

**UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ  
CAMPUS CAMPO MOURÃO  
PPGTA - PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM TECNOLOGIA DE  
ALIMENTOS**

CLAUDIA ESTEVES DA SILVA

**AVALIAÇÃO COMPARATIVA DE PREPARADO ALIMENTÍCIO ENRIQUECIDO  
COM PROTEÍNAS DE ORIGEM VEGETAL E ANIMAL**

CAMPO MOURÃO  
2023

**CLAUDIA ESTEVES DA SILVA**

**AVALIAÇÃO COMPARATIVA DE PREPARADO ALIMENTÍCIO ENRIQUECIDO  
COM PROTEÍNAS DE ORIGEM VEGETAL E ANIMAL**

**Comparative evaluation of a food preparation enriched with protein from  
vegetable and animal origin**

Trabalho de conclusão de curso de Dissertação apresentada como requisito para obtenção do título de Mestre no Programa de Pós-Graduação em Tecnologia de Alimentos (PPGTA) da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR).

Orientador: Prof. Dr. Paulo Henrique Março

Co-orientadora: Profa. Dra. Fernanda Vitória Leimann

**CAMPO MOURÃO**  
2023



[4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

Esta licença permite remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, para fins não comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es). Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.




Ministério da Educação  
Universidade Tecnológica Federal do Paraná  
Campus Medianeira



CLAUDIA ESTEVES DA SILVA

**AVALIAÇÃO COMPARATIVA DE PREPARADO ALIMENTÍCIO ENRIQUECIDO COM PROTEÍNAS DE ORIGEM VEGETAL E ANIMAL**

Trabalho de pesquisa de mestrado apresentado com  requisito para obtenção do título de Mestre Em Tecnologia De Alimentos da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR). Área de concentração: Tecnologia De Alimentos.

Data de aprovação: 17 de Fevereiro de 2023

Angela Maria Gozzo, - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Fernanda Vitoria Leimann, - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Dra. Juliana Luna Bilheiro Peixoto, Doutorado - Centro Universitário Ingá

Documento gerado pelo Sistema Acadêmico da UTFPR a partir dos dados da Ata de Defesa em 02/03/2023.

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço primeiramente aos meus pais Sônia e Maurício e o meu marido Luiz Gustavo que me auxiliaram durante toda minha trajetória, me deram todo suporte necessário para atingir meu sonho de me tornar mestra. Agradeço também a minha filha, Clarice, pois precisei me ausentar durante várias horas do dia para estudar e trabalhar.

Tenho uma gratidão imensa pelo meu orientador Paulo Henrique Março, que tanto me ajudou durante esses anos, que não mediu esforços para me auxiliar e esteve sempre presente para sanar minhas dúvidas. A minha co-orientadora Fernanda Vitória Leimann, que contribuiu com ótimas ideias para o trabalho e me direcionou com muito carinho em todos os momentos que solicitei auxílio.

Agradeço a Deus, que sempre iluminou meus passos, me direcionando para os melhores caminhos, e que graças a Ele, tudo que tenho feito na vida, tem dado certo.

O presente trabalho foi realizado com apoio o da Coordenação de Aperfeiçoamento de pessoal de Nível Superior - Brasil (VAPES) - Código de Financiamento 001."

## RESUMO

O consumo de proteínas de origem animal é muito superior quando comparado as proteínas extraídas de vegetais. Porém, as proteínas de origem animal têm sua produção atrelada a efeitos ambientais que são frequentemente pauta de discussões, tais como desmatamento, uso de recursos hídricos e efeito estufa. Uma forma de diminuir o consumo de proteínas de origem animal é a partir do enriquecimento de produtos alimentícios por proteínas alternativas (vegetais), tornando os alimentos produzidos tão nutritivos quanto aqueles de origem animal. No entanto, é necessário que os alimentos alternativos mantenham parâmetros de qualidade e aceitação de modo que se assemelhem aos convencionais (de origem animal) para possibilitar substituições e ou misturas. Neste sentido, este estudo teve como objetivo formular um preparado alimentício a base de amendoim (tipo “paçoca”) enriquecido com proteínas de origem vegetal e animal e avaliar parâmetros de qualidade relacionados à cor (colorimetria), perfil de textura (TPA, *Texture Profile Analysis*) e espectroscopia na região do infravermelho próximo (NIR, *Near Infrared Spectroscopy*). Para melhor entender as semelhanças e diferenças existentes, as amostras foram avaliadas por análise de componentes principais (PCA, *Principal Component Analysis*) com relação a influência do tempo de prateleira, medindo-se todos os parâmetros de cor ( $L^*$ ,  $a^*$ ,  $b^*$ ,  $C^*$  e  $h^\circ$ ), TPA (dureza, adesividade, coesividade, elasticidade, mastigabilidade, gomosidade e resiliência) e NIR (refletância, absorvância e transmitância), no dia do preparo, após 7 dias e após 14 dias do preparo. A espectroscopia na região do infravermelho próximo se mostrou como a técnica mais eficiente para distinguir as amostras com relação ao efeito do tempo após o preparo. Investigou-se ainda a relação entre as técnicas utilizadas pela análise por dimensões comuns (ComDim), na tentativa de avaliar a relação existente entre os parâmetros de cor, os parâmetros do perfil de textura (TPA) e as regiões do espectro NIR. De acordo com os valores mais elevados dos índices de correlação, pode-se dizer que os parâmetros  $L^*$  e  $a^*$  do colorímetro estão correlacionados inversamente com o parâmetro coesividade do TPA e com a região de 1140 até 1400 nm. Desta forma, o estudo se apresenta como promissor para inovações na avaliação do frescor (tempo de preparo) dos alimentos e para a diferenciação de proteínas de diferentes origens.

**Palavras-chave:** amendoim; proteínas; TPA; cor; PCA; ComDim.

## ABSTRACT

The consumption of proteins of animal origin is much higher when compared to proteins extracted from vegetables. However, animal-derived proteins have their production linked to environmental effects that are often the subject of discussions, such as deforestation, the use of water resources, and the greenhouse effect. One way to reduce the consumption of proteins of animal origin is by enriching food products with alternative proteins (vegetables), making the food as nutritious as those of animal origin. However, alternative foods must maintain quality and acceptance parameters to resemble conventional foods (of animal origin) to allow substitutions and/or mixtures. In this sense, this study aimed to formulate a peanut-based food preparation (*paçoca* type) enriched with plant and animal proteins and evaluate quality parameters related to color (colorimetry), texture profile (TPA), and the near-infrared (NIR) region. To better understand the existing similarities and differences, the samples were evaluated by principal component analysis (PCA, *Principal Component Analysis*) regarding the influence of time, measuring all parameters (color, TPA and NIR) on the day of preparation, after 7 days, and after 14 days of preparation. Spectroscopy in the near-infrared region proved to be the most efficient technique to distinguish samples regarding the effect of time after production. The relationship between the techniques used by the common dimension analysis (ComDim) was also investigated in an attempt to evaluate the relationship between the color parameters, the texture profile parameters (TPA), and the regions of the NIR spectrum. According to the highest values of correlation indices, it can be said that the parameters  $L^*$  and  $a^*$  of the colorimeter are inversely correlated with the cohesiveness parameter of the TPA and with the region from 1140 to 1400 nm. In this way, this study is promising for innovations in the assessment of freshness (preparation time) of foods and for the differentiation of proteins from different origins.

**Keywords:**peanut;proteins; TPA;color; PCA; ComDim.

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 1</b> - Aplicação de proteínas para enriquecimento de alimentos e propriedades tecnológicas avaliadas.....	<b>18</b>
<b>Tabela 2</b> - Métodos quimiométricos aplicadas para caracterização de alimentos .....	<b>24</b>
<b>Tabela 3</b> – Amostras dos preparados alimentícios com as respectivas proteínas precursoras .....	<b>27</b>
<b>Tabela 4</b> – Valores médios encontrados por colorimetria para as amostras preparadas com as diferentes proteínas .....	<b>34</b>
<b>Tabela 5</b> – Médias e desvios padrão das medidas de TPA das decaplicatas das amostras de paçoca enriquecidas com diferentes proteínas .....	<b>37</b>
<b>Tabela 6</b> –Dados obtidos das amostrasna análise de perfil de textura.....	<b>40</b>

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Diagrama Tridimensional .....	22
Figura 2: sistema $L^* C^* h^\circ$ .....	23
Figura 3 – (A) Scores e (B) Loadings, obtidos pela aplicação de PCA nos dados obtidos por colorimetria em amostras de “paçocas” enriquecidas com diferentes proteínas. ....	35
Figura 4 – (A) Scores e (B) Loadings obtidos pela PCA aplicada a média dos resultados da análise de perfil de textura das amostras de “paçocas” enriquecidas com diferentes proteínas. ....	38
Figura 5 – Espectros das amostras dos preparados alimentícios preparados com as diferentes proteínas no dia do preparo (—), após 7 dias (-----) e após 14 dias (.....). .....	41
Figura 6 – Resultados da aplicação da PCA nos espectros médios dos preparados alimentícios produzidos com diferentes proteínas: (A) Scores (B) Loadings. ..	42
Figura 7 – Resultados da aplicação de ComDim nos resultados obtidos para as diferentes técnicas empregadas para avaliar os preparados alimentícios produzidos com diferentes proteínas: (A) Saliências (B) Dimensões comuns.....	44
Figura 8 – Scores e loadings obtidos por ComDim para as respostas de cor, TPA e NIR nas amostras derivadas das diferentes proteínas.....	45
Figura 9 – Correlação entre os parâmetros nas duas primeiras dimensões comuns observados para as técnicas de (A) colorimetria (Cor), (B) análise de perfil de textura (TPA) e (C) espectroscopia de infravermelho próximo (NIR). ....	49



## SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO</b> .....	<b>9</b>
<b>2. OBJETIVOS</b> .....	<b>14</b>
2.1 OBJETIVO GERAL .....	14
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	14
<b>3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b> .....	<b>15</b>
3.1 PROTEÍNAS DE ORIGEM ANIMAL E VEGETAL .....	15
3.2 ALIMENTOS ENRIQUECIDOS COM PROTEÍNAS .....	17
3.3 PROPRIEDADES REOLÓGICAS .....	19
3.4 MÉTODOS INSTRUMENTAIS DE ANÁLISE .....	20
3.4.1 Espectroscopia na região do Infravermelho Próximo (NIR).....	20
3.4.2 Análise Colorimétrica.....	21
<b>4. METODOLOGIA</b> .....	<b>27</b>
4.1 ELABORAÇÃO E INCORPORAÇÃO DE PROTEÍNA DE ORIGEM ANIMAL E VEGETAL EM PREPARADO ALIMENTÍCIO DE AMENDOIM.....	27
4.1.1 Análise do perfil de textura .....	28
4.1.2 Análise de espectro de infravermelho próximo (NIR) .....	29
4.1.3 Análise de cor.....	29
4.1.4 Análise Microbiológica.....	30
4.2 METODOLOGIA DE ANÁLISE DE DADOS .....	30
4.2.1 Software .....	30
4.2.2 Análise de Componentes Principais (PCA): .....	30
<b>5 RESULTADOS</b> .....	<b>32</b>
5.1 ANÁLISE MICROBIOLÓGICA.....	32
5.2 INFLUÊNCIA DO TEMPO .....	32
5.2.1 Avaliação colorimétrica.....	32
5.2.2 Avaliação do perfil de textura .....	35
5.2.3 Avaliação Espectral .....	40
5.3 Análise por Dimensões Comuns (ComDim) .....	43
<b>6. CONCLUSÃO</b> .....	<b>50</b>
<b>REFERENCIAS</b> .....	<b>52</b>
<b>APÊNDICE</b> .....	<b>62</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Juntamente com os carboidratos e lipídeos, as proteínas são os macronutrientes fundamentais para a dieta humana (SAHAGÚN; GÓMEZ, 2018). A proteína constitui uma parte vital de composição corporal e é necessária para o crescimento e desenvolvimento humano. Além disso, a proteína dietética é necessária ao longo da vida para substituir os aminoácidos irreversivelmente oxidados que não pode ser sintetizado no corpo (WOLFE *et al.*, 2017a). Um padrão alimentar rico em proteínas pode representar uma dieta com ingestão geral de nutrientes mais otimizada (SCHOUFOUR *et al.*, 2019; WANI *et al.*, 2015).

Por uma variedade de razões, a proteína ganhou atenção destacada em pesquisas nos últimos anos. As evidências mostram que consumir uma dieta rica em proteínas, traz benefícios para a saúde e que, para muitos grupos populacionais, a ingestão alimentar recomendada de proteína ainda é muito baixa (GAZZANI *et al.*, 2019a; WOLFE *et al.*, 2017b). A maior ingestão de proteínas auxilia na síntese de tecido magro que está associado a boa saúde (Wolfe *et al.*, 2017b), e que pode ajudar a prevenir doenças ou atrasar malefícios como o início da sarcopenia, reduzir a pressão arterial e hiperglicemia e induz o aumento da saciedade e termogênese pós-prandial, ajudando no controle de peso (BENVENUTO *et al.*, 2020; MESSINA *et al.*, 2018a). Com isso, pode-se afirmar que a ingestão adequada de proteínas é um fator chave a saúde (GAZZANI *et al.*, 2019b).

A ingestão de proteínas pode variar substancialmente entre diferentes tipos ou fontes, sendo que existem aminoácidos não essenciais (alanina, arginina, asparagina, ácidos aspártico, ácido glutâmico, glutamina, glicina, prolina, serina e tirosina) e aminoácidos essenciais (histidina, isoleucina, leucina, lisina, metionina, fenilalanina, treonina e triptofano), ou seja, não são produzidos pelo organismo, e precisam ser supridos pela alimentação (GORISSEN *et al.*, 2018a). As dietas proteicas baseadas em consumo de vegetais, como os isolados de proteína à base de plantas em formulações tem chamado a atenção pelo crescente interesse, muito devido à maior sustentabilidade, menores danos ao planeta, melhora no quadro de saúde dos consumidores e menores custos de produção (MESSINA *et al.*, 2018b).

Atualmente, para adultos, a ingestão de proteína recomendada é de 0,8g de proteína por kg de peso corporal (pc) por dia (VOLPI *et al.*, 2013), embora este valor seja uma estimativa aproximada com base na ingestão mínima de proteína

necessária para manter o equilíbrio de nitrogênio (em adultos, para este caso). Recentemente, foi proposto que a ingestão de proteína de 1,0-1,2 g / kg pc (peso corporal) / dia, provavelmente será a quantidade necessária para melhorar a saúde muscular sem prejudicar a função renal (GAZZANI *et al.*, 2019b; WOLFE *et al.*, 2016).

Apesar de sua importância em termos de saúde, a escolha da proteína a ser consumida tem grande influência no meio ambiente e nas mudanças climáticas, com a carne tendo o maior peso no impacto ambiental das dietas escolhidas (GRASSO *et al.*, 2021a). A busca do mercado por alternativas em oferecer produtos que sejam mais amigáveis ao meio ambiente vem trazendo inovações nos alimentos, e nota-se a urgência na necessidade de mudança que até mesmo insetos vem sendo utilizados como opção como fonte de proteína em cookies (LUCCHESI-CHEUNG *et al.*, 2021). A população humana está aumentando constantemente, juntamente com o consumo de proteínas, sendo assim, podemos esperar uma demanda crescente por esse nutriente nos próximos anos (MAŁECKI *et al.*, 2021).

Existem casos em que se utilizam artifícios de adição de extratos de plantas com propósito de aumentar o tempo de prateleira (ŞEN; KILIÇ, 2021), por exemplo os extratos naturais utilizados como antioxidantes pela indústria alimentícia, os quais são uma importante opção para substituir os antioxidantes sintéticos, pois tem a disposição de aperfeiçoar a estabilidade oxidativa dos produtos alimentícios e, em muitos casos, aumentar a vida útil dos mesmos. Em outros casos, observam-se inovações em produtos nos quais se encorajam a implementação de proteínas provenientes de plantas, como no caso de novos alimentos fermentados que misturam proteínas de origem vegetal e de origem animal (SAINT-EVE *et al.*, 2021). Além destes, estudos como de Malecki e colaboradores (2021), mostram que é possível extrair proteínas de fontes alternativas, como das plantas e incorporá-las na formulação de novos produtos alimentícios com menor degradação ambiental, oferecendo assim uma solução para alimentar uma crescente população mundial.

Um estudo publicado em 2019 (MARIOTTI; GARDNER, 2019), mostra que a ingestão total de proteínas na Espanha aumentou de 79g em 1961, para 106g em 2009 e a proporção de proteínas animais aumentou de 33% para 61%, mostrando aumento significativo. De acordo com Mariotti e Gardner, a maior ingestão de proteína varia de acordo com o país, região e aspecto socioeconômico, sendo os países industrializados responsáveis pela maior ingestão de proteína

animal. No mesmo estudo, os autores relatam que na população adulta geral, em países ocidentais, a ingestão média de proteína fica em torno de 1,3 g / kg pc / dia, sendo maior do que a necessidade média estimada de 1,0-1,2 g / kg pc / dia, portanto, concluíram que praticamente todos da população ocidental consomem mais do que sua necessidade individual.

Em uma extensiva revisão, publicada na revista “Animal” em agosto de 2021 (HENCHION *et al.*, 2021a), Henchion e colaboradores (2021) avaliaram os cenários futuros para o consumo de carnes, leite, ovo e o papel desempenhado pelos sistemas pecuários na produção global de proteínas. O cenário projeta quedas notáveis no consumo na Europa e nas Américas em comparação com a linha de base “Negócios Usuais” de 2012, com uma queda no leite também no Pacífico Ocidental. Em contraste, o consumo de carne e leite na África e no Sudeste Asiático deve aumentar, refletindo seus níveis iniciais de consumo muito mais baixos. Desta forma, os autores destacam a importância de planejar estratégias específicas para cada região lidar com o desafio da produção e consumo sustentável da pecuária, com a necessidade de considerar o impacto das ações de uma região nas outras. Neste aspecto, cabe observar que a estratégia vale para todo o planeta, chamando a atenção para as estratégias que devem ser, desde já, desenvolvidas para atender a demanda que vem sendo criada.

As proteínas de origem vegetal, se combinadas a partir de diferentes fontes, podem apresentar todos os aminoácidos essenciais, igualando-se assim as proteínas de origem animal neste quesito. No entanto, a aceitabilidade destas proteínas ainda é inferior comparada a proteína animal, ocupando pouco espaço na mesa da população mundial. O mercado atual oferece uma ampla seleção de proteínas vegetais, mas a falta de estudos comparando proteínas baseadas em plantas torna difícil a seleção de proteínas vegetais mais adequadas (GORISSEN *et al.*, 2018b; MANCEBO *et al.*, 2016). No entanto, a adição ou substituição de proteínas em alimentos deve ser realizada de modo a não influenciar negativamente na aceitação do produto. Neste caso, dentre os parâmetros que podem ser utilizados para avaliar o efeito da adição de diferentes proteínas estão a análise de cor, realizado pelo equipamento de colorimetria, a espectroscopia no infravermelho próximo e a análise de perfil de textura, realizada por método instrumental.

A cor desempenha um importante papel nas escolhas dos consumidores, está associada à qualidade e pode estar correlacionada com a presença de um perfil

químico característico (pigmentos) (KONICA MINOLTA SENSING AMERICAS, 2022).A possibilidade de analisar os alimentos, sem qualquer tratamento destrutivo, representa mais uma vantagem visando esclarecer o que poderia alterar o teor de pigmentos. A colorimetria refere-se à ciência e à tecnologia usada para quantificar e descrever a percepção humana da cor. A percepção das cores pelo olho humano não é só um processo visual, mas também afeta o psicológico. A cor é o resultado da interação da luz com os materiais, algo que vemos com os olhos e interpretamos com o cérebro (PATSIKINAKOS *et al.*, 2018). Sendo assim, com a determinação desses parâmetros,torna-se possível a melhora da qualidade do produto.

Nos alimentos, a textura tem grande influência na percepção da qualidade por quem os consome(WEE *et al.*, 2018). É durante a mastigação que as informações sobre as modificações da textura do alimento são transmitidas ao cérebro pelos sensores na boca, pela audição e pela memória para construir uma imagem das propriedades texturais do alimento.Sendo assim, definir o perfil de textura de um alimento de forma padronizada, torna-se um fator determinante para a produção de novos alimentos (VENTURINI *et al.*, 2019; WEE, 2018).A análise do perfil de textura (TPA, do inglês *Texture Profile Analysis*) é uma análise instrumental baseada em uma dupla compressão de alimentos sólidos e semissólidos, realizada a partir de uma haste presente em equipamento denominado de texturômetro. No equipamento acontece o transporte da energia mecânica ao material em uma velocidade constante, por um curto intervalo de tempo, analogamente ao processo de mastigação(PELEG, 2019).

Para permitir a análise de um número cada vez maior de amostras, uma das possibilidades é a realização de uma triagem a partir de alguma técnica que possa trazer respostas mais rápidas que as produzidas por cromatografia. Neste quesito, a espectroscopia no infravermelho próximo (NIR, *Near Infrared Spectroscopy*) pode ser muito útil e já vem sendo empregada com sucesso, por exemplo, na triagem de amostras de cápsulas de óleo para indicar qual amostra deve passar por análise cromatográfica (LEME *et al.*, 2019), além de diversos empregos na análise de grãos, detecção de compostos farmacêuticos, medição de qualidade de frutas e vegetais, detecção de adulterações em amido, entre outras possibilidades (GUO *et al.*, 2020a; LIN *et al.*, 2019a; QUINTELAS *et al.*, 2019; ROCHA *et al.*, 2018). Dentre as vantagens da espectroscopia NIR, destacam-se a rapidez na obtenção dos dados, caráter não destrutivo e não invasivo e pouco ou

nenhum preparo de amostra resultando, conseqüentemente, em economia de tempo e reagentes.

Dentre as fontes de proteínas de origem vegetal, o amendoim é uma alternativa com custo acessível em comparação a proteína animal e pode cumprir alguns requisitos nutricionais básicos em relação a aminoácidos essenciais e valor energético, além de ser um ingrediente funcional em várias aplicações na culinária mundial (KANE *et al.*, 2012). No Brasil, por exemplo, o amendoim aparece em preparos típicos como o torrone, pé-de-moleque, a paçoca, além do consumo do amendoim puro, torrado e salgado e em suas variações para servir como aperitivo.

O preparado alimentício a base de amendoim, conhecido como paçoca, um doce brasileiro, típico da região Sudeste, feito à base de amendoim torrado, moído e prensado (COSTA; ALTEMIO, 2021), é um veículo satisfatório para incorporar proteínas e comparar a aceitação entre as diferentes fontes (vegetal e animal). Sendo assim, acredita-se que com as demandas alimentícias atuais, seria importante o desenvolvimento de um produto a base de amendoim enriquecido com proteínas.

## 2 OBJETIVOS

### 2.1 Objetivo Geral

O objetivo deste trabalho é avaliar a relação entre as propriedades de cor, textura e espectroscópicas de um preparado alimentício desenvolvido a base de amendoim e enriquecido com proteínas diferentes (proteínas de origem animal e vegetal) ao longo do tempo de prateleira.

### 2.2 ObjetivosEspecíficos

- Elaborar o preparado alimentício a base de amendoim incorporando proteínas de origem animal e de origem vegetal;
- Medir parâmetros de textura (TPA) entre os preparados alimentícios enriquecidos com as proteínas de origem vegetal e animaldepois do preparo, 7 dias depois e 14 dias após o preparo;
- Medir a variação da cor(colorimetria) nas diferentes amostrasdurante o período de análise dos preparados alimentícios;
- Medir os espectros na região do infravermelho próximo (NIR) entre os comprimentos de 900 a 1700 nm das amostras após o preparo, depois de 7 e 14 dias;
- Analisar as diferenças e semelhanças entre as amostras a partir dos dados obtidos por cada uma das técnicas empregadas aplicando-se a análise de componentes principais (PCA);
- Avaliar qual das técnicas é a mais eficiente na diferenciação entre as amostras com relação ao tempo de preparo;
- Analisar quais tipos de proteína sofrem maior e quais sofrem menorvariação com relação ao dia de preparo;
- Avaliar a relação entre as técnicas de colorimetria, TPA e NIR, utilizando-se a análise multitabelas de análise de dimensões comuns(ComDim).

### 3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

#### 3.1 PROTEÍNAS DE ORIGEM ANIMAL E VEGETAL

As proteínas são os componentes estruturais e funcionais básicos de todas as células do corpo humano, são responsáveis pelo controle da expressão gênica e essenciais para o crescimento e desenvolvimento adequados do organismo, são nutrientes essenciais para a manutenção de várias funções corporais e da saúde humana, podem ser derivadas de animais e plantas (MAŁECKI *et al.*, 2021). Podemos distinguir entre proteínas simples, constituídas principalmente de aminoácidos, e proteínas complexas com outros componentes ligados aos aminoácidos. As proteínas são biomoléculas e macromoléculas que compreendem uma ou mais cadeias longas de resíduos de aminoácidos. Uma cadeia linear de resíduos de aminoácidos é chamada de polipeptídio e uma proteína contém pelo menos um polipeptídio longo. Os resíduos de aminoácidos individuais são ligados por ligações peptídicas e resíduos de aminoácidos adjacentes (BIGMAN.LEVY, 2020; MAŁECKI *et al.*, 2021).

A proteína fornece vários aminoácidos indispensáveis, ou seja, nutrientes vitais para o metabolismo e função de todo o corpo, como o crescimento, o desenvolvimento e a saúde. Garantir um suprimento adequado de proteína em nível individual e populacional é fundamental para a segurança alimentar e nutricional global (MOUGHAN, 2021).

As proteínas possuem a capacidade de formar ou estabilizar emulsões (interface óleo/água interfacial), de criar ou estabilizar espumas (interface ar/água interfacial) ou solubilidade (combinar as conexões entre água e proteínas). Além disso, as proteínas também possuem propriedades hidrodinâmicas baseadas em interações intermoleculares, incluindo gelificação, textura e propriedades sensoriais de moldagem (sabor e cheiro). As propriedades funcionais das proteínas são afetadas por importantes fatores ambientais, como pH, temperatura, pressão e força iônica. As proteínas formam sistemas complexos com outros ingredientes alimentares que afetam a formação de suas propriedades sensoriais e funcionais, desta forma, os processos tecnológicos desempenham um papel significativo na qualidade deste macronutriente (MAŁECKI *et al.*, 2021).

Na dieta humana as proteínas variam em características químicas, biológicas, funcionais e nutricionais, dependendo de sua fonte, composição



molecular e estruturas. A ingestão de proteínas em nossa dieta vem de alimentos integrais (crus, cozidos ou processados) ou produtos alimentícios formulados que contêm ingredientes proteicos fracionados derivados de fontes animais ou vegetais (M. LOVEDAY, 2021).

Os animais e as plantas são as principais fontes de proteínas da dieta, e existem diferenças importantes no tipo de proteína que eles fornecem. As diferenças incluem estrutura molecular, perfil de aminoácidos, digestibilidade e funcionalidade técnica nos alimentos, ou seja, a capacidade de gelificar, emulsionar, ligar água etc. Essas diferenças inerentes influenciam sua biodisponibilidade do ponto de vista da nutrição humana, um exemplo é o conteúdo de proteína para produtos de origem animal (carne bovina, suína, aves e peixes), que varia de 10 a 25g/100g, enquanto para as proteínas de origem vegetal os valores são mais baixos e vão de 2,86 a 8,86g/100g, exceto para as nozes e alguns tipos de feijão que possuem valores comparáveis aos produtos cárneos, considerando-os crus e sem preparo (WOLFE *et al.*, 2017a).

As diferenças entre proteínas animais e vegetais dificultam a substituição direta em muitos produtos, incluindo grande impacto nas características organolépticas. No entanto, descobrindo mais sobre os tipos de proteínas, modificando seus atributos por meio do processamento (por exemplo, a hidrólise, para melhorar a solubilidade da proteína a base de planta) e maximizando sua função, temos a capacidade de projetar soluções de proteínas vegetais cada vez mais inovadoras e aceitáveis para o consumidor (G O PHILLIPS, 2011; M. LOVEDAY, 2021). Um exemplo disso seria o preparado alimentício a base de amendoim enriquecido com proteína vegetal produzido neste trabalho, que possui a mesma quantidade de proteínas em comparação ao preparado alimentício enriquecido com proteína animal, de acordo com **Apêndice I**, apresentado ao final deste estudo.

As recentes discussões sobre a sustentabilidade da produção e consumo de alimentos têm dado cada vez mais atenção ao papel dos produtos de origem animal em causar efeitos prejudiciais ao meio ambiente, principalmente em termos de mudanças climáticas (GRASSO *et al.*, 2021b; HENCHION *et al.*, 2021b). Estima-se que a substituição da carne por proteínas vegetais reduziria significativamente os custos de mitigação das mudanças climáticas (LUCCHESI-CHEUNG *et al.*, 2021b) e reduziria o risco de câncer associado ao consumo de carne vermelha e carne

processada (JALLINOJA *et al.*, 2016). Proteínas obtidas de fontes alternativas como plantas e insetos têm despertado considerável interesse na formulação de novos produtos alimentícios com menores danos ambientais e oferecem uma solução para alimentar uma crescente população mundial (MAŁECKI *et al.*, 2021).

### 3.2 ALIMENTOS ENRIQUECIDOS COM PROTEÍNAS

A Tabela 1 apresenta alguns exemplos de aplicações de alimentos enriquecidos com proteínas de origem vegetal.

Atualmente, é possível ver um grande interesse em uma mudança global para uma dieta baseada em vegetais, na suposição de que a produção de alimentos vegetais é ambientalmente mais sustentável em comparação com a produção de alimentos para animais, e esta crença é baseada em demanda de uso da terra e da água, conversão de energia e emissões de gases de efeito estufa. (MOUGHAN, 2021; WOLFE *et al.*, 2016).

É estimado que o crescimento populacional fique cada vez maior, atingindo cerca de nove bilhões de pessoas até 2050, desta forma, resultando em uma grande demanda por alimentos ricos em proteínas em todo o planeta. Através desta estimativa, é possível premeditar a potencial insuficiência de fontes de proteínas convencionais no futuro, resultando assim no aumento do interesse em proteínas não convencionais (JALLINOJA *et al.*, 2016).

Sendo assim, este trabalho traz um alimento enriquecidos de 8 diferentes tipos de proteína, sendo 7 delas de origem vegetal (semente de girassol, semente de linhaça, semente de abóbora, soja, ervilha, arroz e lentilha d'água) e 1 de origem animal (whey protein). Ambas apresentam teor de proteína total e aminoácidos essenciais semelhantes (Apêndice 1), com exceção da proteína de semente de linhaça, que possui uma quantidade maior de fibras e gorduras boas, em comparação com as demais.

As proteínas foram selecionadas de acordo com sua funcionalidade para o preparo do alimento, seu teor de proteína total e aminoácidos essenciais.

Através deste estudo, acreditamos que é possível trazer ideias sustentáveis para enriquecer alimentos com proteínas, visando melhora dos impactos negativos tanto no indivíduo quanto no planeta.

**Tabela 1 - Aplicação de proteínas para enriquecimento de alimentos e propriedades tecnológicas avaliadas.**

<b>Proteína</b>	<b>Alimento aplicado</b>	<b>Propriedades tecnológicas avaliadas</b>	<b>Referência</b>
Whey protein	Cookies	Perda de massa, fator de expansão, volume específico, cor e textura	MARQUES, <i>et al.</i> , 2015, 119.
Ervilha	Snacks extrusados	Índice de expansão, porosidade, densidade e textura	HOOD-NIEFER; TYLER, 2010,660.
Milho, arroz, quinoa, feijões, tremoço, girassol, insetos e alga	Proteínas como agentes emulsificantes, utilizadas como estabilizadores em receitas	Nanotecnologia. Nanoemcapsulação para favorecer o sabor, agentes viscosificantes e gelificantes	MALECKI, <i>et al.</i> , 2021
Grão de bico	Snack proteico	Análise de perfil de textura, análise de cor, digestibilidade da proteína in vitro; determinação de carboidrato, gordura, proteína e minerais e teor de cinzas	<u>GUPTA, et al.,2019</u>
Soja	Bolo vegano	Espectroscopia de infravermelho transformado (FTIR), microscopia de força atômica (AFM), análise de cor de textura	LIN, et al., 2019-b
Spirulina	Macarrão	Análise de textura e de cor, teor de fenólicos totais, atividade antioxidante, poder redutor da amostra e análise de volatilidade dos compostos	HUSSEIN, 2021, p. 736
Soja, ervilha e whey protein	Biscoitos	Análise de textura, determinação de proteína	NOGUEIRA; STEELL, 2018, p.6.
Resíduos de processo de pangs	Macarrão	Capacidade de solubilidade e absorção de água, capacidade de absorção de óleo, viscosidade, calor, volume de expansão, composição nutricional	SURASANI,2019, p.445
Proteína de ervilha e amido de arroz	Snacks	Análise de textura, microscopia eletrônica de varredura (SEM), microtomografia computadorizada de raios-X ( $\mu$ -CT) e ação de calor no teor de proteína no produto	PHILIP, et al., 2017, p. 166
Leguminosas	Maionese	Análise de textura e de cor, extrudabilidade, análise de firmeza, consistência e força adesiva e determinação de estabilidade centrífuga	AMAFORTE, et al., 2021
Proteína de peixe	Macarrão	Índice de inchaço e índice de absorção de água, teor de umidade, perda no cozimento, análise de cor e textura	<u>DESAI et al.,2018</u>
Semolina, trigo, fava e clara de ovo	Macarrão	Análise de textura, digestibilidade in vitro da proteína, espectroscopia de infravermelho transformado (FTIR), e análise de aminoácido	LALEG <i>et al.</i> , <u>2016</u>
Germe de alfarroba, soja, ervilha, tremoço e batata	Pão sem glúten	Análise de imagem, análise composicional, microscopia, solubilidade em função do pH, capacidade de hidratação da água, propriedades espumantes e emulsificantes, análise viscosa rápida e propriedades viscoelásticas da massa	<u>HORSTMANN et al.,2017</u>
Grão de bico e proteína isolada	Macarrão	Análise de textura, sensorial e físico-química	<u>EL-SOHAIMU et al.,2020</u>
Gojibarry		Análise quantitativa de HPLC-DAS de dipalmitato de zeaxantina e análise colorimétrica	<u>PATSILINAKOS et al.,2018</u>

**Fonte: Autoria própria (2022)**

### 3.3 PROPRIEDADES REOLÓGICAS

A textura é descrita como uma propriedade sensorial e funcional do alimento e é considerada um dos quatro fatores principais na avaliação da qualidade dos alimentos, sendo os demais, sabor, aparência e valor nutritivo (GONÇALVES *et al.*, 2018; SILVA, 2013; WEE *et al.*, 2018). É considerada um indicativo das propriedades reológicas do alimento, sendo assim, há muitos motivos para a determinação destas propriedades, como de efetuar o controle de qualidade de matérias primas, de processos de fabricação e de produtos finais, estudar a influência de componentes de formulação, relacionando a estrutura dos produtos com as suas características reológicas nas aplicações de engenharias e correlacionar os dados reológicos com as avaliações organolépticas (SILVA, 2013; VENTURINI *et al.*, 2019).

Os instrumentos utilizados na medição de textura realizam ensaios mecânicos que possam substituir painéis sensoriais como ferramentas de avaliação de textura (EL-SOHAIFY *et al.*, 2020). O texturômetro fornece uma boa correlação entre a avaliação sensorial e os valores instrumentais, sendo possível determinar as medidas mecânicas de textura como a dureza, que é a força necessária para produzir certa informação, a fraturabilidade, sendo a força necessária para fraturar um produto, a coesividade, que é a extensão a que um material pode ser deformado antes da ruptura, a elasticidade, é a velocidade no qual um material deformado volta a condição inicial depois que a força de deformação é removida, a adesividade, sendo a energia necessária para superar as forças atrativas entre a superfície do alimento e a dos outros materiais com os quais o alimento está em contato, a gomosidade, que é a anergia necessária para desintegrar um alimento até estar pronto para a deglutição, a mastigabilidade, que é o trabalho necessário para mastigar um alimento sólido até a deglutição e a resiliência, sendo a medida do esforço do produto para retornar a sua forma original, em termos de velocidade (GONÇALVES *et al.*, 2018).

As medidas mecânicas de textura atuam principalmente com as forças de compressão, extrusão e corte no alimento. As definições desses parâmetros são concebidas em termos de medições físicas qualificados pelo perfil de textura. A análise do perfil de textura (do inglês, *Texture Profile Analysis* - TPA) é uma técnica de dupla compressão de uso difundido no estudo quantitativo da textura dos

alimentos. Nesta técnica, as amostras são comprimidas duas vezes, em um intervalo curto de tempo, semelhante ao processo de mastigação, obtém assim os parâmetros quanto sua textura. Através de um único ensaio da TPA, pode ser averiguados trinta e três parâmetros de textura, sendo diferentes para cada tipo de estudo. O equipamento é constituído por uma haste que transporta a energia mecânica ao material a uma velocidade constante, fornecendo uma curva força *versus* distância, onde registra a variação de textura da amostra (VENTURINI *et al.*, 2019). Os tipos de processamento, como o envase, os tempos e temperaturas de cocção diferenciados também podem afetar a textura.

A TPA foi desenvolvida há mais de 30 anos é considerado o melhor método para medir parâmetros de textura com apenas um teste. Visando superar as limitações das avaliações sensoriais relativas às dificuldades de interpretação e variação dos resultados, a TPA fornece software para o auxílio na interpretação dos dados obtidos (SILVA, 2013).

### 3.4 MÉTODOS INSTRUMENTAIS DE ANÁLISE

#### 3.4.1 Espectroscopia na região do Infravermelho Próximo (NIR)

As análises convencionais utilizadas no controle da qualidade dos alimentos podem gerar resíduos ou consomem muito tempo. A espectroscopia na região do infravermelho próximo (NIR) em comparação aos métodos tradicionais, é uma técnica que requer pouco ou nenhum preparo das amostras, tem as vantagens de velocidade de detecção rápida, sem danos às amostras e alta eficiência (GONÇALVES *et al.*, 2018; LIN *et al.*, 2019b).

A radiação infravermelha próxima (NIR) cobre a faixa do espectro eletromagnético entre 780 e 2500 nm, quando a radiação atinge uma amostra, suas características espectrais mudam, a radiação incidente pode ser refletida, absorvida ou transmitida e a contribuição relativa de cada fenômeno depende da constituição química e dos parâmetros físicos da amostra, bem como de suas propriedades de dispersão de luz que estão relacionadas à microestrutura (GONÇALVES *et al.*, 2018; NICOLAÏ *et al.*, 2007). Técnicas estatísticas multivariadas avançadas, como regressão de mínimos quadrados parciais, são então aplicadas para extrair as

informações necessárias dos espectros geralmente complicados (NICOLAÏ *et al.*, 2007).

Embora a espectroscopia NIR tenha se mostrado viável para detectar a qualidade dos alimentos, sua aplicação prática ainda apresenta limitações. Os espectros desenvolvidos para análise são sensíveis a variações de temperatura e problemas de transferência de calibração ainda existiam em aplicações práticas de NIR (GUO *et al.*, 2020b; LIN *et al.*, 2019b).

### 3.4.2 Análise Colorimétrica

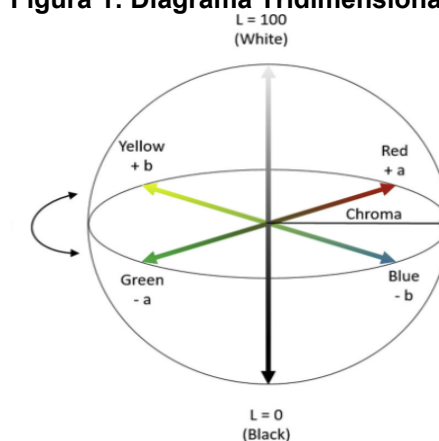
A cor é simplesmente o efeito das ondas de luz refletidas ou absorvidas pelos objetos, sendo influenciadas nos diversos aspectos, como, as características da fonte de luz a qual o objeto é observado, a incidência de luz sobre o objeto e o acabamento do objeto (PATILINAKOS *et al.*, 2018; SILVA, 2013). O sistema mais utilizado para a interpretação da cor, baseia-se na CIE (*Comission Internationale d'Eclairage*), que emprega os símbolos X, Y e Z para representarem as frações das 3 cores: X(vermelho), Y(verde) e Z(azul), definidas como componentes cromáticos ou valores tristímulos, que caracterizam uma cor quanto à sua percepção visual (PATILINAKOS *et al.*, 2018).

O espaço de cor  $L^*a^*b^*$ , também conhecido como espaço de cor CIELab é atualmente o mais popular dos espaços de cores uniformes. Esse espaço de cor é amplamente utilizado pois correlaciona consistentemente os valores de cor com a percepção visual. Indústrias de alimentos, entre outras, utilizam este espaço para identificar, comunicar e avaliar os atributos da cor além das inconsistências ou desvios de uma cor padrão (KONICA MINOLTA SENSING AMERICAS, 2022). A cor é uma questão de percepção e interpretação e precisa ser expressa de forma objetiva através de números, para garantir que o produto esteja de acordo com suas especificações (GONÇALVES *et al.*, 2018). Quando as cores são ordenadas, elas podem ser expressas em termos de tonalidade, luminosidade e saturação. Com a criação de escalas para esses atributos é possível expressar cores de forma precisa (PATILINAKOS *et al.*, 2018).

O sistema CIELab, é baseado na teoria da percepção de cores opostas e estabelece que uma cor não pode ser verde e vermelha ou amarela e azul ao mesmo tempo. Este sistema é descrito por um diagrama tridimensional (Figura 1),

onde o espaço é definido pelas coordenadas retangulares, atribuindo-se à luminosidade ( $L^*$ ), componente vermelho-verde ( $a^*$ ) e componente amarelo-azul ( $b^*$ ), e pelas coordenadas cilíndricas do mesmo espaço, croma ( $C^*$ ), e tonalidade cromática ( $H^*$ ) (Sousa *et al.*, 2019). O sistema tridimensional é constituído pelas 3 coordenadas que são capazes de descrever a uniformidade da cor, onde  $L^*$  é a média da luminosidade de um objeto, variando de 0 (preto) até 100 (branco);  $a^*$  é uma medida que indica variação do vermelho ( $a^*$  positivo) ao verde ( $a^*$  negativo); e  $b^*$  é uma medida de variação de cor do amarelo ( $b^*$  positivo) ao azul ( $b^*$  negativo) (Becker, 2016). As coordenadas  $a^*$  e  $b^*$  aproximam-se de zero para cores neutras (branco, cinzento e preto) e formam um plano horizontal deste sólido.

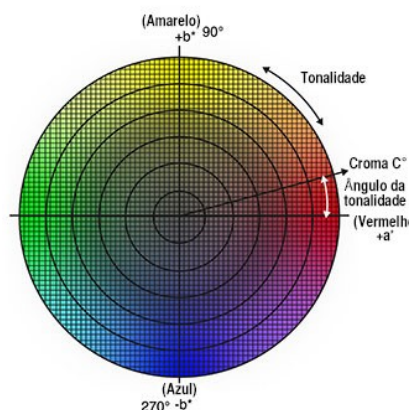
**Figura 1: Diagrama Tridimensional**



Fonte:(Konica Minolta Sensing Americas, 2022)

O espaço de cor  $L^*C^*H^*$ , semelhante ao CIELab, é um sistema que se relaciona com a forma com que o olho humano percebe a cor. O sistema  $L^*C^*H^*$  (Figura 2) usa o mesmo diagrama que o espaço de cor  $L^*a^*b^*$ , mas usa coordenadas cilíndricas ao invés de coordenadas retangulares. Neste espaço de cor,  $L^*$  indica luminosidade,  $C^*$  representa a saturação, e  $h$  é o ângulo de tonalidade (ou ângulo de Hue). O valor de saturação  $C^*$ , representa a distância do eixo de luminosidade ( $L^*$ ) e inicia em zero no centro. O ângulo de tonalidade começa no eixo  $+a^*$ , e se movimenta em sentido anti-horário. É expresso em graus (por exemplo,  $0^\circ$  é vermelho e  $90^\circ$  é amarelo). Instrumentos de medição determinam a cor do objeto dentro do espaço de cor e exibem seus valores para cada coordenada  $L^*$ ,  $C^*$  e  $H^*$  (KONICA MINOLTA SENSING AMERICAS, 2022).

**Figura 2: sistema L\* C\* h°**



**Fonte:(Konica Minolta Sensing Americas, 2022)**

A cor é uma questão de percepção e interpretação e precisa ser expressa de forma objetiva através de números, para garantir que o produto esteja de acordo com suas especificações (GONÇALVES *et al.*, 2018). Quando as cores são ordenadas, elas podem ser expressas em termos de tonalidade, luminosidade e saturação. Com a criação de escalas para esses atributos é possível expressar cores de forma precisa (PATILINAKOS *et al.*, 2018).

### 3.4.3 Análise de PCA e ComDim aplicada à caracterização de alimentos

A quimiometria é uma área da química que utiliza a aplicação de métodos estatísticos e matemáticos para análise de dados, com o interesse de otimizar, planejar e selecionar experimentos com o intuito de extrair uma maior quantidade de dados analíticos provenientes de espectros, eletroferogramas, cromatogramas, voltamogramas, perfis de profundidade, e amostras para as quais as concentrações de diversos constituintes químicos ou outras propriedades tenham sido medidas, obtendo melhores resultados analíticos (LOUDIYI *et al.*, 2018; PATHANIA *et al.*, 2021). De uma forma resumida, a **Tabela 2** apresenta algumas das aplicações de ferramentas da quimiometria aplicada a análise de alimentos.



**Tabela 2- Métodos quimiométricos aplicadas para caracterização de alimentos**

<b>Técnica</b>	<b>Alimento</b>	<b>Propriedades do alimento analisado</b>	<b>Referência</b>
Análise de componentes principais (PCA)	Produtos alimentares fermentados preparados com a incorporação de culturas lácticas	Análise descritiva quantitativa (QDA) para descrever os atributos sensoriais	GHOSH D, CHATTOPADH YAY, 2012
Análise de componentes principais (PCA)	Lanche (snack) de maçã seca	Atividade de água (Aw), cor DE, umidade e propriedades sensoriais (aroma, sabor, textura e cor)	SAAVEDRA, et al., 2013
Análise de componentes principais (PCA)	Macarrão enriquecido com proteína de clara de ovo, trigo, semolina e fava	Análise de textura, digestibilidade in vitro da proteína, espectroscopia de infravermelho transformado (FTIR), e análise de aminoácido	LALEG <i>et al.</i> , 2016
ComDin (Common Dimensions)	Farinhas sem glúten	Análise de textura (Texturômetro) e radiação infravermelha próxima (NIR)	FARIAS, 2018
ComDim e PLS-DA	Erva-mate	Cromatografia líquida de alta eficiência (HPLC), compostos fitoquímicos, atividade antioxidante in vitro, espectroscopia do visível e infravermelho próximo (NIR), colorimetria e nariz eletrônico.	VIEIRA <i>et al.</i> , 2020
ComDin (Common Dimensions)	Farinhas enriquecidas (sorgo e teff) na cocção de bolos de chocolate sem glúten	Teste de aceitação geral, textura e perfil sensorial	NESPECA, <i>et al.</i> , 2020
ComDin (Common Dimensions)	Efeitos de sais, aquecimento suave e maturação em queijos do tipo Cantal	Reologia oscilatória de baixa amplitude dinâmica, cor e físico-química, perfil de textura e estrutura molecular (espectroscopias de fluorescência e MIR)	LOUDIYI <i>et al.</i> , 2018
ComDin (Common Dimensions)	Misturas de café de diferentes perfis de xícara e torra	Avaliação de impressões digitais de metabólitos, espectros de infravermelho próximo, propriedades sensoriais, e parâmetros de qualidade	ROCHA, <i>et al.</i> , 2021
ComDin (Common Dimensions)	Pão sem glúten enriquecido com teff e yacon	Perfil flash (FP)	Viell, <i>et al.</i> , 2019
Análise de componentes principais (PCA)	Biscoitos	Análise sensorial, perfil de textura, absorção de água (WA), tempo de desenvolvimento da massa (DDT), índice de tolerância à mistura (MTI), amolecimento da massa (SoD) e estabilidade da massa (DS).	AHMAD, <i>et al.</i> 2017
Análise de componentes principais (PCA)	Manteiga ghee de vaca e de búfala	Composição de triglicerídeos	PATHANIA, <i>et al.</i> 2021

**Fonte: Autoria própria (2022)**

As diversas ferramentas quimiométricas têm por finalidade desenvolver modelos com base em medições. A maioria das análises realizadas nos laboratórios demandam tempo e podem ser substituídas por técnicas instrumentais que garantem a confiabilidade na análise, tornando necessário, novos tratamentos de dados do ponto de vista matemático e estatístico, para relacionar os sinais obtidos com os resultados desejados e contribuir para a interpretação dos dados instrumentais (ROCHA BAQUETA *et al.*, 2021; STAFUSSA *et al.*, 2019; VIEIRA *et al.*, 2020).

A aplicação ou uso de análise de dados multivariados normalmente se inicia com dados envolvendo um número substancial de variáveis correlacionadas (como os comprimentos de onda, tempos de retenção, picos, pontuações sensoriais) onde diferentes algoritmos e técnicas são usados para analisar e interpretar esses tipos de conjuntos de dados. Desta forma, a análise de componentes principais (PCA) é um dos métodos de análise de dados multivariados mais usados em análise exploratória e mineração de dados.

O método PCA extrai os principais contribuintes ortogonais ou componentes principais que explicam a maior parte da variância da matriz de dados analisada. A PCA é uma técnica de redução de dimensão que pode ser usada para reduzir um grande conjunto de variáveis a um pequeno conjunto que ainda contém a maioria das informações derivadas do conjunto original de variáveis usadas para analisar a amostra. Em resumo, a PCA reduz a informação originada de um maior número de variáveis para um menor número de fatores ou componentes. Esses fatores ou componentes são definidos como “não dependentes” (por exemplo, ortogonais) (COZZOLINO *et al.*, 2019).

A análise ComDim (Common Dimensions) foi introduzida inicialmente no contexto da sensometria para analisar dados de perfis sensoriais convencionais e de livre escolha. A partir daí, foi estendido de diferentes maneiras para atender a necessidades específicas (CARIOU *et al.*, 2018). A análise multitabelas ComDim é uma ferramenta direcionada a avaliar diferentes tabelas de dados adquiridos para o mesmo número de amostras, mas não necessariamente o mesmo número de variáveis. Como resultado da aplicação do ComDim, uma série de tabelas de dados provenientes de diferentes técnicas analíticas (neste caso, espectros NIR e resultados obtidos a partir da colorimetria e texturômetro) para um mesmo conjunto de amostras, são transformadas em gráficos informativos que mostram a relação

entre as amostras nos componentes comuns (CC) dos *scores*, e variáveis no gráfico dos *loadings*. Um gráfico de *saliences* permitirá avaliar também em qual das tabelas analisadas encontra-se a informação predominante para o padrão de agrupamento em cada um dos CC (AHMAD *et al.*, 2017; CARIOU *et al.*, 2018; LOUDIYI *et al.*, 2018).

As proteínas vegetais apresentam diferenças relacionadas a sabor, estrutura e composição de aminoácidos em comparação as proteínas animais, dificultando assim a substituição em produtos alimentícios. Através de estudos nesta área, será possível modificar seus atributos, tornando-os tão saborosos e nutritivos quanto os alimentos convencionais acrescidos de proteína animal. Para que esse alimento apresente bons parâmetros de qualidade e aceitação, torna-se necessário o uso de técnicas específicas, como a análise de cor (colorimetria), perfil de textura (TPA, *Texture Profile Analysis*) e espectroscopia na região do infravermelho próximo (NIR, *Near Infrared Spectroscopy*). Para melhor entendimento sobre as amostras (preparado alimentício enriquecido de proteína animal e vegetal) e a relação entre as técnicas (TPA, colorimetria e NIR) serão utilizadas duas ferramentas quimiométricas, a análise de componentes principais (PCA, *Principal Component Analysis*) e análise por dimensões comuns (ComDim).













## 4 METODOLOGIA





### 4.1 ELABORAÇÃO E INCORPORAÇÃO DE PROTEÍNA DE ORIGEM ANIMAL E VEGETAL EM PREPARADO ALIMENTÍCIO DE AMENDOIM

A fabricação dos preparados de amendoim do tipo paçoca, seguiu de acordo com as normas de Boas Práticas de Fabricação RDC nº275 (Saúde, 2002). A **Tabela 3** apresenta as características visuais de cor dos preparados alimentícios enriquecidos com as diferentes proteínas.

As amostras foram preparadas a partir da formulação com 500g de amendoim torrado sem pele da marca Da Nona®, 200g de açúcar demerara da marca União®, 150ml de água mineral Peruílle®, 100g de proteína animal da marca Best Whey® sabor natural ou vegetal de girassol da marca Souly®, de linhaça da marca Souly®, de lentilha d'água da marca Nutrify®, de ervilha da marca Eat Clean®, de arroz da marca Wvegan®, de abóbora da marca Souly® e de soja da marca Vitafor®, todas as amostras são isentas de sabor artificial e 3g de sal marinho Jasmine®, o amendoim, o açúcar, a água e o sal foram adquiridos no mercado local, enquanto as proteínas foram compradas pela internet.

**Tabela 3**–Amostras dos preparados alimentícios com as respectivas proteínas precursoras

Tipo de Proteína	Proteína em pó	Preparado
Soja		
Girassol		
Whey Protein		
Ervilha		
Abóbora		
Linhaça		

Tipo de Proteína	Proteína em pó	Preparado
Arroz		
Lentilha Aquática		

Fonte: Autorial própria, 2022

Todos os ingredientes foram pesados em uma balança digital da marca Plenna®, o amendoim foi levemente batido por 40 segundos a fim de preservar o óleo do alimento e manter as características organolépticas do produto em um processador doméstico modelo Oster®, com lâminas metálicas do tipo faca. Em seguida o amendoim batido foi adicionado a uma calda recém preparada onde a água, o sal e o açúcar foram levados ao fogo médio com agitação constante até ficar visualmente espessa. Após a adição na calda já em temperatura ambiente, iniciou-se e a homogeneização juntamente com as proteínas até atingir a liga desejada, em seguida as misturas foram enformadas, cortadas em pedaços retangulares de aproximadamente 9 gramas e em seguida, as paçocas foram transferidas para potes hermeticamente fechados em temperatura ambiente para posterior análise microbiológica, de textura, de cor e espectral. A separação das paçocas foi realizada de acordo com o tipo de proteína utilizada na preparação.

#### 4.1.1 Análise do perfil de textura

Pesou-se uma quantidade 9g de amostra do preparado alimentício a base de amendoim enriquecido de proteínas. As amostras foram submetidas a uma dupla compressão por um texturômetro modelo TA-XT Express (Stable Micro Systems) através de uma sonda cilíndrica P/36R e uma célula de carga de 10 Kg. O equipamento foi programado com velocidade de pré-teste: 1,0 mm/s, velocidade de teste: 1,0 mm/s e velocidade de pós-teste: 5,0 mm/s; 50% decompressão e um período de repouso de 5 s entre os dois ciclos; força de gatilho(trigger) 0,049 N, e taxa de aquisição de dados de 200 pontos por segundo (determinados por pré-testes) e os resultados obtidos foram processados em software Exponent Lite Express. Dez repetições foram medidas em temperatura ambiente para cada um dos

8 grupos de tratamento para cada período, dia 1, dia 7 e dia 14. Os parâmetros avaliados foram dureza (medida em Newtons), gomosidade, mastigabilidade, resiliência, coesão, elasticidade (mm) e adesividade (medida em Newtons vezes segundo) (WEE *et al.*, 2018)

#### 4.1.2 Análise de espectro de infravermelho próximo (NIR)

Os espectros foram obtidos utilizando-se um equipamento JDSU MicroNIR® para medidas na região de 900 a 1700 nm. A medida do branco foi realizada a partir de um padrão de reflectância (Spectralon™, coeficiente de reflexão difusa de 99%), o qual foi embalado dentro de uma embalagem plástica equivalente as utilizadas para as amostras, enquanto a referência escura (simulação da não-reflexão) foi obtida com a lâmpada apagada. As medidas foram realizadas com o equipamento indicando temperatura de 45 ( $\pm 2$ ) °C e as amostras foram acomodadas em embalagens plásticas transparentes. As leituras foram adquiridas em triplicata, gerando um total de 24 espectros para cada período, dia 1, dia 7 e dia 14, e foram realizadas sem remoção das amostras de dentro das embalagens.

#### 4.1.3 Análise de cor

Para a determinação da cor utilizou-se um colorímetro Delta Color, Modelo Vista 450 Ge o sistema foi o CIEL\*a\*b\*. A determinação de cor das amostras procedeu-se à calibração do colorímetro. Assim, o medidor foi posicionado no centro da placa de calibração, procedendo-se à calibração. Para a verificação da correta calibração do equipamento confirmam-se os valores obtidos no mostrador: L\* 97.06: a\* +5.28: b\* -3.49, de acordo como pretendido.

Posteriormente procedeu-se à determinação da cor das amostras, posicionando-se o medidor no centro das mesmas e registando os valores. A medição se dá por reflectância, e é possível obter dados como: A= Cor do verde ao vermelho; B= Cor do azul ao amarelo; C= Saturação (mais brilhante); H= Tonalidade; L=luminosidade; G=Brilho. Para cada tipo de ensaio fizeram-se 10 determinações, totalizando 80 registos para cada período, dia 1, dia 7 e dia 14.

O parâmetro  $G^*$  (gloss ou brilho) não é utilizado na análise de alimentos, contudo, optamos por acrescentar este dado, já que o equipamento forneceu esta informação.

#### 4.1.4 Análise Microbiológica

A qualidade microbiológica das amostras do preparado alimentício foi avaliada seguindo os padrões recomendados pela Instrução Normativa N° 60 (Brasil, 2019). Foram realizadas pesquisa de *Salmonella* e *Escherichia coli*.

*Salmonella* foi determinada através de pré-enriquecimento em água peptonada 1%, enriquecimento seletivo em caldo Selenito Cistina, à 37°C por 24h, e Rappaport Vassiliadis, à 41,5°C por 24h, e isolamento e seleção do micro-organismo pela técnica de estrias por esgotamento em ágar Hecktoen e ágar Verde Brilhante Vermelho de Fenol (BPLS) à 37°C por 24h. Os resultados foram expressos como presença ou ausência de *Salmonella*/25g.

*Escherichia coli* foi avaliada através da contagem de colônias pela técnica de sobrecamada em Ágar Vermelho Violeta Bile (VRB) à 35°C por 24h e o resultado expresso em UFC/g.

Todas as análises foram realizadas em duplicata.

## 4.2 METODOLOGIA DE ANÁLISE DE DADOS

### 4.2.1 Software

Os dados obtidos foram avaliados utilizando-se o software MATLAB R2022a de propriedade da UTFPR, com a utilização do pacote PLS-Toolbox, doado pela EMBRAPA Solos do Rio de Janeiro, para a realização de pré-processamentos e análise por PCA. A análise ComDim foi realizada utilizando-se programa home-made (GALVAN *et al.*, 2020).

### 4.2.2 Análise de Componentes Principais (PCA):

Após o pré-processamento dos resultados utilizando-se TPA, colorimetria e NIR, os dados foram auto-escalados e submetidos a Análise de Componentes Principais (PCA) com o objetivo de identificar as amostras provenientes das diferentes fontes, acreditando-se haver um diferente padrão de perfil de textura, coloração e espectro, relacionados as origens e data da fabricação. A PCA é

geralmente utilizada para encontrar a melhor maneira de agrupar um conjunto de variáveis complexas em um grupo relativamente menor, denominados Componentes Principais (PC). Na PCA, uma matriz  $X$  é decomposta em duas matrizes menores de scores e loadings, onde os scores fornecerão informações sobre a projeção das amostras nos novos eixos, permitindo assim avaliar similaridades e diferenças entre as amostras, enquanto os loadings indicarão quais variáveis tem influência sobre a projeção observada (BECKER-ALGERI *et al.*, 2020; MIRANDA DE SÁ *et al.*, 2015).

#### 4.2.2 ComDim

Para a análise de dimensões comuns (ComDim), os resultados serão organizados em duas tabelas,  $X$  e  $Y$ , dispostas lado a lado. Para entendimento, digamos que a tabela  $X$  possui informações sobre o NIR, sendo em cada linha representada uma amostra e cada coluna trazendo informação sobre as variáveis medidas, ou seja, os valores de absorvância para cada um dos comprimentos de onda medidos. Na tabela  $Y$ , que traz informações a respeito das análises de perfil de textura, as colunas trazem informação sobre as variáveis medidas (dureza, gomosidade, mastigabilidade, resiliência, coesão, elasticidade e adesividade).

O ComDim foi aplicado na matriz construída com as informações  $X+Y$ , fornecendo como resultado gráficos de scores com informações sobre as amostras, de loadings com informações sobre as variáveis, além de um gráfico de saliência (importância) que mostra em qual das tabelas analisadas está a informação predominante para o padrão de distribuição das amostras observado no gráfico dos scores.



## 5 RESULTADOS

### 5.1 ANÁLISE MICROBIOLÓGICA

Todas as formulações se apresentaram conforme os padrões microbiológicos estabelecidos pela Instrução Normativa N° 60 (ANVISA, 2019). Os resultados das análises microbiológicas indicaram que as amostras de paçoca apresentaram ausência de *Salmonella* sp em 25g do produto e a contagem de coliformes termotolerantes a 45 °C das amostras foram abaixo do limite indicado pela legislação. Isso indica que os procedimentos de higienização e manipulação foram adequados, garantiram a segurança microbiológica do produto, podendo contribuir para estabilidade de armazenamento das paçocas desenvolvidas.

É importante salientar que o objetivo das análises microbiológicas foi verificar se os produtos elaborados seriam próprios para o consumo, sendo um produto seguro do ponto de vista nutricional e microbiológico.

### 5.2 INFLUÊNCIA DO TEMPO

A influência do tempo foi avaliada aplicando-se análise de componentes principais nos resultados das medidas de colorimetria e por análise de perfil de textura (TPA). Para melhor discussão dos resultados, a avaliação está apresentada em separado para a avaliação colorimétrica, espectral e perfil de textura.

#### 5.2.1 Avaliação colorimétrica

A **Tabela 4** apresenta as médias das decaplicatas para as amostras do preparado alimentício a base das diferentes proteínas, avaliadas utilizando-se colorímetro para medir os parâmetros L\*, a\*, b\*, C\*, H\* e G\*.

Para facilitar a interpretação dos resultados, a PCA foi aplicada nestes dados, e resultou na projeção apresentada na **Figura 3 (A)** para os Scores e **(B)** para os respectivos *Loadings*. Observa-se da **Figura 3 (A)** que a maioria das amostras medidas após 14 dias está projetada em valores negativos de PC2, com exceção da amostra do preparado a base de proteína derivada de leite animal (■, *whey protein*). Infere-se ainda que após 7 dias de preparo, as variações colorimétricas não se apresentam como destacáveis, ainda que as amostras de

preparado alimentício de amendoim enriquecidas com proteínas extraídas de lentilha (◄), linhaça (●) e arroz (■) se apresentem ligeiramente deslocadas para valores negativos de PC2, mostrando-se mais suscetíveis a variação de coloração que as demais amostras.

Da **Figura 3 (B)** pode-se inferir que o parâmetro  $a^*$  do colorímetro é o mais influenciado pelo tempo, de modo a ser o parâmetro diferenciador das amostras após 14 dias do preparo, uma vez que este se encontra deslocado para valores negativos da PC2, assim como a maioria das amostras após este período. Observou-se pelos valores obtidos para cada réplica que, com exceção da amostra produzida a base de proteína de lentilha aquática, todas as demais amostras apresentaram valores positivos para o parâmetro  $a^*$ . Os valores do parâmetro  $a^*$  são representados como o intervalo de cores referentes ao vermelho até a cor verde, sendo as cores vermelhas relacionadas com os valores positivos e as cores verdes com os valores negativos (BECKER, 2016). De fato, a amostra a base de lentilha aquática apresentava cor esverdeada, se diferenciando significativamente das demais. Porém, observa-se que o parâmetro sofreu uma diminuição de valor após os 14 dias. Observa-se ainda que o parâmetro  $H^*$ , que está relacionado a tonalidade, se apresentou como deslocado para valores negativos de PC1, assim como as projeções das amostras de lentilha aquática. Destaca-se a notoriedade em que as amostras dos preparados alimentícios produzidos com proteína de lentilha aquática se diferiram dos demais preparados, de modo que os resultados obtidos a partir das análises colorimétricas eram esperadas, provavelmente pela pigmentação da clorofila.

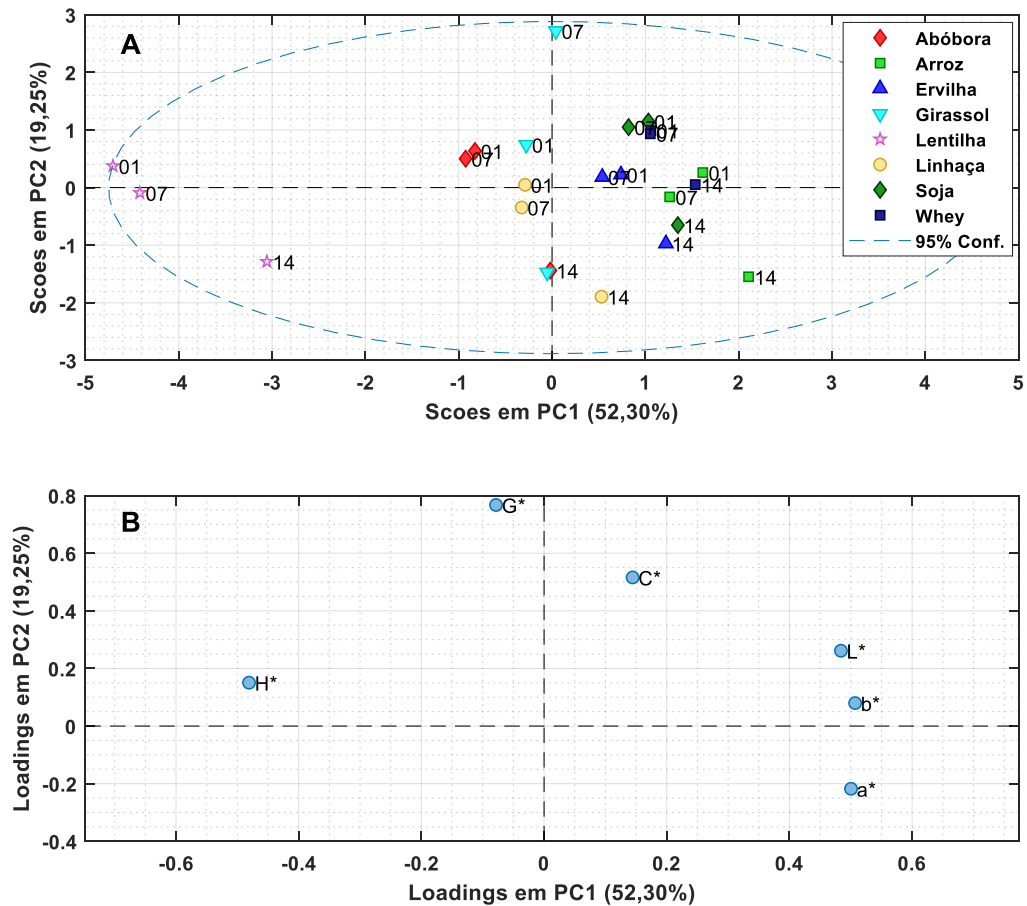
De forma isolada, a análise das cores permite sugerir que, após 14 dias, a amostra de preparado alimentício enriquecido com proteínas extraídas do leite (whey) se apresentou com menor variação entre todas, o que favorece a comercialização deste produto no que se relaciona a aparência, uma vez que o produto continua com características de cores similares aquelas do dia do preparo. Assim, o produto poderia ter aparência de produto recém-preparado.

Tabela 4– Valores médios encontrados por colorimetria para as amostras preparadas com as diferentes proteínas

Amostra	Dia do Preparo											
	Parâmetro											
	L*	±	a*	±	b*	±	C*	±	H*	±	G*	±
<b>Soja</b>	55.22	1.58	6.09	0.83	26.34	1.52	27.06	1.63	76.85	1.35	450.50	21.59
<b>Girassol</b>	48.21	0.90	4.00	0.65	17.69	0.86	18.15	2.45	76.75	2.45	445.23	32.59
<b>Whey</b>	65.80	2.01	4.47	0.99	24.12	1.65	24.55	1.72	79.54	2.03	424.36	31.20
<b>Ervilha</b>	50.00	1.03	5.84	0.55	25.24	1.60	25.91	1.57	77.01	1.30	409.21	25.26
<b>Abóbora</b>	41.12	0.79	2.39	0.81	20.81	0.60	21.07	0.60	83.42	2.25	434.45	20.70
<b>Linhaça</b>	40.00	1.34	5.92	2.02	14.11	1.52	15.47	1.12	67.19	8.47	436.48	31.20
<b>Arroz</b>	47.73	1.05	9.94	0.81	26.79	2.11	28.58	2.15	69.60	1.42	429.75	21.12
<b>Lentilha</b>	25.95	1.22	-3.43	0.84	6.36	1.41	7.28	1.59	118.75	3.67	423.05	27.97
<b>Após 7 dias</b>												
<b>Soja</b>	55.37	2.26	5.52	1.22	24.82	1.58	25.45	1.71	77.54	2.39	445.20	46.37
<b>Girassol</b>	49.49	2.75	2.63	0.69	15.05	1.38	144.51	1.24	79.66	2.99	411.58	22.26
<b>Whey</b>	63.23	1.42	4.73	1.26	24.94	1.04	25.42	1.12	79.28	2.63	424.48	28.74
<b>Ervilha</b>	51.06	2.04	6.11	1.42	19.80	0.90	20.77	0.77	72.85	4.13	417.44	15.02
<b>Abóbora</b>	42.21	2.68	2.17	1.23	18.88	2.77	19.16	2.77	82.81	4.32	428.53	18.18
<b>Linhaça</b>	45.32	3.83	4.94	2.31	12.44	2.22	13.55	2.41	68.88	10.16	406.82	22.11
<b>Arroz</b>	55.49	2.57	7.94	1.11	20.24	2.10	21.82	1.87	68.18	3.79	401.08	14.69
<b>Lentilha</b>	29.95	2.49	0.76	1.12	1.93	1.92	2.73	1.33	126.39	35.89	411.46	16.05
<b>Após 14 dias</b>												
<b>Soja</b>	56.42	2.43	6.54	0.88	25.94	0.90	26.78	0.73	75.75	2.16	355.84	3.53
<b>Girassol</b>	46.21	1.13	4.50	0.61	17.37	0.84	17.96	0.76	75.36	2.24	332.79	2.39
<b>Whey</b>	62.67	1.62	6.00	1.61	27.11	1.62	27.80	1.83	77.64	2.88	380.15	52.58
<b>Ervilha</b>	51.96	2.00	6.77	0.51	26.12	0.90	26.99	0.85	75.44	1.29	345.47	6.82
<b>Abóbora</b>	42.47	1.56	4.37	0.75	21.47	0.77	22.02	0.67	77.99	2.44	331.01	31.65
<b>Linhaça</b>	41.67	1.76	7.92	1.16	15.02	0.74	17.01	1.00	62.30	3.23	338.70	34.68
<b>Arroz</b>	51.73	2.85	10.40	1.48	26.98	2.22	28.94	3.34	68.92	2.62	329.52	1.61
<b>Lentilha</b>	28.41	2.04	-0.86	1.66	7.00	3.16	7.28	3.10	89.94	20.44	356.22	53.60

Fonte: Autoria própria, 2022

**Figura 3—(A) Scores e (B) Loadings, obtidos pela aplicação de PCA nos dados obtidos por colorimetria em amostras de “paçocas” enriquecidas com diferentes proteínas.**  
**Fonte: Autoria própria, 2022**



### 5.2.2 Avaliação do perfil de textura

O perfil de textura (dureza, fraturabilidade, adesividade, elasticidade, mastigabilidade, gomosidade, coesividade e resiliência) foi avaliado no dia do preparo da amostra, após 7 dias e após 14 dias. Os valores médios das decaplicatas e os respectivos desvios padrão estão apresentados na **Tabela 5**. O parâmetro fraturabilidade foi removido da análise por apresentar apenas valores iguais a zero. Os resultados das medidas oscilaram bastante, produzindo por consequência valores de desvio padrão elevados, dificultando as inferências a respeito das variações observadas entre os dias. maioria dos parâmetros sofreu

variações importantes, o que limita as conclusões que se pode obter na análise isolada destes resultados.

Para auxiliar na interpretação das respostas obtidas, aplicou-se a análise de componentes principais nos valores médios das decuplicatas, apresentados na Tabela 5. A projeção de PC1 não está sendo apresentada, apesar de ter capturado 69,50% da variância dos dados por não explicar as amostras com scores negativos. Uma das possibilidades para este resultado está na variação entre as réplicas observadas para cada parâmetro (vide desvio padrão). Desta forma, foram avaliadas as PCs 2 (14,59%) e 3 (8,13%) para analisar as diferenças entre as amostras, e os resultados estão apresentados na **Figura 4 (A)** para os Scores e **(B)** para os respectivos Loadings.

Os scores apresentados na **Figura 4 (A)** indicam que não houve variação no perfil de textura para algumas amostras, como no caso das amostras de preparado alimentício enriquecido com abóbora (♦) e linhaça (●), onde os valores de scores se apresentam no quadrante positivo de PC2 e PC3, respectivamente, mesmo após 14 dias do preparo. De acordo com a **Figura 4 (B)**, que apresenta os loadings desta projeção, indica que neste quadrante as amostras se assemelham em relação aos parâmetros coesividade e elasticidade. Para a amostra derivada da proteína de abóbora, o score obtido para o 7º dia depois do preparo se apresenta muito próximo ao zero nas duas PCs, mostrando que esta projeção (PC2xPC3) não favorece explicações sobre esta amostra.

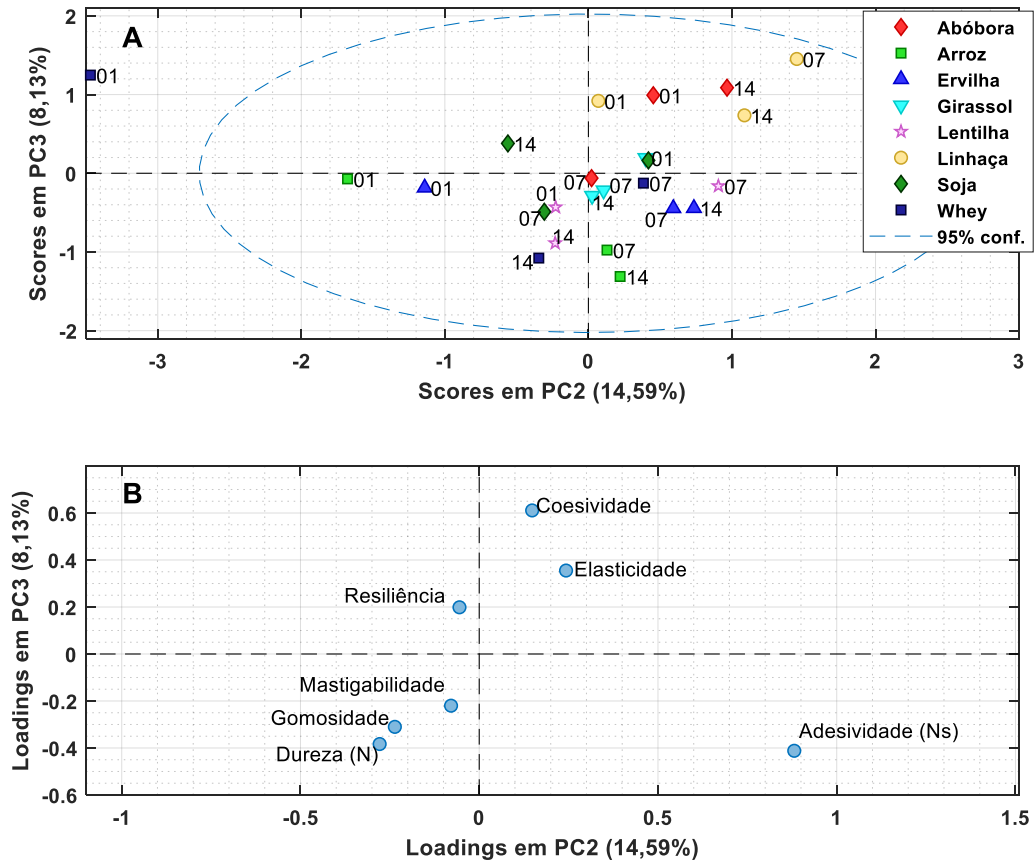
**Tabela 5– Médias e desvios padrão das medidas de TPA das decapicatas das amostras de paçoca enriquecidas com diferentes proteínas**

Amostra	Dia do Preparo													
	Parâmetro													
	D	±	A	±	E	±	M	±	G	±	C	±	R	±
<b>Soja</b>	39.82	17.31	-0.09	0.06	0.54	0.16	1108.41	358.86	1935.89	796.19	0.55	0.06	0.24	0.05
<b>Girassol</b>	38.24	13.43	-0.09	0.03	0.52	0.09	1356.58	698.50	2160.19	705.18	0.57	0.17	0.23	0.05
<b>Whey</b>	89.71	24.87	-0.40	0.17	0.66	0.17	3555.26	894.41	5538.88	1602.47	0.65	0.05	0.32	0.05
<b>Ervilha</b>	55.05	18.35	-0.25	0.12	0.62	0.07	1777.26	764.09	2902.11	1203.96	0.50	0.06	0.23	0.04
<b>Abóbora</b>	59.46	17.41	-0.07	0.04	0.71	0.10	2725.79	596.59	4319.94	1682.92	0.65	0.04	0.32	0.06
<b>Linhaça</b>	76.09	24.26	-0.08	0.03	0.74	0.08	3352.21	974.33	4861.34	1449.50	0.67	0.05	0.35	0.09
<b>Arroz</b>	72.87	11.14	-0.24	0.10	0.69	0.10	3067.64	788.75	4293.96	1130.82	0.54	0.05	0.28	0.05
<b>Lentilha</b>	99.26	13.78	-0.02	0.01	0.73	0.11	5022.69	920.23	6750.83	901.43	0.67	0.06	0.39	0.07
	<b>Após 7 dias</b>													
<b>Soja</b>	53.39	14.37	-0.12	0.07	0.55	0.06	1710.58	534.73	3176.35	937.60	0.54	0.07	0.23	0.05
<b>Girassol</b>	72.09	10.22	-0.05	0.02	0.68	0.04	3374.48	689.48	5480.68	1544.58	0.63	0.05	0.29	0.07
<b>Whey</b>	66.51	11.60	-0.04	0.02	0.63	0.06	2317.56	782.32	4449.22	1242.88	0.62	0.05	0.27	0.05
<b>Ervilha</b>	48.34	4.27	-0.06	0.02	0.64	0.07	2105.67	924.19	2941.21	1091.23	0.53	0.05	0.22	0.07
<b>Linhaça</b>	55.36	12.31	-0.02	0.01	0.76	0.07	2060.37	489.74	3024.32	739.64	0.66	0.05	0.29	0.05
<b>Arroz</b>	82.18	11.41	-0.01	0.01	0.67	0.08	3221.44	713.36	5689.50	1262.56	0.59	0.08	0.32	0.06
<b>Lentilha</b>	61.46	12.78	-0.01	0.01	0.69	0.06	3023.54	928.77	3434.79	681.74	0.58	0.06	0.29	0.05
	<b>Após 14 dias</b>													
<b>Soja</b>	56.86	30.34	-0.16	0.11	0.62	0.07	2211.87	1451.08	3693.85	2611.82	0.59	0.07	0.26	0.08
<b>Girassol</b>	80.10	30.37	-0.05	0.04	0.69	0.04	3576.98	1348.93	5225.21	2109.30	0.63	0.05	0.30	0.07
<b>Whey</b>	92.18	17.12	-0.05	0.02	0.68	0.07	3766.70	1281.25	5907.95	1048.36	0.61	0.07	0.28	0.07
<b>Ervilha</b>	60.99	13.41	-0.03	0.01	0.67	0.07	2386.35	759.64	3330.03	889.06	0.56	0.04	0.24	0.05
<b>Linhaça</b>	75.40	11.55	-0.01	0.00	0.91	0.15	5015.49	907.11	5083.11	877.73	0.66	0.05	0.32	0.05
<b>Arroz</b>	82.58	20.20	-0.01	0.01	0.67	0.08	3744.03	1690.12	4624.21	1870.75	0.56	0.09	0.29	0.09
<b>Lentilha</b>	108.89	14.30	0.00	0.00	0.78	0.07	5863.06	722.15	7833.85	1061.34	0.68	0.06	0.37	0.06

D = Dureza (N); A = Adesividade (Ns); E = Elasticidade; M = Mastigabilidade; G = Gomosidade; C = Coesividade; R = Resiliência.

Fonte: Autoria Própria, 2022

**Figura 4—(A) Scores e (B) Loadings obtidos pela PCA aplicada a média dos resultados da análise de perfil de texturadas amostras de “paçocas” enriquecidas com diferentes proteínas.**  
**Fonte: Autoria própria, 2022**



No caso das amostras de derivados de lentilha aquática(★),os parâmetros de textura obtidos no dia do preparo se diferenciam daqueles obtidos após 7 dias, mas se equivalem após 14 dias do preparo.Em outras palavras, as amostras avaliadas após 14 dias são equivalentes as amostras avaliadas no dia do preparo; no entanto, ambas se diferem da amostra avaliada após 7 dias. Assim,os loadings da projeção PC2 x PC3 indicam que a amostra apresentou índices importantes com relação a mastigabilidade, gomosidade e dureza no dia do preparo. Após 7 dias, esta amostra foi influenciada pela adesividade, e após mais 7 dias (após 14 dias do preparo) voltou apresentamos mesmos parâmetros do dia do preparo como os mais importantes. Este comportamento pode ser considerado anômalo ou indica que a projeção PC2 x PC3 não fomenta a explicação do comportamento da amostra de proteína de lentilha aquática.

Observou-se que após 7 e 14 dias as amostras derivadas de proteínas de arroz(■), ervilha(▲) e semente de girassol (▼) passaram a ser mais influenciadas pela adesividade. Para as amostras de arroz e ervilha, os parâmetros mais importantes no dia do preparo foram a mastigabilidade, gomosidade e a dureza, enquanto para a amostra derivada de proteína de semente girassol, os parâmetros mais importantes foram elasticidade e coesividade.

Para a proteína de soja (◆), a amostra foi mais influenciada pela elasticidade e coesividade no dia do preparo, sendo após 7 dias mais influenciada por dureza, mastigabilidade e gomosidade. Após 14 dias, a amostra passou a apresentar resiliência como parâmetro de textura mais importante. Nenhuma outra amostra apresentou comportamento similar ao desta amostra.

A amostra derivada de proteína do tipo whey(■), apresentou comportamento diferente das demais, sendo que o score da amostra está disposto fora do intervalo de confiança de 95%. No entanto, foi mais influenciada pela resiliência no dia do preparo. Depois de 7 dias, passou a ter a adesividade como parâmetro mais importante. Após 14 dias, os parâmetros mais importantes foram a dureza, a gomosidade e a mastigabilidade.

De forma geral, destaca-se que a amostra derivada de proteína de origem animal apresentou comportamento diferente daquelas de origem vegetal. Porém, considerando a projeção do score referente ao dia do preparo da amostra de whey fora do intervalo de 95% de confiança, pode-se sugerir que a amostra de origem vegetal que apresentou comportamento mais próximo daquele observado para o whey foi a proteína de lentilha aquática por serem as únicas que se comportam de modo que a mastigabilidade, gomosidade e dureza sejam os parâmetros mais importantes no dia do preparo e após 14 dias, passando por influência da adesividade após 7 dias do preparo. A amostra de proteína de soja também apresentou comportamento diferente, de modo a não se assemelhar a nenhuma outra amostra com relação aos parâmetros do perfil de textura.



**Tabela 6 –Dados obtidos das amostrasna análise de perfil de textura**

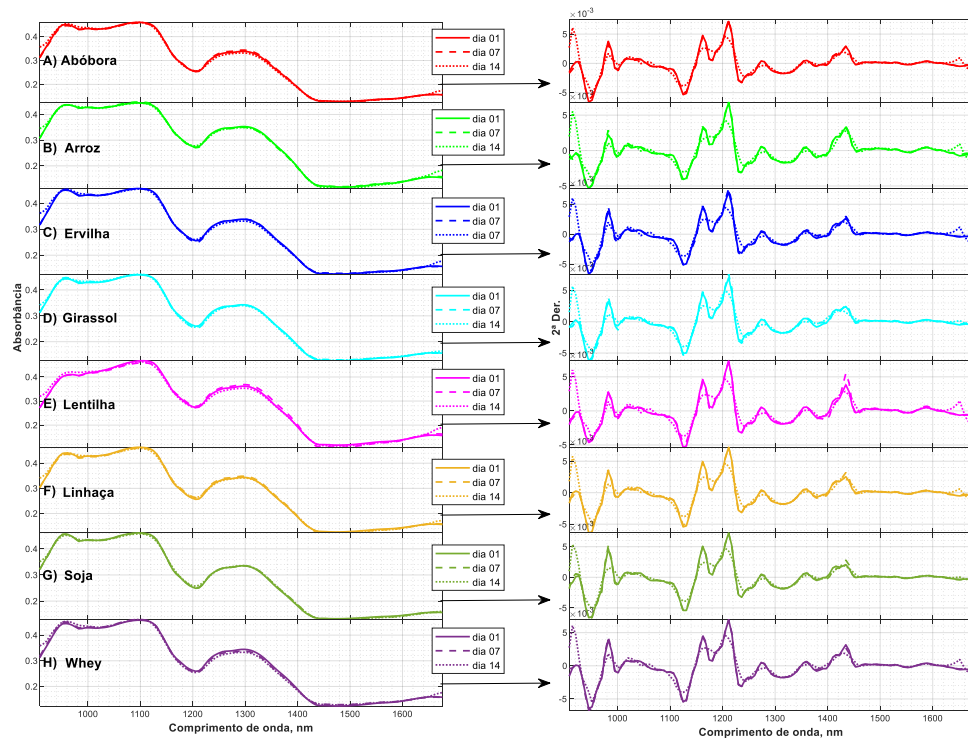
<b>Amostras</b>	<b>Dia 1</b>	<b>Dia 7</b>	<b>Dia 14</b>
<b>Soja</b>	Elasticidade	Dureza	Resiliência
	Coesividade	Mastigabilidade Gomosidade	
<b>Girassol</b>	Elasticidade	Adesividade	Adesividade
	Coesividade		
<b>Whey</b>	Resiliência	Adesividade	Mastigabilidade
			Gomosidade
			Dureza
<b>Ervilha</b>	Mastigabilidade	Adesividade	Adesividade
	Gomosidade		
	Dureza		
<b>Abóbora</b>	Coesividade	Coesividade	Coesividade
	Elasticidade	Elasticidade	Elasticidade
<b>Linhaça</b>	Coesividade	Coesividade	Coesividade
	Elasticidade	Elasticidade	Elasticidade
<b>Arroz</b>	Mastigabilidade	Adesividade	Adesividade
	Gomosidade		
	Dureza		
<b>Lentilha</b>	Mastigabilidade	Adesividade	Mastigabilidade
	Gomosidade		Gomosidade
	Dureza		Dureza

**Fonte: Autoria própria, 2022**

### 5.2.3 Avaliação Espectral na região do infravermelho próximo

Da mesma forma que paraas técnicas de colorimetria e TPA, fez-se a média dos espectros obtidos para as réplicas das amostras no dia do preparo, após 7 dias e após 14 dias, e os espectros estão apresentados na Figura 5. Os espectros estão apresentados após correção de espalhamento multiplicativo e (à) após segunda derivada a partir do algoritmo de Savitzky-Golay( 2002), com polinômio de segundo grau e janela de 7 pontos.

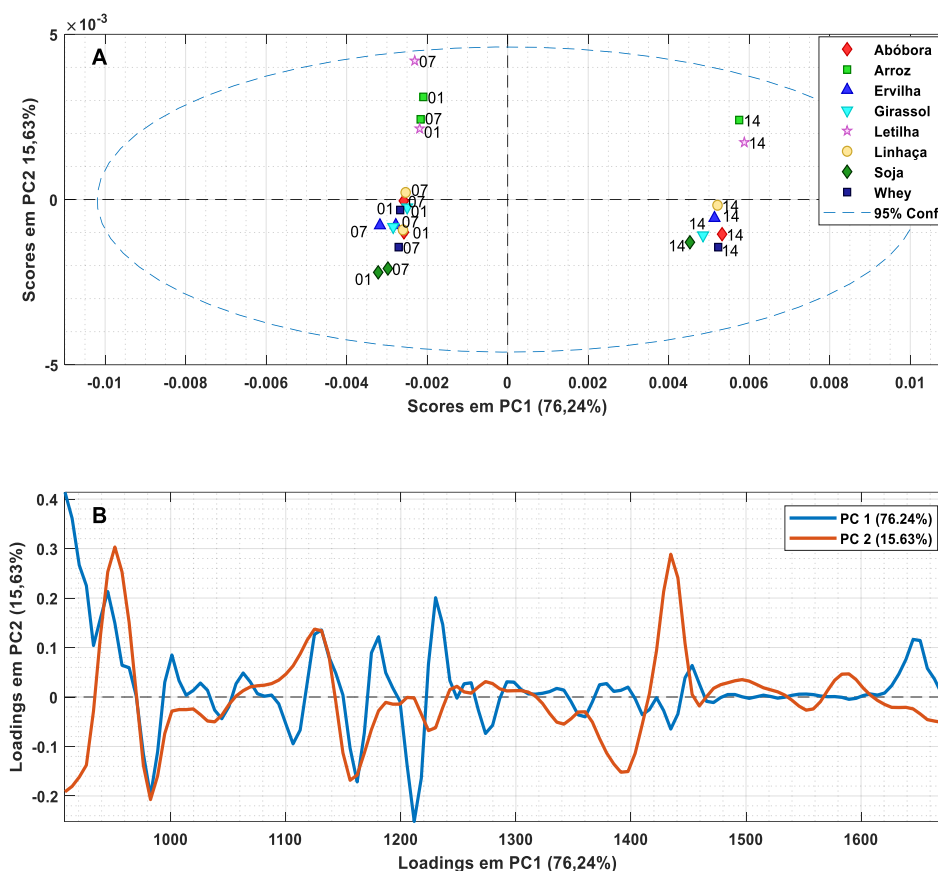
**Figura 5 – Espectros das amostras dos preparados alimentícios preparados com as diferentes proteínas no dia do preparo (—), após 7 dias (----) e após 14 dias (.....).**



Fonte: Autoria própria, 2022.

As variações observadas após 7 e 14 dias, quando ocorrem, são visualmente muito sutis. Portanto, para avaliar o grau de importância nas variações observadas, fez-se a análise componentes principais, e os resultados estão apresentados na Figura 6 para os (A) scores e (B) para os loadings das PCs 1 e 2.

**Figura 6 – Resultados da aplicação da PCA nos espectros médios dos preparados alimentícios produzidos com diferentes proteínas: (A) Scores (B) Loadings.**



**Fonte: Autoria própria, 2022.**

Observando-se a Figura 6 – A, pode-se verificar que a PC1 possibilitou a diferenciação dos sinais espectrais das amostras no dia do preparo e após 7 dias dos sinais obtidos após 14 dias do preparo. As principais bandas atribuídas às amostras medidas após 14 dias (com loadings positivos, Figura 6 – B) foram localizadas em 908, 945, 1001, 1131, 1180, 1230 e 1645 nm.

A região de 900 – 910 nm é atribuída ao 4<sup>o</sup> sobretom de vibração das ligações N-H primárias e secundárias. Também atribuídas às mesmas formas de vibração, estão as regiões de 945 – 960 nm (3<sup>o</sup> sobretom), 980 até 1250 nm (2<sup>o</sup> sobretom) e de 1370 – 1700 nm (1<sup>o</sup> sobretom). Todas estas vibrações podem estar relacionadas a transformações nas proteínas, uma vez que estas são compostas por ligações que envolvem grupos amina (WORKMAN Jr., JERRY; WEYER, 2012). É possível notar outras vibrações atribuídas a grupos O-H, muitas delas entre 1000 – 1250 nm, geralmente atribuídas a outros grupos funcionais tais como as vibrações de 4<sup>o</sup> sobretom decetonas (1200 – 1240 nm), ésteres (1100 – 1210 nm) e ácidos carboxílicos (1180 – 1240 nm). Porém, esta também é uma região referenciada

paravibrações de 4º sobretom de amidas primárias, secundárias e terciárias (1080 – 1280 nm). Desta forma, estas vibrações indicam a possibilidade de se tratar de alterações nas proteínas, as quais podem sofrer alguma alteração importante após 14 dias do preparo.

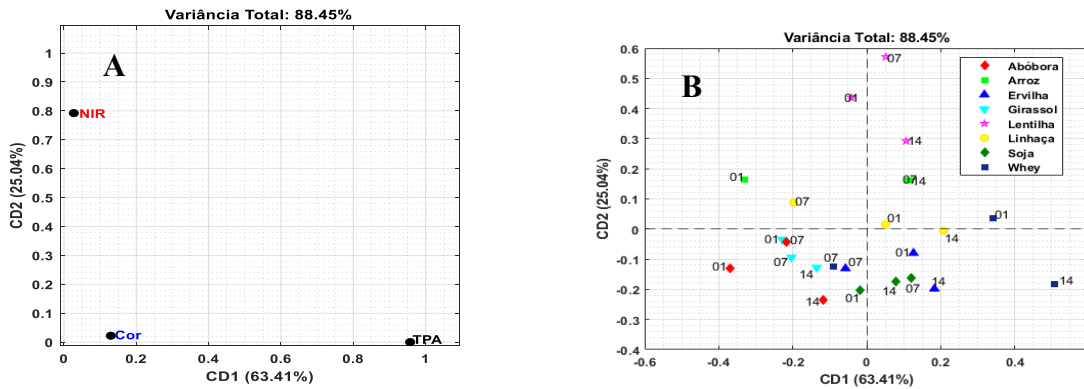
Outra separação destacável pode ser verificada na PC2, a qual diferenciou as amostras derivadas de proteínas de arroz e lentilha aquática das demais (Figura 6 – A). De acordo com os loadings da PC2 (Figura 6 – B), as principais variações ocorreram nas bandas de 951, 1125 e 1434 nm. Neste caso, a influência se apresenta como sendo atribuída principalmente ao 3º sobretom de estiramento da ligação N-H de amins primárias e secundárias (940 – 960 nm) além do 4º sobretom de estiramento de ligações do tipo S-H (940 – 960 nm), 4º sobretom de vibração de amidas secundárias (1100 – 1240 nm) e primeiro sobretom do estiramento de ligações O-H (1300 – 1490 nm). Deve-se ressaltar que as vibrações descritas se destacam em importância aos grupos referidos, o que não significa que não acontecem nas outras amostras.

Os resultados da avaliação pelas técnicas individuais indicam que a técnica de infravermelho próximo pode ser mais indicada para determinar o tempo de fabricação deste produto alimentício. Além disso, o posicionamento das amostras derivadas da proteína de arroz e de lentilha aquática são bastante similares por colorimetria e espectroscopia NIR no que se refere a PC2. Por outro lado, a projeção das amostras avaliadas por TPA não apresenta correspondência de comportamento com as outras técnicas. Assim para melhor explorar a relação entre as técnicas foi aplicada a análise por dimensões comuns.

### 5.3 ANÁLISE POR DIMENSÕES COMUNS (COMDIM)

A aplicação de ComDim foi realizada para avaliar a relação entre as informações obtidas entre as técnicas de colorimetria (cor), análise de perfil de textura (TPA) e espectroscopia de infravermelho próximo (NIR), e os resultados estão apresentados na **Figura 7 (A)** para as saliências e **(B)** para as dimensões comuns (CDs) 1 (63,41%) e 2 (25,04%). Observou-se a partir da **Figura 7 (A)** que, na CD1, a técnica mais importante é a TPA, enquanto na CD2 a técnica mais importante é a espectroscopia NIR. Para ambas as dimensões, a colorimetria apresenta pouca importância, sendo mais relevante na CD1 que na CD2.

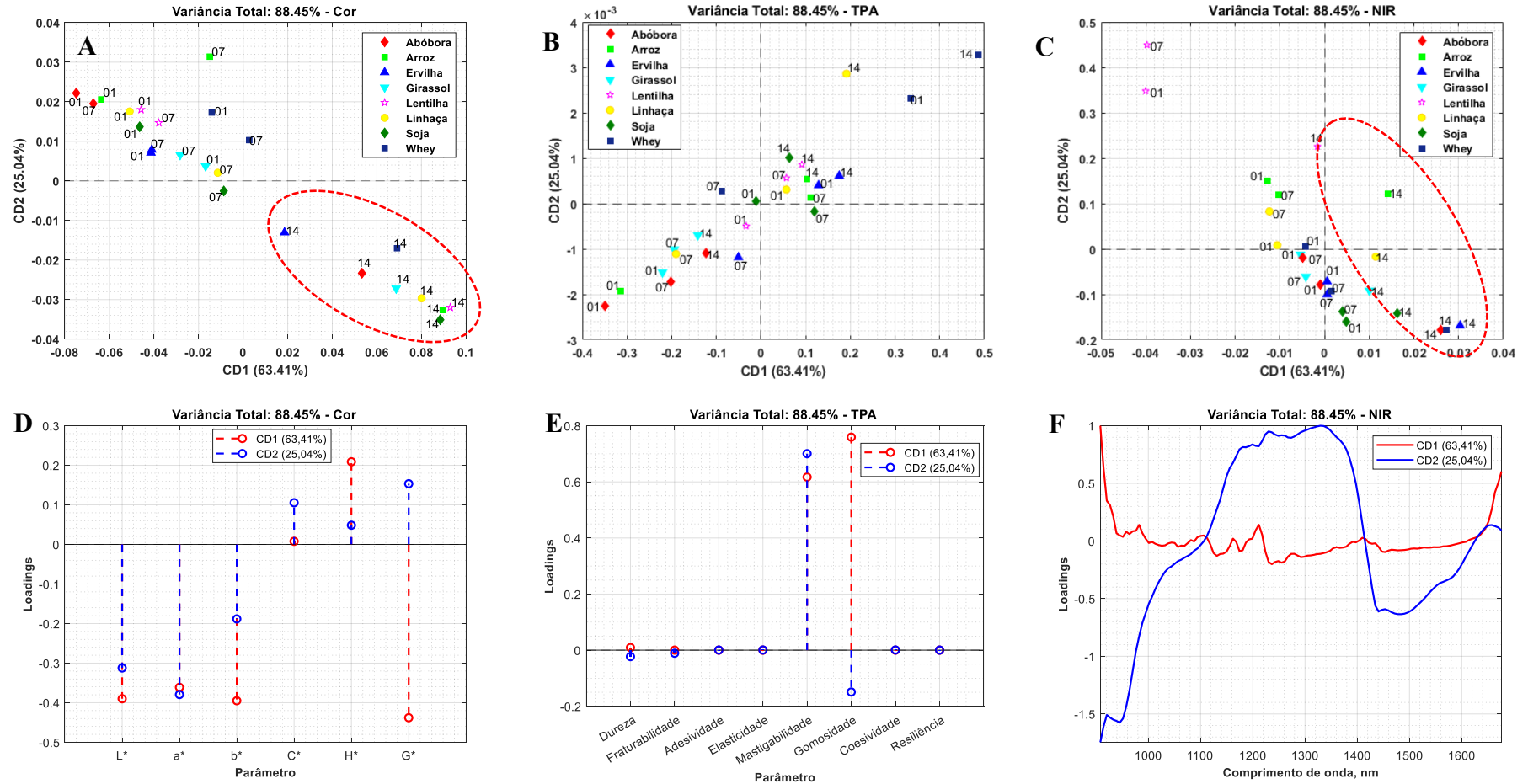
**Figura 7 – Resultados da aplicação de ComDim nos resultados obtidos para as diferentes técnicas empregadas para avaliar os preparados alimentícios produzidos com diferentes proteínas: (A) Saliências (B) Dimensões comuns.**



Fonte: Autoria própria, 2022.

Na **Figura 7 (B)**, que apresenta os scores globais, pode-se observar que as amostras derivadas de proteínas de arroz (■), lentilha aquática (◀) e linhaça (●) aparecem com valores de CD2 positivos, diferente das demais. A amostra derivada de whey (■), avaliada no dia do preparo, também aparece com valores de CD2 positivo. Para entender a relação entre as amostras, foram avaliados os scores e loadings individuais, os quais estão apresentados na **Figura 8**: scores para (A) para a cor, (B) para o TPA e (C) para os espectros NIR, enquanto (D), (E) e (F) apresenta os respectivos loadings.

Figura 8—Scores e loadings obtidos por ComDim para as respostas de cor, TPA e NIR nas amostras derivadas das diferentes proteínas.



Fonte: Autoria própria, 2022

Observa-se da **Figura 8 (A)** que a maioria das amostras avaliadas no dia do preparo e após 7 dias da primeira análise apresentaram valores de scores de CD1 negativos e CD2 positivos simultaneamente. Já as amostras medidas após 14 dias do preparo ficaram deslocadas das demais (círculo tracejado em vermelho, ----), apresentando valores positivos de scores em CD1 e negativos em CD2, simultaneamente. Na **Figura 8 (D)**, que apresenta os respectivos loadings para as 2 primeiras dimensões comuns das cores, observa-se que para valores positivos, o parâmetro  $H^*$  é o mais importante (de maior loading) para CD1 e o parâmetro  $G^*$  é o mais importante para CD2. Já os parâmetros  $G^*$ ,  $b^*$ ,  $L^*$  e  $a^*$  foram os mais importantes para os valores negativos de CD1, enquanto  $a^*$  e  $L^*$  são, respectivamente, os mais importantes para valores de CD2 negativos. Assim, como após 14 dias as amostras apresentam scores positivos em CD1 e negativos em CD2 simultaneamente, infere-se que o parâmetro  $H^*$ ,  $a^*$  e  $L^*$  foram determinantes para a diferenciação das amostras após este período. Neste tipo de medida, o eixo  $a^*$  varia na direção dos estímulos de cor vermelha (valores positivos de  $a^*$ ) até estímulos verdes (valores negativos), enquanto o parâmetro  $L^*$  é associado à luminosidade do estímulo (SCHANDA, 2007). As variações de coloração e luminosidade podem estar associadas com a variação dos teores de água, e estão relacionadas com a variação na percepção da tonalidade. Porém, o teor de água/umidade não foi quantificado neste estudo, o que impede que se possam fazer inferências mais plausíveis.

Na **Figura 8 (C)**, ainda que menos evidente, foi possível observar uma separação das amostras atribuída ao dia de preparo, sendo a maioria das amostras medidas após 14 dias deslocadas para valores mais elevados de scores positivos em CD1. É destacável que as amostras de lentilha aquática («) apresenta scores com valores negativos em CD1 e positivos em CD2, simultaneamente, para todos os períodos avaliados (dia do preparo, após 7 dias e após 14 dias). De acordo com a **Figura 8 (F)**, que apresenta os loadings desta projeção, estes scores (negativos em CD1 e positivos em CD2, simultaneamente) se referem a região entre 1120 – 1140 nm, atribuídas principalmente a vibrações de estiramento de segundo sobreto de grupos N-H primários e secundários (OZAKI *et al.*, 2007; WORKMAN Jr., JERRY; WEYER, 2012), e entre 1220 até 1380 nm, que é uma região que abrange vibrações de segundo sobreto de estiramento de grupos S-H (1210 – 1280 nm), primeiro sobreto de vibração de grupos O-H (1260 – 1490 nm) e primeiro sobreto de

estiramento de grupos N-H primário (1350 –1700 nm) (WORKMAN Jr., JERRY ; WEYER, 2012).

No caso das amostras derivadas de proteína de soja (♦), todas as amostras apresentaram projeções com valores positivos de CD1 e negativos de CD2, simultaneamente. Observando-se a **Figura 8 (F)**, nota-se que esta projeção se refere a região entre 908 – 1000 nm, atribuída ao 4º (900 – 920 nm), 3º (945 – 965 nm) e 2º (980 –1120 nm) sobretoms de estiramento de amins primárias e secundárias (Workman Jr., Jerry ; Weyer, 2012).

As amostras de proteínas de arroz (■), assim como as amostras de proteína de lentilha aquática, se apresentaram com scores positivos em CD2. Porém, as amostras derivadas de proteína de arroz medidas após 14 dias apresentaram score positivo em CD1, o que não foi observado no caso do alimento enriquecido com proteína de lentilha aquática. Desta forma, as amostras derivadas das proteínas de arroz se comportaram de maneira similar aquelas de proteína de lentilha aquática até 7 dias após o preparo. Porém, após 14 dias, estas amostras apresentaram variações espectrais importantes na região acima de 1630 nm (**Figura 8- F**). Esta região é atribuída ao primeiro sobretom de estiramento de amins primárias e secundárias(WORKMAN Jr., JERRY ; WEYER, 2012).

Para os preparados alimentícios derivados de proteína de soja (♦), a aplicação de ComDim resultou na projeção das amostras com valores de escorespositivos de CD1 e negativos de CD2, simultaneamente, para todos os períodos medidos.Tal projeção é similar àquela observada para a maioria das amostras medidas após 14 dias do preparo, para as quais a **Figura 8(F)** indica que estas amostras se diferenciam das demais por variações sofridas na região que vai de 908 até 1000 nm, atribuída ao 4º (900 – 920 nm), 3º (945 – 965 nm) e 2º (980 – 1120 nm) sobretoms de estiramento de amins primárias e secundárias (WORKMAN Jr., JERRY ; WEYER, 2012). Nesta região também estão compreendidas as vibrações de grupos O-H (terceiro sobretom entre 930 – 940 nm e segundo sobretom entre 980 – 1100 nm) e S-H(4º sobretom entre945 – 965 nm e 3º sobretom 980 – 1000 nm).

De modo geral, pode-se dizer que os parâmetros de cor, perfil de textura e os modos de vibração espectraisdas proteínas avaliadasforam afetadas de forma diferente com relação ao tempo. Para entender a relação entre os parâmetros



avaliados pelas diferentes técnicas empregadas, fez-se uma análise de correlação entre as variáveis, e os resultados estão apresentados na **Figura 9**.

Pela correlação apresentada, pode-se destacar que, na **Figura 9 – A**, na primeira dimensão comum (CD1) há uma correlação inversa entre os  $H^*$  e os parâmetros  $L^*$ ,  $a^*$ ,  $b^*$  e  $G^*$ . Isto significa que quando  $H^*$  aumenta, os demais parâmetros apresentam diminuição dos valores (e vice-versa). Os parâmetros mais correlacionados entre si, na CD1 da análise de cor, são  $L^*$ ,  $a^*$ ,  $b^*$  e  $G^*$ . Na segunda dimensão (CD2), a maior correlação se apresenta entre os parâmetros  $L^*$  e  $a^*$ , os quais estão inversamente correlacionados com  $C^*$  e  $G^*$ .

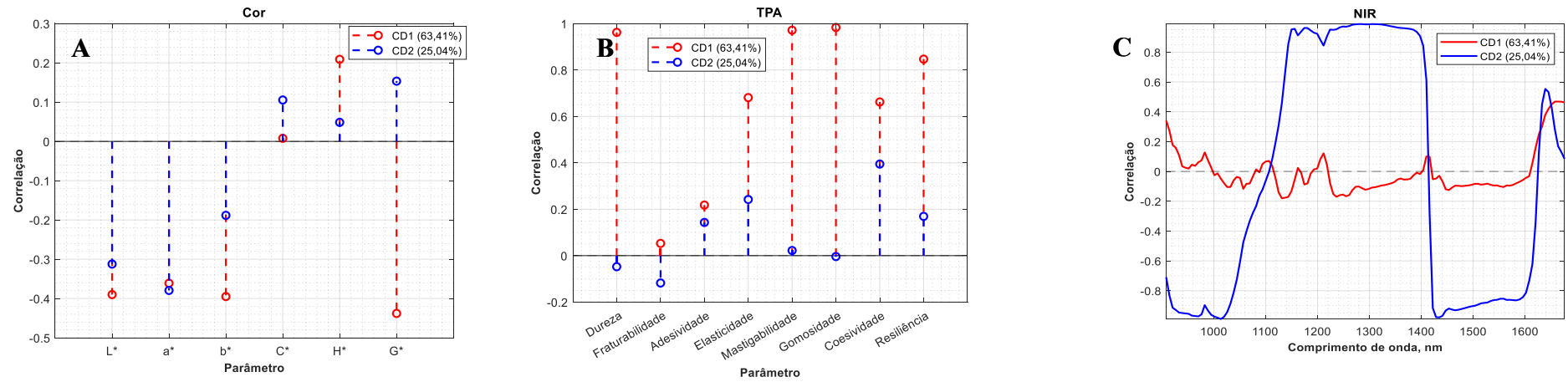
No caso do perfil de textura (TPA – **Figura 9 – B**), observa-se que as variáveis mais correlacionadas entre si estão na CD1, sendo a dureza, mastigabilidade, gomoalidade e resiliência estão correlacionadas com fatores ( $R$ ) maiores que 0.8.

No caso dos espectros NIR (**Figura 9 – C**), observa-se que a CD2 foi quem apresentou correlação mais elevada entre as variáveis, as regiões de 900 até 1020 nm e de 1420 até 1600 nm estão inversamente correlacionadas com a região de 1140 até 1400 nm. Esta correlação inversa indica que quando uma dessas regiões aumenta, a outra diminui em importância.

A correlação entre as técnicas deve ser avaliada por dimensão comum e, na CD1, as variáveis mais correlacionadas de forma direta são o índice  $H^*$  do colorímetro com os parâmetros de dureza, mastigabilidade, gomoalidade e resiliência do perfil de textura e com as regiões de 908 – 920 nm e 1640 – 1680 nm do espectro NIR. Na CD2, estão diretamente correlacionados o índice  $G^*$  do colorímetro, a coesividade do TPA com a região de 1140 até 1400 nm.

É necessário observar que as técnicas de TPA e NIR se apresentaram de modo geral como pouco correlacionadas entre si. De acordo com os valores mais elevados dos índices de correlação, pode-se dizer que os parâmetros  $L^*$  e  $a^*$  do colorímetro estão correlacionados inversamente com o parâmetro coesividade do TPA e com a região de 1140 até 1400 nm (ou ainda, inversamente com a região de 908 – 920 nm e 1640 – 1680 nm do espectro NIR).

**Figura 9**–Correlação entre os parâmetros nas duas primeiras dimensões comuns observados para as técnicas de (A) colorimetria (Cor), (B) análise de perfil de textura (TPA) e (C) espectroscopia de infravermelho próximo (NIR).



Fonte: Autoria própria, 2022

## 6 CONCLUSÃO

O estudo indicou que o tipo de proteína empregada influenciou de forma diferente nas características do preparado alimentício, sendo que as técnicas empregadas apresentaram respostas diferentes para o efeito do tempo.

A técnica de colorimetria indicou que o preparado alimentício a base de proteína de lentilha aquática se diferenciou de todas as amostras, e que todas as demais amostras sofreram variações no índice  $a^*$  do colorímetro após 14 dias. No caso da técnica de TPA, cada caso (proteína) apresentou variação particular dos parâmetros avaliados, de modo que não foi possível indicar uma relação temporal generalizada para as amostras. A espectroscopia NIR foi a técnica que possibilitou a separação entre as amostras que ficou mais evidente com relação ao tempo de preparo, se mostrando como a técnica mais eficiente deste estudo para separar as amostras com relação ao frescor (tempo de preparo). A partir das PCA, observou-se que os dados espectrais obtidos pós 14 dias do preparo se apresentaram de forma bastante diferente dos anteriores. Destaca-se que as amostras a base de lentilha aquática e de arroz apresentaram comportamentos similares entre si, porém, diferente do observado para as demais.

A análise multitabelas (multiblocos) indicou que os resultados entre as técnicas são pouco comparáveis nas duas primeiras (e mais importantes) dimensões comuns, de modo que quando a técnica de espectroscopia NIR tem elevada saliência (importância), como no caso da CD1, colorimetria e TPA tem saliência baixa. Já quando TPA apresentou saliência elevada (CD2), cor e NIR apresentaram baixa saliência.

Observou-se ainda que, apesar da baixa relação entre as técnicas, os parâmetros  $L^*$  e  $a^*$  do colorímetro estão relacionados inversamente com o parâmetro coesividade do TPA e com a região de 1140 até 1400 nm na CD2, o que indica que  $L^*$  e  $a^*$  se comportam de forma inversa a absorvância nesta região. Em outras palavras, quando os valores de  $L^*$  e  $a^*$  aumentam, a absorvância na região entre 1140 e 1400 nm diminui, e vice-versa.

Desta forma, o estudo se apresenta como promissor para ser empregado na avaliação da variação temporal da qualidade dos alimentos, oferecendo resultados que podem ser investigados para a proposição de ferramentas

alternativas de análise, no que diz respeito ao uso de técnicas mais rápidas, não destrutivas e não geradoras de resíduos.

## REFERENCIAS

ANVISA. (2019). **Instrução Normativa N° 60**, de 23 de dezembro de 2019. Diário Oficial Da União, 249, 133.2019.

AHMAD, S., PASHA, I., SAEED, M., SHAHID, M. Principal component analysis and correlation studies of spring wheats in relation to cookie making quality. **International Journal of Food Properties**, 20(10), 2299–2313.2013. Disponível em <https://doi.org/10.1080/10942912.2016.1236273>. Acesso em 06 fev. 2023

ARMAFORTE, E., HOPPER, L., STEVENSON, G. Preliminary investigation on the effect of proteins of different leguminous species (*Cicer arietinum*, *Vicia faba* and *Lens culinaris*) on the texture and sensory properties of egg-free mayonnaise. **LWT**. 136. 110341.2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2020.110341>. Acesso em: 06 fev. 2023.

BECKER, D. (2016). **Color Measurement. In Color Trends and Selection for Product Design** (pp. 179–182). Elsevier. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-39395-9.00037-2> Acesso em 05 de mai. de 2020

BENVENUTO, D., GIOVANNETTI, M., CICCOCCHI, A., SPOTO, S., ANGELETTI, S., CICCOCCHI, M. Accepted Article Accepted Article Accepted Article Accepted Article. **Journal of Medical Virology**, li, 0–3. 2020.

BIGMAN, L. S., LEVY, Y. (2020). **Proteins: molecules defined by their trade-offs. Current Opinion in Structural Biology**, 60, 50–56. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.sbi.2019.11.005>. Acesso em 05 maio de 2020

CARIOU, V., QANNARI, E. M., RUTLEDGE, D. N., VIGNEAU, E. (2018). **ComDim: From multiblock data analysis to path modeling. Food Quality and Preference**, 67, 27–34. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2017.02.012>. Acesso em 05 maio de 2020

COSTA, A. K. BIN, & ALTEMIO, A. D. C. Desenvolvimento e caracterização sensorial de Paçoca de Munguba (*Pachira aquática* Aubl.). **Research, Society and Development**, 10(8), e9810816945.2021., Disponível em <https://doi.org/10.33448/rsd-v10i8.16945> Acesso em 13 maio de 2020

COZZOLINO, D., POWER, A., CHAPMAN, J. (2019). **Interpreting and Reporting Principal Component Analysis in Food Science Analysis and Beyond. Food Analytical Methods**, 12(11), 2469–2473. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s12161-019-01605-5>

DESAI, A. BRENNAN, M. A. B. RENNAN, C. S. The effect of semolina replacement with protein powder from fish (*Pseudophycis bachus*) on the physicochemical characteristics of pasta, **LWT**, Volume 89, 2018, Pages 52-57. Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0023643817307612?via%3Dihub>. Acesso em 08 fev. 2023

EL-SOHAIFY, S. A., BRENNAN, M., DARWISH, A. M. G., BRENNAN, C.. Physicochemical, texture and sensorial evaluation of pasta enriched with chickpea flour and protein isolate. **Annals of Agricultural Sciences**, 65(1), 28–34. (2020) Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.aosas>. Acesso em: 05 maio de 2020

FARIAS, L. C. D. **Análise de dados multi-tabelas (COMDIM) para a avaliação de farinhas comestíveis por espectroscopia NIR e texturômetro**. 2018 Disponível em: <http://repositorio.utfpr.edu.br/jspui/handle/1/3412>. Acesso em: 08 fev. 2023

G O Phillips, P. A. W. (2011). **Handbook of Food Proteins** (1ST ed.).

GALVAN, D., BONA, E., BORSATO, D., DANIELI, E., MÁRIO, M., KILLNER, H. M. . **Calibration Transfer of Partial Least Squares Regression Models between Desktop Nuclear Magnetic Resonance Spectrometers**. 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1021/acs.analchem.0c00902>. Acesso em: 07 fev. 2023

GAZZANI, D., ZAMBONI, F., SPELTA, F., FERRARI, P., MATTIOLI, V., CAZZOLETTI, L., ZANOLIN, E., TARDIVO, S., FERRARI, M. (2019a). Vegetable but not animal protein intake is associated to a better physical performance: A study on a general population sample of adults. **Food and Nutrition Research**, 63, 1–7. Disponível em: <https://doi.org/10.29219/fnr.v63.3422>. Acesso em: 07 fev. 2023

GAZZANI, D., ZAMBONI, F., SPELTA, F., FERRARI, P., MATTIOLI, V., CAZZOLETTI, L., ZANOLIN, E., TARDIVO, S., & FERRARI, M. (2019b). Vegetable but not animal protein intake is associated to a better physical performance: A study on a general population sample of adults. **Food and Nutrition Research**, 63, 1–7. Disponível em: <https://doi.org/10.29219/fnr.v63.3422>. Acesso em: 07 fev. 2023

GHOSH D, CHATTOPADHYAY P. Application of principal component analysis (PCA) as a sensory assessment tool for fermented food products. **J Food Sci Technol**. 2012. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/s13197-011-0280-9>. Acesso em: 08 fev. 2023

GONÇALVES, T. R., Rosa, L. N., TORQUATO, A. S., da Silva, L. F. O., MARÇO, P. H., GOMES, S. T. M., MATSUSHITA, M., VALDERRAMA, P., PINELLI, L. D. de F.. Análise de dados multi-tabelas (COMDIM) para a avaliação de farinhas comestíveis por espectroscopia NIR e texturômetro. **Food Analytical Methods**, 13(1), 45. 2018.

GORISSEN, S. H. M., CROMBAG, J. J. R., SENDEN, J. M. G., Waterval, W. A. H., Bierau, J., Verdijk, L. B., & van Loon, L. J. C. . **Protein content and amino acid composition of commercially available plant-based protein isolates**. **Amino Acids**, 50(12), 1685–1695. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s00726-018-2640-5>. 2018<sup>a</sup>. Acesso em: 08 fev. 2023

GORISSEN, S. H. M., CROMBAG, J. J. R., SENDEN, J. M. G., WATERVAL, W. A. H., BIERAU, J., VERDIJK, L. B., VAN LOON, L. J. C. (2018b). **Protein content and amino acid composition of commercially available plant-based protein isolates.** *Amino Acids*, 50(12), 1685–1695. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s00726-018-2640-5>. Acesso em: 08 fev. 2023

GRASSO, A. C., HUNG, Y., OLTHOF, M. R., BROUWER, I. A., VERBEKE, W. (2021a). **Understanding meat consumption in later life: A segmentation of older consumers in the EU.** *Food Quality and Preference*, 93. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2021.104242>. Acesso em: 08 fev. 2023

GRASSO, A. C., HUNG, Y., OLTHOF, M. R., BROUWER, I. A., VERBEKE, W. . **Understanding meat consumption in later life: A segmentation of older consumers in the EU.** *Food Quality and Preference*, 93.2021b. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2021.104242>. Acesso em: 08 fev. 2023

GUPTA, S. LIU, C. SATHE, S. K. **Quality of a Chickpea-Based High Protein Snack.** *Journal Food Science*, Volume84, 2019. Disponível em: <https://ift.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1111/1750-3841.14636> Acesso em: 04 fev. 2023

GUO, Z., WANG, M., SHUJAT, A., WU, J., EL-SEEDI, H. R., SHI, J., OUYANG, Q., CHEN, Q., ZOU, X. (2020a). Nondestructive monitoring storage quality of apples at different temperatures by near-infrared transmittance spectroscopy. *Food Science and Nutrition*, April, 1–13. Disponível em <https://doi.org/10.1002/fsn3.1669>. Acesso em: 04 fev. 2023

GUO, Z., WANG, M., SHUJAT, A., WU, J., EL-SEEDI, H. R., SHI, J., OUYANG, Q., CHEN, Q., ZOU, X. (2020b). **Nondestructive monitoring storage quality of apples at different temperatures by near-infrared transmittance spectroscopy.** *Food Science and Nutrition*, 8(7), 3793–3805. Disponível em <https://doi.org/10.1002/fsn3.1669> Acesso em: 04 fev. 2023

HENCHION, M., MOLONEY, A. P., HYLAND, J., ZIMMERMANN, J., MCCARTHY, S. .Review: **Trends for meat, milk and egg consumption for the next decades and the role played by livestock systems in the global production of proteins.** *Animal*. 2021a. Disponível em <https://doi.org/10.1016/j.animal.2021.100287> .Acesso em: 04 fev. 2023

HENCHION, M., MOLONEY, A. P., HYLAND, J., ZIMMERMANN, J., MCCARTHY, S. **Review: Trends for meat, milk and egg consumption for the next decades and the role played by livestock systems in the global production of proteins.** *Animal*. (2021b). Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.animal>. Acesso em: 02 de out. 2021

HOOD-NIEFER, S. TYLER, D. R. T. Effect of protein, moisture content and barrel temperature on the physicochemical characteristics of pea flour extrudates, **Food**

**Research International**, Volume 43, Issue 2, 2010, Pages 659-663. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2009.09.033>. Acesso em: 07 fev. 2022.

HORSTMANN S.W, FOSCHIA M, ARENDT E.K. Correlation analysis of protein quality characteristics with gluten-free bread properties. **Food Funct.** 2017. Disponível em: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/28627579/>. Acesso em: 08 fev. 2023

HUSSIEN, A.; GAMIL, I., KAMIL, M., EL-SHAMARKA, M., MOSTAFA, S. MOHAMED, D.. (2021). **Spirulina-Enriched Pasta as Functional Food Rich in Protein and Antioxidant.** 14736-14750. Disponível em: <https://biointerfaceresearch.com/wp-content/uploads/2021/04/20695837116.1473614750.pdf>. Acesso em: 07 fev.2023

JALLINOJA, P., NIVA, M., LATVALA, T. (2016). **Future of sustainable eating? Examining the potential for expanding bean eating in a meat-eating culture.** **Futures**, 83, 4–14. Disponível em :<https://doi.org/10.1016/j.futures.2016.03.006> .Acesso em: 07 fev.2023

KANE, L. E., DAVIS, J. P., OAKES, A. J., DEAN, L. L., SANDERS, T. H. (2012). Value-added processing of peanut meal: Enzymatic hydrolysis to improve functional and nutritional properties of water soluble extracts. **Journal of Food Biochemistry**, 36(5), 520–531. Disponível em:<https://doi.org/10.1111/j.1745-4514.2011.00566.x>. Acesso em: 06 fev. 2023.

KONICA MINOLTA SENSING AMERICAS, I. (2022). **Entendendo o Espaço de Cor L\*a\*b\***. Disponível em:<https://sensing.konicaminolta.us/br/blog/entendendo-o-espaco-de-cor-lab/>. Acesso em: 08 fev. 2023.

LALEG, K. BARRON, C. SANTÉ-LHOUELLIER, V.WALRAND, S. MICARD, V.**Protein enriched pasta: structure and digestibility of its protein network.****Journal Food Funct.**2016. p.1196-1207 Disponível em:<https://pubs.rsc.org/en/content/articlelanding/2016/FO/C5FO01231G#!divAbstract> .Acesso em: 08 fev. 2023.

LEME, L. M., NAKAMURA, F., COELHO T, A. A., VALDERRAMA, P., MARÇO, P. H. (2019). Fast non-invasive screening to detect fraud in oil capsules. **LWT**, 109(April), 179–185. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2019.03.088>. Acesso em: 08 fev. 2023

LIN, L., HE, Y., XIAO, Z., ZHAO, K., DONG, T., & NIE, P. (2019a). **Rapid-detection sensor for rice grain moisture based on NIR spectroscopy. Applied Sciences (Switzerland), 9(8).** Disponível em:<https://doi.org/10.3390/app9081654>. Acesso em: 08 fev. 2023

LIN, L., HE, Y., XIAO, Z., ZHAO, K., DONG, T., & NIE, P. (2019b). **Rapid-detection sensor for rice grain moisture based on NIR spectroscopy. Applied Sciences (Switzerland), 9(8).** Disponível em: <https://doi.org/10.3390/app9081654>. Acesso em: 07 fev. 2023.



Lin M, Tay SH, Yang H, Yang B, Li H. Replacement of eggs with soybean protein isolates and polysaccharides to prepare yellow cakes suitable for vegetarians. **Food Chem.** 2017;229:663-673. Disponível em:doi:10.1016/j.foodchem.2017.02.132. Acesso em: 08 fev. 2023

LOUDIYI M, RUTLEDGE DN, AÏT-KADDOUR A. ComDim for explorative multi-block data analysis of Cantal-type cheeses: Effects of salts, gentle heating and ripening. **Food Chem.** 2018 Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0308814618308276?via%3Dihub>. Acesso em: 08 fev. 2023

LUCCHESI-CHEUNG, T., KLUWE DE AGUIAR, L. A., SPERS, E. E., & DE LIMA, L. M. . The Brazilians' Sensorial Perceptions for Novel Food – Cookies with Insect Protein. **Journal of Insects as Food and Feed**, 7(3), 287–299. 2021a Disponível em: <https://doi.org/10.3920/JIFF2020.0080>. Acesso em: 08 fev. 2023

LUCCHESI-CHEUNG, T., KLUWE DE AGUIAR, L. A., SPERS, E. E., & DE LIMA, L. M. . The Brazilians' Sensorial Perceptions for Novel Food – Cookies with Insect Protein. **Journal of Insects as Food and Feed**, 7(3), 287–299. 2021b Disponível em:<https://doi.org/10.3920/JIFF2020.0080>. Acesso em: 08 fev. 2023

MAŁECKI, J., MUSZYŃSKI, S., & SOŁOWIEJ, B. G. (2021). **Proteins in food systems—bionanomaterials, conventional and unconventional sources, functional properties, and development opportunities.** **Polymers**, 13(15). Disponível em: <https://doi.org/10.3390/polym13152506>. Acesso em: 07 fev. 2023

MANCIBO, C. M., RODRIGUEZ, P., GÓMEZ, M. . Assessing rice flour-starch-protein mixtures to produce gluten free sugar-snap cookies. **LWT - Food Science and Technology**, 67, 127–132.2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2015.11.045>. Acesso em: 09 de out. de 2022

MARIOTTI, F., & GARDNER, C. D. . Dietary protein and amino acids in vegetarian diets—**A review.** **Nutrients**, 11(11), 1–19.2019. Disponível em <https://doi.org/10.3390/nu11112661>. Acesso em: 07 fev. 2023

MARQUES, G. de A. SÃO JOSÉ, J. F. B. de. SILVA, D. A. Silva, E. M.M (2016). da,Whey protein as a substitute for wheat in the development of no added sugar cookies, **LWT -Food Science and Technology**, Volume 67,Pages 118-126. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2015.11.044>.Acesso em: 07 fev. 2022.

MESSINA, M., LYNCH, H., DICKINSON, J. M., & REED, K. E.. No difference between the effects of supplementing with soy protein versus animal protein on gains in muscle mass and strength in response to resistance exercise. **International Journal of Sport Nutrition and Exercise Metabolism**, 28(6), 674–685.2018<sup>a</sup>. Disponível em <https://doi.org/10.1123/ijsnem.2018-0071>. Acesso em: 07 fev. 2023

MESSINA, M., LYNCH, H., DICKINSON, J. M., & REED, K. E.. No difference between the effects of supplementing with soy protein versus animal protein on gains in muscle mass and strength in response to resistance exercise. *International Journal of Sport Nutrition and Exercise Metabolism*, 28(6), 674–685.2018b. Disponível em <https://doi.org/10.1123/ijsnem.2018-0071>. Acesso em: 07 fev. 2023

M.LOVEDAY, L. A. C. . **Food proteins from animals and plants: Differences in the nutritional and functional properties.**2021Disponível em <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.tifs.2021.12.020>. Acesso em: 07 fev. 2023

MIRANDA DE SÁ, A. M. F. L., DE SEIXAS, J. M., COSTA JUNIOR, J. D., FERREIRA, D. D., & CERQUEIRA, A. S. . A principal component-based algorithm for denoising in single channel data (PCA for denoising in single channel data). Measurement: *Journal of the International Measurement Confederation*, 60, 121–128.2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2014.09.079>. Acesso em: 14 maio.2022

MOUGHAN, P. J. **Population protein intakes and food sustainability indices: The metrics matter.** *Global Food Security*, 29(November 2020), 100548. 2021.Disponível em <https://doi.org/10.1016/j.gfs.2021.100548>. Acesso em: 07 fev. 2023

NESPECA, L. C. PAULINO H.F.S., Silva,T.B.V. BONA,F. LEIMANN,F.V. Fuchs, R.H.B.. How does the replacement of rice flour with flours of higher nutritional quality impact the texture and sensory profile and acceptance of gluten-free chocolate cakes? *International Journal of Food Science & Technology*. 2020: n. pag.Disponível em: <https://doi:10.1111/ijfs.14833>. Acesso em: 08 fev. 2023

NICOLAÏ, B. M., BEULLENS, K., BOBELYN, E., PEIRS, A., SAEYS, W., THERON, K. I., LAMMERTYN, J. (2007). Nondestructive measurement of fruit and vegetable quality by means of NIR spectroscopy: A review. *Postharvest Biology and Technology*, 46(2), 99–118. Disponível em <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2007.06.024>. Acesso em: 07 fev. 2023

NOGUEIRA, A.C. STEEL, C.J.Protein enrichment of biscuits: a review.*Food Reviews International*, **Volume 34, 2018**. Disponível em:<https://doi.org/10.1080/87559129.2018.1441299>. Acesso em: 06 fev. 2023

OZAKI, Y., MCCLURE, W. F., CHRISTY, A..**Near-infrared spectroscopy in food science and technology.**2007  
 PATHANIA, P., SHARMA, V., RAO, P. S., ARORA, S., PANJAGARI, N. R..A distinction of cow and buffalo ghee using principal component analysis of triglyceride composition. *International Journal of Dairy Technology*, 74(2), 352–358.2021.Disponível em :<https://doi.org/10.1111/1471-0307.12768>. Acesso em: 08 fev. 2023

PATSILINAKOS, A., RAGNO, R., CARRADORI, S., PETRALITO, S., & CESA, S.. Carotenoid content of Goji berries: CIELAB, HPLC-DAD analyses and quantitative correlation. **Food Chemistry**, 268(May), 49–56.2018.Disponível em :<https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2018.06.013>. Acesso em: 08 fev. 2023

PELEG, M. (2019). The instrumental texture profile analysis revisited. **Journal of Texture Studies**, 50(5), 362–368. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/jtxs.12392>. Acesso em: 06 fev. 2023

PHILIPP, C. , OEY, I. , SILCOCK, P. , BECK, S. , BUCKOW, R. Impact of protein content on physical and micro-structural properties of extruded rice starch-pea protein snacks. **Journal of Food Engineering**.**Journal of Food Engineering** Volume 212, November. 2017, Pages 165-173 2017. Disponível em:<https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2017.05.024> Acesso em: 07 fev. 2023.

QUINTELAS, C., MESQUITA, D. P., FERREIRA, E. C., AMARAL, A. L., ROCHA, L., ZANGIROLAMI, M. D. S., SILVA, N. O., VALDERRAMA, P., MARÇO, P. H., NICOLAÏ, B. M., BEULLENS, K., BOBELYN, E., PEIRS, A., SAEYS, W., THERON, K. I., LAMMERTYN, J., SIDDIQUI, M. R., ALOTHMAN, Z. A., RAHMAN, N., ... NIE, P. **Quantification of pharmaceutical compounds in wastewater samples by near infrared spectroscopy (NIR)**. *Talanta*, 194(8), 507–513.2019.Disponível em :<https://doi.org/10.1016/j.talanta.2018.10.076>. Acesso em: 08 fev. 2023

ROCHA BAQUETA, M., COQUEIRO, A., HENRIQUE MARÇO, P., MANDRONE, M., POLI, F., & VALDERRAMA, P. Integrated <sup>1</sup>H NMR fingerprint with NIR spectroscopy, sensory properties, and quality parameters in a multi-block data analysis using ComDim to evaluate coffee blends. **Food Chemistry**, 355(March), 129618. 2021Disponível em :<https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2021.129618> Acesso em: 06 fev. 2023

ROCHA, L., ZANGIROLAMI, M. D. S., SILVA, N. O., VALDERRAMA, P., MARÇO, P. H. (2018). **Rapid non-invasive assessment of quality parameters in ground soybean using near-infrared spectroscopy**. *Pesq. Agropec. Bras.*, 1, 97–104. Disponível em :<https://doi.org/10.1590/S0100-204X2018000100011>. Acesso em: 08 fev. 2023

ROCHA, B. M, COQUEIRO A, HENRIQUE M. P, MANDRONE M, POLI F, VALDERRAMA P. **Integrated <sup>1</sup>H NMR fingerprint with NIR spectroscopy, sensory properties, and quality parameters in a multi-block data analysis using ComDim to evaluate coffee blends**. *Food Chem*. 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2021.129618>.Acesso em: 07 fev. 2023  
SAAVEDRA T., JORGE, C., ANDRÉS, R., LENA ,C. Principal Component Analysis as an exploration tool for kinetic modeling of food quality: A case study of a dried apple cluster snack. *Journal of Food Engineering*. 119. 229–235.2013.Disponível em:<https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2013.05.036> Acesso em: 08 fev. 2023

SAHAGÚN, M., & GÓMEZ, M.. Influence of protein source on characteristics and quality of gluten-free cookies. **Journal of Food Science and Technology**, 55(10), 4131–4138. 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s13197-018-3339-z>. Acesso em: 07 fev. 2023

SAINT-EVE, A., IRLINGER, F., PÉNICAUD, C., SOUCHON, I., MARETTE, S.. **Consumer preferences for new fermented food products that mix animal and plant protein sources**. **Food Quality and Preference**, 90. 2021 Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2020.104117>. Acesso em: 07 fev. 2023

SAVITZKY, ABRAHAM., J. E. GOLAY, M.. **Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures**. **Analytical Chemistry**, 36(8), 1627–1639. 2002 Disponível em: <https://doi.org/10.1021/ac60214a047>. Acesso em: 07 fev. 2023

SCHANDA, J. . **Colorimetry**. 2007 Disponível em: <https://doi.org/10.1002/9780470175637>. Acesso em: 07 fev. 2023

SCHOUFOR, J. D., FRANCO, O. H., KIEFTE-DE JONG, J. C., TRAJANOSKA, K., STRICKER, B., BRUSSELLE, G., RIVADENEIRA, F., LAHOUSSE, L., & VOORTMAN, T.. The association between dietary protein intake, energy intake and physical frailty: Results from the Rotterdam Study. **British Journal of Nutrition**, 121(4), 393–401. 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1017/S0007114518003367>. Acesso em: 07 fev. 2023

ŞEN, D. B., & KILIÇ, B. **Effects of edible coatings containing acai powder and matcha extracts on shelf life and quality parameters of cooked meatballs**. **Meat Science**, 179. 2021 Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2021.108547>. Acesso em: 07 fev. 2023

SILVA, L. M. M. DA. (2013). Comportamento reológico e caracterização físico-química de polpa e geleia de umbu (*Spondias tuberosa* Arruda Câmara). Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico. Programa de Pós-Graduação Em Engenharia de Alimentos. SOUSA, W. C. S. E, BARBOSA, L. DE J., SOARES, A. A. V., GOULART, S. L., & PROTÁSIO, T. DE P. . **Wood colorimetry for the characterization of Amazonian tree species: a subsidy for a more efficient classification**. **CERNE**, 25(4), 451–462. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/01047760201925042650>. Acesso em: 07 fev. 2023

STAFUSSA, A. P., RAMPAZZO, V., FERNANDES, R. R., FRANCO, A. T., BONA, E., MACIEL, G. M., & HAMINIUK, C. W. I. . Multi-block analysis for the correlation of physico-chemical and rheological data of 42 fruit pulps. **Journal of Texture Studies**, 50(2), 114–123. 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/jtxs.12373>. Acesso em: 07 fev. 2023.

SURASANI, V. K. R., SINGH, A., GUPTA, A., SHARMA, S. Functionality and Cooking Characteristics of Pasta Supplemented with Protein Isolate From Pangas Processing Waste. **Lebensmittel-Wissenschaft + Technologie**, v. 111, pp. 443-448. Disponível em: [10.1016/j.lwt.2019.05.014](https://doi.org/10.1016/j.lwt.2019.05.014). Acesso em: 07 fev. 2023.

VENTURINI, L. H., MOREIRA, T. F. M., DA SILVA, T. B. V., DE ALMEIDA, M. M. C., FRANCISCO, C. R. L., DE OLIVEIRA, A., DE CAMPOS, S. S., BILCK, A. P., DE SOUZA LEONE, R., TANAMATI, A. A. C., GONÇALVES, O. H., & LEIMANN, F. V. . Partial Substitution of Margarine by Microencapsulated Chia Seeds Oil in the Formulation of Cookies. **Food and Bioprocess Technology**, 12(1), 77–87. 2019 Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s11947-018-2188-0>. Acesso em: 07 fev. 2023.

VIEIRA, T. F., MAKIMORI, G. Y. F., DOS SANTOS SCHOLZ, M. B., ZIELINSKI, A. A. F., & BONA, E. . Chemometric Approach Using ComDim and PLS-DA for Discrimination and Classification of Commercial Yerba Mate (*Ilex paraguariensis* St. Hil.). **Food Analytical Methods**, 13(1), 97–107. 2021 <https://doi.org/10.1007/s12161-019-01520-9>. Acesso em: 07 fev. 2023.

VIEIRA, T.F., MAKIMORI, G.Y.F., DOS SANTOS Scholz, M.B. *et al.* Chemometric Approach Using ComDim and PLS-DA for Discrimination and Classification of Commercial Yerba Mate (*Ilex paraguariensis* St. Hil.). **Food Anal. Methods** 13, 97–107 .2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s12161-019-01520-9>. Acesso em: 08 fev. 2023

VIELL, G. LEILA.F. PERINOTO, G. MATSUSHITA, M.. Sensory characterization of gluten-free bread enriched with teff ( *Eragrostis tef* (Zucc.) Trotter) and yacon ( *Smallanthus sonchifolius* ) using flash profile and common dimension analysis. **Journal of Food Processing and Preservation**. 44. 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/jfpp.14335>. Acesso em: 08 fev. 2023

VOLPI, E., CAMPBELL, W. W., DWYER, J. T., JOHNSON, M. A., JENSEN, G. L., MORLEY, J. E., & WOLFE, R. R.. Is the optimal level of protein intake for older adults greater than the recommended dietary allowance? **Journals of Gerontology - Series A Biological Sciences and Medical Sciences**, 68(6), 677–681. 2013 Disponível em: <https://doi.org/10.1093/gerona/gls229>. Acesso em: 07 fev. 2023.

WANI, S. H., GULL, A., ALLAIE, F., & SAFAPURI, T. A. . Effects of incorporation of whey protein concentrate on physicochemical, texture, and microbial evaluation of developed cookies. **Cogent Food & Agriculture**, 1(1), 1092406. 2015 Disponível em: <https://doi.org/10.1080/23311932.2015.1092406>. Acesso em: 07 fev. 2023.

WEE, M. S. M., GOH, A. T., STIEGER, M., & FORDE, C. G. . Correlation of instrumental texture properties from textural profile analysis (TPA) with eating behaviours and macronutrient composition for a wide range of solid foods. **Food and Function**, 9(10), 5301–5312. 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1039/c8fo00791h>. Acesso em: 07 fev. 2023.

WESTLAND, S. . **The CIE System**. In **Handbook of Visual Display Technology** (pp. 161–169). Springer International Publishing.2016.Disponível em:[https://doi.org/10.1007/978-3-319-14346-0\\_11](https://doi.org/10.1007/978-3-319-14346-0_11). Acesso em: 07 fev. 2023.

WOLFE, R. R., CIFELLI, A. M., KOSTAS, G., & KIM, I.-Y. Optimizing Protein Intake in Adults: Interpretation and Application of the Recommended Dietary Allowance Compared with the Acceptable Macronutrient Distribution Range. *Advances in Nutrition: An International Review Journal*, 8(2), 266–275.2017<sup>a</sup>. Disponível em: <https://doi.org/10.3945/an.116.013821>. Acesso em: 07 fev. 2023.

WOLFE, R. R., CIFELLI, A. M., KOSTAS, G., & KIM, I.-Y..Optimizing Protein Intake in Adults: Interpretation and Application of the Recommended Dietary Allowance Compared with the Acceptable Macronutrient Distribution Range. *Advances in Nutrition: An International Review Journal*, 8(2), 266–275. (2017b)Disponível em:<https://doi.org/10.3945/an.116.013821>. Acesso em: 07 fev. 2023.

WOLFE, R. R., RUTHERFURD, S. M., KIM, I. Y., & MOUGHAN, P. J. . Protein quality as determined by the Digestible Indispensable Amino Acid Score: Evaluation of factors underlying the calculation. *Nutrition Reviews*, 74(9), 584–599.2016Disponível em:<https://doi.org/10.1093/nutrit/nuw022>. Acesso em: 07 fev. 2023.

WORKMAN JR., JERRY ; WEYER, L. ; **Practical Guide and Spectral Atlas for Interpretive Near-Infrared Spectroscopy** (2nd ed.). CRC Press. Disponível em:<https://doi.org/https://doi.org/10.1201/b11894> . Acesso em: 07 fev. 2023.

## APÊNDICE

**APENDICE I: TABELAS NUTRICIONAIS**



**1- Preparado alimentício (paçoca) enriquecido de proteína vegetal (arroz)**

<b>INFORMAÇÃO NUTRICIONAL</b>	
<b>Porção de 30 gramas / 1 pedaço pequeno</b>	
	<b>Quantidade por porção</b>
<b>Valor Energético</b>	152 kcal
<b>Carboidratos</b>	11,3 g
<b>Proteínas</b>	7,9 g
<b>Gorduras Totais</b>	8,3 g
<i>Gorduras Saturadas</i>	1,65 g
<i>Gorduras Trans</i>	0 g
<b>Fibra Alimentar Total</b>	1,5 g
<b>Sódio</b>	49 mg
<b>Potássio</b>	0,19 mg
<b>Ingredientes: Amendoim, água, açúcar demerara, proteína isolada de arroz e sal</b>	

**Tabela nutricional elaborada pela autora – Nutricionista CRN8 9623**

**2- Preparado alimentício (paçoca) enriquecido de whey protein**

<b>INFORMAÇÃO NUTRICIONAL</b>	
<b>Porção de 30 gramas / 1 pedaço pequeno</b>	
	<b>Quantidade por porção</b>
<b>Valor Energético</b>	153 kcal
<b>Carboidratos</b>	11 g
<b>Proteínas</b>	8 g
<b>Gorduras Totais</b>	8,3 g
<i>Gorduras Saturadas</i>	1,65 g
<i>Gorduras Trans</i>	0 g
<b>Fibra Alimentar Total</b>	1,3 g
<b>Sódio</b>	42 mg
<b>Potássio</b>	0,20 mg
<b>Ingredientes: Amendoim, água, açúcar demerara, proteína isolada de arroz e sal</b>	

**Tabela nutricional elaborada pela autora – Nutricionista CRN8 9623**

**3- Preparado alimentício (paçoca) comum**

<b>INFORMAÇÃO NUTRICIONAL</b>	
<b>Porção de 30 gramas / 1 pedaço pequeno</b>	
	<b>Quantidade por porção</b>
<b>Valor Energético</b>	139 kcal
<b>Carboidratos</b>	11,2 g
<b>Proteínas</b>	5,1 g
<b>Gorduras Totais</b>	8,2 g
<i>Gorduras Saturadas</i>	1,61 g
<i>Gorduras Trans</i>	0 g
<b>Fibra Alimentar Total</b>	1,5 g
<b>Sódio</b>	48,2 mg
<b>Potássio</b>	0 mg
<b>Ingredientes: Amendoim, água, açúcar demerara e sal</b>	

**Tabela nutricional elaborada pela autora – Nutricionista CRN8 9623**

## Best Whey® - Whey Protein

INFORMAÇÃO NUTRICIONAL			AMINOGRAMA			
Porção de 35 g (2 dosadores medida)						
Quantidade por porção		%VD				
Valor Energético	134 kcal = 563 kJ	7%	Alanina	1.158 mg	Lisina	2.083 mg
Carboidratos, dos quais:	5,0 g	2%	Arginina	483 mg	Metionina	533 mg
- Açúcares	0 g	**	Ácido Aspártico	3.222 mg	Fenilalanina	758 mg
Proteínas	25 g	33%	Cisteína	633 mg	Prolina	1.408 mg
Gorduras Totais	1,6 g	3%	Ácido Glutâmico	4.583 mg	Serina	1.158 mg
Gorduras Saturadas	0,80 g	4%	Glicina	475 mg	Treonina	1.683 mg
Gorduras Trans	0 g	**	Histidina	358 mg	Triptofano	483 mg
Fibra Alimentar	0 g	0%	Isoleucina	1.460 mg	Tirosina	658 mg
Sódio	78 mg	3%	Leucina	2.508 mg	Valina	1.358 mg

\*%VD - Valores diários com base em uma dieta de 2.000 kcal ou 8.400 kJ. Seus valores diários podem ser maiores ou menores dependendo de suas necessidades energéticas. \*\*VD não estabelecido.

## Souly® - Semente de abóbora

Tabela Nutricional			Perfil de Aminoácidos	
Porção de 34g (3 colheres de sopa)			Quantidade por porção	Quantidade
Valor Energético	137 kcal = 573 kJ	7%	Lisina	0,70g
Carboidratos	0,9g	<1%	Metionina	0,37g
Proteínas	20g	27%	Cistina	0,23g
Gorduras Totais	5g	9%	Ácido Aspártico	1,70g
Gorduras Saturadas	0,9g	4%	Treonina	0,56g
Gordura Trans	0g	**	Serina	1,00g
Fibra Alimentar	3,4g	13%	Ácido Glutâmico	3,47g
Sódio	340mg	14%	Prolina	0,71g
			Glicina	1,04g
			Alanina	0,85g
			Valina*	0,88g
			Isoleucina*	0,70g
			Leucina*	1,36g
			Tirosina	0,60g
			Fenilalanina	0,94g
			Histidina	0,44g
			Arginina	2,82g
			Triptofano	0,34g
			*3,4g de BCAA por porção	

## Souly® - Semente de girassol

Tabela Nutricional			Perfil de Aminoácidos	
Porção de 34g (3 colheres de sopa)			Quantidade por porção	Quantidade
Valor Energético	115,6 kcal = 483,7 kJ	6%	Lisina	0,64g
Carboidratos	1,4g	<1%	Metionina	0,37g
Proteínas	18g	24%	Cistina	0,26g
Gorduras Totais	2,4g	4%	Ácido Aspártico	1,47g
Gorduras Saturadas	0,2g	1%	Treonina	0,60g
Gordura Trans	0	**	Serina	0,72g
Fibra Alimentar	7,9g	32%	Ácido Glutâmico	3,22g
Sódio	3,4mg	0%	Prolina	0,71g
			Glicina	1,00g
			Alanina	0,69g
			Valina*	0,76g
			Isoleucina*	0,65g
			Leucina*	1,02g
			Tirosina	0,37g
			Fenilalanina	0,71g
			Histidina	0,40g
			Arginina	1,38g
			Triptofano	0,23g
			*2,4g de BCAA por porção	

## Souly® - Semente de Linhaça

Tabela Nutricional		
Porção de 34g (3 colheres de sopa)		
	Quantidade por porção	%VD*
Valor Energético	105 kcal = 439 kJ	5%
Carboidratos	1,7g	1%
Proteínas	12g	16%
Gorduras Totais	2,9g	5%
Gorduras Saturadas	0,3g	2%
Gordura Trans	0	**
Fibra Alimentar	13,1g	52%
Sódio	27mg	1%

## Nutrify® - Lentilha d'água

INFORMAÇÃO NUTRICIONAL / Porção de 30 g [2 scoops]

QUANTIDADE POR PORÇÃO		%VD*
Valor Energético	104 kcal = 435 kJ	5%
Carboidratos	3,5 g	1%
Proteínas	21 g	28%
Gorduras totais	0,7 g	1%
Gorduras saturadas	0,3 g	1%
Gorduras trans	0 g	**
Fibra alimentar	2,4 g	10%
Sódio	28 mg	1%
Vitamina B12	1,2 mcg	50%
Açúcares	0 g	**
AMINOÁCIDO		DOSE

AMINOÁCIDO	DOSE
Alanina	1147
Arginina	1.650
Ácido Aspártico	1.907
Ácido Glutâmico	3.702
Cisteína	367
Glicina	925
Histidina	455
Isoleucina	949
Leucina	1.731
Lisina	699
Metionina	528
Fenilalanina	1133

## Eat Clean® - Ervilha

**INFORMAÇÃO NUTRICIONAL****Porção de 33g (3 colheres de sopa)**

		% VD (*)
Valor energético	115 Kcal = 483 kJ	6
Carboidrato	1,2g	0
Proteínas	25g	50
Gorduras Totais	1,1g	2
Gorduras Saturadas	0,3g	1
Gorduras Trans	0g	**
Fibra alimentar	1,2g	5
Sódio	6,6mg	0
Cálcio	12,6mg	1
Potássio	1,6mg	**
Magnésio	6,9mg	3
Ferro	1,6mg	11
Fósforo	117,6mg	17

(\*) % Valores Diários de referência com base em uma dieta de 2.000 kcal ou 8.400 kJ. Seus valores diários podem ser maiores ou menores dependendo de suas necessidades energéticas.  
 (\*\*) Valor Diário Não Estabelecido

**AMINOGRAMA****Porção de 33g (3 colheres de sopa)**

		% VD (*)
Alanina	1,85g	**
Arginina	2,61g	**
Ácido Aspártico	2,66g	**
Cistina	0,55g	**
Glutamina	5,80g	**
Glicina	1,30g	**
Histidina	0,72g	**
Isoleucina	1,29g	**
Leucina	2,74g	**
Lisina	1,15g	**
Metionina	0,86g	**
Prolina	1,53g	**
Serina	1,60g	**
Triptofano	0,34g	**
Tirosina	1,77g	**
Valina	1,73g	**

Wvegan® - Proteína de arroz

**INFORMAÇÃO NUTRICIONAL****Porção de 33g (3 colheres de sopa - 1 SCOOP)**

QUANTIDADE POR PORÇÃO		% VD(*)
Valor energético	121 kcal=508 kJ	6
Carboidratos	2,7g	1
Proteínas	25g	33
Gorduras Totais	1,1g	2
Gorduras Saturadas	0,3g	1
Gorduras Trans	0g	**
Fibra alimentar	1,2g	5
Sódio	6,9mg	0
Cálcio	12,6mg	1
Potássio	1,6mg	**
Magnésio	6,9mg	3
Ferro	1,6mg	11
Fósforo	117,6mg	17

(\*) % Valores Diários de referência com base em uma dieta de 2.000 kcal ou 8.400 kJ. Seus valores diários podem ser maiores ou menores dependendo de suas necessidades energéticas. (\*\*) Valor Diário Não Estabelecido

**AMINOGRAMA****Porção de 33g (3 colheres de sopa)**

Quantidade por porção		%VD(*)
Alanina	1,85g	**
Arginina	2,61g	**
Ácido Aspártico	2,66g	**
Cistina	0,55g	**
Glutamina	5,80g	**
Glicina	1,30g	**
Histidina	0,72g	**
Isoleucina	1,29g	**
Leucina	2,74g	**
Lisina	1,15g	**
Metionina	0,86g	**
Prolina	1,53g	**
Serina	1,60g	**
Triptofano	0,34g	**
Tirosina	1,77g	**
Valina	1,73g	**

(\*\*) Valor Diário Não Estabelecido