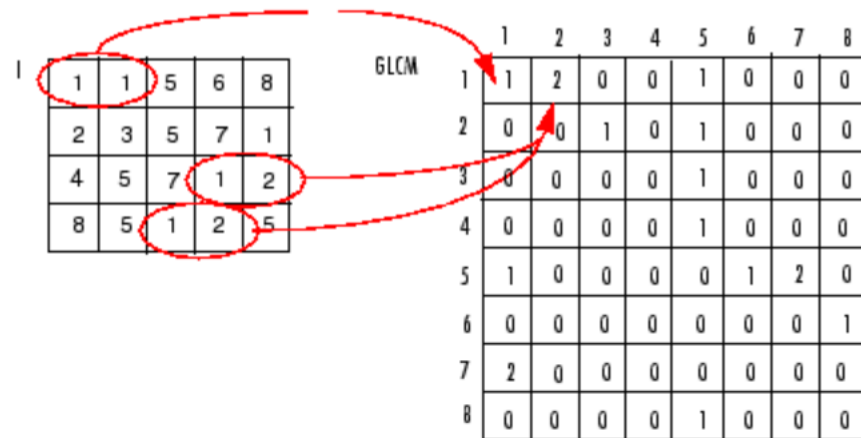
A partir desse estudo é possível realizar a identificação de objetos ou regiões de interesse em uma imagem, já que contém informações relevante acerca do arranjo estrutural das superfícies.

Na análise de imagens geralmente são utilizadas características de textura baseadas na dependência espacial de tons de cinza. Sendo assim, pode-se obter uma matriz de co-ocorrência de níveis de cinza (GLCM, do inglês *Gray level co-occurrence matrix*) da imagem analisada (GADKARI, 2004).

Para construção da GLCM considere uma imagem em escala cinza e seja N o número total de níveis de cinza que a imagem possui. A GLCM definida é uma matriz quadrada (G) da ordem N , onde (i,j) na matriz G é o número de ocasiões em que um pixel com intensidade i é adjacente a um pixel com intensidade j (SEBASTIAN et al., 2021).

A Figura 9 contém uma ilustração didática de como a matriz GLCM é construída a partir de uma imagem.

Figura 9 - Representação de como elaborar uma matriz GLCM a partir de uma imagem de entrada



Fonte: MATLAB, 2015.

Na construção dessa matriz, o elemento (1,1) contém o valor 1 porque há apenas uma situação na imagem de entrada em que dois pixels adjacentes horizontalmente têm os valores 1 e 1, respectivamente. Já a $G(1,2)$ possui o valor 2, pois há duas ocasiões em que dois pixels adjacentes horizontalmente têm os valores 1 e 2. A $G(1,3)$, por sua vez, tem valor 0, pois na imagem original não existe essa ocorrência de dois pixels adjacentes com valores 1 e 3 e, assim, a matriz G segue buscando novos pares de pixels (i,j) sucessivamente e anotando a soma nos elementos correspondentes.

A partir da análise da matriz GLCM é possível obter descritores que são amplamente utilizados para discriminar textura de imagens. Haralick et al. (1973) propôs algumas características texturais, dentre as quais pode-se citar: a energia, contraste, correlação e homogeneidade.

A energia é também denominada de uniformidade. Essa característica mede a uniformidade da textura, ou seja, as repetições de pares de pixels. Esse parâmetro estatístico atinge valor máximo igual a um e altos valores de energia ocorrem quando a distribuição é constante ou periódica. O contraste, por sua vez, mede a quantidade de variações locais presentes na imagem, ou seja, uma imagem de alto contraste contém altas frequências espaciais, isto é, quando se tem estruturas espaciais que são cheias de detalhe, como alguma textura rugosa, em vez de lisa, por exemplo. A correlação é a medida das dependências lineares em tons de cinza e a homogeneidade, portanto, fornece uma GLCM com alguns, mas altos valores de $G(i,j)$ e possui valor máximo quando todos os elementos da imagem são iguais.

Segundo Wang et al. (2002) a energia e o contraste são os parâmetros mais eficientes para discriminar diferentes padrões de textura nas imagens, pois são os mais significativos em termos de avaliação visual e carga computacional.

2.8.1 Espectroscopia NIR e Imagens Hiperespectrais aplicadas a alimentos

A espectroscopia fornece a informação da interação da radiação eletromagnética com átomos e moléculas, para determinar diversos critérios de qualidade, conjuntamente de forma rápida e não destrutiva (MAGWAZA et al., 2012; SCOTTER, 1997). Nas últimas décadas, podem-se encontrar diversos trabalhos na qual se utiliza a espectroscopia de infravermelho próximo (NIR) para a avaliação das características de qualidade de vários alimentos. Dentre esses alimentos, podem-se citar bebidas, produtos lácteos, frutas, carnes, legumes etc (ANDRES et al., 2008; CEN & HE, 2007; PRIETO, ANDRÉS, GIRALDEZ, MANTECON e LAVÍN, 2008, 2009). Apesar disso, essa técnica não pode alcançar respostas espectrais espacialmente distribuídas da amostra.

Ao obter informações espectrais e informações espaciais, a HSI-NIR possui o poder de determinar as características de qualidade interna e externa, assim como gerar mapas químicos para visualização de parâmetros de qualidade em alimentos. Essa técnica tem sido usada como técnica de análise e classificação de produtos alimentícios e abrindo novos ares à análise rápida e não destrutiva de alimentos, já que as técnicas tradicionais são demoradas, destrutivas e caras, além de serem associados à variabilidade. Nesse contexto, a HSI-NIR pode ser utilizada tanto para análises qualitativas quanto para análises quantitativas (ELMASRY et al., 2012a).

A técnica HSI-NIR foi expandida especialmente para a avaliação da qualidade de alimentos tais como produtos agrícolas, frutos do mar, carne ou produtos cárneos. Além desses tipos de alimentos, o uso da técnica HSI-NIR também foi desenvolvida para estudar os atributos de qualidade de alimentos, após os mesmo serem afetados por processos como cozinhar, secar, resfriar, congelar, armazenar, curar e fermentar (ELMASRY et al., 2012a; XIONG et al., 2014).

O uso da HSI como sistema de monitoramento de processo está atingindo patamares elevados como uma das principais ferramentas de tecnologia analítica de processo (PAT) (GOWEN et al., 2007). O uso desse sistema para avaliação de produtos e otimização de processos está atingindo grandes picos de crescimento na indústria alimentícia, farmacêutica, ambiental e química (FENG e SUN, 2012; WU, SUN e HE, 2012; WU e SUN, 2013; BARBIN, et al., 2012; CHENG, et al., 2014; ELMASRY, et al., 2012; ELMASRY; KAMRUZZAMAN, et al., 2012; YUWEI LIU et al., 2014; ZHU et al., 2013).

Zhang et al. (2013) e Caporaso et al. (2018) estudaram a aplicação da imagem hiperespectral para identificação e caracterização de grãos de café, no qual obtiveram, respectivamente, 98% de classificação correta quanto aos tipos de café (Café-arábica e café robusta) correta utilizando Máquina de vetores de suporte (SVM) e um bom desempenho para previsão do teor de umidade e lipídios, obtendo, respectivamente, um erro de previsão de 0,28% e 0,89%.

Métodos baseados em imagens hiperespectrais com análise multivariada também foram utilizados para identificação de farinhas adulteradas com farinhas mais baratas. O HSI é útil pois ele supera as dificuldades da não homogeneidade das amostras, de forma que facilita a detecção de farinhas de grãos distintos. Diante disso, Verdú et al. (2016) utilizaram o método estatístico de controle multivariado de processo (MSPC) para discriminar amostras de trigo pura e amostras adulteradas com farinhas de sorgo, aveia e milho. Ziegler et al. (2016), por sua vez, trabalharam com o PLS-DA em amostras de farinha de trigo para verificar sua autenticidade e obteve ótimos resultados de sensibilidade, especificidade e exatidão (90, 100 e 95, respectivamente).

Outra forma de adulteração corriqueira que ocorre e que foi utilizada HSI para análise é o acréscimo de partes de músculos não declarados em pedaços nobres de carnes vermelha a fim de motivações econômicas fraudulentas. Sanz et al. (2016) obtiveram imagens hiperespectrais de diferentes músculos de cordeiro para classificar de acordo com o tipo de músculo, o classificador linear utilizado LMS (*Least Mean Squares*) apresentou o melhor resultado (classificação correta de 96,67%).

Rady e Adedeji (2018) estudaram a adulteração de carne de boi com frango ou porco e proteína vegetal através do uso do HSI-NIR-Vis e HSI-NIR. Ambos os sensores foram eficazes para na classificação de amostras puras de carne bovina, frango, porco e proteína vegetal texturizada e glúten de trigo (100% de acerto) e amostras adulteradas (classificação correta de 96% usando comprimentos de onda selecionados). Já ao identificar o adulterante a taxa de acerto foi menor (69-100% de classificação correta), um valor aceitável.

Além disso, Zheng et al. (2019) também usaram HSI-NIR-Vis aliado a regressão PLS para quantificar a concentração de carne de pato em carne de cordeiro picada, obtendo um coeficiente de determinação (R^2) de 0,98.

Wu et al. (2012) utilizando a regressão linear múltipla (MLR) em imagens hiperespectrais conseguiram desenvolver um modelo para prever o teor de umidade em camarões seco em ar quente. Esses mesmos pesquisadores (WU et al., 2013) também obtiveram uma correlação satisfatória ($R^2_v = 0,953$) fazer o uso de HSI para realizar uma análise cinética

da secagem com base nas alterações visualizadas nos espectros durante a secagem em carne bovina. Posteriormente, Yang, Sun e Cheng (2017) investigaram um modelo capaz de detectar o valor do nitrogênio das bases voláteis de fatias de carne de porco durante o processo de secagem com base no sistema de imagens hiperespectrais, e após selecionar 9 comprimentos de ondas relevantes e utilizar MLR foram obtidos um R^2 de previsão de 0,861 e um RMSEP de 4,73.

Xie, Li, Shao e He (2014) utilizaram HSI para medição de forma não destrutiva de componentes de cor e a classificação de folhas de chá em diferentes intervalos de secagem. Esses pesquisadores fizeram o uso do algoritmo das projeções sucessivas (SPA) para selecionar os comprimentos de onde mais significativos e o algoritmo SVM foi estabelecido gerando bons coeficientes de correlação (acima de 0,85) para todos os componentes de cor em estudo medidos por um calorímetro como método de referência.

Pun e Sun (2015) utilizaram fatias de mangas e obtiveram, também, mapas químicos com os valores previstos de umidade pelos modelos de calibração para analisar da uniformidade do processo de secagem dessas fatias. Esses autores alcançaram bons resultados, obtendo um coeficiente de determinação da previsão (R^2) de 0,972 e um RMSEP de 4,611% para os teores de umidade das fatias de manga.

Nos últimos anos, o interesse de pesquisa em investigar como o formato da amostra também afeta os resultados de secagem têm aumentado, já que as formas de produtos secos não apenas desempenham um papel crítico nas propriedades de permeabilidade e absorção de microondas (WEI, WANG e LI, 2011), mas também tem um efeito sobre o comportamento de compra dos consumidores (BLOCH, 1995).

Nesse contexto, Pu e Sun (2016) utilizaram imagem hiperespectral NIR por refletância para visualizar e avaliar o potencial para predição rápida e não destrutiva do teor de umidade em diferentes formatos de fatias de manga durante a secagem com microondas a vácuo (MDV). Estes pesquisadores utilizaram MLR para obter uma relação quantitativa entre o espectro e o teor de umidade, obtendo um resultando satisfatório de R^2_p de 0,993 e um RMSEP de 1,282%. Quando comparados os formatos de manga utilizados no estudo, o formato que obteve uma melhor distribuição da umidade após a secagem analisar a HSI foi o circular.

Yuan-Yuan Pu (2017) avaliou a uniformidade de três condições de secagem (ar quente e micro-ondas a vácuo e a combinação de ar quente e micro-ondas a vácuo) de fatias de manga através da visualização do teor de umidade nas amostras baseado nas imagens hiperespectrais e calibração PLS. Nesse estudo, a combinação desses dois tipos de secagem ocasionou uma

secagem mais uniforme, já que nas condições individuais era possível verificar teores de umidade mais elevados nos centros ou pontas.

Visto que a técnica HSI tem potencial de monitorar alterações na qualidade de alimentos de vegetal e animal e como a qualidade está fortemente atrelada ao teor de umidade, a aplicação da HSI em produtos após estes passarem pelo processo de secagem foi estudada e resultados promissores foram encontrados. Dessa maneira, este trabalho propõe a utilização da técnica HSI para avaliação da secagem de fatias de melão após estes passarem por pré-tratamentos ou não.

3 METODOLOGIA

Esse capítulo apresentará a metodologia proposta e empregada neste trabalho.

3.1 MATÉRIA-PRIMA

Foram adquiridos no comércio de Campinas/SP melões do tipo Amarelo (*Cucumis melo* L.), que não apresentavam sinais de danos mecânicos ou infecções. Foi, também, definido um estágio de maturação para realização dos experimentos e, como critério para escolha desse estágio foi levado em consideração o teor de sólidos solúveis em torno de 10 a 14° Brix, coloração da casca (amarela) e firmeza da polpa.

O melão foi lavado com água corrente e higienizado. A casca e as sementes foram retiradas de forma manual. A polpa foi cortada em quadrados (3,0 x 3,0 cm) de 0,3 cm de espessura, com auxílio de faca e um cortador de formato quadrado de aço inoxidável. Também foi cortada uma amostra de melão de formato quadrado com (3,0 x 3,0 cm) e 10,0 cm de comprimento.

3.2 PRÉ-TRATAMENTO DAS AMOSTRAS PARA SECAGEM

Para o meio com ultrassom, as amostras (em triplicatas) foram postas dentro de um Erlenmeyer e foi adicionada água destilada para que a proporção amostra/água destilada fosse 1:4 (Silva et al., 2016). Em seguida, as amostras foram levadas para um banho ultrassônico, sem agitação mecânica e com temperatura em torno de 30 °C. A frequência utilizada foi de 40 kHz e potência 50 W durante um intervalo de 15 min.

Ao utilizar o vácuo, as amostras também foram postas em Erlenmeyer e foi adicionada água destilada até atingir a proporção amostra/água destilada de 1:4 (Silva et al., 2016). A pressão adotada foi -700 mmHg durante os 15min destinado ao pré-tratamento.

Já na condição que era a associação de vácuo e ultrassom, as amostras (triplicatas) também foram mantidas durante o mesmo intervalo de tempo (15min) e foram utilizados os mesmos parâmetros que para as condições separadas.

A Figura 10 representa o esquema adotado para o pré-tratamento em conjunto de vácuo e ultrassom.

Figura 10 - Combinação de ultrassom e vácuo utilizados como pré-tratamento das amostras de melão.



Fonte: O autor, 2020.

3.3 DETERMINAÇÃO DA UMIDADE INICIAL

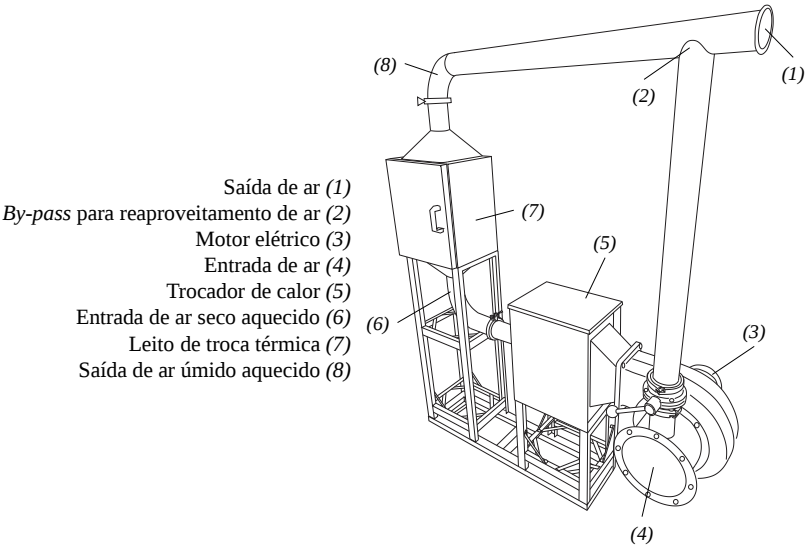
Os melões tiveram seu teor de umidade determinado utilizando uma estufa a vácuo, pressão utilizada em torno de -150mmHg e a temperatura foi fixada em 70 °C. A amostra permaneceu 3 dias na estufa para garantir toda evaporação da água.

3.4 SECAGEM

As amostras do melão foram submetidas à secagem em um secador de leito fixo (secador de bandejas), de aço inoxidável localizado no LINA – Laboratório de Inovação em Alimentos da UNICAMP/SP. A velocidade do ar utilizada foi fixada em 2,5 m/s e a temperatura de secagem em 60 °C. As massas das amostras foram obtidas em uma balança em intervalos fixos de 15 min nos primeiros 60 min e em intervalos de 30 min após 60 min.

A Figura 11 a seguir ilustra de forma simplificada o esquema de um secador de leito fixo e os componentes que o formam.

Figura 11 - Esquema do secador de leito fixo com recirculação de ar



Fonte: SILVA, 2018.

A partir dos dados da secagem foi possível realizar o estudo da cinética, por meio dos dados do adimensional de umidade (ADM) em função do tempo do processo (Equação 9), sendo:

$$ADM = \frac{X_t - X_e}{X_o - X_e} \tag{9}$$

Onde:

X_t = Conteúdo de umidade da amostra no tempo t (kg água/ kg massa seca);

X_o = Conteúdo de umidade inicial (kg água/ kg massa seca);

X_e = Conteúdo de umidade de equilíbrio (kg água/ kg massa seca).

Os modelos descritos na Tabela 3 foram utilizados para ajuste aos dados experimentais obtidos.

Tabela 3 - Modelos matemáticos usados para ajustes na cinética de secagem.

Modelo	Equação	Referências
Exponencial simples	$AD = \exp(-kt)$	Abe <i>et al.</i> (1997)
Page	$AD = \exp(-kt^v)$	Karathanos <i>et al.</i> (1999)
Henderson e Pabis	$AD = a \exp(-kt)$	Henderson e Pabis (1961)
Logaritmo	$AD = a \exp(-kt) + c$	Yaldiz <i>et al.</i> (2001)
Exponencial dois termos	$AD = a \exp(-k_o t) + b \exp(-k_l t)$	Ozdemir e Devres (1999)
Wang e Singh	$AD = 1 + at + bt^2$	Wang e Singh (1978)

Fonte: O autor, 2020.

Onde: k , v , a , b , c , k_o e k_l são constantes dos modelos; t é o tempo de secagem (s); AD é o adimensional de umidade.

Para o cálculo da difusividade efetiva (D_{ef}), utilizou-se o modelo difusional (Equação 10), considerando a secagem pelas duas faces da placa plana infinita de espessura $2l$, expostas às mesmas condições atmosféricas constantes, desprezando o encolhimento do material durante a secagem e a resistência externa ao transporte de massa, e considerando que na interface a umidade seja a de equilíbrio constante (CRANK, 1975).

$$\frac{X_t - X_e}{X_o - X_e} = \frac{8}{\pi^2} \sum_{i=0}^{\infty} \frac{1}{(2i+1)^2} \exp \left[- (2i+1)^2 \pi^2 D_{ef} \frac{t}{4l^2} \right] \quad (10)$$

Onde: D_{ef} = difusividade efetiva (m^2/s);

l = meia espessura (m).

Para avaliação da qualidade dos modelos, calculou-se o erro médio relativo (P) (Equação 11), sendo considerado preditivo o modelo que apresentasse valores de P menores que 10% (LOMAURO *et al.*, 1985).

$$P = \frac{100}{N} \sum \frac{|V_p - V_e|}{V_p} \quad (11)$$

Onde:

V_p : valores preditos pelo modelo;

V_e : valores obtidos experimentalmente;

N : número de pontos experimentais.

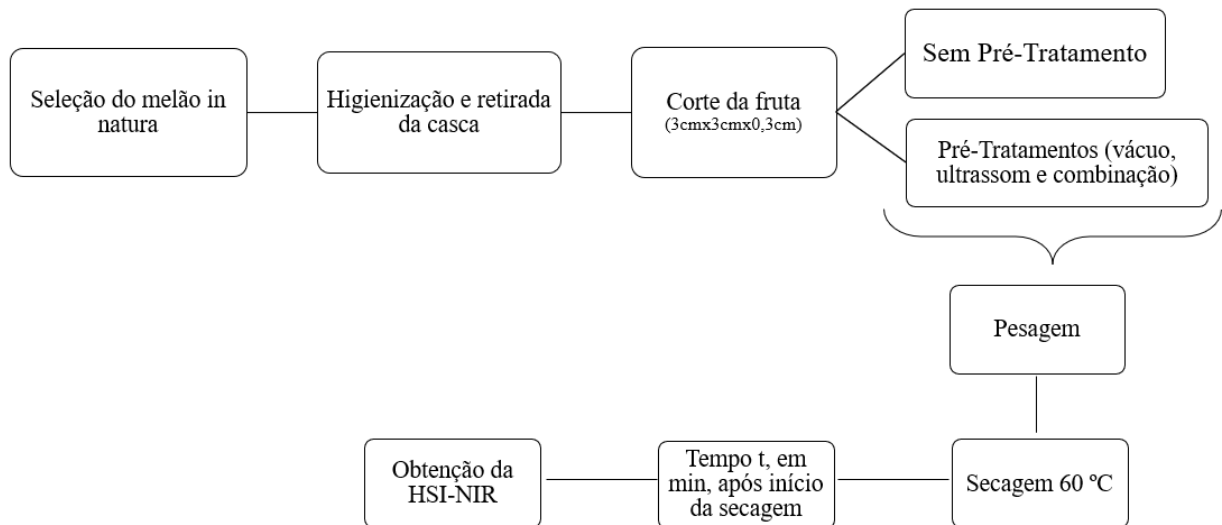
3.6 AQUISIÇÃO DAS IMAGENS HIPERESPECTRAIS NO NIR

Foram obtidas imagens hiperespectrais das amostras de melão após passar pelo processo de secagem para todas as condições com e sem pré-tratamento nas amostras. Para cada tempo, 0, 15, 30, 45, 60, 90, 120, 150, 180 e 210 min, antes de obter as imagens, as amostras eram pesadas, postas em um dessecador e levadas até a câmera HSI para obtenção da imagem.

As imagens hiperespectrais na região do Infravermelho Próximo das amostras secas foram obtidas utilizando o sistema de imagem química SPECTRAL CAMERASWIR, modelo Specim (SisuCHEMA – FIN) localizado no Instituto de Química (IQ) da UNICAMP/SP. A SisuCHEMA permite a aquisição de imagens com alta velocidade e sem grandes limitações quanto ao formato da amostra. O equipamento possui faixa espectral 1000-2500 nm e resolução 10 nm.

A Figura 12 abaixo ilustra o fluxograma para a obtenção das imagens hiperespectrais após o processo de secagem para cada tempo t , em minutos.

Figura 12 - Fluxograma de obtenção das HSI-NIR para as amostras de melão



Fonte: O autor, 2020.

3.7 TRATAMENTO DOS DADOS

Esta seção detalha como foram organizados os dados obtidos, cita algumas técnicas utilizadas para melhorar os resultados e descreve o trâmite necessário para a obtenção dos mapas químicos de umidade, tão importante na análise da uniformidade do processo de secagem.

3.7.1 Conjuntos de calibração e previsão

O conjunto de calibração foi construído a partir da média de espectros correspondentes a diferentes regiões das imagens hiperespectrais para os respectivos tempos de secagem: 0, 15min, 30min, 45min, 60min, 90min, 120min, 150min, 180min e 210min. Já para o conjunto de previsão foram obtidas imagens hiperespectrais para novas amostras nos seguintes tempos de secagem, que estão dentro do intervalo de calibração: 0min, 10min, 15min, 30min, 50min, 90min, 150min e 210min.

Modelos de calibração utilizando PLS foram obtidos correlacionando os dados espectrais (conjunto de calibração) com o teor de umidade previamente determinado pela

pesagem das amostras antes do processo de secagem e após ser tirada do secador para cada tempo. A finalidade desse modelo é, justamente, prever a umidade em diferentes pontos das amostras.

Os modelos foram gerados, utilizando a interface do *PLS-ToolBox*, para cada condição de secagem. Posteriormente, foram aplicados no conjunto de validação externa para geração dos mapas químicos de umidade. É importante destacar que para cada condição de secagem foi feito um modelo de calibração PLS.

A fim de eliminar ou minimizar informações irrelevantes diferentes técnicas pré-processamentos (Variação Normal Padrão - SNV), derivadas por filtros *Savitzky-Golay*, correção de espalhamento multiplicativa - MSC) e suavizações (*Smoothing*) foram avaliadas. A qualidade dos modelos PLS para quantificação do teor de umidade foi avaliada em função do coeficiente de determinação, RMSECV e RMSEP, tomando como referência os valores de umidade obtidos através do método de referência.

3.7.2 Geração dos Mapas Químicos para umidade

Para avaliar as imagens, inicialmente, foram eliminados pixels mortos ou comprimentos de onda não reprodutíveis e em seguida foram avaliadas diferentes técnicas de pré-processamento de imagens espectrais, com a finalidade de minimizar fontes de variação sistemática ou aleatória que não estejam relacionadas ao problema químico de interesse.

Os cubos hiperespectrais gerados por HIS-NIR foram desdobrados em uma matriz bidimensional **D**, onde os pixels da imagem são as linhas e os comprimentos de onda as colunas. Em seguida, obteve-se mapas de distribuição que forneceram informações sobre a distribuição e a umidade relativa na imagem em cada localização de pixel.

O background foi eliminado a partir da seleção do comprimento de onda que apresentou a melhor separação entre este e a amostra, utilizando a interface *Hypertools* (AMIGO, 2017), ou através da PCA. Além disso, a PCA proporcionou avaliar se o processo de difusão da água ocorria de forma unidirecional.

Posteriormente, com os modelos PLS já calculados, estes foram aplicados nas imagens sem o *background* para gerar o mapa químico, através de algoritmo criado na interface do *Matlab*, a fim de avaliar a uniformidade no decorrer do processo de secagem.

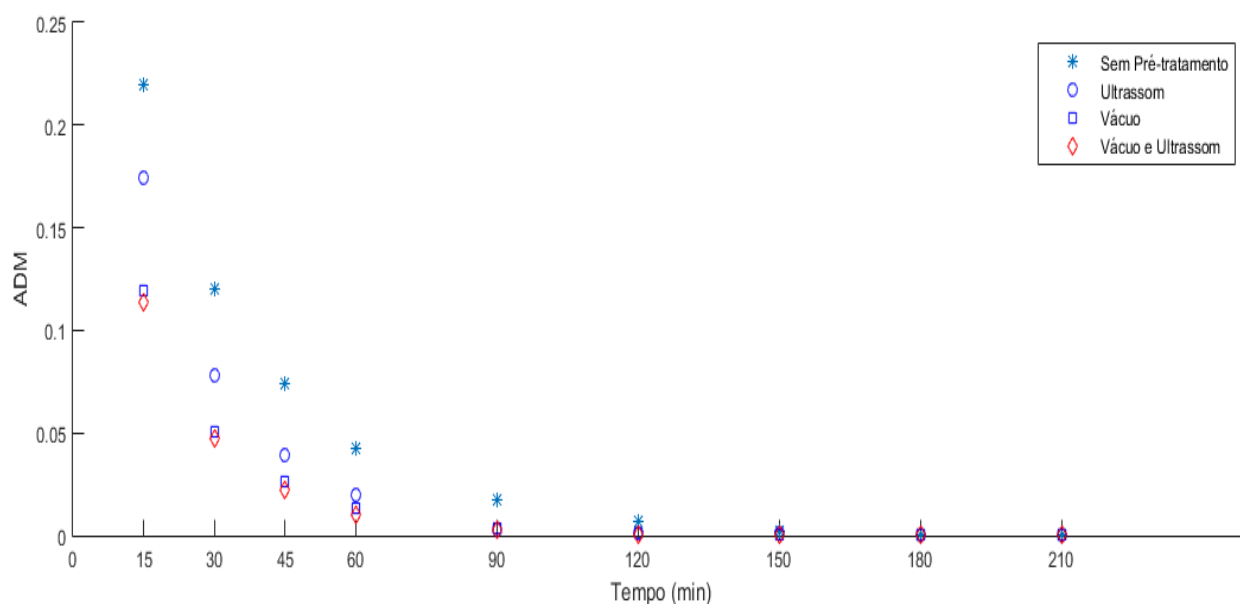
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Este capítulo irá apresentar os resultados e as principais discussões acerca dos dados obtidos através da metodologia anteriormente descrita.

4.1 SECAGEM

As curvas de secagem das amostras para as condições de secagem propostas são apresentadas na Figura 13. É possível observar que quatro condições de secagem utilizadas ocasionaram diferenças nas taxas de secagem. Na primeira fase da secagem verifica-se a perda rápida da água (curva quase constante) e a segunda fase é descrita por um declive na curva, que indica uma redução acentuada da taxa de secagem do processo até o final da secagem. Esses resultados também foram encontrados por Oliveira (2018) na secagem do melão fortificado com cálcio utilizando, também, um secador de bandejas a 60 °C.

Figura 13 - Valores adimensionais de umidade (ADM) ao longo do tempo para o processo de secagem do melão de acordo cada uma das condições de secagem utilizada: sem nenhum pré-tratamento, vácuo, ultrassom e a combinação de vácuo e ultrassom.



Fonte: O autor, 2020.

Na secagem convencional, aquela que utiliza ar quente, ocorre transferência de calor e massa simultaneamente, que são acompanhadas pela mudança de fase. Este fato faz com que este tipo de secagem necessite de um elevado gasto de energia e seja bastante oneroso. O vácuo,

ultrassom e a combinação do ultrassom e vácuo são pré-tratamentos utilizados para reduzir o teor inicial da água presente nas amostras e/ou reduzir o tempo da secagem, pois há uma alteração da estrutura dos tecidos dos frutos, de forma que o custo no processo é menor (FERNANDES et al., 2008).

Em um contexto quantitativo, o tempo necessário para que as amostras de melão atingissem o valor de 15% em base úmida foi, aproximadamente, 120 min para a condição que não foi utilizada nenhum pré-tratamento, 81 min ao utilizar o ultrassom como pré-tratamento e 77 e 71 min ao utilizar o vácuo e a combinação de vácuo com ultrassom, respectivamente.

Ao utilizar qualquer tipo de pré-tratamento, é possível observar uma significativa redução do tempo de secagem, fenômeno este que também foi observado por Fernandes et al. (2008) ao estudar o uso de ultrassom como pré-tratamento durante a secagem de banana e de melão, confirmando que o uso de pré-tratamento reduz custos e aumenta a produtividade global.

Neste estudo, a associação de vácuo e ultrassom obteve um tempo de secagem 12,3% menor que ao utilizar apenas o ultrassom. Entretanto, Silva (2016) também durante a secagem de melão, não observou esta redução no tempo de secagem ao comparar ultrassom e associação de vácuo e ultrassom, mas pôde verificar que existe uma redução no tempo de secagem ao analisar o processo fazendo o uso de pré-tratamentos nas amostras, tais como vácuo e a combinação de vácuo e ultrassom.

4.2 MODELAGEM MATEMÁTICA DO ESTUDO CINÉTICO

De posse do valor adimensional de umidade foi possível calcular os valores dos coeficientes de determinação (R^2), assim como o desvio relativo (P) para os modelos utilizados no ajuste dos dados da secagem do melão com e sem pré-tratamentos, evidenciados na Tabela 4. Analisando os dados obtidos, a modelagem por Wang Singh não obteve nenhuma correlação com os dados experimentais, já os demais modelos utilizados obtiveram resultados satisfatórios de R^2 (próximos de 1). Entretanto, a modelagem por Exponencial de dois termos foi a que se ajustou melhor aos resultados obtidos, pois obteve para todas as condições um valor de R^2 muito próximo de 1 (0,9999) e um valor de P abaixo de 10%. Silva et al. (2016) também obteve um melhor ajuste aos dados experimentais ao utilizar a modelagem por exponencial de dois termos na avaliação dos parâmetros da qualidade do melão após secagem por ar quente ao utilizar o vácuo e ultrassom como pré-tratamentos.

Tabela 4 - Valores de R^2 e de P para a modelagem matemática da cinética de secagem do melão sem pré-tratamento e utilizando ultrassom, vácuo e a combinação de vácuo e ultrassom como pré-tratamentos

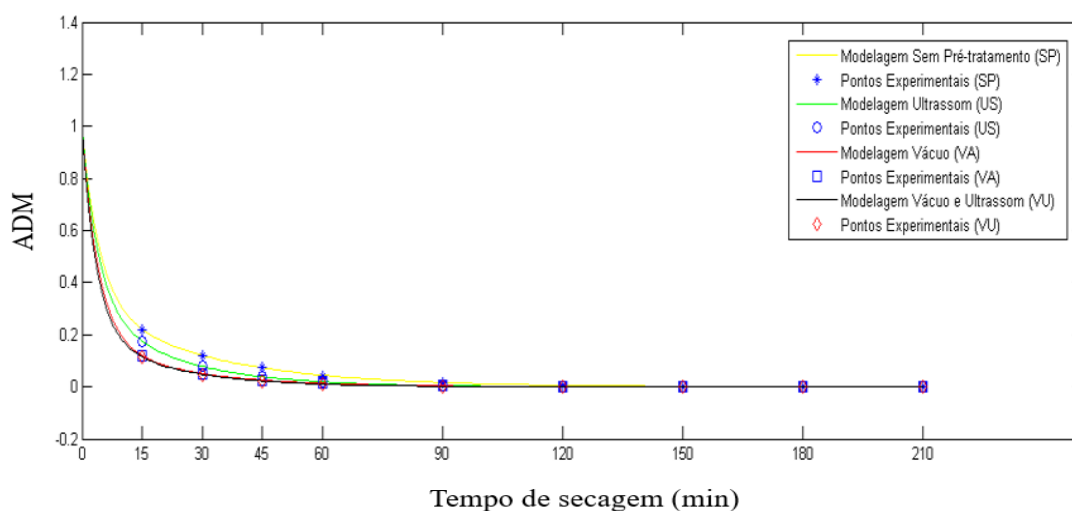
Modelo Matemático	Condição de Secagem	R^2	P (%)
Exponencial Simples	Sem Pré-Tratamento	0,9945	5323
	Ultrassom	0,9980	1501
	Vácuo	0,9988	1490
	Vácuo + Ultrassom	0,9990	1426
Page	Sem Pré-Tratamento	0,9999	30
	Ultrassom	0,9999	21
	Vácuo	0,9999	25
	Vácuo + Ultrassom	0,9999	21
Henderson e Pabis	Sem Pré-Tratamento	0,9945	1072
	Ultrassom	0,9980	1238
	Vácuo	0,9988	1189
	Vácuo + Ultrassom	0,9990	1139,7
Logaritmo	Sem Pré-Tratamento	0,9735	93,95
	Ultrassom	0,9841	105
	Vácuo	0,9927	104
	Vácuo + Ultrassom	0,9934	106
Exponencial de dois termos	Sem Pré-Tratamento	0,9999	6,17
	Ultrassom	0,9999	6,58
	Vácuo	0,9999	1,92
	Vácuo + Ultrassom	0,9999	8,28
Wang e Singh	Sem Pré-Tratamento	0,5085	*
	Ultrassom	0,4015	*
	Vácuo	0,2414	*
	Vácuo + Ultrassom	0,2181	*

Fonte: O autor, 2020.

* Valores de P (%) maiores que 10^4

A Figura 14 contém os pontos experimentais para as quatro condições de secagem ajustados à modelagem através da exponencial de dois termos, que foi o modelo matemático que obteve o menor erro relativo.

Figura 14 - Modelagem matemática através da exponencial de dois termos para as condições de secagem: Sem-tratamento (cor amarelo), ultrassom (cor verde), vácuo (cor vermelha) e a associação de vácuo e ultrassom (cor preta) assim como os pontos experimentais obtidos para cada uma das condições



Fonte: O autor, 2020.

4.3 DIFUSIVIDADE EFETIVA

O valor da difusividade efetiva (D_{ef}) calculada para cada condição de secagem a partir do modelo difusional está evidenciado na Tabela 5, assim como o valor R^2 calculado para o ajuste dos dados ao modelo matemático.

Tabela 5 - Valores da difusividade efetiva e R^2 calculados a partir do ajuste dos dados experimentais ao modelo difusivo de Fick.

Condição de Secagem	$D_{ef} \times 10^9$ (m^2/s)	R^2
Sem Pré-Tratamento	3,17	0,9959
Ultrassom	4,00	0,9984
Vácuo	5,14	0,9988
Vácuo e Ultrassom	5,28	0,9990

Fonte: O autor, 2020.

A hipótese de que a formação dos microcanais formados durante o uso dos pré-tratamentos favorecem a difusão da água foi confirmada, visto que o menor valor para a

difusividade foi encontrado para a condição de secagem que não fez o uso de nenhum pré-tratamento.

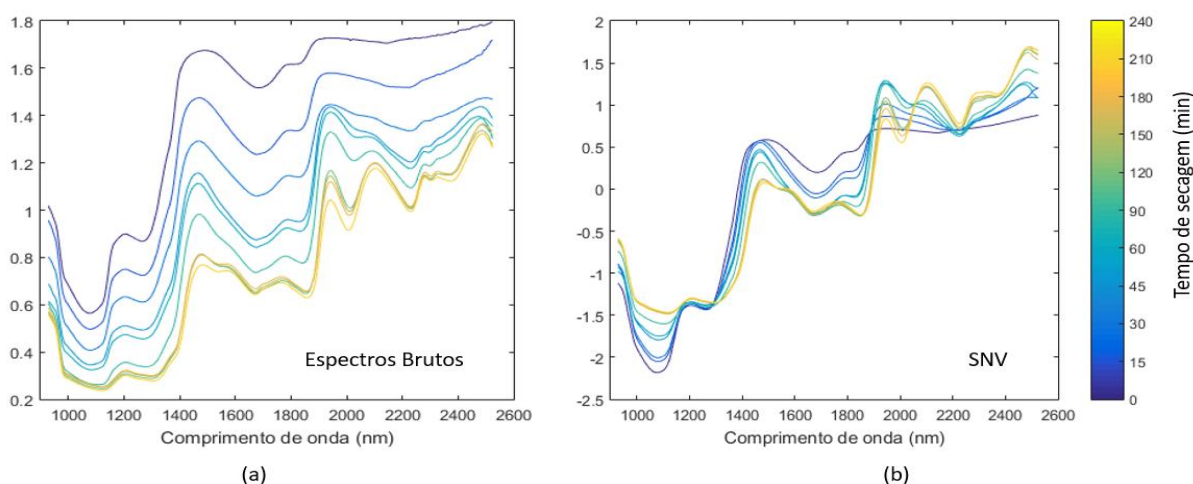
Silva et al. (2016) também avaliaram o uso de ultrassom e vácuo como pré-tratamento durante a secagem de melão e obtiveram resultados semelhantes a este trabalho, ou seja, que o uso de pré-tratamento favorece a eliminação da água, pois aumenta o valor da difusividade efetiva.

Embora esses resultados da difusividade efetiva encontrados possuam a mesma ordem de grandeza dos resultados obtidos por Rodrigues et al. (2008) durante a secagem de sapoti e aos obtido por Arias (2017) na secagem de banana verde utilizando ultrassom como pré-tratamento, é importante destacar que a difusividade não é uma propriedade intrínseca ao material e depende das condições de secagem (temperatura e velocidade de ar), fato este que dificulta a comparação entre os diferentes trabalhos presente na literatura.

4.4 ANÁLISE ESPECTRAL DAS AMOSTRAS SUBMETIDAS A SECAGEM

Na Figura 15a podem ser observados os espectros brutos (Comprimento de onda x log 1/R) (a) onde se observa um desvio de linha de base devido ao espalhamento da radiação. Após testar diferentes pré-processamentos, o SNV se apresentou como aquele que melhor corrigiu este efeito (Figura 15b). Esses espectros foram obtidos a partir da média dos espectros contidos nas imagens hiperespectrais para cada tempo da secagem das amostras de melão sem pré-tratamento.

Figura 15 - Espectros brutos (a) e espectros pré-processados com SNV obtidos através do processo de secagem de amostras de melão em função do tempo de permanência das amostras no secador de bandejas.



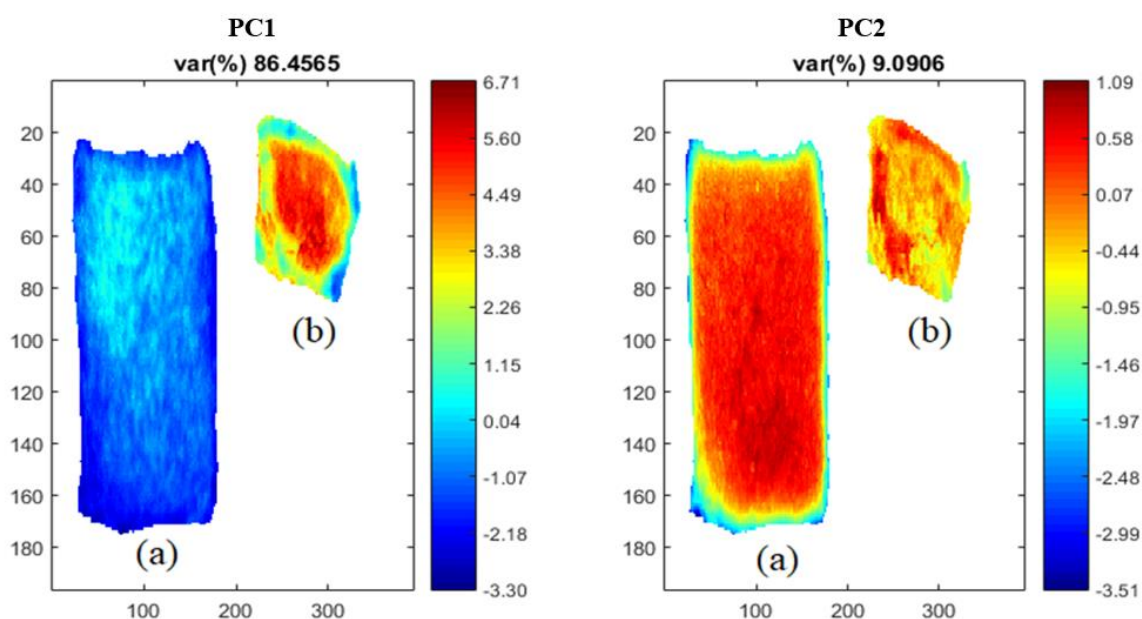
Fonte: O autor, 2020.

Os espectros apresentam informação na região em torno de 1400-1500 nm atribuídas as transições vibracionais do tipo primeiro sobretons de O-H e em torno de 1932 nm referente a combinação da vibração de ligações O-H. Nesta região, é possível confirmar os altos teores de água presentes no melão *in-natura* ao observar os espectros da amostra antes de passar pelo processo de secagem (cor azul escuro). No espectro pré-processado com SNV (Figura 17b) pode-se observar esta região que possui a informação química da ligação O-H, apresenta uma intensidade de sinal mais acentuada do que a dos espectros das amostras já secas (da cor verde à amarela), indicando a eliminação da água por evaporação das amostras ao decorrer do processo de secagem.

4.5 PCA DAS IMAGENS OBTIDAS NO PROCESSO DE SECAGEM

A Figura 16 mostra os escores da primeira e segunda componentes principais (PC1 e PC2) realizadas nas imagens das amostras sem nenhum pré-tratamento, sendo (a) uma amostra com dimensões 3cm x 3 cm x 0,3 cm que permaneceu 90 min no secador e (b) obtida a partir da seção transversal de uma amostra de melão após 210 min que tinha aproximadamente 2,0 cm x 2,0 cm x 10,0 cm de dimensão.

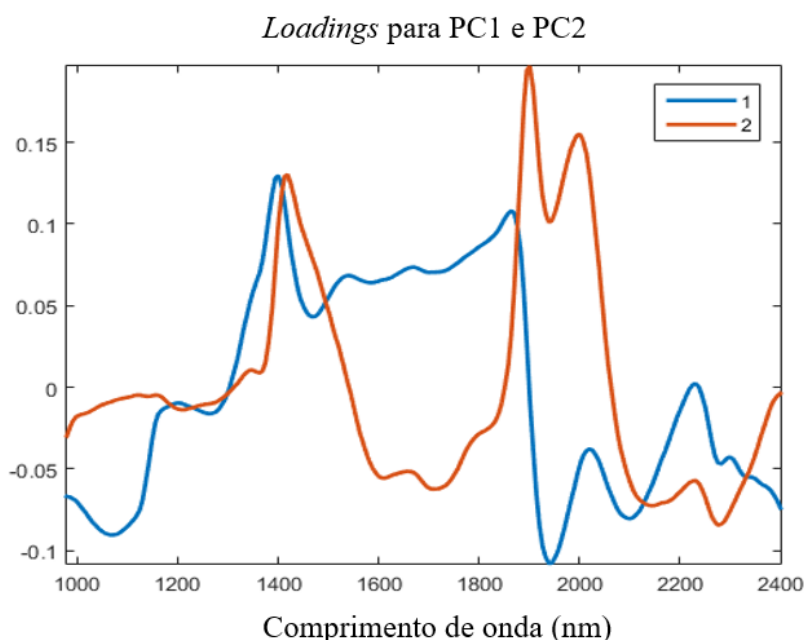
Figura 16 - Valores de *scores* obtidos pela PC1 e PC2 para duas amostras de melão em diferentes dimensões e tempos de secagem: (a) 3cm x 3cm x 0,3 cm e 90 min; (b) 2,0 cm x 2,0 cm x 10,0 cm e 210 min.



Fonte: O autor, 2020.

A Figura 17 mostra o gráfico dos loadings obtidos para as duas componentes principais (PC1 e PC2) evidenciadas na Figura 18 acima.

Figura 17 - Gráfico dos *loadings* obtido pela PC1 (cor azul) e PC2 (cor vermelha) para duas amostras de melão em diferentes dimensões e tempos de secagem: (a) 3cm x 3cm x 0,3 cm e 90 min; (b) 2,0 cm x 2,0 cm x 10,0 cm e 210 min.



Fonte: O autor, 2020.

A PC1 (Figura 16) explica 86,5% da variância dos dados e os valores mais altos dos escores (observados na barra de cor pela coloração vermelha) têm relação com altos teores de água presentes. Estes valores estão refletidos no gráfico dos *loadings* para a PC1 (Figura 17 - linha azul), que apresentam valores mais expressivos na região em torno de 1400 nm onde se tem a informação espectral da água.

Na PC1, ao observar o gráfico dos escores da amostra (a) é possível perceber que é pouca a presença da água, já que os valores dos escores são baixos, fato que é coerente já que esta amostra está seca. Além disso, como não é possível verificar regiões com valores de escores muito discrepantes entre si, pode-se sugerir que aconteceu uma secagem uniforme (a coloração de toda a imagem é azulada).

Seguindo esse raciocínio, pode-se considerar que a evaporação da água na amostra de melão com dimensões 3cm x 3cm x 0,3 cm (a) ocorreu de maneira unidirecional (paralelo ao sentido do ar quente do secador) ao longo de toda a amostra. É importante ressaltar que quando este fenômeno de transporte ocorre como o descrito, pode-se dizer que a amostra se comporta

como uma placa plana infinita, pois o comprimento e a largura são bem maiores que a espessura, eixo que ocorrerá a difusão.

Ao verificar o gráfico dos escores da PC1 para a imagem (b) (Figura 16), percebe-se regiões na imagem em função do teor de água presente. Ou seja, como os teores de água são mais elevados no centro da amostra (maiores valores dos escores), conclui-se que a evaporação da água ocorre de forma radial, isto é, a água pode difundir através de qualquer eixo. Dessa forma, esta amostra não mais se comporta como uma placa plana infinita, e sim como uma placa plana, pois existe um gradiente de umidade ao longo da superfície da amostra.

Em uma análise similar, a PC2 é responsável por explicar 9% da variância dos dados e colabora para confirmar a uniformidade da secagem na amostra que se enquadra como uma placa plana infinita e não uniformidade na amostra que se comporta como placa plana.

4.6 AVALIAÇÃO DOS MODELOS DE CALIBRAÇÃO

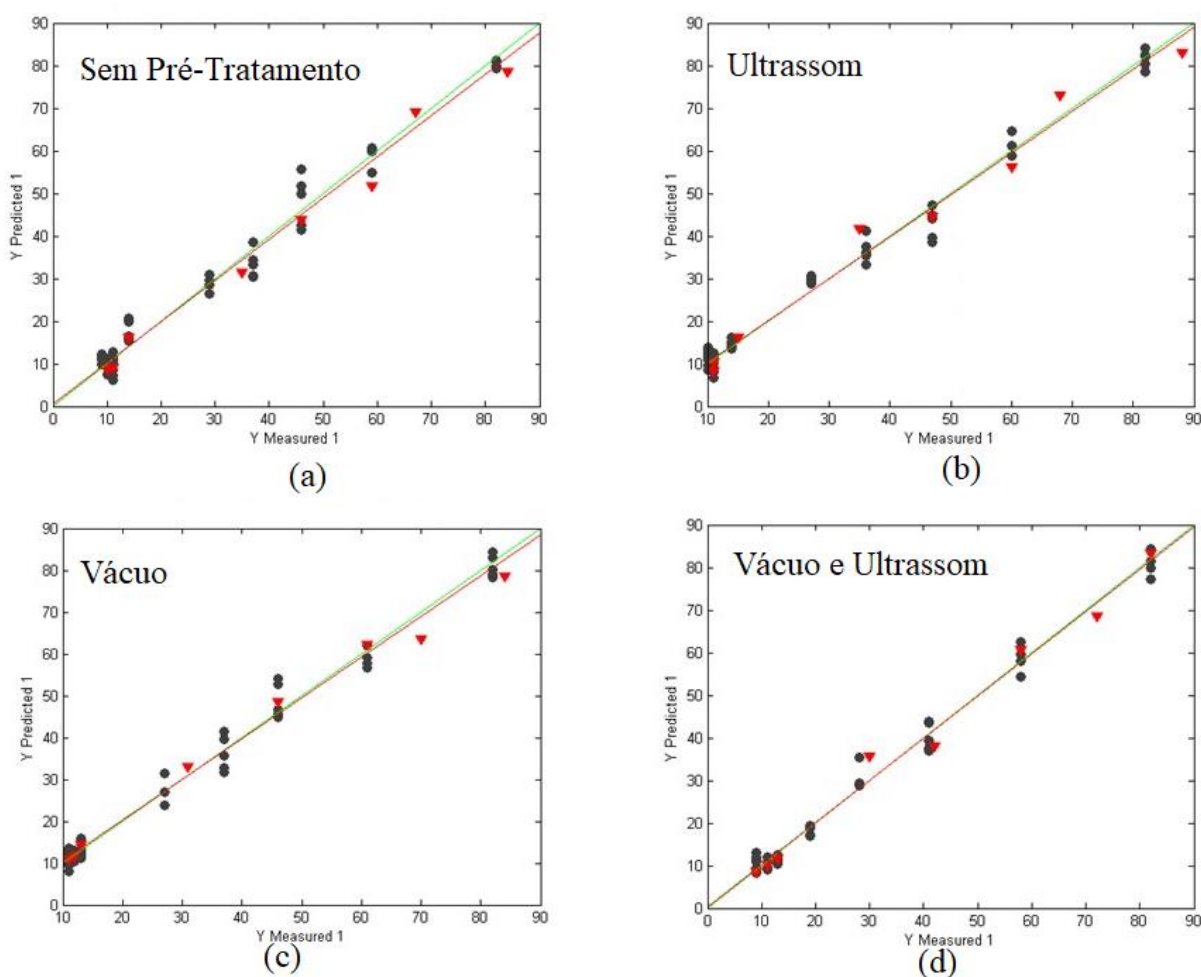
Antes da construção dos modelos de calibração, a matriz que contém os dados espectrais das amostras (matriz $\mathbf{X}$) foi pré-processada com as diferentes técnicas, e a que melhor se adequou aos dados espectrais foi o com SNV. Para finalizar esta etapa que antecede a calibração multivariada, os dados espectrais foram centrados na média.

Os modelos de calibração PLS foram construídos a partir da ideia inicial de que as amostras de melão se assemelham à uma placa plana infinita, como foi visto através da PCA. Nesta geometria, como a evaporação ocorre de maneira unidirecional, é esperado que o teor de umidade das amostras seja uniforme em toda sua superfície.

Partindo deste pressuposto, foi possível correlacionar o espectro médio de diferentes regiões da imagem hiperespectral a um único valor de umidade calculado a partir da pesagem das amostras para os tempos de secagem segundo a metodologia adotada. O vetor $\mathbf{y}$ da calibração (aquela que possui a propriedade de interesse) foi, portanto, os teores de umidade.

A Figura 18 possui as curvas (y predito versus y medido) para os modelos PLS obtido para os diferentes pré-tratamentos aplicados antes da secagem.

Figura 18 - Gráfico dos valores preditos x observados de umidade para as diferentes condições de secagem: sem pré-tratamento das amostras (a); ultrassom (b); vácuo (c) e vácuo e ultrassom (d). Em cor preta as amostras de calibração e cor vermelha as amostras de previsão.



Fonte: O autor, 2020.

A Tabela 6 a seguir contém as figuras de méritos obtidas para cada modelo de calibração em cada condição de secagem.

Tabela 6 - Resultados da calibração PLS para cada uma das condições do processo ao utilizar SNV e centrar na média como pré-processamentos.

Condições de Secagem	Figuras de mérito					
	RMSEC (%)	RMSECV (%)	RMSEP (%)	Bias (Previsão)	Nº de VL	R ² (Previsão)
Sem Pré-tratamento	3,30	4,0	3,79	-2,1508	4	0,980
Ultrassom	2,72	3,61	3,69	-0,1893	5	0,986
Vácuo	2,98	2,98	3,23	-0,6139	3	0,987
Vácuo e Ultrassom	2,32	2,64	2,98	-0,0316	4	0,990

Fonte: O autor, 2020.

Nos gráficos (y predito versus y medido) contidos na Figura 18 para as quatro condições de secagem, é possível verificar que todos os modelos gerados têm considerável exatidão na previsão do teor de umidade das amostras secas de melão.

Ao analisar as figuras de mérito da calibração PLS para cada uma das condições de secagem propostas constatou-se que os resultados de RMSEP e R^2 calculados para os quatro modelos obtidos são similares e que ao utilizar vácuo e a combinação de vácuo e ultrassom obtém-se os menores erros de calibração (RMSEC), de validação cruzada (RMSECV) e de previsão (RMSEP). Diante disso, nessas condições de secagem a correlação entre os dados espectrais e o teor de umidade foi melhor, sugerindo melhores resultados ao prever novos teores de umidade de novas amostras de melão.

Esses resultados obtidos são comparáveis aos resultados obtidos por Pun e Sun (2015) na previsão da umidade de fatias de mangas após passar pelo processo de secagem. Esses pesquisadores alcançaram um R^2 de previsão de 0,972 e um RMSEP de 4,611% para a umidade.

Diante disso, como as figuras de mérito para os quatro modelos calculados não fogem do esperado quando comparadas com a literatura e por se tratar de amostras que possuem uma matriz complexa (alimentos em geral), os resultados de RMSEP e R^2 são interessantes e sugerem que todos os modelos foram calculados de maneira adequada, possuindo potencial para prever de forma satisfatória o teor de umidade das amostras de melão em cada condição do processo de secagem nos devidos tempos, em especial naqueles que a amostra já está seca.

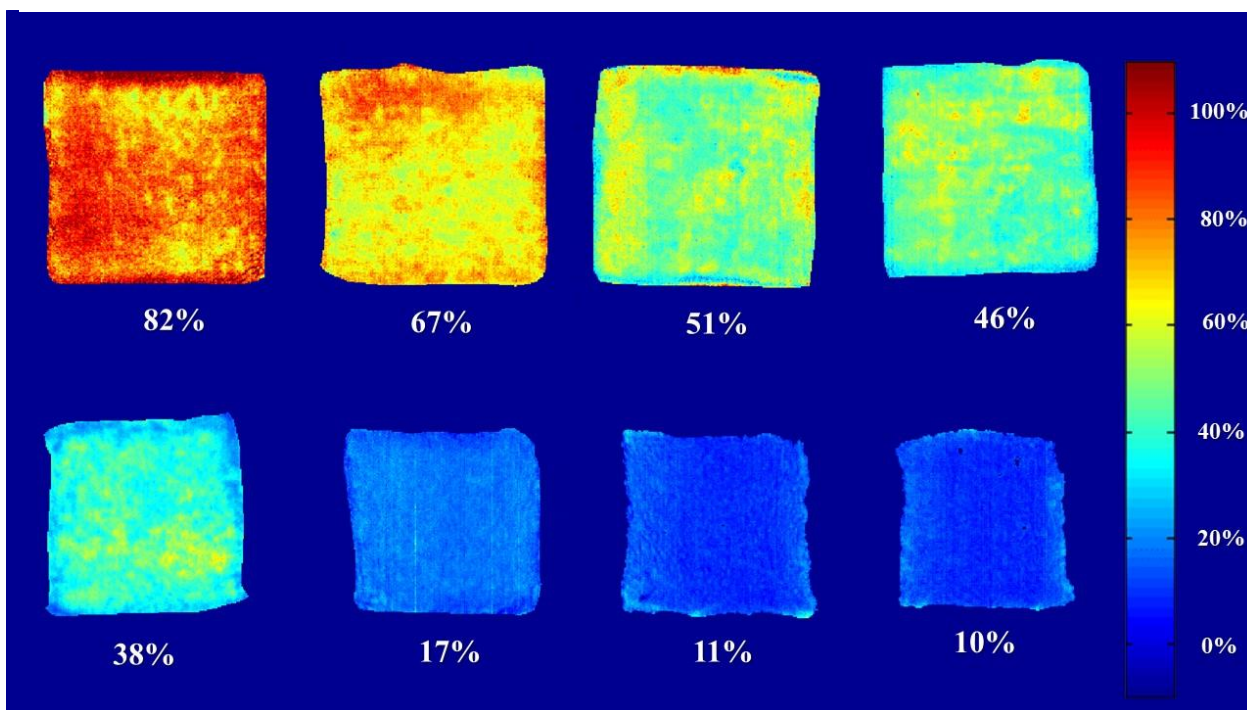
É importante acentuar que os coeficientes de regressão de todos os modelos PLS calculados possuem os valores mais significativos na região onde há informação da ligação O-H, colaborando para confirmar que os modelos estão prontos e podem ser aplicados nas imagens para geração dos mapas químicos de umidade para cada condição de secagem analisada.

4.7 MAPAS QUÍMICOS COM OS TEORES PREVISTOS DE UMIDADE

De posse do modelo PLS que calcula o teor de umidade em cada pixel da imagem hiperespectral, é possível construir os mapas químicos com a distribuição da umidade prevista ao longo de toda a imagem HSI. Desta forma, torna-se viável analisar a uniformidade da secagem nas amostras ao longo do tempo.

A Figura 19 ilustra os mapas químicos das amostras de melão para a condição de secagem que não foi utilizada nenhum pré-tratamento nas amostras de melão, tal como os valores de previsão do teor de umidade obtido para os tempos 0, 10, 15, 30, 50, 90, 150, 210 min.

Figura 19 - Mapas químicos da distribuição da umidade prevista pelo modelo PLS durante todo processo de secagem sem pré-tratamento nas amostras.



Fonte: O autor, 2020.

Através deste mapa de distribuição da umidade, pode-se inferir que ao utilizar o secador de bandeja no processo de secagem, não foi possível verificar nenhuma concentração acentuada de umidade nas áreas das amostras de melão ao longo do tempo. Sendo assim, o processo pode ser considerado uniforme como um todo e corrobora com a suposição inicial que as amostras se comportam como placas plana infinita, perdendo a água por evaporação de forma unidirecional.

Os pesquisadores Pun e Sun (2015, 2016) com base na visualização do mapa químico gerado da secagem de fatias retangulares de manga através do micro-ondas a vácuo observaram um fenômeno diferente. Por meio das imagens, eles perceberam que o teor de umidade era maior no centro das amostras de manga do que nos cantos, onde este fato foi justificado devido a não uniformidade do calor durante a secagem por um micro-ondas, conduzindo uma desigual distribuição de temperatura nas amostras.

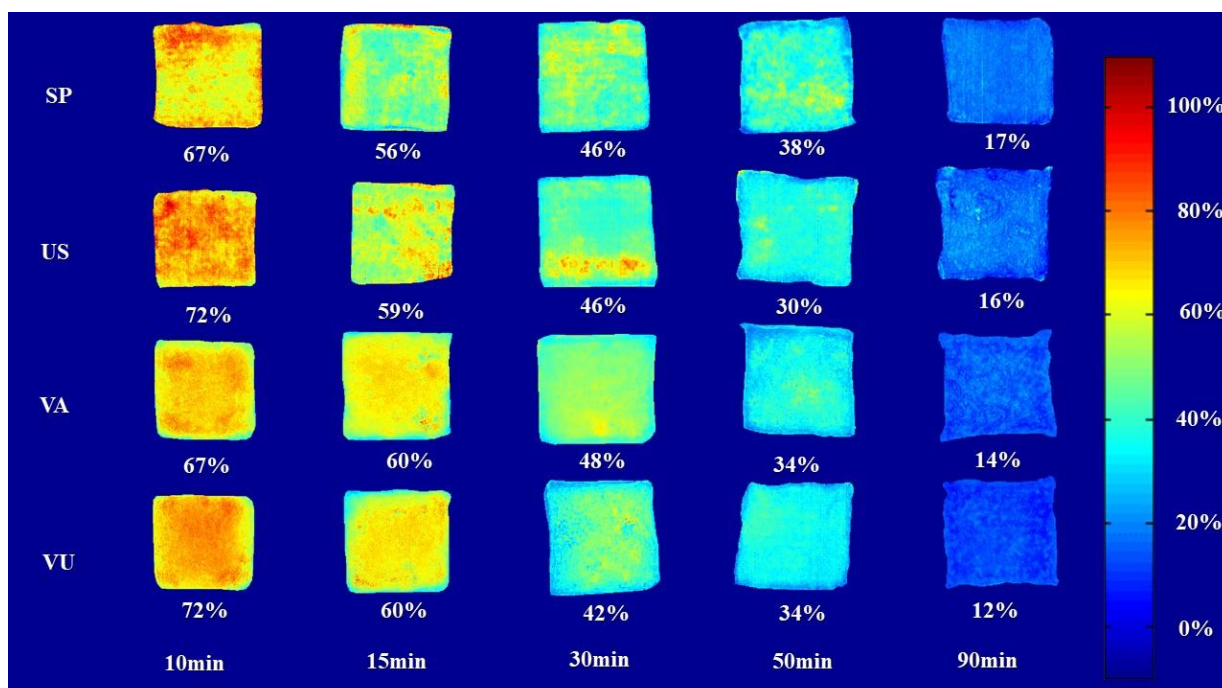
A maior taxa de evaporação verificada na curva de secagem, também pode ser visualizada nesses mapas químicos. Nos primeiros 10min de secagem (Figura 19), através da

barra de cores, percebe-se que já foi evaporado quantidade considerável de água, pois há a ausência da cor vermelho intensa que significava alta concentração de umidade e já ocorre a predominância da cor amarela, que indica um teor de umidade em torno de 65%. Já a partir de 90 minutos de secagem, a taxa de saída de água é baixa para estas amostras, que pode ser visualizada com base na uniformidade da cor azul, que indica que as fatias de melão podem ser consideradas secas, pois sua porcentagem de umidade é abaixo de 25% segundo a legislação.

A fim de avaliar qual a condição de secagem possibilitou uma evaporação da água mais uniforme, os mapas químicos da distribuição da umidade foram construídos em função do tempo e o tipo de pré-tratamento utilizado e comparados entre si.

A Figura 20 contém alguns mapas de distribuição da umidade conforme o intervalo de tempo e circunstância de secagem utilizada, assim como os valores de teores previstos pelo modelo PLS.

Figura 20 - Comparativo entre os mapas químicos dos tipos de pré-tratamento utilizados: sem pré-tratamento (SP), ultrassom (US), vácuo (VA) e vácuo e ultrassom (VU) e o tempo de secagem.



Fonte: O autor, 2020.

Ao observar a Figura 20, não é possível verificar uma diferença significativa entre os valores de umidade médio previstos pelo modelo de calibração e as condições de pré-tratamento utilizadas. No entanto, é possível avaliar o quão uniforme se deu a secagem ao passar do tempo observando os mapas de distribuição para cada condição do processo.

Após 10min e 15 min da desidratação das amostras, intervalos onde existem uma maior taxa de evaporação, percebe-se que ao utilizar o vácuo e a combinação de vácuo e ultrassom

como pré-tratamento a secagem ocorreu de maneira mais uniforme que ao utilizar o ultrassom ou não utilizar nenhum pré-tratamento. Por exemplo, em 15 min de processo ao utilizar o ultrassom como pré-tratamento o modelo previu 59% de teor de umidade, porém ao utilizar apenas o vácuo o modelo previu 60%. Não tem amostras suficientes para afirmar que esses valores não são significativamente diferentes entre si, mas percebe-se que neste segundo caso os teores de umidades estão homogeneamente mais distribuídos.

No tempo 30 min ao utilizar o ultrassom nas amostras antes da secagem, o mapa de distribuição indicou uma concentração de umidade na região inferior da amostra, o que não era esperado. Embora haja esta concentração de água nesta amostra em específico, não se pode afirmar que o processo da secagem não foi uniforme. Esta ocorrência pode ter acontecido, devido a presença de fibras nesta área do melão.

No intervalo de tempo que antecederesse os 25% de umidade que caracteriza o fruto seco, é possível afirmar que o vácuo e a combinação de vácuo e ultrassom também possibilitaram uma secagem mais uniformemente distribuída, o que já era esperado, pois nos tempo 10 e 15min estes mesmos tratamentos já resultavam em uma evaporação mais uniforme nas regiões das amostras.

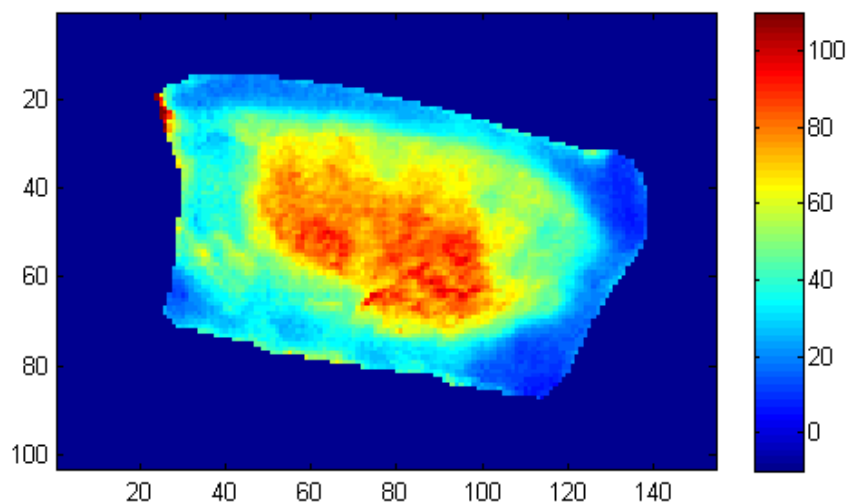
Após atingir 90 min de secagem, todas as amostras, independentes do tipo de pré-tratamento utilizado, atingiram teor de umidade menor que 25% e não há nenhuma região que haja concentração de umidade.

Portanto, na análise dos mapas químicos da secagem das fatias de melão utilizando diferentes pré-tratamentos, conclui-se que o uso do vácuo e a combinação de vácuo e ultrassom ilustram uma secagem mais uniformemente distribuídas e corroboram com os resultados obtidos pela curva cinética destas secagens, que estes pré-tratamentos aumentam a taxa de evaporação de água e facilitam a difusão da água no interior das amostras. Porém, ao analisar tempo e custo, utilizar apenas o vácuo seria a melhor alternativa, pois é processo mais econômico e menos trabalhoso.

É igualmente possível aplicar esse mesmo modelo PLS já construído na imagem obtida a partir da sessão transversal de uma amostra que se comporta como uma placa plana não infinita. Neste tipo de geometria, ocorre a difusão da água por todos os eixos e não só de forma unidirecional como os mapas químicos acima evidenciaram. A PCA, já estudada para essa situação, evidenciava diferentes regiões em função dos teores de água. O uso do modelo PLS para umidade é para refutar os esses resultados.

A Figura 21 ilustra os perfis de umidades gerados ao aplicar o modelo de calibração PLS.

Figura 21 - Perfis Radiais do teor de água.



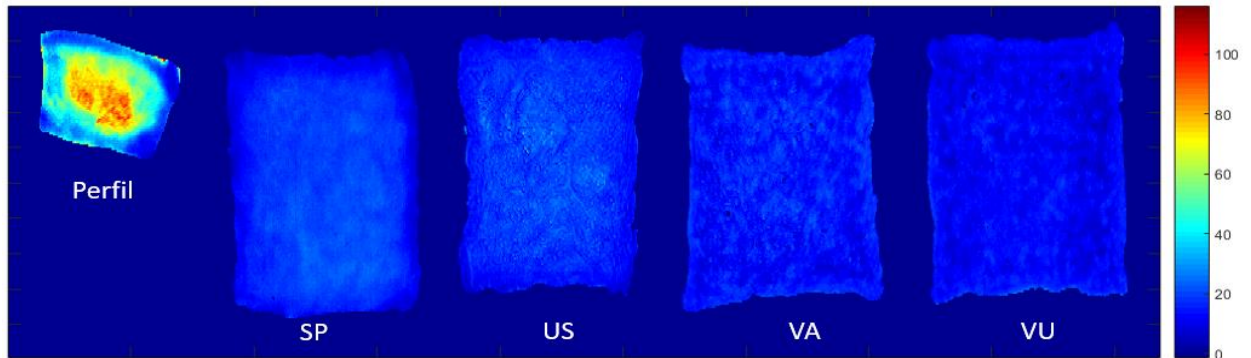
Fonte: O autor, 2020.

Constata-se a presença de um perfil radial para o teor de água neste tipo de amostra. Quando uma amostra que se comporta como uma placa plana, isto é, aquela que a espessura não é muito pequena quando comparada a largura e comprimento é posta em um processo de secagem, primeiro ocorre a evaporação da água da superfície. Assim, espera-se que as pontas estejam mais secas e, através da barra de cores, conclui-se um teor de umidade previsto pelo modelo em torno de 20% (azul).

Posteriormente, a água do interior precisa difundir até a superfície para que também seja eliminada, por isso ocorre a formação de um perfil radial do teor de água onde a maior concentração de umidade é no centro, confirmado através do mapa de distribuição acima um teor em torno de 85% de umidade (tons de vermelho). Ao redor do centro do mapa, pode-se verificar diferentes perfis de teor de água, tais como de 30% (azul claro), 50% (verde claro), 65% (amarelo) e 80% de umidade (tons de laranja).

A Figura 22 contém as imagens da previsão do PLS para a situação que há a formação de Perfis de umidade (visto acima), sem nenhum uso de pré-tratamentos (SP) e para as demais condições de pré-tratamentos: ultrassom (US), vácuo (VA) e a combinação de vácuo e ultrassom (VU) no processo de secagem de 90 min.

Figura 22 - Mapas químicos de umidade para a amostra que se comporta como placa plana (Perfil) e as que se comportam como placa plana infinita (SP, US, VA e VU) durante o processo de secagem.

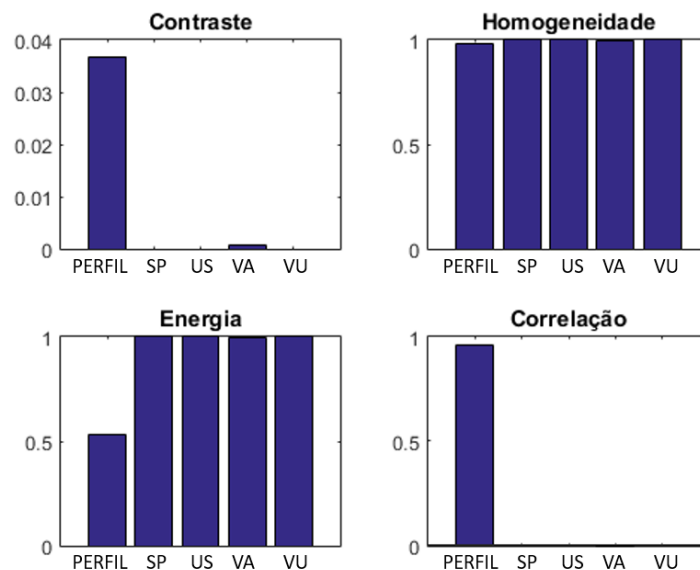


Fonte: O autor, 2020.

As imagens de previsão PLS foram usadas na criação da matriz GLCM, pois como os valores dela estão em uma mesma escala (% umidade), pode-se supor uma escala de cinza. A amostra denominada Perfil foi utilizada como referência para fins comparativos com as demais na avaliação dos parâmetros de textura.

A Figura 23 contém os gráficos com os valores dos parâmetros de texturas obtidos ao utilizar a GLCM para as imagens analisadas.

Figura 23 - Parâmetros de textura obtidos pelo GLCM para a imagem da amostra de melão obtida a partir de uma seção transversal sem nenhum pré-tratamento (Perfil), para a amostra de melão que não utilizou nenhum pré-tratamento antes da secagem (SP) e para a secagem.



Fonte: O autor, 2020.

Analisando o gráfico de contraste e correlação, o Perfil contém um valor maior que as demais condições. Este fato era o esperado, já que como no modelo de previsão há a formação

de um gradiente de umidade, existe bastante variação local. O valor de contraste é 0,0006 para o VA e zero no SP, US e VU já que essas imagens possuem valores semelhantes de umidade ao longo de toda superfície.

A homogeneidade obtida foi máxima para as amostras SP, US, VA e VU confirmando o fato que essas amostras estão homogêneas e não ocorreu nenhuma concentração localizada de água durante o processo de secagem.

Mesmo que a homogeneidade da amostra Perfil obtida seja menor que as demais condições, ela foi mais elevada do que o esperado. Sugere-se que esse fenômeno tenha ocorrido devido ao fato dessa imagem ter grandes áreas de concentração em torno de um mesmo valor de umidade, contribuindo para apresentar um valor de homogeneidade alto.

Como as amostras SP, US, VA e VU já estão secas em 90 min e possuem valores semelhantes de umidade, existe uma repetição de pares de pixels (distribuição constante), o que justifica o máximo valor de energia obtido (igual a 1). Para o Perfil, encontram-se regiões localizadas de alta concentração, logo existe uma diminuição da uniformidade (energia), já que há áreas em que a diferença de concentração é grande, ou seja, há uma diferença de intensidade dos pixels adjacentes.

Em uma análise geral dos parâmetros de textura para a avaliação do uso ou não de pré-tratamentos, não é possível perceber diferenças entre o vácuo (VA) e a combinação do vácuo e ultrassom (VU) que foram os tipos de pré-tratamentos que obtiveram uma maior redução do tempo de secagem e menor erro na calibração PLS. Dessa forma, corrobora que o uso do vácuo como um pré-tratamento em uma planta industrial seria o mais viável, pois pouparia custo e trabalho. Para afirmar as diferenças observadas entre VA e VU são estatisticamente diferentes, é necessário a obtenção de mais amostras para realização teste estatístico.

5 CONCLUSÃO

O uso de imagens hiperespectrais no infravermelho próximo é promissor para avaliação do processo de secagem de frutas, pois é possível obter uma boa correlação entre o tempo de secagem e o teor de umidade ainda presente na amostra.

A PCA possui potencial de um estudo “prova de conceito” (*Proof of concept*) para diferenciar uma amostra que se comporta como uma placa plana infinita durante a secagem, isto é, quando a evaporação da água ocorre de forma unidirecional.

Os modelos de calibração PLS desenvolvidos para as quatro condições de secagem das fatias de melão obtiveram valores aceitáveis de erro de previsão (RMSEP) por se tratar de uma fruta em que sua matriz é bastante variável e complexa.

A avaliação das imagens HSI refutaram que as condições de secagem que fizeram o uso do vácuo e a combinação de vácuo e ultrassom apresentaram um modelo de secagem mais uniforme em toda superfície da amostra e corrobora com os resultados também obtidos no estudo cinético da secagem. Entretanto, entre o vácuo e a combinação de vácuo e ultrassom, o uso do vácuo apenas torna-se mais atrativo do ponto de vista operacional e econômico.

Ao término de trabalho, percebe-se que é necessário a realização de outros processos de secagem utilizando um maior número de amostras em diferentes intervalos de tempos para melhorar a robustez do modelo e como perspectiva futura avaliar as perdas nutricionais das fatias do melão após a secagem.

REFERÊNCIAS

- ABE, T.; AFZAL, T. M. Thin-layer in infrared radiation drying of rough rice. **Journal of Agricultural Engineering Research**, v. 67, p. 289-297, 1997.
- AGUILERA, J. M.; CHIRALT, A.; FITO, P. Food dehydration and product structure. **Trends in Food Science and Technology**, v. 14, n. 10, p. 432–437, 2003.
- AMIGO, J. MANUEL., MOBARAKI, N., 2017. HYPER-Tools. A graphical user-friendly interface for multivariate and hyperspectral image analysis, **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, doi: 10.1016/j.chemolab.2017.11.003.
- ANDRES, S., SILVA, A., SOARES-PEREIRA, A. L., MARTINS, C., BRUNO-SOARES, A., & MURRAY, I. The use of visible and near -infrared reflectance spectroscopy to predict beef m. longissimus thoracis et lumborum quality attributes. **Meat Science**, v. 78, n. 217 e 224, 2008.
- ARAUJO, M. C. U. Curso “Quimiometria II”, Universidade Federal da Paraíba. Laboratório de Instrumentação e Automação em Química Analítica/Quimiometria-LAQA. João Pessoa, 2005. 1 CD-ROM
- ARIAS, C. I. L. F. Efeito combinado do ultrassom e pulso de vácuo sobre a cinética de secagem de banana verde. Tese (Doutorado), Universidade de São Paulo – USP. São Paulo. 2017.
- ARUN, S. M. Principles, classification, and selection of dryers. **In Handbook of industrial drying (3rd ed.)**, 2006.
- AZOUBEL, P. M. et al. Improvement of water transport and carotenoid retention during drying of papaya by applying ultrasonic osmotic pretreatment. **Food Engineering Reviews**, v. 7, p. 185-192, 2015
- AZZOUZ, T.; PUIGDOMÉNECH, A.; ARAGAY, M.; R. TAULER, R. Comparison between different data pre-treatment methods in the analysis of forage samples using near-infrared diffuse reflectance spectroscopy and partial least-squares multivariate calibration method. **Analytica Chimica Acta**, 484, 121–134, 2003.
- BARBIN, D., ELMASRY, G., SUN, D. -W., & ALLEN, P. Near-infrared hyperspectral imaging for grading and classification of pork. **Meat Science**, 90(1), 259–268, 2012.
- BARCHEWITZ, P., J. **Chem. Phys.** Vol. 45, pp. 40., 1943 (Apud. PASQUINI, 2003).
- BARRETO, N.D.S. **Qualidade, compostos bioativos e capacidade antioxidante de frutos de híbridos comerciais de meloeiro cultivados no CE e RN**. 2011. 189f. Tese (Doutorado em Fitotecnia), Universidade Federal Rural do Semiárido, 2011.
- BARTHUS, R.C. Aplicação de Métodos Quimiométricos para Análises de Controle de Qualidade de Óleos Vegetais utilizando Espectroscopias no Infravermelho e Raman. 1999. Dissertação (Mestrado), Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP. Campinas, São Paulo.

- BEEBE, K. R., PELL, R. J., SEASHOLTZ, M. B. **Chemometrics – A practical guide**, New York, Ed. John Wiley & Sons, Inc, 1988
- BETORET, E. et al. Functional foods development: Trends and technologies. **Trends in Food Science and Technology**, v. 22, n. 9, p. 498–508, 2011.
- BISOGNIN, D. A. Origin and evolution of cultivated cucurbits. **Ciência Rural**, v. 32, n. 5, p. 715–723, 2002.
- BLANCO, J. C. Content uniformity studies in tablets by NIR-CI. **Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis**. v.56, p. 408-412, 2011
- BLANCO, M.; VILLARROYA, I. NIR spectroscopy: a rapid-response analytical tool. **Trends in Analytical Chemistry**, Vol. 21, No. 4, 240-250, 2002.
- BORIN, A. Aplicação de quimiometria e espectroscopia no infravermelho no controle de qualidade de lubrificantes. 2003. Dissertação (Mestrado), Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP. Campinas, São Paulo.
- BRASIL. Agência Nacional da Vigilância Sanitária - ANVISA. Resolução RDC nº 272 de 22 de setembro de 2005. **Regulamento Técnico para Produtos de Vegetais, Produtos de Frutas e Cogumelos Comestíveis, revogando a resolução - CNNPA nº 12, de 24 de julho de 1978**. Diário Oficial da União, Brasília, DF, 23 de setembro de 2005.
- BROD, F.P.R.; ALONSO, L.F.T.; PARK, K.J. **Secagem de produtos agrícolas**. XI, 1999.
- BROOKER, D. B., BAKKER-ARKEMA, F. W., HALL, C. W. Drying and storage of grains and oil seeds. **New York: van Nostrand Reinhold**, 450p, 1992.
- BROSNAN, T.; SUN, D. W. Improving quality inspection of food products by computer vision: a review. **Journal of Food Engineering**, 61, 3e16, 2003.
- BRUNS, R. E.; FAIGLE, J. F. G. Quimiometria. **Química Nova**, 84-99, 1985.
- BURNS, D.A.; CIURCZAK, E.W. Handbook of Near-Infrared Analysis. Second Edition, Revised and Expanded. Practical spectroscopy series volume 27. Marcel Dekker, **Inc. New York**. (ISBN 0-8247-0534-3), 2001.
- BURNS, D.A.; CIURCZAK, E.W. **Handbook of Near-Infrared Analysis**. Second Edition, Revised and Expanded. Practical spectroscopy series volume 27. Marcel Dekker, Inc. New York. (ISBN 0-8247-0534-3), 2001.
- CANDOLFI, A.; MAESSCHALCK, R. De; JOUAN-RIMBAUD, D.; HAILEY, P.A.; MASSART. The influence of data pre-processing in the pattern recognition of excipients near-infrared spectra. **Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis**, 21, 115–132, 1999.

CAPORASO, N.; WHITWORTH, M. B.; GREBBY, S.; FISK, I. D. Rapid prediction of single green coffee bean moisture and lipid content by hyperspectral imaging. **Journal of Food Engineering** 227: 18-29. 2018.

CÁRCEL, J.A. et al. Food process innovation through new technologies: use of ultrasound. **Journal of Food Engineering**, v.110, n.2, p.200-207, 2012.

CELESTINO, S. M. C. **Princípios de Secagem de Alimentos**. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. Planaltina, DF, Embrapa Cerrados, 2010.

CEN, H. HE, Y. Theory and application of near infrared reflectance spectroscopy in determination of food quality. **Trends in Food Science & Technology**, 18, 72e83, 2007.

CHEN, D.; CAI, W.; SHAO, X. Removing uncertain variables based on ensemble partial least squares. **Analytica Chimica Acta**, 2007.

CHEN, Q.; ZHAO, J.; ZHANG, H.; WANG, X. Feasibility study on qualitative and quantitative analysis in tea by near infrared spectroscopy with multivariate calibration. **Analytica Chimica Acta**, 572, 77–84, 2006.

CHENG, J.H.; SUN, D. W.; PU, H.; ZENG, X. A. Comparison of visible and longwave near-infrared hyperspectral imaging for colour measurement of grass carp (*Ctenopharyngodon idella*). **Food and Bioprocess Technology**, 7(11), 3109–3120, 2014.

CHENG, JUN-HU, & SUN, DA-WEN. Rapid and non-invasive detection of fish microbial spoilage by visible and near infrared hyperspectral imaging and multivariate analysis. **LWT-Food Science and Technology**, 62, 1060e1068, 2015.

CHENG, JUN-HU, SUN, DA-WEN, PU, HONGBIN, & ZHU, ZHIWEI. Development of hyperspectral imaging coupled with chemometric analysis to monitor K value for evaluation of chemical spoilage in fish fillets. **Food Chemistry**, 185, 245e253, 2015.

CHENG, JUN-HU, SUN, DA-WEN, QU, JIA-HUAN, PU, HONG-BIN, ZHANG, XIAO-CHAO, SONG, ZHONGXIANG, et al. Developing a multispectral imaging for simultaneous prediction of freshness indicators during chemical spoilage of grass carp fish fillet. **Journal of Food Engineering**, 182, 9e17, 2016.

CHENG, JUN-HU., & SUN, DA-WEN. Rapid and non-invasive detection of fish microbial spoilage by visible and near infrared hyperspectral imaging and multivariate analysis. **LWT-Food Science and Technology**, 62, 1060e1068, 2015.

CHENG, JUN-HU.; SUN, DA-WEN. Partial least squares regression (PLSR) applied to NIR and HSI spectral data modeling to predict chemical properties of fish muscle. **Food Engineering Reviews**, 9, 36e49, 2017.

CHENG, JUN-HU.; SUN, DA-WEN. Partial least squares regression (PLSR) applied to NIR and HSI spectral data modeling to predict chemical properties of fish muscle. **Food Engineering Reviews**, 9, 36e49, 2017.

CHENG, JUN-HU.; SUN, DA-WEN.; PU, HONGBIN.; ZHU, ZHIWEI. Development of hyperspectral imaging coupled with chemometric analysis to monitor K value for evaluation of chemical spoilage in fish fillets. **Food Chemistry**, 185, 245e253, 2015.

CHRISTIAN, CARY D. **Analytical Chemistry**. Sixth Edition. John Wiley & Sons, Inc. (ISBN 0471-45162-2), 2004.

COPLEY, M.J., ARDSEL, W.B. **Food dehydration**. Westport, Connecticut, v.2, p.467-507, 1964

COSTA FILHO, P. A. Estudo comparativo entre técnicas de inteligência artificial e modelos lineares em determinações quantitativas no infravermelho próximo. Tese (Doutorado), Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP. Campinas, São Paulo. 2003.

COSTA, C.; ANTONUCCI, F.; PALLOTTINO, F.; AGUZZI, J.; SUN, D. W.; MENESATTI, P. Shape Analysis of Agricultural Products: A Review of Recent Research Advances and Potential Application to Computer Vision. **Food and Bioprocess Technology**, 4(5), 673–692, 2011.

COSTA, N. D. **A cultura do melão / Embrapa Semi-Árido**. 3. ed. rev. ampl. Brasília - DF: Embrapa Informação Tecnológica (Coleção Plantar), 2017.

COZZOLINO, D.; LIU, L.; CYNKAR, W.U.; DAMBERGS, R.G.; JANIK, L.; COLBY, C.B.; GISHEN, M. Effect of temperature variation on the visible and near infrared spectra of wine and the consequences on the partial least square calibrations developed to measure chemical composition. **Analytica Chimica Acta**, 588, 224–230, 2007.

CRANK J. **Mathematics of diffusion**. 2ed. Oxford: Clarendon Press, 414p;1975.

DE JUAN, A.; MAEDER, M.; HANCEWICZ, T.; DUPONCHEL, L.; TAULER, R. Chemometrics tools for image analysis. In: SALZER, R.; SIESLER, H. W. **Infrared and Raman Spectroscopic Imaging**. Inglaterra: WILEY-VCH, 65-106, 2009.

DU, C. J.; SUN, D. W. Pizza sauce spread classification using colour vision and support vector machines. **Journal of Food Engineering**, 66, 137e14, 2005.

DU, C. J.; SUN, D.-W. Learning techniques used in computer vision for food quality evaluation: **A review**. **Journal of Food Engineering**, 72, 39e55, 2006.

DU, Y. P; KASEMSUMRAN, S.; MARUO, K.; NAKAGAWA, T.; OZAKI, Y. Improvement of the Partial Least Squares Model Performance for Oral Glucose Intake Experiments by Inside Mean Centering and Inside Multiplicative Signal Correction. **Analytical Sciences**, Vol. 21. The Japan Society for Analytical Chemistry, 2005.

ELMASRY, G.; BARBIN, D. F.; SUN, D. -W.; ALLEN, P. Meat Quality Evaluation by Hyperspectral Imaging Technique: An Overview. **Critical Reviews in Food Science and Nutrition**, 52(8), 689–711, 2012a.

ELMASRY, G.; KAMRUZZAMAN, M.; SUN, D. W.; ALLEN, P. Principles and Applications of Hyperspectral Imaging in Quality Evaluation of Agro-Food Products: A Review. **Critical Reviews in Food Science and Nutrition**, 52(11), 999–1023, 2012.

ELMASRY, GARNAL, SUN, DA-WEN, & ALLEN, PAUL. Chemical-free assessment and mapping of major constituents in beef using hyperspectral imaging. **Journal of Food Engineering**, 117, 235e246, 2013.

ESBENSEN, K., GELADI, P. Strategy of Multivariate Image Analysis (MIA). *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*. v. 7, p. 67-86. FELLOWS P. J., 2009. **Food Processing Technology**. 3rd ed. Fla. USA: Woodhead Publishing Limited and CRC Press, Boca Raton, 913p, 1989.

FELLOWS P. J. **Food Processing Technology**. 3rd ed. Fla. USA: Woodhead Publishing Limited and CRC Press, Boca Raton, 2009. 913p, 2009.

FENG, Y. Z.; ELMASRY, G.; SUN, D.W.; SCANNELL, A. G. M.; WALSH, D.; MORCY, N., Near-infrared hyperspectral imaging and partial least squares regression for rapid and reagentless determination of Enterobacteriaceae on chicken fillets. **Food Chemistry**, 138, 18291836, 2013.

FENG, Y. Z.; SUN, D. W. Application of Hyperspectral Imaging in Food Safety Inspection and Control: A Review. **Critical Reviews in Food Science and Nutrition**, 52(11), 1039–1058, 2012.

FENG, Y. Z.; SUN, D. W. Near-infrared hyperspectral imaging in tandem with partial least squares regression and genetic algorithm for non-destructive determination and visualization of Pseudomonas loads in chicken fillets. **Talanta**, 109, 74e83, 2013b.

FERNANDES, F. A. N.; GALLÃO, M. L.; RODRIGUES, S. Effect of osmosis dehydration and ultrasound pre-treatment on cell structure: Melon dehydration. **LWT- Food Science and Technology**, v. 41, p. 604-610, 2008.

FERNANDES, F.A.N., OLIVEIRA, F. I. P., & RODRIGUES, S. Use of ultrasound for dehydration of papaya. **Food and Bioprocess Technology**, 1, 339-345, 2008b.

FERRÃO, M.F. Aplicação de técnicas espectroscópicas de reflexão no infravermelho no controle de qualidade de farinha de trigo. 2000. Tese, Universidade Estadual de Campinas – UNICAMP. Campinas, São Paulo.

FIDÊNCIO, P.H. Análise de solos por espectroscopia no infravermelho próximo e aplicação de métodos quimiométricos. 2001. Tese (Doutorado), Universidade Estadual de Campinas – UNICAMP. Campinas, São Paulo.

FREDERICO, F.R. Desenvolvimento de um Sensor Químico de Fibras Ópticas para a Determinação Simultânea de Metais Pesados Empregando Métodos de Calibração Multivariada. 2003. Tese (Doutorado), Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP. Campinas, São Paulo.

FUENTE-BLANCO, S. et al. Food drying process by power ultrasound. **Ultrasonics Sonochemistry**, v. 44, p. 523–527, 2006.

GADKARI, D. Image Quality Analysis Using Glcm. A thesis (Master degree). College of Arts and Sciences at the University of Central Florida. Orlando, 2004.

GARCIA-NOGUERA, J.; OLIVEIRA, F.I.P.; GALLÃO, M.I.; WELLER, C.L.; RODRIGUES, S. Ultrasound-assisted osmotic dehydration of strawberries: effect of pretreatment time and ultrasonic frequency. **Drying Technology**, v.28, n.2, p.294-303, 2010.

GELADI, P., GRAHN, H. F., BURGER, J. E. Multivariate Images, Hyperspectral Imaging: Background and equipment. In: GELADI, P., GRAHN, H. F. **Techniques and Applications of Hyperspectral Image Analysis**. Inglaterra: John Wiley & Sons Ltd, 1-15, 2007.

GOWEN, A. A.; O'DONNELL, C. P.; CULLEN, P. J.; DOWNEY, G.; FRIAS, J. M. Hyperspectral imaging — An emerging process analytical tool for food quality and safety control. **Trends in Food Science & Technology**, 18(12), 590–598, 2007.

HASWELL, S. J.; WALMSLEY, A. D. Chemometrics: the issues of measurement and modeling. **Analytica Chimica Acta**, 400,399–412,1999.

HE, H. J.; WU, D.; SUN, D. W. Non-destructive and rapid analysis of moisture distribution in farmed Atlantic salmon (*Salmo salar*) fillets using visible and near infrared hyperspectral imaging. **Innovative Food Science & Emerging Technologies**, 18, 237–245, 2013.

HENDERSON, S. M.; PABIS, S. Grain drying theory I: temperature effect on drying coefficient. **Journal of Agricultural Engineering Research**, v. 6, p.169-174, 1961

HERRERA, J.; GUESALAGA, A.; AGOSIN, E. Shortwave–near infrared spectroscopy for nondestructive determination of maturity of wine grapes. **Measurement Science and Technology**, 14, 689–697, 2003.

HOLLER, F. J., SKOOG, D. A., CROUCH, S. R. **Princípios de análise instrumental**, 6ª ed., Artmed/Bookman, 2009.

HUANG, M.; ZHAO, W.; WANG, Q.; ZHANG, M.; ZHU, Q. Prediction of moisture content uniformity using hyperspectral imaging technology during the drying of maize kernel. **International Agrophysics**, 29. (pp. 39), 2015.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE): **Produção agrícola municipal (2015)**. Disponível em: <<http://www.sidra.ibge.gov.br>>. Acesso em: 12 fev. 2019.

IQBAL, A.; SUN, D. W.; ALLEN, P. Prediction of moisture, color and pH in cooked, pre-sliced Turkey hams by NIR hyperspectral imaging system. **Journal of Food Engineering**, 117(1), 42–51, 2013.

JACKMAN, PATRICK, SUN, DA WEN, ALLEN, PAUL. Automatic segmentation of beef longissimus dorsi muscle and marbling by an adaptable algorithm. **Meat Science**, 83, 187e194, 2009.

JACKMAN, PATRICK; SUN, DA-WEN; ALLEN, PAUL. Recent advances in the use of computer vision technology in the quality assessment of fresh meats. **Trends in Food Science & Technology**, 22, 185e197, 2011.

JACKMAN; PATRICK; SUN, DA-WEN; ALLEN; PAUL. Automatic segmentation of beef longissimus dorsi muscle and marbling by an adaptable algorithm. **Meat Science**, 83, 187e194, 2009.

JACKMAN; PATRICK; SUN, DA-WEN; DU, CHENG-JIN; ALLEN, PAUL. Prediction of beef eating qualities from colour, marbling and wavelet surface texture features using homogenous carcass treatment. **PATTERN RECOGNITION**, 42(5), 751–763, 2009.

JÁCOME, IGOR. Mais de 95% do melão exportado pelo Brasil é produzido no RN. G1, 2017. Disponível em: <<https://g1.globo.com/rn/rio-grande-do-norte/noticia/mais-de-96-do-melao-exportado-pelo-brasil-e-produzido-no-rn.ghtml>>. Acesso em: 20/01/2020.

KAMRUZZAMAN, M.; ELMASRY, G.; SUN, D. W.; ALLEN, P. Non-destructive assessment of instrumental and sensory tenderness of lamb meat using NIR hyperspectral imaging. **Food Chemistry**, 141, 389e396, 2013.

KAMRUZZAMAN, M.; ELMASRY, G.; SUN, D. W.; ALLEN, P. Non-destructive prediction and visualization of chemical composition in lamb meat using NIR hyperspectral imaging and multivariate regression. **Innovative Food Science and Emerging Technologies**, 16, 218–226, 2012.

KARATHANOS, V. T.; BELESSIOTIS, V. G. Application of a thin-layer equation to drying data of fresh and semi-dried fruits. **Journal of Agricultural Engineering Research**, v. 74, p. 355-361, 1999.

KUROZAWA, L. Efeitos das condições de processo na cinética de secagem de cogumelo. Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia de Alimentos. Campinas, SP: [s.n.], 2005

LI, JIANG-LIN; SUN, DA-WEN; PU, HONGBIN; JAYAS, DIGVIR S. Determination of trace thiophanate-methyl and its metabolite carbendazim with teratogenic risk in red bell pepper (*Capsicum annuum* L.) by surface-enhanced Raman imaging technique. **Food Chemistry**, 218, 543e552, 2017.

LI, Z. Y.; WANG, R. F.; KUDRA, T. Uniformity issue in microwave drying. **Drying Technology**, 29(6), 652e660, 2011.

LIMA, A.S.; FIGUEIREDO, R. W.; MAIA, G.A.; LIMA, J.R.; SOUZA NETO, M. A.; SOUZA, A.C.R. Estudo das Variáveis de Processo sobre a Cinética de Desidratação Osmótica de Melão. **Ciênc. Tecnol. Aliment**, v. 24, n. 2, p. 282-286, 2004.

LIMA, S. L. T. Seleção de Variáveis em Calibração Multivariada a partir da Hessiana dos erros. 2000. Dissertação (Mestrado), Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP. Campinas, São Paulo.

LOMAURO C.J., BAKSHI A.S., LABUZA T.P. Evaluation of food moisture sorption isotherm equations. Part I: fruit, vegetable and meat products. **Lebensmittel-Wissenschaft and Technologies**, v.18, p.112-122, 1985.

LORENTE, D.; ALEIXOS, N.; GOMEZ-SANCHIS, J.; CUBERO, S.; GARCI ´ANAVARRETE, O. L., BLASCO, J. Recent advances and applications of hyperspectral imaging for fruit and vegetable quality assessment. **Food and Bioprocess Technology**, 5(4), 1121e1142, 2011.

LUYPAERT, J.; HEUERDING, S.; HEYDEN, Y.V.; MASSART, D.L. The effect of preprocessing methods in reducing interfering variability from near-infrared measurements of creams. **Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis**, 36, 495–503, 2004.

MA, JI, SUN, DA-WEN, QU, JIA-HUAN, & PU, HONGBIN. Prediction of textural changes in grass carp fillets as affected by vacuum freeze drying using hyperspectral imaging based on integrated group wavelengths. **LWT-Food Science and Technology**, 82, 377e385, 2017.

MAGWAZA, L. S., OPARA, U. L., NIEUWOUDT, H., CRONJE, P. J., SAEYS, W., & NICOLAÏ, B. NIR spectroscopy applications for internal and external quality analysis of citrus fruit e A review. **Food and Bioprocess Technology**, 5, 425e444, 2012.

MARTENS, H; NÆS, T. Multivariate Calibration. **John Wiley & Sons Ltda**, 1989.

MATLAB and Statistics Toolbox Release 2015b, **The MathWorks**, Inc., Natick, Massachusetts, United States. This is the format prescribed by both the Chicago Manual of Style and the Microsoft Manual of Style.

MEDEIROS, R. A. B., BARROS, Z. M. P., CARVALHO, C. B. O., NETA, E. G. F., MACIEL, M. I. S., AZOUBEL, P. M., 2016. Influence of dual-stage sugar substitution pretreatment on drying kinetics and quality parameters of mango. **LWT-Food Science and Technology**, v. 67, p. 167-173.

MELLO, C.A. Redes Neurais e Técnicas de Pré-Processamento de Sinais em Espectroscopia de Reflectância no Infravermelho Próximo. 1998. Tese (Doutorado), Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP. Campinas, São Paulo.

MENDHAM, J. DENNEY, R. C.; BARNES, J. D.; THOMAS, M. J. K. Vogel: Análise Química Quantitativa. **Estatística: Introdução à Quimiometria**. 6ª Ed. Rio de Janeiro, Cap. 4, LTC. 2002.

MESSERSCHMIDT, I. Análise quantitativa por espectroscopia no infravermelho médio empregando técnicas de reflectância e calibração multivariada. 1999. Tese (Doutorado), Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP. Campinas, São Paulo.

MIANO, A. C., IBARZ, A., AUGUSTO, P. E. D., 2016. Mechanisms for improving mass transfer in food with ultrasound technology: Describing the phenomena in two model cases. **Ultrasonics Sonochemistry**, v. 29, 413-419, 2016.

MORGANO, M.A. Aplicação de Métodos Quimiométricos em Análise de Alimentos. 2005. Tese (Doutorado em Ciências), Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP. Campinas, São Paulo.

MORGANO, M.A.; QUEIROZ, S.C.N.; FERREIRA, M.M.C. Aplicação da Análise Exploratória na Diferenciação de Vegetais. **Brazilian Journal of Food Technology**.2(1,2): 73-79, 1999.

MUJUMDAR, A. S., & LAW, C. L. Drying technology: Trends and applications in postharvest processing. **Food and Bioprocess Technology**, 3, 843e852, 2010.

NETO, B. B.; PIMENTEL, M. F.; ARAÚJO, M. C. U. Recomendação para calibração em química analítica – Parte 1. Fundamentos e calibração com um componente (Calibração Univariada). **Química Nova**, Vol. 25, No. 5, 856-865, 2002.

OLIVEIRA, F. C. C. A escolha da faixa espectral no uso combinado de métodos espectroscópicos e quimiométricos. **Química Nova**. Vol. 27, No. 2, 218-225, 2004.

OTTO, M. **Chemometrics. Statistics computer application in Analytical Chemistry**. WileyVCH. (ISBN 3-527-29629-X), 1999.

OZDEMIR, M.; DEVRES, Y. O. The thin-layer drying characteristics of hazelnuts during roasting. **Journal of Food Engineering**, v. 42, p. 225-233, 1999.

PARK, K. J.; YADO, M. K. M.; BROD, F. P. R. Estudo de secagem de pêrabartlett (*Pyrus sp.*) emfatias. **Ciência e Tecnologia de Alimentos**, v. 21, n. 3, p. 288-292, 2001.

PARREIRA, T.F. Utilização de Métodos Quimiométricos em Dados de Natureza Multivariada. 2003. Dissertação (Mestrado), Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP. Campinas, São Paulo.

PASQUINI, C. Near infrared spectroscopy: fundamentals, practical aspects e analytical applications. **J. braz. Chem. Soc.**, Vol. 14, No. 2, 198-219, 2003.

PEDRO, A. M. K. Determinação Simultânea e Não-Destrutiva de Sólidos Totais e Solúveis, Licopeno e Beta-Caroteno em Produtos de Tomate por Espectroscopia no Infravermelho Próximo Utilizando Calibração Multivariada. 2004. Dissertação (Mestrado), Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP. Campinas, São Paulo.

PIMENTEL, M. F.; NETO, B. B. **Calibração: Uma revisão para químicos analíticos**. **Química Nova**, 19(3), 1996

PIZARRO, C.; ESTEBAN-DÍEZ, I.; NISTAL, A. J.; GONZÁLEZ-SÁIZ, J.M. Influence of data pre-processing on the quantitative determination of the ash content and lipids in roasted coffee by near infrared spectroscopy. **Analytica Chimica Acta**, 509, 217–227, 2004.

PRATS-MONTALBÁN, J. M.; DE JUAN, A.; FERRER, A. Multivariate image analysis: A review with applications. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**. v. 107, p.123, 2011.

PRIETO, N., ROEHE, R., LAVÍN, P., BATTEN, G., & ANDRES, S. Application of near infrared reflectance spectroscopy to predict meat and meat products quality: A review. **Meat Science**, 83, 175e186, 2009.

PRIETO, N.; ANDRES, S.; GIRALDEZ, F. J.; MANTECON, A., LAVÍN, P. Ability of near- infrared reflectance spectroscopy (NIRS) to estimate physical parameters of adult steers (oxen) and young cattle meat samples. **Meat Science**, 79, 692e699, 2008.

PROJETO INTEGRADO DE NEGÓCIOS SUSTENTÁVEIS – PINS: **Cadeia produtiva de frutas secas/desidratadas: Oportunidade de investimento em frutas desidratadas e uva passa nos vales do São Francisco e do Parnaíba**. Centro de Conhecimento em Agronegócios (PENSA) - Brasília, DF: CODEVASF, 2008

PU, Y.Y.; SUN, D.-W. Prediction of moisture content uniformity of microwave-vacuum dried mangoes as affected by different shapes using NIR hyperspectral imaging. **Innovative Food Science & Emerging Technologies**, 33, 348e356, 2016.

PU, YUAN-YUAN, SUN, DA-WEN. Combined hot-air and microwave-vacuum drying for improving drying uniformity of mango slices based on hyperspectral imaging visualization of moisture content distribution. **Biosystems Engineering**, 156, 108e119, 2017.

PU; HONGBIN; KAMRUZZAMAN; MOHAMMED; SUN, DA-WEN. Selection of feature wavelengths for developing multispectral imaging systems for quality, safety and authenticity of muscle foods A review. **Trends in Food Science & Technology**, 45, 86e104, 2015.

R. M. HARALICK, K. SHANMUGAM AND I. DINSTEN “Textural features for Image Classification”, **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, Vol.3, pp. 610-621, November 1973.

RADY, A.; ADEDEJI, A. 2018. Assessing different processed meats for adulterants using visible-near- infrared spectroscopy. **Meat Science** 136: 59-67.

RAOULT-WACK, A.L. Recent advances in the osmotic dehydration of foods. **Trends in Food Science and Technology**, Cambridge, v.5, n.8, p.255-260, 1994.

REIS, M.M. Aplicação de Métodos Quimiométricos em Separação de Espectros e Reconhecimento de Padrões. 1997. Dissertação (Mestrado), Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP. Campinas, São Paulo.

RODIONOVA, O. YE.; HOUMØLLER, L.P.; POMERANTSEV, A.L.; GELADI, P.; BURGER, J.; DOROFYEV, V.L.; ARZAMASTSEV, A.P. NIR spectrometry for counterfeit drug detection: A feasibility study. **Analytica Chimica Acta**, 549, 151–158, 2005.

RODRIGUES, S.; GOMES, M. C. F.; GALLÃO, M. I.; FERNANDES, F. A. N. Effect of ultrasound-assisted osmotic dehydration on cell structure of sapotas. **Journal of the Science of Food and Agriculture**, v. 89, p.665-670, 2008.

ROGGO, Y.; CHALUS, P.; MAURER, L.; LEMA-MARTINEZ, C.; EDMOND, A.; JENT, N. A review of near infrared spectroscopy and chemometrics in pharmaceutical technologies. **Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis**, 44, 683–700, 2007.

SANZ, J.A.; FERNANDES, A.M.; BARRENECHEA, E.; SILVA, S.; SANTOS, V.; GONÇALVES, N.; PATERNAIN, D.; JURIO, A.; MELO-PINTO, P. 2016. Lamb muscle discrimination using hyperspectral imaging: Comparison of various machine learning algorithms. **Journal of Food Engineering** 174: 92-100.

SCAFI, S.H.F. Espectroscopia no Infravermelho próximo para identificação de medicamentos falsificados. 2000. Dissertação, Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP. Campinas, São Paulo.

SCOTTER, C. N. Non-destructive spectroscopic techniques for the measurement of food quality. **Trends in Food Science & Technology**, 8, 285e292, 1997.

SEBASTIAN, B; UNNIKRISHNAN, A; BALAKRISHNAN, K. Grey level co-occurrence matrices: generalisation and some new features. **International Journal of Computer Science, Engineering and Information Technology (IJCEIT)**, Vol.2, No.2, 2012.

SENA, M. M.; POPPI, R. J.; FRIGHETTO, R. T. S.; VALARINI, P. J. Avaliação do uso de métodos quimiométricos em análise de solos. **Química Nova**, 23(4), 547-556, 2000.

SERVIÇO NACIONAL DE APRENDIZAGEM RURAL. **Cultivo de melão: manejo, colheita, pós-colheita e comercialização**. Brasília - DF, SENAR, 2007.

SILVA, A.V.C.; MUNIZ, E.N.; YAGUIU, P; LEDO, A.S. Armazenamento de manga ‘Tommy Atkins’ minimamente processada. **Scientia Plena**, Sergipe, v. 9, n.4, 2013.

SILVA, CAROLINA S.; PIMENTEL, MARIA FERNANDA; HONORATO, RICARDO S.; PASQUINI, CELIO; PRATS-MONTALBÁN, JOSÉ M. ; FERRER, ALBERTO. Near infrared hyperspectral imaging for forensic analysis of document forgery. **Analyst** (London. 1877. Print). v. 139, p. 5176-5184, 2014.

SILVA, G. D.; BARROS, Z. M. P.; MEDEIROS, R. A. B.; CARVALHO, C. B. O.; BRANDAO, S. C. R.; AZOUBEL, P.M. Pretreatments for melon drying implementing ultrasound and vacuum. **LWT-Food Science and Technology**, v. 74, p. 114-119, 2016.

SILVA, H.E.B. Desenvolvimento de Um Espectrofotômetro no Infravermelho Próximo com Transformada de Hadamard. 1999. Tese (Doutorado), Universidade Estadual de Campinas – UNICAMP. Campinas, São Paulo.

SILVA, J.H.F. Secagem convectiva de melão com e sem pré-tratamento ultrassônico: análise experimental e simulação numérica via CFD [Dissertação]. Universidade Federal de Pernambuco, Recife, PE, 2018.

SIMAS, R. C. Determinação de proteína bruta e aminoácidos em farelo de soja por espectroscopia no infravermelho próximo. 2005. Dissertação (Mestrado), Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP. Campinas, São Paulo.

SOUSA, E.R. Determinação de parâmetros de qualidade de gasolina e estudo de contaminantes utilizando espectros do infravermelho próximo na fase vapor. 2005. Tese

(Doutorado em Ciências), Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP. Campinas, São Paulo.

SOUZA, A. M. de; BREITKREITZ, M. C.; FILGUEIRAS, P. R.; ROHWEDDER, J. J. R.; POPPI, R. J. Experimento didático de quimiometria para calibração multivariada na determinação de paracetamol em comprimidos comerciais utilizando espectroscopia no infravermelho próximo: um tutorial, parte II. **Química Nova**, v. 36, n. 7, p. 1057–1065, 2013.

SPERS, E.E.; BEGIATO, G.F.; CASTRO, L.T.; NEVES, M.F. Mercado de frutas secas. **Agroanalysis, A Revista do Agronegócio da FGV**. São Paulo, dez, 2008. Disponível em: http://www.agroanalysis.com.br/materia_detalhe.php?idMateria=567 Acesso em: 10 jan. 2019.

SU, WEN-HAO; HE, HONG-JU; SUN, DA-WEN. Non-Destructive and rapid evaluation of staple foods quality by using spectroscopic techniques: A review. **Critical Reviews in Food Science and Nutrition**, 57, 1039e1051, 2017.

SUN, D. W. (ed.). **Infrared Spectroscopy for Food Quality Analysis and Control**. 1a edição ed. Elsevier, 2009.

SUN, D. W. Computer vision - An objective, rapid and non-contact quality evaluation tool for the food industry. **Journal of food engineering**, 61(1), 1–2, 2004.

SUN, D. W. Inspecting pizza topping percentage and distribution by a computer vision method. **Journal of Food Engineering**, 44, 245e249, 2000.

SUN, D. W.; BROSNAN, T. Pizza quality evaluation using computer vision e Part 2- Pizza topping analysis. **Journal of Food Engineering**, 57, 91e95, 2003.

TAHTOUH, M., KALMAN, JR., ROUX, C., LENNARD, CI., REEDY, BJ. J. **Forensic Sci.** v.50, p.64-72, 2005.

VERDÚ, S.; VÁSQUEZ, F.; GRAU, R.; IVORRA, E.; SÁNCHEZ, A. J.; BARAT, J. M. Detection of adulterations with different grains in wheat products based on the hyperspectral image technique: The specific cases of flour and bread. **Food Control** 62: 373-380. 2016.

WANG, C. Y.; SINGH, R. P. Use of variable equilibrium moisture content in modeling Rice drying, **American Society of Agricultural and Biological Engineers Paper**, p. 78- 6505, St. Joseph-MI, 1978.

WANG, H. H., SUN, D. W. Melting characteristics of cheese: analysis of effect of cheese dimensions using computer vision techniques. **Journal of food engineering**, 52(3), 279–284, PII S0260, 2002.

WANG, Z. BOVIK A. C; LIGANG, LU. “Why is image quality assessment so difficult?”. **Acoustics, Speech and Signal Processing**, IEEE International Conference, Volume 4, May 2002.

WU, D., SHI, H., WANG, S., HE, Y., BAO, Y., & LIU, K. Rapid prediction of moisture content of dehydrated prawns using online hyperspectral imaging system. **Analytica Chimica Acta**, 726, 57e66, 2012.

WU, D., SUN, D. -W., & HE, Y. Application of long-wave near infrared hyperspectral imaging for measurement of color distribution in salmon fillet. **Innovative Food Science and Emerging Technologies**, 16, 361–3722, 2012.

WU, D.; SUN, D. W. Potential of time series-hyperspectral imaging (TS-HSI) for non-invasive determination of microbial spoilage of salmon flesh. **Talanta**, 111, 39e46, 2013.

WU, D.; WANG, S.; WANG, N.; NIE, P.; HE, Y.; SUN, D. W.; YAO, J. Application of time series hyperspectral imaging (TS-HSI) for determining water distribution within beef and spectral kinetic analysis during dehydration. *Food and Bioprocess Technology*, 6(11), 2943–2958, 2013.

XIE, C. LI, X. SHAO, Y. HE, Y. Color measurement of tea leaves at diferente drying periods using hyperespectral imaging technique. **PLoS ONE** 9(12). 2014

XIONG, Z.; SUN, D. W.; PU, H., XIE, A.; HAN, Z.; LUO, M. Non-destructive prediction of thiobarbituric acid reactive substances (TBARS) value for freshness evaluation of chicken meat using hyperspectral imaging. **Food Chemistry**, 179, 175e181, 2015.

XIONG, Z.; SUN, D. W.; ZENG, X.-A.; XIE, A. Recent developments of hyperspectral imaging systems and their applications in detecting quality attributes of red meats: A review. **Journal of Food Engineering**, 132, 1e13, 2014.

XU, JUN-LI, SUN, DA-WEN. Identification of freezer burn on frozen salmon surface using hyperspectral imaging and computer vision combined with machine learning algorithm. **International Journal of Refrigeration-Revue Internationale du Froid**, 74, 151e164, 2017.

XU, JUN-LI; RICCIOLI; CECILIA; SUN, DA-WEN. Development of an alternative technique for rapid and accurate determination of fish caloric density based on hyperspectral imaging. **Journal of Food Engineering**, 190, 185e194, 2016.

YALDIZ, O.; ERTEKIN, C.; UZUN, H. I. Mathematical modeling of thin- layer solardrying of sultana grapes. **Energy**, v. 26, p. 457-465, 2001.

YUWEI L., HONGBIN P., DA-WEN S., 2017. Hyperspectral imaging technique for evaluating food quality and safety during various processes: A review of recent applications, **Trends in Food Science & Technology**, v. 69, 25-35, 2017.

ZHANG, C.; LIU, F.; HE, Y. Identification of coffee bean varieties using hyperspectral imaging: influence of preprocessing methods and pixel-wise spectra analysis. **Scientific Reports** 8: 2166. 2018.

ZHENG, X.; LI, Y.; WEI, W.; PENG, Y. 2019. Detection of adulteration with duck meat in minced lamb meat by using visible near-infrared hyperspectral imaging. **Meat Science** 149: 55-62.

ZHU, F.; ZHANG, D.; HE, Y.; LIU, F.; SUN, D. W. Application of visible and near infrared hyperspectral imaging to differentiate between fresh and frozen–thawed fish fillets.

Food and Bioprocess Technology, 6(10), 2931–2937, 2013.

ZIEGLER, J.U.; LEITENBERGER, M.; LONGIN, C.F.H.; WÜRSCHUM, T.; CARLE, R.; SCHWEIGGERT, R.M. Near-infrared reflectance spectroscopy for the rapid discrimination of kernels and flours of different wheat species. **Journal of Food Composition and Analysis** 51: 30-36. 2016.