

## DETECÇÃO DA PRESENÇA DE FARINHA E ÓLEO DE LARVAS (*Hermetia illucens*) EM ALIMENTOS TRADICIONAIS USANDO UM ESPECTRÔMETRO PORTÁTIL NIR E QUIMIOMETRIA

**Palavras-Chave:** QUIMIOMETRIA, CONTROLE DE QUALIDADE, INSETO COMESTÍVEL

**Autores(as):**

LARA MARIA HONÓRIO, FEA – UNICAMP

Prof<sup>(a)</sup>. Dr<sup>(a)</sup>. DOUGLAS FERNANDES BARBIN (orientador), DEA - UNICAMP

### INTRODUÇÃO:

Devido à necessidade no incremento da produção de alimentos, pesquisas têm investigado a utilização de insetos como fonte nutritiva. Nesse sentido, a larva da mosca soldado negro (*Hermetia illucens*) se destaca por ser capaz de transformar resíduos orgânicos em proteína, gordura, quitina e minerais em aproximadamente 14 dias, cumprindo os requerimentos da economia circular. Por tudo isso, é esperado que no futuro produtos derivados das larvas de moscas ‘soldado negro’, como farinhas e óleos, estejam presentes em produtos tradicionais consumidos diariamente.

Atendendo a segurança alimentar e controle de alimentos, este projeto propõe usar um espectrômetro NIR (1350 e 2500 nm) portátil de baixo custo para detectar óleo de larva de mosca de soldado negro em alimentos tradicionais (p.e., farinha de trigo, óleo de soja, etc.). Métodos de quimiometria como Principal Component Analysis (PCA) e modelos de análise discriminante de mínimos quadrados parciais (PLS-DA) foram utilizados para a análise de

dados. O estudo pode contribuir para a segurança alimentar dos produtos no Brasil, mantendo a confiança do consumidor nos produtos no mercado.

### METODOLOGIA:

#### PREPARO DA AMOSTRA:

As amostras sólidas de insetos Black Soldier Fly foram coletadas para serem analisadas no Laboratório de Inovação em Alimentos (LINA) na UNICAMP, onde foram inspecionados para eliminar possíveis impurezas ou materiais estranhos.

As amostras de larvas foram moídas em moinho de lâminas em batelada (modelo A 11 B S32, IKA, Alemanha). Posteriormente, os lipídios das larvas foram extraídos pelo método de Soxhlet, fundamental para a extração de compostos específicos de amostras sólidas usando um processo contínuo de extração por solvente.

Para as misturas foram adquiridos óleo de soja, óleo de canola, óleo de girassol, óleo de milho, e Oleína em mercados locais (Campinas, SP). Para o estudo de misturas de óleo, amostras adulteradas foram preparadas

misturando se o óleo BSF com cada tipo de óleo comprado na concentração de 0%, 2,5%, 5,0%, 10% (v/v) devido a quantidade de amostras.

**NIR Neo Spectra:** Foi utilizado o espectrômetro NeoSpectra FT-NIR (Si-Ware, Egito), trabalhando em comprimento de onda entre 1350 e 2500 nm, com resolução de 16 nm e tempo de varredura de 2 s usando o aplicativo proprietário fornecido em um celular (TACOMA-FOGAL,2022). Cada amostra foi distribuída uniformemente em uma cubeta de vidro óptico 10mm para espectrofotômetro. O procedimento de varredura estacionária envolveu a colocação firme do scanner na amostra de óleo pelos segundos de varredura e a realização de duas varreduras em locais diferentes, sendo uma em cada verso.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO:

### PERFIL DOS ÁCIDOS GRAXOS:

Após o processo de extração do óleo das larvas de mosca soldado negro, foram obtidos os perfis dos ácidos graxos mediante cromatografia de gases (CG). Os resultados da concentração dos principais ácidos graxos em óleo de larva BSF são mostrados na abaixo.

Ácido graxo	Média e desvio
Ácido cáprico (C10:0)	1.54 ± 0.25
Ácido láurico (C12:0)	43.31 ± 7.05
Ácido mirístico (C14:0)	8.25 ± 1.44
Ácido palmítico (C16:0)	12.47 ± 3.68
Ácido palmitoleico (C16:1)	8.73 ± 3.02
Ácido oleico (C18:1,n-9)	17.38 ± 3.95
Ácido linoleico (C18:2, n-6)	7.20 ± 2.18
Ácido araquínidico (C20:0)	1.12 ± 0.59

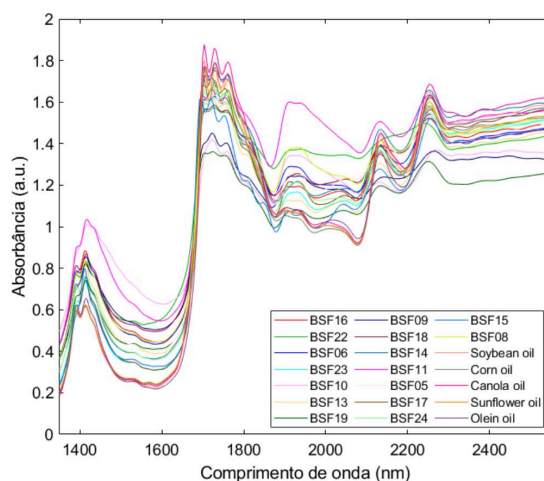
Conforme demonstrado na tabela, o óleo de larva de mosca soldado negro possui também elevado teor lipídico. Os ácidos graxos

majoritários da fração lipídica do óleo de larva de mosca soldado negro são: ácido Láurico, ácido Mirístico, ácido Palmítico, ácido Palmitoleico, ácido Oleico, ácido Linoleico, ácido Araquidônico. As proporções variam em função dos métodos de extração, fica caracterizado então por serem menos aterogênicos e trombogênicos, devido à potencial redução do colesterol sérico, aterosclerose e prevenção de doenças cardíacas.

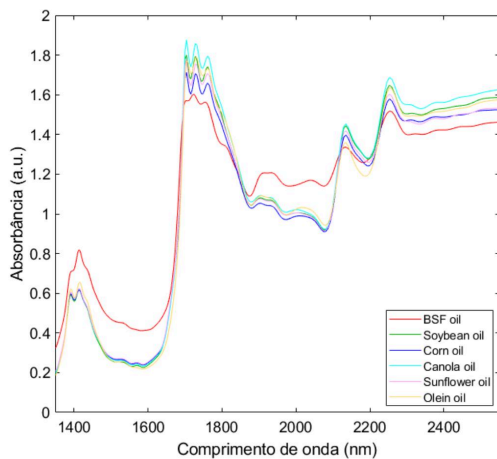
### ESPECTROS DAS AMOSTRAS:

A **Figura 1** mostra os espectros das amostras puras de óleo de larva de mosca soldado negro (de cada lote individual), óleo de soja, óleo de canola, óleo de girasol, óleo de milho e oleína, usando um espectrômetro NIR portátil (1350-2550 nm). Na **Figura 2**, é possível observar o espectro médio de todos os lotes de óleo de larva de mosca soldado negro e dos óleos vegetais. Com estes dados, foram criados modelos de predição de quimiometria (PLS-DA) para a classificação de óleos vegetais e óleo de inseto de larva de mosca soldado negro usando software MatLab.

**Figura 1.** Espectro NIR das amostras de óleos puros

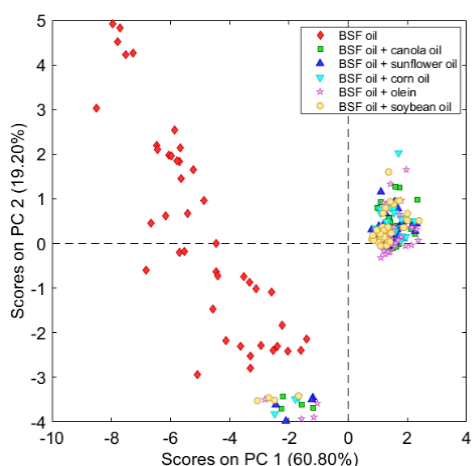


**Figura 2.** Espectro médio das amostras usando o Neo Spectra

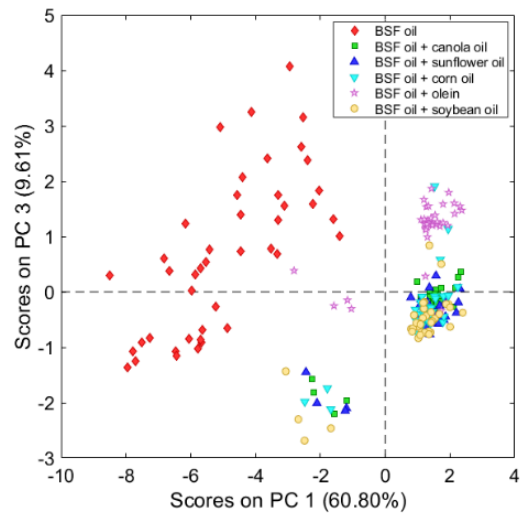


Na **Figura 1** e **Figura 2**, além dos picos entre 1400 nm e 1600 nm, alguns máximos de absorção local são observados. O pico em 1800 nm está relacionado às vibrações de estiramento C-H no primeiro harmônico ( $-CH_2$ ), em 2200 nm corresponde à vibração de estiramento ou combinação O-H de deformação e a 2300 nm, a vibração de estiramento ou combinação C-H de deformação, atribuível aos principais macronutrientes vindos misturas, a partir de sementes, como a água, óleo e fibras (Xu et al., 2019; Osborne et al., 1993).

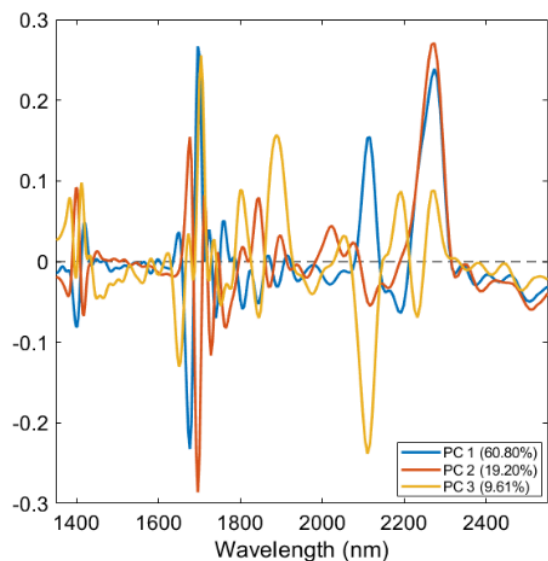
**Figura 3.** Gráfico de scores PC1 x PC2 das amostras de óleo de larva de mosca soldado negro pura e misturada com óleos



**Figura 4.** Gráfico de scores PC1 x PC3 das amostras de óleo de larva de mosca soldado negro pura e misturada com óleo vegetais.



**Figura 5.** Gráfico de loadings obtido das análises de componentes principais



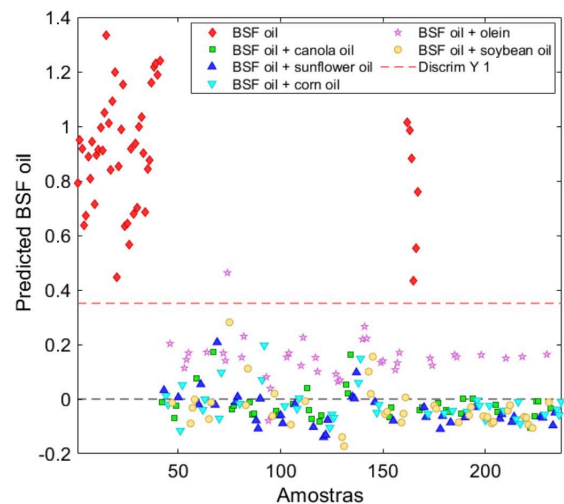
A variável PC (Componente principal) observada nos gráficos captura a quantidade de variância, sendo PC 2 e PC3 cada vez menores se comparadas ao PC 1. As **Figuras 3, 4 e 5** mostram o gráfico de pontuações para PC1–3 e gráfico de cargas obtido da análise de PCA com base no conjunto de dados espectrais de NIR portátil, respectivamente. Para a análise de PCA, os dados espectrais do

NIR portátil foram pré-processados em SNV e 1ª derivada (7 pontos de janela; 1ª ordem polinomial). Foi possível observar que as amostras de óleo BFS puro estão agrupadas quase que separadamente das amostras adulteradas. Os loadings na região PC1 positiva destacaram a região espectral em torno de 1450 nm em relação ao conteúdo de água (Osborne, 2006; Zheng et al., 2019). Por outro lado, amostras puras foram localizadas no centro do gráfico de scores, e mais para o PC2 e PC3 positivos.

Sua diferença é válida principalmente devido a composição dos ácidos graxos composta em cada óleo. Óleínas se separam melhor se comparados com os outros, isso mostra que as óleínas possuem um perfil de ácidos graxos com maior diferença. O valor de 1395 nm está associado ao estiramento e deformação do C-H, principalmente com a estrutura CH<sub>2</sub> presente nas cadeias dos ácidos graxos. Já as curvas de tamanho 1705, 1725 e 1760 nm estão associados ao primeiro sobretom do estiramento de C-H, presente nas cadeias dos ácidos graxos poliinsaturados, a de comprimento 1900 nm segundo sobretom do estiramento C=O e 1908 nm primeiro sobretom do estiramento do O-H. Também se deve por atenção a curva de 2140 nm estiramento do =C-H e do C=C, relacionados a esta estrutura (HC=CH) e a de 2280 nm que está associado ao estiramento e deformação do C-H

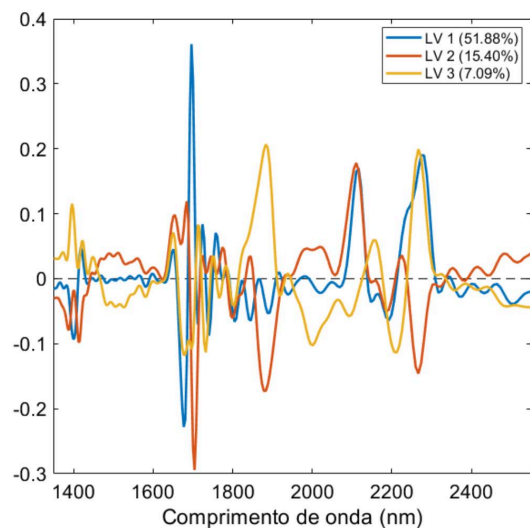
### PLS-DA

**Figura 6.** Gráfico de scores, modelo de classificação de PLS-DA.



Esse gráfico mostra o resultado da classificação das amostras de óleo de larva de mosca soldado negro pura e adulteradas. A linha vermelha representa o limite da classe de óleo de larva puro (treshhold), onde, idealmente, só amostras puras deveriam estar por cima desse limite. Porém, é possível observar que uma amostra de óleo de larva misturada com oleína foi classificada incorretamente.

**Figura 7.** Gráfico de cargas do modelo PLS-DA



As linhas mais distante do 0 são as que têm mais influência do modelo, isso é, ela tem mais influência do ácido graxo do óleo. Como mencionado anteriormente, os picos perto de 1725 e 1760 nm estão associados a presença

e concentração de ácidos graxos poliinsaturados nos óleos vegetais.

**Tabela 2.** Performance do PLS-DA e modelos de classificação de amostras de misturas de óleo usando NIR Neo Spectra.

Spectral pre treatment	Latent Variables	Class	Calibration			Pred		
			Sensitivity	Specificity	Error	Sensitivity	Specificity	Error
1ª derivada	3	Puro	1.000	1.000	0.00413223	1.000	1.000	0
1ª derivada	3	Canola	0.960	0.507	0.266324	1.000	0.302	0.349206
1ª derivada	3	Girassol	1.000	0.509	0.205036	1.000	0.383	0.308333
1ª derivada	3	Milho	0.913	0.464	0.311594	1.000	0.306	0.346774
1ª derivada	3	Oleina	0.923	0.919	0.0792023	1.000	0.984	0.0078125
1ª derivada	3	Soja	0.920	0.662	0.209118	1.000	0.468	0.266129

Na **Tabela 2** podemos observar as figuras de mérito que medem a eficiência de classificação do modelo PLS-DA. A sensibilidade (sensitivity) mostra a capacidade do modelo de assinar uma amostra corretamente a classe que corresponde, enquanto a especificidade (specificity) mede a capacidade do modelo de não classificar uma amostra em alguma outra das classes. Como podemos observar, as amostras puras de óleo de larva de mosca soldado negro foram classificadas com um 100% de eficiência, sendo diferenciadas das amostras adulteradas. No entanto, as amostras adulteradas foram difíceis de classificar segundo o tipo de óleo vegetal, provavelmente devido à similitude na composição dos óleos vegetais utilizados neste estudo.

## BIBLIOGRAFIA

Liu, H.-Y., Wadood, S. A., Xia, Y., Liu, Y., Guo, H., Guo, B.-L., & Gan, R.-Y. (2023). Wheat authentication: an overview on different techniques and chemometric methods. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 63(1), 33–56. <https://doi.org/10.1080/10408398.2021.1942783>

Mishra, P., Passos, D., Marini, F., Xu, J., Amigo, J. M., Gowen, A. A., ... Nordon, A. (2022). Deep learning for near-infrared spectral data

modelling: Hypes and benefits. *TrAC Trends in Analytical Chemistry*, 157, Article 116804. <https://doi.org/10.1016/j.trac.2022.116804>

TACOMA-FOGAL, R. et al. Hand-held NIR Devices Used to Predict Grass Percentage in Alfalfa-grass Mixtures. 2022.

Xu, J., Nwafor, C.C., Shah, N., Zhou, Y., Zhang, C., 2019. Identification of genetic variation in Brassica napus seeds for tocopherol content and composition using nearinfrared spectroscopy technique. *Plant Breed.* 138, 624–634. Z

Osborne, B.G., Fearn, T., Hindle, P.H., 1993. *Practical NIR Spectroscopy With Applications in Food and Beverage Analysis*. Longman Scientific and Technical., Harlow, UK. P

LIMA, Lucas Almeida Leite Costa. Extração de óleo de borra de café (*Coffea arábica*) por prensagem a frio vs. extração com solvente assistida e não assistida com ultrassom: rendimento dos processos e perfis de voláteis, sensorial, de ácidos graxos e antioxidante dos óleos obtidos. 2019.