

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA CAMPUS II – AREIA-PB CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS CURSO DE BACHARELADO EM QUÍMICA

VANESSA FREIRE DE FRANÇA

APLICAÇÃO DE IMAGENS DIGITAIS E TÉCNICAS QUIMIOMÉTRICAS PARA DETECÇÃO DE ADULTERAÇÃO EM MEL

VANESSA FREIRE DE FRANÇA

APLICAÇÃO DE IMAGENS DIGITAIS E TÉCNICAS QUIMIOMÉTRICAS PARA DETECÇÃO DE ADULTERAÇÃO EM MEL

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Bacharelado em Química da Universidade Federal da Paraíba como requisito parcial à obtenção do título Bacharel em Química.

Orientadora: Profa. Dra. Maria Betania Hermenegildo dos Santos.

Catalogação na publicação Seção de Catalogação e Classificação

F814a França, Vanessa Freire de.

Aplicação de imagens digitais e técnicas quimiométricas para detecção de adulteração em mel / Vanessa Freire de França. - Areia, 2020.

37 f. : il.

Orientação: Maria Betania Hermenegildo dos Santos. Monografia (Graduação) - UFPB/CCA.

1. Fraude. 2. PCA. 3. SIMCA. I. Santos, Maria Betania Hermenegildo dos. II. Título.

UFPB/CCA-AREIA

VANESSA FREIRE DE FRANÇA

APLICAÇÃO DE IMAGENS DIGITAIS E TÉCNICAS QUIMIOMÉTRICAS PARA DETECÇÃO DE ADULTERAÇÃO EM MEL

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Bacharelado em Química da Universidade Federal da Paraíba como requisito parcial à obtenção do título Bacharel em Química.

Aprovada em: 09/05/2020

BANCA EXAMINADORA

Profa. Dra. Maria Betania Hermenegildo dos Santos (Orientadora)
Universidade Federal da Paraíba (UFPB)

Profa. Dra. Welma Thaise Silva Vilar
Profa. Dra. Welma Thaise Silva Vilar (Examinadora)
Faculdade Rebouças

Gabryella Freire Monteiro (Examinadora) Universidade Federal da Paraíba (UFPB)

A Deus, dono da minha maior Vitória!

Dedico

AGRADECIMENTOS

A Deus, por me conceder esse sonho, por ter sido minha fortaleza e meu guia em todas as decisões da minha vida e por ter me capacitado ao longo dessa trajetória, sem Ele no meu caminho nada teria dado certo.

Aos meus pais, Reginaldo de França e Valdeni Freire de França, por todo apoio, incentivo, compreensão, ajuda e por serem exemplo de responsabilidade e honestidade. Vocês sempre serão minha maior fonte de inspiração e a força para que eu continue a lutar pelos meus sonhos.

Aos meus irmãos, Pedro Leonardo e Thiago Rafael, por estarem ao meu lado em todos os momentos me incentivando e por acreditarem em mim.

Ao meu namorado Emanuel Barbosa por toda compreensão, apoio, amor e carinho.

A minha família, meus avós Pedro Carlos, Socorro e Josefa, meus tios, em especial Erinaldo Freire, Ronaldo Freire e Jailson Freire, que sempre me incentivaram, me ajudaram e estão bastante orgulhosos em me ver formada!

Aos meus amigos antigos Leiliane Dias, Rakel Dantas, Rayane Dias e Luiz Carlos Trajano que sempre me ajudaram desde o início a concretizar o meu sonho, vocês são muito especiais em minha vida. E aos novos que a universidade me deu Isadora Gouveia, Rachel Maia, Quézia Ribeiro, Vinícius Henrique, Gabryella Monteiro, Maysa, Jefferson, Quellya obrigada a cada um por todos os ensinamentos, gargalhadas, ajuda, apoio e, sobretudo, pela amizade.

A professora e orientadora Maria Betania Hermenegildo dos Santos pelos ensinamentos, orientação, carinho e apoio.

A professora Dayse das Neves Moreira por todos os momentos vividos no decorrer do curso e por todo o incentivo.

A Universidade Federal da Paraíba pela oportunidade de aperfeiçoamento profissional.

A todos que de forma direta ou indireta estiveram ao meu lado nesta etapa tão importante da minha vida.

Muito obrigada!

EPÍGRAFE

RESUMO

O mel é um alimento de origem natural composto por enzimas, aminoácidos, ácidos orgânicos, carotenoides, vitaminas, minerais, substâncias aromáticas e açúcares, seu componente majoritariamente. Devido à sua alta quantidade de compostos fenólicos, como flavonoides e ácidos fenólicos, que por sua vez atuam como agentes antioxidantes, o mel é muito apreciado. Porém, a falta do produto faz com que os casos de adulteração por meio da adição de açúcares comerciais, glicose comercial, melaço, solução ou xarope de sacarose invertida sejam cada vez mais comuns no mercado. Ante o exposto, o objetivo deste trabalho foi desenvolver uma metodologia de baixo custo com uso de imagens digitais e análise multivariada para identificar adulterações em méis. Nessa pesquisa foram utilizadas seis (06) amostras de mel puro e nove (09) de misturas desses méis: as adulterações foram realizadas com uma solução de acúcar mascavo nas seguintes concentrações 0,1 g/mL, 0,15 g/mL e 0,2g/mL. Com o intuito de analisar a pureza dos méis obtidos, foram realizados três testes de controle de adulterantes: Lund, Fiehe e Lugol, sendo as análises realizadas em triplicata. A aquisição das imagens digitais foi realizada com a webcam LifeCam Cinema HD. Para captura das imagens utilizou-se a interface ImagensGui acoplado ao programa computacional Matlab R2010a. As análises de reconhecimento de padrões não supervisionadas PCA e supervisionadas SIMCA foram realizadas no TheUnscrambler 9.7. De acordo com os resultados obtidos a partir das análises físico-químicas, compostas pelos três testes de controle de adulterantes dos méis: Lund, Fiehe e Lugol, pode-se perceber que as amostras de méis puros não foram adulteradas. A partir do estudo exploratório baseado na aplicação da análise de componentes principais (PCA), nos histogramas de cor obtidos dos sistemas RGB e HLS, percebeu-se que ocorreu discriminação das 15 amostras de méis puros (espécies Uruçu e Italina e das misturas da espécie Uruçu) e dos 45 méis adulterados. O modelo SIMCA apresentou erros dos tipos I e II, porém oresultado obtido por esse modelo pode ser melhorado com o aumento do número de amostras associadas.

Palavras-chave: Fraude. PCA. SIMCA.

ABSTRACT

Honey is a natural food composed of enzymes, amino acids, organic acids, carotenoids, vitamins, minerals, aromatic substances, and carbohydrates, its main component. Given its high amount of phenolic compounds, such as flavonoids and phenolic acids, which act as antioxidant agents, honey stands as a highly appreciated product. However, due to the product scarcity, cases of adulteration through the addition of commercial sugars, commercial glucose, molasses, inverted sucrose solution or syrup are increasingly common in the market. This study aimed to develop a low-cost methodology with the use of digital images and multivariate analysis to identify adulterations in honey. In this study six (6) honey samples and nine (9) mixture of these were used. The adulterations were made with a brown sugar solution in the following concentrations 0.1 g/ml, 0.15 g/ml and 0.2 g/ml. Aiming to analyse the purity of the honey samples, three control tests to check adulterations were performed:Lund, Fiehe, and Lugol with analysis performed in triplicates. Digital images were acquired with the LifeCam Cinema HD webcam. The ImagensGui interface coupled with the Matlab R2010a software was used to capture the images.PCA and SIMCA supervised pattern recognition analyzes were made on TheUnscrambler 9.7. According to results obtained from the physical-chemical analyzes, composed by the three testsLund, Fiehe, and Lugol of adulterant honey control, in the samples with pure honey, we could infer that these were not adulterated. From the exploratory study, based on the application of principal component analysis (PCA), in the histogram colors obtained from the RGB and HLS systems, we observed that there was discrimination among the 15 samples of pure honey (Urucu and Italian species and mixtures of the Uruçu species) and the 45 adulterated honeys. The SIMCA model presented I and II errors type, however the result obtained by this model can be improved with the increase of numbers of associated samples.

Keywords: Fraud. PCA. SIMCA.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Cores primárias e secundárias de luz
Figura 2 - Cubo de cores RGB.
Figura 3 - Sistema para aquisição das imagens
Figura 4 - Interface do ImagensGui acoplada ao programa computacional Matlab
R2010a
Figura 5 - Resultados obtidos a partir da reação de Lund nas amostras de mel puro
das espécies Uruçu (A, B, C e D) e Italiana (E e F)
Figura 6 - Resultados obtidos a partir da reação de Fiehe nas amostras de mel puro
das espécies Uruçu (A, B, C e D) e Italiana (E e F)
Figura 7 - Resultados obtidos a partir da reação de Lugol nas amostras de mel puro
das espécies Uruçu (A, B, C e D) e Italiana (E e F)
Figura 8 - Histograma sem as variáveis não informativas para todas as classes (Uruçu
Puro -UP, Italiana Puro - IP, Mistura Pura - MP; Uruçu Adulterado - UA, Italiana
Adulterado - IA, Misturas Adulterados - MA) nos canais RGB e HLS29
Figura 9 - Gráfico dos escores (PC1vsPC2) para todas as classes (Uruçu Puro -UP,
Italiana Puro - IP, Mistura Pura - MP; Uruçu Adulterado - UA, Italiana Adulterado -
IA, Misturas Adulterados - MA) nos canais R (red), G (green), B (blue), H (hue), L
(lightness) e S (saturation).
Figura 10 – Gráfico dos escores (PC1vsPC2) para as classes (UP, IP; UA, IA,) nos
canais RGB e HLS

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- CCA Centro de Ciências Agrárias
- CIE Comissão Internacional de Iluminação
- CMY- Amarelo Magenta Ciano
- DQF Departamento de Química e Física
- HCA Análise Hierárquica de Agrupamentos
- HLS Matiz Luminosidade Saturação
- HMF Hidroximetilfurfural
- HSI Matiz Saturação Intensidade
- HSV- Matiz Saturação Valor
- IA Mel adulterado da espécie Italiana
- IP Mel da espécie Italiana Puro
- LDA Análise Discriminante Linear
- LQA Laboratório de Química Analítica
- MA Misturas dos méis adulterados da espécie Uruçu
- MP Misturas dos méis puros da espécie Uruçu
- nm nanômetro
- PB Paraíba
- PC Componente Principal
- PCA Análise de Componentes Principais
- PLS-DA Análise Discriminante pelos Mínimos Quadrados Parciais
- RGB Vermelho Verde Azul
- SIMCA Modelagem de Componentes Principais
- UA Mel adulterado da espécie Uruçu
- UFPB Universidade Federal da Paraíba
- UP Mel da espécie Uruçu Puro
- YIQ Luminância Intermodulação Quadratura

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	11
2 OBJETIVOS	13
2.1 Objetivo geral	13
2.2 Objetivos específicos	13
3 REFERENCIAL TEÓRICO	14
3.1 Mel	14
3.2 Imagens digitais	15
3.2.1 Modelo de cor RGB	16
3.2.2 Modelo de cor HLS	18
3.3 Quimiometria	19
3.3.1 Técnicas de reconhecimento de padrões não supervisionadas	20
3.3.1.1 Análise de componentes principais (PCA)	20
3.3.2 Técnicas de reconhecimento de padrões supervisionadas	21
3.3.2.1 Modelagem Independente e Flexível por Analogia de Classe (SIMCA)	21
4 METODOLOGIA	22
4.1 Amostras	22
4.2 Análises físico-químicas	22
4.2.1 Reação de Lund	22
4.2.2 Reação de Fiehe	23
4.2.3 Reação de Lugol	23
4.3 Aquisição das imagens	23
4.4 Análise multivariada de dados	24
5 RESULTADOS E DISCUSSÃO	26
5.1 Análises físico-químicas	26
5.2 Análises Quimiométricas	28
5.2.1 Histogramas	28
5.2.2 Análise exploratória dos dados	
5.2.3 Reconhecimento de Padrão Supervisionado	30
6 CONCLUSÕES	32
REFERÊNCIAS	33

1 INTRODUÇÃO

O mel é uma substância de origem natural, viscosa, aromática e açucarada, produzido pelas abelhas a partir do néctar das flores. Brasil (2000, p. 1), define mel como:

O produto alimentício produzido pelas abelhas melíferas, a partir do néctar das flores ou das secreções procedentes de partes vivas das plantas ou de excreções de insetos sugadores de plantas que ficam sobre partes vivas de plantas, que as abelhas recolhem, transformam, combinam com substâncias específicas próprias, armazenam e deixam madurar nos favos da colmeia.

Segundo Suzin, (2018); Lacerda *et al.* (2010), o mel é composto por carboidratos, aminoácidos, enzimas e minerais com predominância de uma solução concentrada de açúcares de frutose e glicose. Essa composição varia conforme o clima, as condições geográficas das flores e espécies de abelhas envolvidas na sua produção. Diante disso, no Brasil, destaca-se a região do semiárido nordestino por apresentar uma biodiversidade única de abelhas e de flora nativa, produzindo mel com características singulares organolépticas e de composição (AL-FARSI *et al.*, 2018; SOUZA *et al.*, 2016a).

De acordo com Andreeva (2017), o mel de abelha é o terceiro produto alimentício mais adulterado, provavelmente por possui alto valor nutritivo, medicinal e comercial, com fornecimento limitado e elevado preço. As adulterações mais comuns são as adições de soluções de sacarose invertida, xaropes de glicose e milho, e principalmente de caldo de cana- de- açúcar concentrado. Essas adulterações têm como propósito fundamental o crescimento dos lucros com a venda do produto adulterado (PINTO; LIMA, 2010; CALIXTO, 2018; BULIGON *et al.*, 2015).

Ante o exposto, surge a necessidade de avaliar a qualidade do mel, por meio de novas metodologias, capazes de averiguar a sua autenticidade de maneira rápida, simples e de baixo custo, uma vez que atualmente a maioria dos métodos envolvem processos complexos com várias amostras, gasto excessivo de reagentes, trabalho manual, e, além disso, o processo destrói a amostra. Dentre essas técnicas encontra-se as baseadas em imagens digitais (MILANEZ, 2013).

As técnicas de imagens digitais têm se apresentado como uma ótima alternativa para as análises de controle de qualidade. A facilidade e velocidade com que as análises são feitas, além do fácil acesso e o baixo custo dos aparelhos de digitalização e câmeras digitais, têm auxiliado para o elevado número de pesquisas tecnológicas com o emprego destes equipamentos. Porém, esses instrumentos produzem enormes quantidades de informações para um grande número de

amostras, sendo necessário o uso de procedimentos matemáticos e estatísticos com a finalidade de se obter o máximo de informações úteis a partir dos dados obtidos (MARQUES FILHO; VIEIRA NETO, 1999; BERRUETA; ALONSO-SALCES; HÉBERGER, 2007).

Com a finalidade de resolver problemas de interesse na química, relacionados com a grande quantidade de dados cuja origem seja principalmente da computação, estatística e matemática, surge a Quimiometria. Com a utilização desta técnica, a aquisição de dados que antes era limitada, tornou-se ágil e demandando pequeno esforço por parte dos analistas. De uma maneira geral, as principais áreas abordadas na Quimiometria envolvem planejamento e otimização de experimentos, calibração multivariada e técnicas de reconhecimento de padrões (BEEBE; PELL; SEASHOLTZ, 1998; FERREIRA *et al.*, 1999; SIMÕES, 2008; NUNES, 2008).

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivo geral

Desenvolver uma metodologia analítica simples, rápida, não destrutiva, não invasiva e de baixo custo, baseada no uso de imagens digitais aliadas a um método de reconhecimento de padrão para identificar adulteração em méis.

2.2 Objetivos específicos

- Adquirir amostras de mel das espécies de abelha italiana (A. melliferaligustica) e uruçu (M. scutellaris) diretamente dos apicultores do município de Areia PB;
- Analisar a pureza dos méis obtidos por meio de três testes de controle de adulterantes:
 Lund, Fiehe e Lugol;
- Adaptar um sistema de aquisição de imagens digitais para a identificação da adulteração do mel;
- Obter e avaliar os histogramas de cor para os sistemas RGB e HLS em todas as amostras para discriminação do mel quanto a adulteração;
- Avaliar as diferenças e semelhanças das amostras a partir de análises de reconhecimento de padrões não supervisionadas PCA e supervisionadas SIMCA, a partir de histogramas de cor dos sistemas RGB e HLS.

3 REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 Mel

O mel é um alimento inteiramente natural, constituído principalmente por carboidratos, pelos monossacarídeos frutose e glicose (acima de 65%), assim como pelo dissacarídeo sacarose (até 6%). São também encontrados água (17 a 20%), aminoácidos (0,05%), minerais (0,02 a 0,45%), ácidos orgânicos, vitaminas, compostos aromáticos e substâncias bactericidas, sendo bastante apreciado devido à sua elevada quantidade de compostos fenólicos, como ácidos fenólicos e flavonoides que funcionam como agentes antioxidantes (ROLIM *et al.*, 2018; SILVA *et al.*, 2016). Estudos têm evidenciado que o mel possui propriedades antioxidantes, antimicrobianas, terapêuticas e probióticas, além de propriedades medicinais atribuídas a utilização do pólen, da própole, da cera e da geleia real (GONÇALVES; ALVES FILHO; MENEZES, 2005).

No Brasil, a produção dessa substância natural retrata uma das atividades que proporciona grandes benefícios para a agricultura na região Nordeste, possibilitando desenvolvimento econômico e social, a apicultura. Essa atividade representa a exploração racional e econômica da abelha do gênero Apis e espécie Mellifera, sendo responsável pela grande parte da produção de mel no país. É também uma atividade de baixo impacto ambiental que propicia o uso incessante dos recursos naturais (COSTA *et al.*, 2017; DUARTE, 2017).

O aumento da degradação ambiental no decorrer dos anos levou a uma diminuição da população nativa de abelhas e, por conseguinte, a uma queda na produção de mel. A escassez do produto faz com que os casos de adulteração sejam cada vez mais perceptíveis no mercado. (ZÁBRODSKÁ; VORLOVÁ, 2015; VICINIESCKI *et al.*, 2018; MARINHO *et al.*, 2018).

Baseado no apresentado, torna-se necessária a verificação da qualidade do mel produzido, a qual pode ser realizada por meio de análises físico-químicas. Os resultados dessas análises são comparados com padrões determinados pelo respectivo país ou com os citados por órgãos oficiais internacionais, evitando que o consumidor obtenha um produto adulterado (MENDES, 2009).

As análises físico-químicas indicadas pela legislação brasileira (BRASIL, 2000) para o controle de qualidade do mel puro são: quanto à maturidade (açúcares redutores, umidade, sacarose aparente), pureza (sólidos insolúveis em água, minerais ou cinzas, pólen), e deterioração (acidez livre, atividade diastásica e hidroximetilfurfural - HMF) (ARAÚJO; SILVA; SOUZA, 2006; MENDES, 2009).

As adulterações no mel são determinadas por meio de três testes: Lund, Lugol e Fiehe. A Reação de Lund indica a presença de substâncias albuminóides, componentes normais no mel e que são precipitados pelo ácido tânico adicionado na amostra. Na presença de mel natural esse precipitado forma um depósito de 0,6 a 3,0mL no fundo da proveta. No entanto, a reação não ocorre em mel artificial e, no caso de mel adulterado, o volume do precipitado aparecerá em menor quantidade (MENDES, 2009).

Adulterações no mel provocadas por xaropes e glicose comercial ou ainda superaquecimento pode ser realizadas a partir da presença de HMF pela reação de Fiehe. O vermelho persistente indica positividade ou presença elevada de HMF (possivelmente mais de 200 mg/Kg) (MENDES, 2009).

A reação de Lugol constata que ao utilizar o iodo e iodeto de potássio (lugol), o mel adulterado apresenta reação colorida característica em função da presença de amido e dextrina, o que não ocorre no mel puro (MENDES, 2009).

A maior parte dos métodos para o reconhecimento da adulteração dos méis envolve processos complexos com diversas amostras, reagentes, trabalho manual, além de destruir a amostra. Surge, assim, a necessidade de utilização de técnicas não destrutivas, que possuam um baixo custo, como a que utiliza imagens digitais associadas aos métodos de reconhecimento de padrões.

3.2 Imagens digitais

Antes de falar sobre imagens digitais, é importante definir o que é uma imagem. Segundo Daniel (2009), uma imagem é a representação visual (desenhos simples, pinturas ou fotografias) de um objeto tridimensional sobre uma superfície plana, ou seja, uma representação bidimensional. Já a imagem digital, Gonzalez; Woods (2014) definem como sendo uma matriz bidimensional, na qual cada ponto da imagem é um valor discreto e as variáveis x e y são as coordenadas espaciais que identificam qualquer localização na imagem. O valor da função f é representado como uma cor ou um brilho no ponto (x,y).

De acordo com Silva Júnior (2019), a matriz bidimensional da imagem digital é constituída por um número específico de linhas e de colunas e representa uma matriz de números. Sendo assim, cada célula da matriz tem um endereço específico que descreve a sua localização na imagem. Esse endereço pode ser definido usando um sistema de coordenadas cartesianasque é formado por duas linhas perpendiculares que se intersectam na origem.

As imagens analógicas capturadas por dispositivos eletrônicos, monocromáticas ou coloridas, não podem ser processadas por computadores, a não ser em termos de matrizes de números digitais. O sistema de conversão das imagens analógicas em imagens digitais reside na formação de uma matriz M por N pontos, na qual cada ponto é designado pixel ou elemento de imagem (QUEIROZ; GOMES 2001; MARQUES FILHO; VIEIRA NETO, 1999).

A resolução da imagem digital será definida pelo tamanho da matriz, quanto maior for esse melhor será a resolução. O aumento do tamanho da matriz irá diminuir o tamanho de cada pixel. O menor objeto representado na imagem digital ocupa o espaço de 1 pixel e, por conseguinte, a capacidade de resolver esses pequenos objetos depende do tamanho da matriz da imagem digital (DANIEL, 2009).

Cada pixel em uma imagem digitalizada apresenta apenas um único valor numérico proporcional ao sinal naquele ponto (SOLOMON; BRECKON, 2011). A conversão do grupo numérico gerado pelos pixels a uma imagem é feita através de um mapa de cores, no qual é designado um tom específico de cor para cada ponto numérico da imagem (SOLOMON; BRECKON, 2011; MARQUES FILHO; VIEIRA NETO, 1999).

Baseado no apresentado, para resolver problemas analíticos utilizando imagens digitais é preciso que o valor de intensidade do pixel seja relacionado com algum modelo de cor, sendo esse modelo uma especificação de um sistema de coordenadas tridimensionais e um subespaço dentro desse sistema no qual cada cor é representada por um único ponto (GONZALES; WOODS, 2014).

Segundo Leite (2016), a maioria dos modelos de cor estão voltados para hardware sendo os mais usados o RGB (para monitores coloridos, câmeras de vídeos a cores), o CMY (para impressoras coloridas) e o YIQ (para transmissão de TV colorida). Na manipulação de imagens coloridas os modelos mais utilizados são o HSI (Matiz, Saturação e Intensidade) e o HSV (Matiz, Saturação e Valor). Para o processamento de imagens são o RGB, o YIQ e o HSI (GONZALES; WOODS, 2014).

3.2.1 Modelo de cor RGB

O modelo de cor RGB tem como princípio a percepção de cores realizada pelo olho humano. A técnica de interpretação da cor utilizada pelos dispositivos é embasada na resposta do olho humano aos estímulos das luzes vermelha, verde e azul, sendo que cada uma dessa éconsiderada como um componente espectral primário (LEITE, 2016).

A Comissão Internacional de Iluminação (CIE) determinou valores específicos de comprimento de onda para as três cores primárias: azul = 435,8 nm, verde = 546,1 nm e vermelho = 700 nm (CIE, 1978). As cores secundárias resultam da combinação de duas dessas cores, em intensidades iguais: ciano (azul + verde), magenta (azul + vermelho) ou amarelo (verde + vermelho), conforme ilustra a Figura 1.

C G Y M R

Figura 1 - Cores primárias e secundárias de luz.

Fonte: Adaptado de https://www.amopintar.com/modelos-de-cor/

Ao analisar a Figura 1 percebe-se que a cor branca é o resultado da combinação, em igual proporção, de todas as cores primárias e a preta indica que não há contribuição dessas cores.

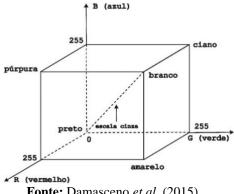
Para Gonzales e Woods (2014), no método RGB estão incluídos fenômenos de absorção e reflexão da luz, visto que as cores observadas pelos olhos humanos num objeto estão associadas à natureza da luz refletida por ele.

Os objetos podem absorver ou refletir as radiações com comprimentos de onda visíveis. Na absorção global tem-se uma escassez de cor e o preto é constatado e na reflexão global é assimilada uma cor branca pelo observador. Relativamente, quando os objetos são absorvidos ou refletidos refere-se a um objeto colorido (SILVA JÚNIOR, 2019).

É possível converter matematicamente as características de uma imagem RGB em escala de cinza, sendo essa uma soma ponderada das cores primárias (vermelho, azul e verde) (SOLOMON; BRECKON, 2011).

O sistema de cores RGB pode ser representado por vetores nas dimensões de um cubo unitário (Figura 2), que é um sistema de coordenadas cartesianas em que os valores de R, G e B assumem valores que vão de 0 a 255 (em resolução de 8 bits) níveis de tonalidades.

Figura 2 - Cubo de cores RGB.



Fonte: Damasceno et al. (2015).

O cubo de cores RGB, apresentado na Figura 2, é explicado por Leite (2016), como:

Cada eixo representa a contribuição de uma cor primária com intensidades variando na faixa 0 -255 (8bits) para formação das demais cores, ou seja, são 256 níveis de intensidade resultando em 16,7 milhões de cores. Para cada par de eixos é gerado um plano em que são representadas as cores secundárias (contribuição equitativa de duas cores primárias) no vértice de cada plano. Na interseção dos três planos está a cor preta, que indica a ausência de cores, ao contrário da cor branca que é uma mistura equitativa das três cores primárias com a máxima intensidade. Na diagonal principal deste grupo está representado a escala de cinza.

3.2.2 Modelo de cor HLS

O modelo H (matiz), L (luminescência) e S (saturação) está associado ao comprimento de onda dominante da cor, ao seu grau de pureza relativa (adição de branco) e ao brilho ou luminescência (SILVA JÚNIOR, 2019).

Os componentes importantes do espaço são o eixo de intensidade, o comprimento do vetor até um ponto de cor e o ângulo desse vetor. Neste modelo, a matiz (H) define a cor predominante em uma região escalada de 0 a 360°; a saturação (S) determinará o quanto a cor é pura, em valores que variam de 0 a 100%. Quanto maior o valor de Smais pura é a cor, isto é, quanto mais branco houver em uma cor, menos saturada é ela. As cores espectrais puras são completamente saturadas. O Ldetermina a luminescência, que varia de 0 a 100% (BATISTA, 2007).

Ante o exposto, se pode afirmar que a imagem digital é uma ferramenta analítica com grande capacidade para emprego em análises qualitativas e quantitativas e lida com o processo de captura, acondicionamento e processamento da imagem utilizando algoritmos modernos de computação, que extraem informações e notáveis propriedades das imagens adquiridas (JAHNE, 2005).

Dessa maneira, em uma imagem, uma grande parte de informação pode estar inclusa na cor, podendo então ser utilizada para facilitar a análise, como por exemplo, reconhecimento de

objetos baseado na cor (GONZALES; WOODS, 1992). O método facilita a aquisição de dados, não é invasivo e, em variadas situações, diminui os custos (GILL; KUMAR; AGARWAL, 2011).

A utilização de técnicas baseadas em imagens digitais é mais acessível a laboratórios de uso cotidiano e abrangem equipamentos mais usuais. A formação dessas imagens ocorre por meio de um dispositivo eletrônico, no qual acontece a conversão de uma cena real em uma imagem analógica (VILAR, 2014).

A imagem digital requer dois pontos imprescindíveis: aquisição e digitalização. A aquisição da imagem ocorre através de dispositivos eletrônicos, como webcam, câmeras fotográficas, entre outros que captam uma cena real tridimensional e a convertem em imagem analógica (MARQUES FILHO; VIEIRA NETO, 1999). Essa conversão produz enormes quantidades de informações para muitas amostras, sendo necessário o uso de procedimentos matemáticos e estatísticos, com a finalidade de se obter o máximo de informações úteis a partir dos dados coletados, sendo necessário o emprego da quimiometria.

3.3 Quimiometria

A quimiometria se dispõe a solucionar problemas de origem e interesse da química, apesar dos instrumentos de trabalho se originarem especialmente da computação, matemática e estatística (BEEBE; PELL; SEASHOLTZ, 1998; FERREIRA *et al.*, 1999). Essa envolve variadas técnicas matemáticas e estatísticas que propiciam a resolução de problemas de planejamento e otimização experimental e a aquisição do máximo de informação de dados resultante de análises químicas (OTTO, 1999).

O uso de técnicas quimiométricas voltadas a análise de dados de natureza multivariada foi impulsionado pelo desenvolvimento de ferramentas analíticas contemporâneas com a capacidade de analisar mais de um parâmetro por amostra e, dessa forma, fornece quantidades aceitáveis de informação, em mínimos intervalos de tempo (CHAU *et al.*, 2004). Dessa maneira, integra-se a disposição de computadores e programas computacionais que permitem a obtenção, manipulação e interpretação dos dados (OTTO, 1999; VICINI, 2005).

A quimiometria é inserida em áreas distintas da química, sendo mais empregada na área da química analítica. Diversos setores, dos acadêmicos aos industriais, têm sido beneficiados com o seu uso. As ferramentas quimiométricas para o tratamento de dados são desenvolvidas conforme o interesse de estudo, seja para a análise quantitativa ou qualitativa (CHAU *et al.*, 2004).

A exploração de técnicas quimiométricas multivariadas elevou-se em relação a alta quantidade de dados fornecida pela distribuição de microcomputadores em laboratórios químicos e por técnicas instrumentais. As técnicas de análise multivariada podem se encaixar em duas principais categorias: análise exploratória ou reconhecimento de padrões e calibração multivariada (BEEBE; PELL; SEASHOLTZ, 1998; MASSART *et al.*, 1988; PARREIRA, 2003).

De maneira geral, as principais áreas retratadas na quimiometria envolvem planejamento e otimização de experimentos, calibração multivariada e técnicas de reconhecimento de padrões. Eles podem ser divididos em não-supervisionados e supervisionados (BEEBE; PELL; SEASHOLTZ, 1998).

3.3.1 Técnicas de reconhecimento de padrões não supervisionadas

As técnicas de reconhecimento de padrões não supervisionadas são utilizadas com a finalidade de encontrar diferenças e semelhanças em conjuntos de amostras com diversas características. Para esse fim, aplicam-se apenas as informações oriundas de alguma técnica analítica (BEEBE; PELL; SEASHOLTZ, 1998). Umas das técnicas de reconhecimento de padrões não supervisionados que vêm se destacando no contexto da Química Analítica é a Análise de Componentes Principais (PCA) e a Análise de Agrupamentos Hierárquicos (HCA).

Nas técnicas de reconhecimento de padrões não supervisionado, avalia-se a presença de agrupamentos naturais existentes entre os grupos de amostras (BEEBE; PELL; SEASHOLTZ, 1998).

3.3.1.1 Análise de componentes principais (PCA)

A PCA é uma técnica quimiométrica multivariada utilizada para observar agrupamentos naturais entre as amostras que tem como intuito diminuir a dimensionalidade do espaço dos dados originais, facilitando a visualização de informações consideráveis associadas ao conjunto dos dados (BEEBE; PELL; SEASHOLTZ, 1998).

Para este propósito, uma manipulação matemática é realizada na matriz dos dados de forma que uma grande quantidade de variáveis seja reduzida, porém uma maior quantidade de informação seja alcançada com a finalidade de representar as variações presentes em um número menor de fatores (CORREIA; FERREIRA, 2007).

3.3.2 Técnicas de reconhecimento de padrões supervisionadas

Diferentemente das técnicas de reconhecimento de padrões não supervisionadas, as supervisionadas utilizam informações prévias das amostras (MASSART *et al.*, 1997; LAVINE, 2000).

Nas técnicas de reconhecimento de padrões supervisionadas, uma informação adicional sobre os membros da classe é requerida. Modelos são, então, construídos, com o objetivo de prever amostras desconhecidas. Os métodos como o SIMCA (Modelagem Independente e Flexível por Analogia de Classes), PLS-DA (Análise Discriminante pelos Mínimos Quadrados Parciais) e LDA (Análise Discriminante Linear) com prévia seleção de variáveis têm sido aplicados com frequência em diferentes técnicas e matrizes (BALLABIO; CONSONNI, 2013; OTTO, 1999).

3.3.2.1Modelagem Independente e Flexível por Analogia de Classe (SIMCA)

A Modelagem Independente e Flexível por Analogia de Classe (SIMCA) é a mais utilizada das técnicas de modelagem de classe. Em SIMCA, cada categoria é modelada de forma independente utilizando PCA e pode ser descrita por um número diferente de componentes principais (PCs) (LAVINE, 2000).

SIMCA determina a distância de classe e os poderes de modelagem e de discriminação. A distância de classe pode ser calculada como a distância geométrica a partir dos modelos de componentes principais. Ela possibilita a construção de um modelo para cada classe de amostras do conjunto de treinamento. Para isso, aplica-se uma PCA para modelar a forma e a posição do objeto ou estrutura formada pelas amostras no espaço multidimensional para definição de uma classe (BEEBE; PELL; SEASHOLTZ, 1998; MASSART; VANDEGINSTE; DEMING, 1988; PARREIRA, 2003).

4 METODOLOGIA

4.1 Amostras

Nessa pesquisa foram analisadas seis (06) amostras de mel purode diferentes floradas, sendo duas (02) da espécie italiana - *A. melliferaligustica*e quatro (04) da espécie uruçu - *M. scutellaris*. Essas amostras foram adquiridas diretamente dos apicultores do município de Areia – PB, entre os meses de outubro de 2019 a abril de 2020 e definidas de acordo com a seguinte termologiaméis puros da espécie Italiana (IP) e méis puros da espécie Uruçu (UP).

Após a aquisição, todas as amostras foram armazenadas e conservadas à temperatura ambiente (20 - 30°C) em local protegido do sol, no Laboratório de Química Analítica (LQA) do Departamento de Química e Física (DQF) do Centro de Ciências Agrárias (CCA), Campus II da Universidade Federal da Paraíba (UFPB).

Com o intuito de obter uma maior quantidade de amostras, realizamos cinco (05) misturas binárias e quatro (04) ternárias dos méis puros da espécie Uruçu, resultando em mais nove (09) amostras, as quais foram identificadas como misturas dos méis puros da espécie Uruçu (MP).

A adulteração das amostras de mel foi realizada com uma solução de açúcar mascavo, nas seguintes concentrações: 0,1g/mL, 0,15g/mL e 0,2 g/mL; resultando em: 12 méis adulterados da espécie Uruçu (UA), 06 méis adulterados da espécie Italiana (IA) e 27 misturas dos méis adulterados da espécie Uruçu (MA).

4.2 Análises físico-químicas

Com o objetivo de analisar a pureza dos méis obtidos, foram realizados três testes de controle de adulterantes: Lund, Fiehe e Lugol, sendo as análises realizadas em triplicata. A determinação dos parâmetros foi realizada segundo o método descrito nas Normas Analíticas do Instituto Adolfo Lutz (2008) e os procedimentos analíticos utilizados estão descritos nos tópicos a seguir:

4.2.1 Reação de Lund

O teste de Lund foi realizado utilizando-se 2 g da amostra de cada mel diluída em 20 mL de água, transferiu-se para proveta de 100 mL. Foi adicionado 5 mL de solução de ácido tânico 0,5% e água até completar o volume de 40 mL. As amostras foram deixadas em repouso por 24 horas.

O resultado positivo é caracterizado pela formação de precipitado (no intervalo de 0,6 a 3,0 mL).

4.2.2 Reação de Fiehe

Para a reação de Fiehe foi pesada 5 g da amostra de cada mel, seguidamente foi acrescentado 5 mL de éter etílico e agitou vigorosamente. A camada etérea foi transferida para um tubo de ensaio e adicionou-se 0,5 mLde solução clorídrica de resorcina, deixando em repouso por 10 minutos.

O resultado positivo éconfirmado pelo surgimento de uma coloração vermelho intensa.

4.2.3 Reação de Lugol

Para a determinação com Lugol, 10 g da amostra de cada mel foi diluída com 20 mL de água destilada e transferida para tubos de ensaio. A amostra foi aquecida em banho-maria por uma hora, e em seguida resfriada à temperatura ambiente. Após resfriada, foi adicionado 0,5 mL da solução de Lugol.

O resultado positivo é evidenciado com o aparecimento de uma coloração azul intensa.

4.3 Aquisição das imagens

A aquisição das imagens foi realizada no Laboratório de Biologia e Tecnologia PósColheita (LBTPC) do DQF/CCA/UFPB. O sistema empregado para aquisição das imagens é relativamente simples e exige um número reduzido de componentes: uma placa de Petri, uma webcam, duas lâmpadas LED e um notebook.

A iluminação do recipiente foi realizada por meio de duas lâmpadas LED em formato horizontal. As lâmpadas foram posicionadas acima do recipiente como propósito de uniformizar a iluminação. Uma folha de papel ofício branca também foi utilizada para ajudar a dispersar a luz no interior do compartimento.

A aquisição das imagens foi realizada por meio de uma webcam LifeCam Cinema HD (previamente conectada ao computador). Para padronizar as imagens, 20 mL de amostra foram adicionados e analisados por placa de Petri (confeccionadas em poliestireno lisa estéril), em triplicata, sendo adquirida cinco imagens de cada repetição. Na Figura 3 é mostrado o processo de aquisição das imagens.

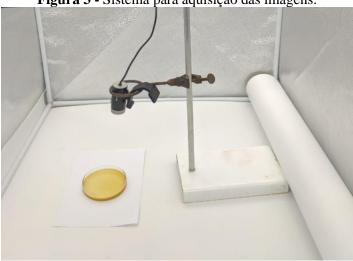


Figura 3 - Sistema para aquisição das imagens.

Fonte: Elaboração própria, 2020.

4.4 Análise multivariada de dados

Com a finalidade de captura dos dados quimiométricos, após a aquisição das imagens estas foram exportadas por meio da interface ImagensGui acoplada ao programa computacional Matlab R2010a para gerar os histogramas, em seguida esses foram importados para o The Unscrambler 9.7 para análise e reconhecimento de padrões.

Como técnica de reconhecimento de padrões não supervisionadas optamos nesse trabalho por utilizar a Análise de Componentes Principais (Principal ComponentAnalysis – PCA) e quanto à técnica de análise supervisionada, foi utilizada a Modelagem Independente e Flexível por Analogia de Classes (Soft IndependentModellingofClassAnalogs – SIMCA).

O esquema que ilustra a interface do ImagensGui acoplada ao programa computacional Matlab R2010a pode ser visualizado na Figura 4. Inicialmente, escolhemos a região mais homogênea da imagem para que as coordenadas da região selecionada fossem armazenadas e usadas posteriormente. Todos os pixels, coluna por coluna, são verificados para a decomposição de imagem nos modelos RGB e HLS. Os dados gerados foram salvos e armazenados no Matlab R2010a.

The Late Delay Frank

Delay & Bull 9 C

Bonday & How to Add 25

Contract Foliar

W 1 Alar Piges

M 200

Bonday S How to Add 25

Contract Foliar

M 200

Bonday S How to Add 25

Contract Foliar

M 200

Bonday S How to Add 25

Contract Foliar

M 200

Contract Foliar

Contract Foliar

M 200

Contract Foliar

Contract Fol

Figura 4 - Interface do ImagensGui acoplada ao programa computacional Matlab R2010a.

Fonte: Elaboração própria, 2020.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Inicialmente, foram realizados três testes de controle de adulterantes dos méis: Lund, Fiehe e Lugol. Em seguida, realizou-se um estudo exploratório com base na aplicação da Análise de Componentes Principais (PCA), a partir dos histogramas de cor obtidos dos sistemas RGB e HLS.

5.1 Análises físico-químicas

Na Tabela 1 estão dispostos os resultados obtidos a partir das análises físico-químicas realizadas nas amostras de mel puro.

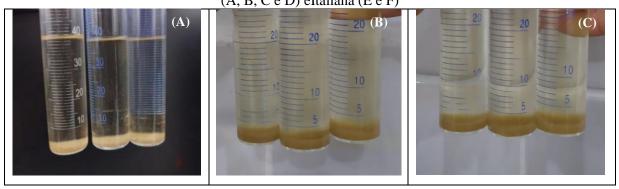
Tabela 1 -Resultados obtidos a partir das análises físico-químicas realizadas nas amostras de mel.

Parâmetros	Legislação	I1	12	U1	U2	U3	U4
Lund	Positivo (P)	P	P	P	P	P	P
Fiehe	Negativo (N)	N	N	N	N	N	N
Lugol	Negativo (N)	N	N	N	N	N	N

Fonte: Elaboração própria, 2020.

Ao analisar a Tabela 1 percebe-se que todas as amostras de méis deram positivo para o parâmetro Lund, assim como é indicado na legislação. A reação de Lund indica a presença de albuminóides, substâncias naturalmente presentes no mel. Para esta reação as seis (06) amostras assemelham-se, apresentando a formação de um precipitado proteico variando de 0,6 a 3,0 mL, indicando a presença de mel puro (Figura 5). Resultados inferiores a 0,6 mL indicam a adulteração por diluição ou perdas durante o processamento do produto (RICHTER *et al.*, 2011).

Figura 5 - Resultados obtidos a partirdareação de Lund nas amostras de mel puro das espécies Uruçu (A, B, C e D) eItaliana (E e F)

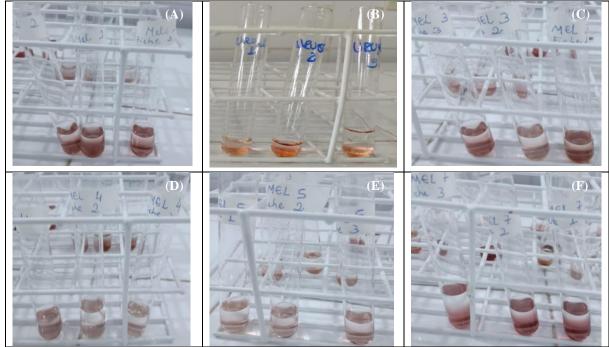




Fonte: Elaboração própria, 2020.

Para a reação de Fiehe, os resultados apresentados na Tabela 1 encontram-se dentro da legislação, já que todos foram negativos, e as amostras não apresentaram alteração na cor, conforme Figura 6. Em amostras adulteradas, a detecção qualitativa de HMF (Hidroximetilfurfural) baseia-se nesta reação. A adição de glicose comercial ou o superaquecimento do mel reagem apresentando uma coloração avermelhada. Este composto que se forma acontece devido à presença da resorcina em meio ácido e é indicada com uma amostra positiva (RIBEIRO; STARIKOFF, 2019).

Figura 6 -Resultados obtidos a partir da reação de Fiehenas amostras de mel puro das espécies Uruçu (A, B, C e D) e Italiana (E e F)

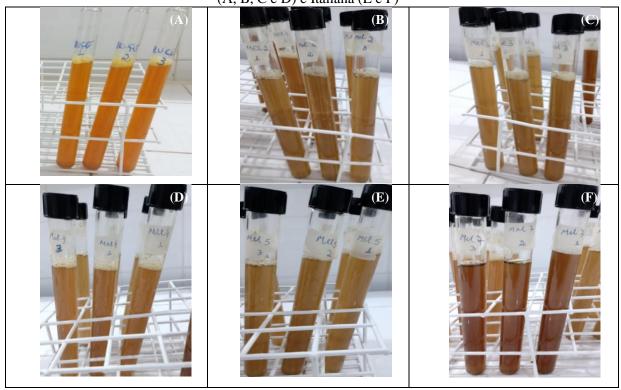


Fonte: Elaboração própria, 2020.

A reação de Lugol baseia-se na reação do iodo e iodeto na presença de amido e dextrinas no mel (RIBEIRO; STARIKOFF, 2019). Quando ocorre a adição de amido no mel acontece uma mudança na coloração para azul intenso (SOUZA, 2016b). As amostras não apresentaram

alteração na cor (Figura 7).Portanto, foram negativas para a reação de Lugol, conforme Tabela 1.

Figura 7 - Resultados obtidos a partir da reação de Lugolnas amostras de mel puro das espécies Uruçu (A, B, C e D) e Italiana (E e F)



Fonte: Elaboração própria, 2020.

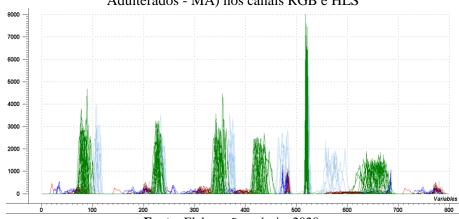
5.2 Análises Quimiométricas

5.2.1 Histogramas

A Figura 8 apresenta o histograma obtido pelos modelos RGB (red, green, blue) e HLS (hue, lightness, saturation), após a remoção das variáveis das amostras com frequência iguais a zero, por classe, das 60 amostras de méis puros e adulterados analisados.

De acordo com Diniz (2013), Milanez (2013) e Gonçalves (2015), faz-se necessário a remoção das variáveis das amostras com frequências iguais a zero nos histogramas para o estudo classificatório, pois essas variáveis são não informativas.

Figura 8 - Histograma sem as variáveis não informativas para todas as classes (Uruçu Puro -UP, Italiana Puro - IP, Mistura Pura - MP; Uruçu Adulterado - UA, Italiana Adulterado - IA, Misturas Adulterados - MA) nos canais RGB e HLS



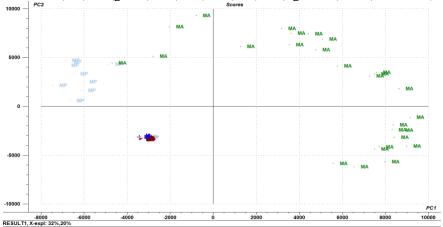
Fonte: Elaboração própria, 2020.

De acordo com o histograma exposto na Figura 8, percebe-se que por meio de inspeção visual existe indícios de agrupamentos entre as amostras de méis puros e adulterados para praticamente todos os componentes de cor, principalmente entre a Mistura Pura – MP e a Misturas Adulterados – MA, porém não é possível a identificação dessas amostras. Surge assim necessidade do uso de ferramentas quimiométricas para uma melhor distinção entre tais classes.

5.2.2 Análise exploratória dos dados

Na Figura 9 observa-se o gráfico dos escores como resultado da aplicação da PCA (PC1vsPC2) para todas as classes (UP, IP, MP; UA, IA, MA) nos canais RGB e HLS.

Figura 9 - Gráfico dos escores (PC1vsPC2) para todas as classes (Uruçu Puro -UP, Italiana Puro - IP, Mistura Pura - MP; Uruçu Adulterado - UA, Italiana Adulterado - IA, Misturas Adulterados - MA) nos canais R (red), G (green), B (blue), H (hue), L (lightness) e S (saturation).



Fonte: Elaboração própria, 2020.

De acordo com o gráfico de escores (Figura 9) há uma tendência de separação entre as classes de MP e MA. Contudo, ocorreu sobreposição entre as demais classes. Em virtude disso, resolvemos aplicar uma PCA apenas para essas.

Figura 10 – Gráfico dos escores (PC1vsPC2) para as classes (UP, IP; UA, IA,) nos canais RGB e

Fonte: Elaboração própria, 2020.

Ao analisarmos a Figura 10 nota-se uma tendência de agrupamentos dentro de uma mesma classe, e entre uma classe e outra é notado uma distância. Percebe-se ainda que as amostras de méis puros (UP e IP) encontram-se no escores positivo da PC2 e as amostras de méis adulterados (UA e IA) no escores negativo dessa PC.

5.2.3 Reconhecimento de Padrão Supervisionado

Para o reconhecimento de padrão supervisionado, inicialmente foram construídos modelos PCA para duas classes, sendo utilizado 8 amostras de mel puro e vinte e três de mel adulterado, separadamente, e validados empregando-se um conjunto externo de amostras composto por 7 amostras de mel puro e vinte e dois de mel adulterado.

Na Tabela 2 são ilustrados os erros de classificação do conjunto de validação com o objetivo de avaliar o desempenho dos modelos construídos. Os valores localizados nas células com tonalidade cinza correspondem ao erro do Tipo I.

Tabela 2 - Número de erros de classificação obtidos pelos modelos SIMCA utilizando-se o conjunto de amostras de validação das amostras de mel puro e adulterados no nível de significância do Teste – F(5%). O número de PCs utilizado foi 4.

	MODELO				
Classes	SIMCA				
	Mel Puro	Mel Adulterado			
Mel Puro	2	2			
Mel Adulterado	8	5			

Fonte: Elaboração própria, 2020.

Ao observarmos a Tabela 2nota-se que 50% das amostras de mel puro foram classificadas de maneira errada, ocorrendo dois erros do Tipo I e dois do Tipo II, no caso dos méis adulterados os erros foram de quase 60%, cinco erros do Tipo I e oito do Tipo II. Porém essa quantidade de erros pode diminuir se for aumentado número de amostras analisadas.

6 CONCLUSÕES

De acordo com os resultados obtidos a partir das análises físico-químicas, compostas pelos três testes de controle de adulterantes dos méis: Lund, Fiehe e Lugol, nas amostras de méis puros, podemos afirmar que esses não foram adulterados.

A partir do estudo exploratório baseado na aplicação da análise de componentes principais (PCA), nos histogramas de cor obtidos dos sistemas RGB e HLS, percebe-se que ocorreu discriminação das 15 amostras de méis puros (espécies Uruçu e Italina e das misturas da espécie Uruçu) e dos 45 méis adulterados.

O modelo SIMCA apresentou erros dos tipos I e II, porém o resultado obtido por esse modelo pode ser melhorado com o aumento do número de amostras associadas.

Como propostas futuras: (I) explorar outras técnicas quimiométricas, tais como SPA-LDA e PLS-DA, para a classificação de méis puros e adulterados e (II) utilizar uma maior quantidade de méis puros para que não seja necessário a mistura de tais méis.

REFERÊNCIAS

AL-FARSI, M. *et al.* Color, flavonoids, phenolics and antioxidants of Omani honey. **Heliyon**, Muscat, Omã. v. 4, 2018.Disponívelem:

https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6236019/. Acesso em: 20 fev. 2020.

ANDREEVA, I. **Global Honey Market Reached 6,653M USD in 2017**. Disponível em: https://www.indexbox.io/blog/global-honey-market-reached-6,7-million-usd-in-2015/. Acesso em: 20 dez. 2020

ARAÚJO D. R.; SILVA R. H. D., SOUSA J S. Avaliação da qualidade físico-química do mel comercializado na cidade de Crato, CE. **Revista de Biologia e Ciências da Terra**, Sergipe, v. 6, n. 1, 1º Semestre 2006. Disponível em:

http://joaootavio.com.br/bioterra/workspace/uploads/artigos/mel-5181ce886219d.pdf. Acesso em: 12 mar. 2020.

BALLABIO, D.; CONSONNI,V. Classification tools in chemistry. Part 1: linearmodels PLS-DA. **Analitycal Methods**, v.5, n. 3, p. 3790-3798, 2013.Disponívelem: https://pubs.rsc.org/en/content/articlelanding/2013/ay/c3ay40582f#!divAbstract. Acesso em:

https://pubs.rsc.org/en/content/articlelanding/2013/ay/c3ay40582f#!divAbstract. Acesso em: 14 abr. 2020.

BATISTA, L. V. **Introdução ao Processamento Digital de Imagens**, 2007. Disponível em: https://pt.slideshare.net/raphaelmarques/slides-pdi-2007-leonardo. Acesso em: 20 fev. 2020.

BEEBE, K. R. PELL, R. J.; SEASHOLTZ, M. B. Chemometrics A Practical Guide. New York: John Wiley& Sons, 1998.

BERRUETA, L. A.; ALONSO-SALCES, R. M.; HÉBERGER, K. Supervised pattern recognition in food analysis. **Journal of Chromatography A.** v. 1158, p. 196-214, 2007. Disponívelem:

https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0021967307008746. Acesso em: 20 fev. 2020.

BRASIL. Ministério da Agricultura e Abastecimento. **Instrução Normativa n. 11, de 20 de outubro de 2000.** Regulamento técnico de identidade e qualidade do mel. Diário Oficial [da] República Federativa do Brasil, Brasília, 23 jan. 2000. Seção 1, p. 18-23. Disponível em: http://www.cidasc.sc.gov.br/inspecao/files/2012/08/IN-11-de-2000.pdf. Acesso em: 11 mai. 2020.

BULIGON, C. *et al.* Avaliação de Fraudes em Méis Consumidos na Região Noroeste do Rio Grande do Sul. **DisciplinarumScientia**, Série: Ciências da Saúde, Santa Maria, v. 16, n. 2, p. 213-220, 2015.Disponível em:

https://periodicos.ufn.edu.br/index.php/disciplinarumS/article/view/1008. Acesso em: 24 mar. 2020.

CALIXTO, A. D. Análise Físico-Química em Amostras de Mel Comercializadas na Região Sul de São Paulo. 2018. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Medicina Veterinária) - Universidade Santo Amaro, São Paulo, 2018. Disponívelem: http://dspace.unisa.br/handle/123456789/318. Acesso em: 30 nov. 2019.

- CHAU, F.T. *et al.***Chemometrics From Basics to Wavelet Transform**, v. 164, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., Publication, 2004.
- CIE COMMISSION INTERNATIONALE DE L'ECLAIRAGE. Uniform Color Spaces Color DifferenceEquations Psychometric Color Terms, **CommissionInternationale de L'Eclairage**, n. 15, 1978.
- CORREIA, P. R. M.; FERREIRA, M. M. C. Reconhecimento de padrões por métodos não supervisionados: explorando procedimentos quimiométricos para tratamento de dados analíticos. **Química Nova**, São Paulo, v. 30, n. 2, p. 481-487, 2007. Disponível em: http://quimicanova.sbq.org.br/detalhe_artigo.asp?id=1961. Acesso em: 24 mar. 2020.
- COSTA, R. O. et al. Problemas na Cadeia Produtiva de Mel do Estado da Paraíba. **Revista Brasileira de Gestão Ambiental**, Pombal, v. 11, n. 2, p. 05-09, 2017. Disponível em: https://www.gvaa.com.br/revista/index.php/RBGA/article/view/5422. Acesso em: 02 abr. 2020.
- DAMASCENO, D. *et al.* Análisemultivariada de imagens naQuímica: um experimento para determinação do pH de águaspotáveis. **Química Nova**, São Paulo, v. 38, n. 6, jul., 2015. Disponívelem: https://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-40422015000600836. Acesso em: 27 fev. 2020.
- DANIEL, G. B. Digital imaging. **Veterinary Clinics of North America:** Small Animal Practice, v. 39, n. 4, p. 667–676, 2009. Disponívelem: https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0195561609000333. Acesso em: 18 mar. 2020.
- DINIZ, P. H. G. D. **Novas estratégias para classificação simultânea do tipo e origem geográfica de chás**.2013. Tese (Doutorado em Química) Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2013. Disponível em: https://repositorio.ufpb.br/jspui/bitstream/tede/7145/1/arquivototal.pdf. Acesso em: 20 fev. 2020.
- DUARTE, R. P. Custos e Retorno da Produção de Mel para o Apicultor no Município de Cacoal Rondônia.2017. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Ciências Contábeis) Universidade Federal de Rondônia, Cacoal, 2017. Disponível em:http://www.ri.unir.br/jspui/bitstream/123456789/2048/1/TCC%20pronto.pdf. Acesso em: 18 mar. 2020.
- FERREIRA, M. M. C. et al. Quimiometria I: Calibração Multivariada, um tutorial. **Química Nova,** São Paulo, v. 22, n. 5, p. 724-735, 1999. Disponível em: http://quimicanova.sbq.org.br/detalhe_artigo.asp?id=5936. Acesso em: 14 abr. 2020.
- GILL, G.S., KUMAR, A., AGARW AL, R. Monitoring and grading of tea by computer vision a review. **Journalof Food Engineering**, v. 106, p. 13-19, 2011. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0260877411002093. Acesso em: 08 abr. 2020.
- GONÇALVES, A. L.; ALVES FILHO, A.; MENEZES, H.Atividade antimicrobiana do mel da abelha nativa sem ferrão *NannotrigonaTestaceicornis*(Hymenoptera: Apidae, Meliponini). **Arq. Inst. Biol.**, São Paulo, v. 72, n. 4, p. 455-459, out./dez., 2005. Disponível em:

http://www.biologico.sp.gov.br/uploads/docs/arq/v72_4/goncalves.PDF. Acesso em: 17 mar. 2020.

GONÇALVES, M. I. S. Aplicações de imagens digitais e análise multivariada para classificação e determinação de parâmetros de qualidade em plumas de algodão. 2015. Dissertação (Mestrado em Química) - Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2015. Disponível em: https://repositorio.ufpb.br/jspui/handle/tede/8193?locale=pt_BR. Acesso em: 20 mar. 2020.

GONZALES, R. C., WOODS, R. E. **Digital imageprocessing**. Reading: Addison Wesley, 1992.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento digital de imagens.** 3. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2014.

INSTITUTO ADOLFO LUTZ. **Métodos físico-químicos para a análise de alimentos.** São Paulo, 2008.

JAHNE, B. Digital image processing. 6. Ed. Heidelberg: Springer, 2005.

LACERDA, J. J. J. et al. Influência das Características Físico-Químicas e Composição Elementar nas Cores de Méis Produzidos por *Apismellifera* no Sudoeste da Bahia utilizando Análise Multivariada. **Química Nova**, São Paulo, v. 33, n. 5, p. 1022-1026, 2010. Disponível em: https://www.scielo.br/scielo.php?pid=S0100-40422010000500003&script=sci_arttext. Acesso em: 16 mar. 2020.

LAVINE, B. K. Encyclopediaofanalyticalchemistry. Chichester: Wiley, 2000.

LEITE, F. C. Um Estudo para Titulação Quimiluminescente em Fluxo-Batelada com Detecção por Imagem Digital. 2016. Dissertação (Mestrado em Química) - Universidade Federal da Paraíba- João Pessoa, 2016. Disponível em: https://repositorio.ufpb.br/jspui/bitstream/tede/8989/2/arquivototal.pdf. Acesso em: 08 fev. 2020.

MARINHO, J. K. L. *et al.* Avaliação da Qualidade Físico-Química e Microbiológica de Méis Comercializados em Natal, RN. **Rev. Inst. Adolfo Lutz**, São Paulo, n. 77, p. 1735, 2018. Disponível em: https://pesquisa.bvsalud.org/portal/resource/pt/vti-736245. Acesso em: 18 abr. 2020.

MARQUES FILHO, O.; VIEIRA NETO, H. **Processamento Digital de Imagens**, Rio de Janeiro: Brasport, 1999.

MASSART, D. L.*et al.* **Handbook of Chemometrics and Qualimetrics, Part A**. Amsterdam: Elsevier, 1997.

MASSART, D. L; VANDEGINSTE, B. C. M; DEMING, S. N. Chemometrics: a Textbook Elservier, Amsterdan, 1988.

MENDES, C. G. *et al.* As análises do mel: Revisão. **Revista Caatinga**, Mossoró, v. 22, n. 2, p. 07-14, 2009.Disponívelem:

https://www.researchgate.net/publication/277029012_AS_ANALISES_DE_MEL_REVISAO . Acesso em: 22 abr. 2020.

- MILANEZ, K. D. T. M. Classificação de Óleos Vegetais Comestíveis usando Imagens Digitais e Técnicas de Reconhecimento de Padrões. 2013. Dissertação (Mestrado em Química) Universidade Federal da Paraíba- João Pessoa, 2013. Disponível em: https://repositorio.ufpb.br/jspui/handle/tede/7157. Acesso em: 28 nov. 2019.
- NUNES, P. G. A. Uma nova técnica para seleção de variáveis em calibração multivariada aplicada às espectrometrias UV-VIS e NIR. 2008. Tese (Doutorado em Química) Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa PB, 2008. Disponível em: www.quimica.ufpb.br > file > Tese Pedro G A Nunes.Acesso em: 22 abr. 2020.
- OTTO, M. **Chemometrics:** statistics and computer application in analytical chemistry. New York: Wiley-VCH, 1999.
- PARREIRA, T. F. Utilização de métodos quimiométricos em dados de natureza multivariada. 2003. Dissertação (Mestrado em Química). Universidade Estadual de Campinas- Campinas, 2003. Disponível em: http://repositorio.unicamp.br/bitstream/REPOSIP/249796/1/Parreira_ThaisFernanda_M.pdf.A cesso em: 22 fev. 2020.
- PINTO, C. C. O. A.; LIMA, L. R. P. Análises físico-químicas de méis consumidos no vale do aço/MG. **Farmácia & Ciência**, Minas Gerais, v. 1, p. 27-40, ago/dez, 2010. Disponível em: https://www.unileste.edu.br/farmaciaeciencia/volumes/artigo_3_F_C.pdf. Acesso em: 23 mar. 2020.
- QUEIROZ, J.E.R.; GOMES, H.M. Introdução ao Processamento Digital de Imagens, **Revista RITA**: instruções para preparação de documentos em Word, v. 8, n. 1, 2001. Disponível em: http://www.dsc.ufcg.edu.br/~hmg/disciplinas/graduacao/vc-2016.2/Rita-Tutorial-PDI.pdf. Acesso em: 02 abr. 2020.
- RIBEIRO, R.; STARIKOFF, K. R. Avaliação da Qualidade Físico-Química e Microbiológica de Mel Comercializado. **Rev. Ciênc. Agrovet.**, Lages, v. 18, n. 1, 2019. Disponível em: http://www.revistas.udesc.br/index.php/agroveterinaria/article/view/11785. Acesso em: 20 fev. 2020.
- RICHTER, W. *et al.* Avaliação da qualidade físico-química do mel produzido na cidade de Pelotas/RS. **Alimentos e Nutrição**, Araraquara,v. 22, n. 4, p. 547-553, Outubro/Dezembro 2011. Disponível em:https://docplayer.com.br/35820939-Avaliacao-da-qualidade-fisico-quimica-do-mel-produzido-na-cidade-de-pelotas-rs.html. Acesso em: 14 mar. 2020.
- ROLIM, M. B. Q. *et al.* Generalidades sobre o Mel e Parâmetros de Qualidade no Brasil: Revisão.**MedicinaVeterinária**, Recife, v. 12, n. 1, p. 73-81, 2018.Disponívelem: http://www.journals.ufrpe.br/index.php/medicinaveterinaria/article/view/2154. Acesso em: 18 fev. 2020.
- SILVA JÚNIOR, C. A. da. **Aplicação de Imagens Digitais para a Discriminação de Mel de** Abelha.2019. Dissertação (MestradoemQuímica) Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2019.Disponívelem: https://sig-arq.ufpb.br/arquivos/201904407878da16262427e49a6ea2157/Dissertacao_Carlos_A_S_Junio r.pdf. Acessoem: 20 abr. 2020.

- SILVA, P. M. *et al.* Honey: Chemical composition, stability and authenticity. **FoodChemistry**, v. 196, p. 309-323, 2016. Disponívelem: https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/26593496. Acesso em: 20 abr. 2020.
- SIMÕES, S. S. Desenvolvimento de métodos validados para a determinação de captopril usando espectrometria NIRR e calibração multivariada. 2008. Tese. (Doutorado em Química) Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa 2008. Disponível em: http://www.dominiopublico.gov.br/pesquisa/DetalheObraForm.do?select_action=&co_obra=1 04889. Acesso em: 24 mar. 2020.
- SOLOMON, C.; BRECKON, T. Fundamentals of Digital ImageProcessing A Practical Approach withExamples in Matlab. 1st Edition. United StatesofAmerica: John Wiley& Sons Ltd, 2011.
- SOUZA, J. M. B. *et al.*Sugar profile, physicochemical and sensory aspects of monofloral honeys produced by different stingles bee species in Brazilian semi-arid region. **LWT Food Science and Technology**, v. 65, p. 645 651, 2016a Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0023643815301523. Acesso em: 26 abr. 2020.
- SOUZA, R. B. Caracterização físico-química de méis apícolas de Roraima. 2016. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Zootecnia) Universidade Federal de Roraima, Boa Vista, 2016b. Disponível em:

http://ufrr.br/zootecnia/index.php?option=com_phocadownload&view=category&download= 208:caracterizacao-fisico-quimica-de-meis-apicolas-de-roraima. Acesso em: 10 mar. 2020.

SUZIN, M. A. Análises físico-químicas de méis de ApisMellifera, 1758 (Hymenoptera: Apidae) de diferentes regiões do estado do Paraná.2018. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Tecnologia em Alimentos) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Campo Mourão, 2018. Disponível em:

http://repositorio.roca.utfpr.edu.br/jspui/handle/1/10449. Acesso em: 12 mar. 2020.

VICINI, L. Análise multivariada da teoria à prática. Santa Maria: UFSM, CCNE, 2005.

VICINIESCKI, R. P. *et al.*Detecção de Adulteração e Caracterização Físico-Química de Mel de Abelha de Pequenos Produtores do Interior Gaúcho. **Revista Destaques Acadêmicos**, Lajeado, v. 10, n. 4, p. 326-335, 2018. Disponível em:

http://univates.br/revistas/index.php/destaques/article/view/2047. Acesso em: 20 fev. 2020.

VILAR, W. T. S. Classificação Individual de Sementes de Mamona usando Espectroscopia de Reflectância no Visível, Imagens Digitais e Análises Multivariadas. 2014. Dissertação (Mestrado em Química) - Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa. Disponível em: https://repositorio.ufpb.br/jspui/handle/tede/8186. Acesso em: 01 dez. 2019.

ZÁBRODSKÁ, B.; VORLOVÁ, L. Adulteration of honey and available methods for detection. **Acta Vet. Brno**, RepúblicaTcheca, v. 83, p. S85–S102, 2015.Disponívelem: https://actavet.vfu.cz/83/10/0085/. Acesso em: 01 dez. 2019.