





## O USO DO REDGIM PARA CARACTERIZAR E DISTINGUIR AZEITES EXTRA VIRGEM DE OLIVA ADULTERADOS COM DIFERENTES ÓLEOS VEGETAIS

### *THE USE OF REDGIM TO CHARACTERIZE AND DISTINGUISH EXTRA VIRGIN OLIVE OILS (EVOOS) ADULTERED WITH DIFFERENT VEGETABLE OILS*

Madson Poltronieri Zanoni <sup>1</sup><sup>\*</sup>, Pedro Henrique Pereira da Cunha <sup>2</sup><sup>‡</sup>, Gabriely Silveira Folli <sup>3</sup><sup>‡</sup> e Paulo Roberto Filgueiras <sup>4</sup><sup>‡</sup>.

<sup>1</sup>Departamento de Química, Universidade Federal do Espírito Santo, Campus Goiabeiras, 9075-910 Vitória – ES, Brasil

\*([madson.zanoni@edu.ufes.br](mailto:madson.zanoni@edu.ufes.br))  
‡([pedrohenrique@hotmail.com](mailto:pedrohenrique@hotmail.com))

Artigo submetido em 30/06/2023, aceito em 06/09/2023 e publicado em 01/11/2023.

**Resumo:** A aplicação de diversos softwares que são capazes de analisar imagens e discriminar a presença e a concentração de diversos compostos tem crescido nos últimos anos. O REDGIM como ferramenta de análise é capaz de avaliar a presença de adulterantes em diversos alimentos. Portanto, este trabalho teve como objetivo de verificar o potencial de análise do REDGIM em misturas de óleos vegetais (OVs) em óleos de azeites extravirgens (EVOOs). Fez-se uso de *smartphone*, uma bateria portátil e uma lâmpada LED para auxiliar durante as análises dos conjuntos amostrais de EVOO e OV e assim minimizar um possível erro externo como a variação da intensidade de luz no ambiente. As amostras preparadas e analisadas tinham teores de 1/99; 3/97; 5/95; 35/65; 55/45 e 80/20 % (OV/EVOO) e delas produzidos modelos de PCA e PLS. Nas duas PCA foi obtido cerca de 60% de variância nas PC1 e PC2 demonstrando que um percentual significativo de informação é extraída dos dados brutos em apenas duas PCs. Os valores de RMSEP obtidos pela curva de calibração para as amostras adulteradas com soja (2,2 % v/v), girassol (5,4 % v/v), canola (0,3 % v/v), algodão (2,4 % v/v), milho (0,7 % v/v) e blend (2,0 % v/v) mostraram boa acuraria na determinação dos adulterantes em EVOO. O REDGIM ao analisar EVOOs adulterados com OVs demonstrou que o software para análise *in loco* é eficiente e traz resultados concretos, além de fornecer informações satisfatórias sobre as amostras adulteradas demonstrando sua alta aplicabilidade em campo.

**Palavras-chave:** Azeite de oliva extravirgem; Óleo vegetal; *Smartphone*; REDGIM; Análise *in situ*.

**Abstract:** The application of different software that are capable of analyzing images, more specifically pixels, and discriminating the presence and concentration of different compounds have combined in recent years. REDGIM as an analysis tool is able to assess the presence of adulterants in various foods. Therefore, this work aimed to validate the analysis potential of REDGIM in mixtures of vegetable oils (OVs) in extra virgin olive oils (EVOOs). A smartphone, a portable battery and an LED



ORCID – Madson P. Zanoni: <https://orcid.org/0000-0001-5329-5541>



ORCID – Pedro H. P. da Cunha: <https://orcid.org/0000-0003-1850-4664>



ORCID – Gabriely S. Folli: <https://orcid.org/0000-0003-0665-7540>



ORCID – Paulo R. Filgueiras: <https://orcid.org/0000-0003-2617-1601>

lamp were used to help during the analysis of the sample sets of EVOO and OV via REDGIM and thus minimize a possible external error such as the variation in the intensity of light in the environment. Samples prepared and maintained via REDGIM had levels of 1/99; 3/97; 5/95; 35/65; 55/45 and 80/20% (OV/EVOO) and these models produced from PCA and PLS by the software itself. In both PCAs, around 60% of the variance was obtained in PC1 and PC2, demonstrating that a significant percentage of information is extracted from the raw data in just two PCs. The RMSEP values obtained by the fermentation curve for the samples adulterated with soy (2.2% v/v), sunflower (5,4 % v/v), canola (0,3 % v/v), cotton (2,4 % v/v), corn (0,7 % v/v) and blend (2,0 % v/v) met good accuracy in the experience of adulterants in EVOO. The analysis of two Extra Virgin Olive Oils (EVOO) adulterated with vegetable oils (OV) via REDGIM demonstrated that the software for on-site analysis is efficient and brings concrete results, in addition to providing satisfactory information on adulterated samples demonstrating its high applicability in the field.

**Keywords:** *Extra Virgin Olive Oil; Vegetable Oil; Smartphone; REDGIM; in situ analysis.*

## 1 INTRODUÇÃO

Para garantir que o consumidor não seja enganado ao comprar produtos de qualidade pouco confiável, a Anvisa (Agência Nacional de Vigilância Sanitária) (BRASIL-Ministério da Saúde, 2023), é responsável por regular e fiscalizar os produtos produzidos. As adulterações em alimentos são diversas, mas o objetivo principal é reduzir ao máximo o gasto de produção e maximizar os lucros, prejudicando o consumidor. O azeite de oliva extravirgem (EVOO) tem sido alvo de adulterações nos últimos anos. Para regularizar sua composição, a Anvisa estabeleceu que o EVOO é um produto obtido exclusivamente a partir dos frutos da oliveira (*Olea europaea l.*) (BRASIL-Ministério da Saúde, 2023), sem a adição de solventes ou qualquer tipo de óleo em sua composição, garantindo a qualidade e autenticidade do produto comercializado aos consumidores. (DONG, 2012; KALIVAS, 2014; PHILIPPIDIS, 2017; BRASIL-Ministério da Saúde, 2023)

A venda de mercadorias adulteradas pode ser altamente lucrativa quando é atribuído a elas um valor de mercado inferior em comparação com outros concorrentes. Isso resulta em uma competição desigual no mercado, uma vez que tais produtos podem ser vendidos a preços mais baixos. Além disso, essas mercadorias são entregues de forma imprópria aos consumidores, levando-os a

adquirir um produto adulterado, como por exemplo, um azeite de oliva extra virgem (EVOO) contendo uma mistura de óleos e soja. (WU, 2019; YUE, 2020)

Alguns óleos, como o óleo de oliva, são produzidos a partir da prensagem da polpa da fruta, no caso o endosperma e não a partir da semente. É comumente encontrado em óleos vegetais um número maior de instaurações e um menor ponto de fusão, a maioria dos seus ácidos graxos apresentam cadeia carbônica de 16-18 carbonos. (RAMALHO, 2012; BARROS, 2021)

Um indicador de adulteração do EVOO é a presença em excesso de ácido linoleico pode indicar a contaminação por óleo de soja, óleos de origem vegetal (OV), em EVOO. (TONIN, 2018) A ingestão de produtos adulterados é uma problemática não somente pelo fator financeiro, mas sim pelo fator adulterante, uma vez que esse pode não ser um óleo vegetal ou animal de boa qualidade, trazendo malefícios a quem os consumir. (SINELLI, 2010)

Uma solução para analisar e detectar adulterações é o REDGIM, que utiliza a lente da câmera do smartphone para fotografar a amostra e, ao mesmo tempo, interpretar e fornecer dados úteis utilizando métodos quimiométricos (PCA e PLS) de forma lógica e rápida, sua portabilidade e facilidade de acesso o tornam uma escolha conveniente para análises químicas. Além de ser mais fácil

de manusear, pois a análise é realizada com e por um smartphone.

Geralmente, as imagens digitais fazem uso do sistema RGB (*Red, Green e Blue*) para fazer a definição das cores. Sendo assim, cada tom de cor é definido por três canais: R (vermelho), G (verde) e B (azul). No qual, o valor 0/0/0 corresponde à cor preta, 255/0/0 ao vermelho puro, 0/255/0 ao verde puro e 0/0/255 ao azul. No sistema RGB, um tom de cor corresponde a um ponto em um espaço tridimensional formado pelos eixos R, G e B, sendo possível a geração de 16 milhões de cores diferentes. (GOMES, 2008)

Existem três fatores que têm um papel importante na qualidade das imagens digitais e, conseqüentemente, podem influenciar positiva ou negativamente a análise dos resultados. O primeiro fator é a iluminação, que se refere à quantidade de luz que incide sobre o objeto e é refletida para a lente da câmera. A iluminação adequada é crucial para uma leitura clara, pois a falta de luz pode resultar em imagens com muito ruído, já que o detector recebe pouca informação luminosa. Por outro lado, uma iluminação excessiva pode provocar distorções e ruídos na imagem. O segundo fator é a distância entre o objeto e a lente da câmera, que deve ser mantida em um ponto ideal para evitar falhas e garantir uma menor variação na medida. Se a distância for muito próxima ou muito distante, pode haver ruídos na imagem.

Por fim, a não linearidade dos sensores também pode afetar a qualidade das imagens, pois eles devem fornecer um sinal de saída diretamente proporcional à grandeza medida, mas na prática podem apresentar deformações na curva de resposta. No entanto, é possível corrigir e mitigar esses desvios automaticamente por meio de software. (HELFER, 2017; SHISHKIN, 2004; GOMES, 2008; COLZANI, 2017)

Diversas pesquisas no ramo da adulteração de alimentos vêm buscando ferramentas e equipamentos de fácil uso e

análises em tempo real. Diante disso, este artigo propõe verificar o potencial do REDGIM em analisar e quantificar adulterantes em misturas OV e EVOO.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1 PLS

A técnica dos mínimos quadrados parciais é amplamente empregada na área da quimiometria devido à sua notável capacidade de generalização e facilidade na resolução de problemas de regressão. Além disso, é possível adaptá-la para lidar com modelos não lineares utilizando métodos estatísticos e matemáticos.

O PLS realiza uma decomposição simultânea das variáveis independentes ( $X$ ) e dependentes ( $y$ ), resultando no que denominamos variável latente (LV), esta abordagem matemática confere uma vantagem distintiva a este método quando comparado com outros métodos de regressão. A matemática envolvida nas equações do PLS começa a partir da **EQUAÇÃO 1**, a seguir: (OLIVIERI, 2014; FOLLI, 2022; SOUZA, 2013)

$$X = T_A P_A^T + E \quad \text{Eq. 1}$$

$$y = U_A q_a^T + f \quad \text{Eq. 2}$$

Onde  $T$  e  $U$  são os scores do modelo,  $P$  e  $q$  os *loadings* obtidos,  $E$  e  $f$  os resíduos e  $A$  o número de variáveis latentes. A matriz  $T$  é determinada com a combinação linear da matriz  $X$  com coeficientes ponderados por  $W$ , chamados de peso, assim como é demonstrado na **EQUAÇÃO 2**. (DE SOUZA et al., 2013)

$$T_A = X \cdot W_A \quad \text{Eq. 3}$$

Com o  $W$ , os coeficientes de regressão do PLS podem ser calculados utilizando a **EQUAÇÃO 3**.

$$b_{PLS} = W_A (P_A^T W_A)^{-1} \hat{q} \quad \text{Eq. 4}$$

Com o coeficiente de regressão do PLS podemos resumir a modelagem da

seguinte maneira, **EQUAÇÃO 4**, onde as variáveis independentes são preditas com base na variável dependente.

$$y_{pred} = X \cdot b_{PLS} \quad \text{Eq. 5}$$

Lembrando que a variável latente deve ser otimizada.

### 3 PROCESSOS METODOLÓGICOS/MATERIAIS E MÉTODOS

Neste trabalho foi realizado a construção de amostras de teores binários de EVOO com 5 óleos vegetais (soja, girassol, canola, algodão, milho e blend) em concentrações de: 1/99; 3/97; 5/95; 35/65; 55/45 e 80/20 % (OV/EVOO). Os instrumentos utilizados foram: uma bateria portátil e uma lâmpada LED para aquisição dos espectros com o uso do smartphone. Os modelos PCA e PLS foram construídos por software REDGIM.

#### 3.1 PREPARO DE AMOSTRA

As amostras de óleo vegetal e azeite extravirgem foram adquiridos em um supermercado na cidade de Vitória – ES. No total foram adquiridas 2 marcas de azeite de oliva extravirgem e 5 tipos de

óleo vegetal. Para a construção da curva de calibração foram preparadas amostras que continham a mesma proporção de volume entre os OVs. Por exemplo, uma amostra OV/EVOO que é constituída de 16% Soja/EVOO, 16% Girassol/EVOO, 16% Canola/EVOO, 16% Algodão/EVOO, 16% Milho/EVOO totalizando 80% de OVs e 20% EVOO.

A partir dessa premissa foram preparadas misturas entre óleo vegetal e azeite de oliva em diferentes proporções, de acordo com a **TABELA 1** para as amostras teste.

As amostras para a construção da curva de calibração utilizada nos modelos de PLS foi construída a partir das proporções 0/100; 1/99; 3/97; 5/95; 10/90; 20/80; 40/60; 50/50; 60/40; 70/30; 80/20; 90/10 e 100/0 % OV/EVOO, seguindo a mesma lógica explicada anteriormente.

O experimento foi realizado em triplicata e o volume total de cada mistura foi de 2,00 mL. Os volumes foram medidos usando duas micropipetas e as imagens digitais foram adquiridas em triplicatas, conforme será descrito a seguir na **Tabela 1**.

**TABELA 1:** Relação das amostras testes de OV/ EVOO

Azeite Extravirgem (EVOO)	Óleo Vegetal	% OV/EVOO (v/v)
EVOO 1	Soja	1
	Girassol	3
	Canola	5
	Algodão	35
	Milho	45
EVOO 2	Misto (Blend)	65
		80

Fonte: Autoria Própria

#### 3.2 AQUISIÇÃO DAS IMAGENS DIGITAIS

Para a aquisição das imagens, foi construído um sistema de baixo custo a partir de duas folhas sulfite, uma bateria portátil (do inglês, *Powerbank*) e 1 LED

(do inglês, *light emitting diode*) na cor branco. A parte superior dos tubos de ensaio foi recoberta com parafilme para a proteção das amostras de contaminação.

Foi utilizada uma lâmpada de LED que permaneceu em contato direto com o topo dos tubos de ensaio recoberto de



parafilme, a fim de uniformizar a luz incidida sobre a amostra.

As imagens foram obtidas empregando um smartphone Samsung Galaxy S9+ modelo SM-G9650/DS com estabilização óptica de imagem.

Para cada amostra de calibração e teste foram adquiridas as imagens digitais. As amostras teste de acordo com a **TABELA 1** foram coletadas triplicatas e foi utilizado o modo de captura único do REDGIM tanto para o modo PCA e PLS.

Após a aquisição das imagens não foi aplicado nenhum pré-tratamento, apenas a otimização das variáveis latentes fornecida pelo próprio REDGIM.

### 3.3 PCA e PLS

Para a análise via PCA foram utilizados os cinco óleos vegetais e o Blend nas proporções de 1/99; 3/97; 5/95; 35/65; 55/45 e 80/20 % (OV/EVOO) e uma amostra denominada de Branco (azeite puro), para que haja uma distinção entre o EVOO adulterado com diferentes OVs do EVOO puro. Após adquirir todas as imagens das diversas amostras, já citadas, é feita pelo software REDGIM a análise via componentes principais fornecendo os gráficos de variância, de scores, e de *loadings*.

As análises por PLS seguiram utilizando as amostras da análise de PCA. A curva de calibração para os modelos de PLS foi realizada seguindo as proporções 0/100; 1/99; 3/97; 5/95; 10/90; 20/80; 40/60; 50/50; 60/40; 70/30; 80/20; 90/10 e 100/0 % OV/EVOO.

Após coletar todas as imagens, o algoritmo passa por uma etapa preliminar para assegurar que as componentes principais geradas sejam relevantes, as chamadas variáveis latentes (VL). Após realizada e escolhida a quantidade de VL, o REDGIM fornece as informações das concentrações, um gráfico de previsão de modelo e os parâmetros de desempenho.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados obtidos pelas análises de PCA e PLS demonstraram uma boa discriminação das amostras OV/EVOO em baixo e alto teor de adulteração, assim como apresentaram baixos valores para o RMSEP e valores próximos de 1,0 para o  $R^2_p$ . Tais fatores sustentam o uso e aplicação do REDGIM em campo como um aliado na análise de adulteração de EVOO.

### 4.1 PCA

Após todas as amostras estarem preparadas e efetuado a aquisição em triplicata dos espectros RGB via *software* REDGIM das amostras onde os conjuntos OV/EVOO são descritos como A: Soja; B: Girassol; C: Canola; D: Algodão; E: Milho; F: Misto para o EVOO1 e EVOO2, e foi realizada a PCA das informações adquiridas.

Como é possível observar, em ambos os casos na **FIGURA 1.A** e **B**, as duas primeiras PCs acumulam cerca de 56-58% de variância explicada, isso indica que há boa porcentagem de informação extraída dos dados brutos utilizando somente duas PCs. (JOLLIFFE, 2014)

**FIGURA 1:** Gráfico da Informação Explicada e Acumulada (A) Amostra de EVOO 1 (B) Amostra de EVOO 2

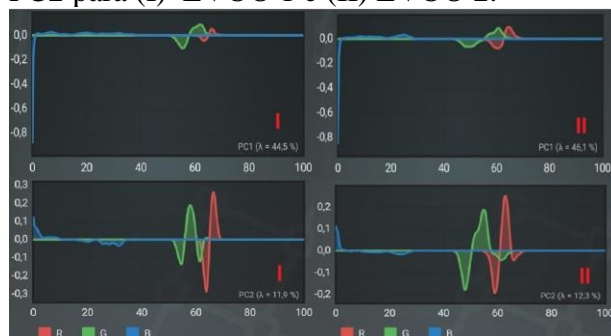


Fonte: Autoria própria

Nota: O histograma representa a variância explicada em cada PC realizada pelo REDGIM, e a curva de crescimento representa a variância acumulada.

Ao observar a **FIGURA 2.I e II** que representa o gráfico de Loadings fornecido na PCA, é possível observar qual variável RGB possui maior influência nas PC1 e PC2. Ao analisar a **FIGURA 2.I e II** é notável a forte influência das variáveis *R* e *G* e não tão forte presença da variável *B*. Sendo assim a cor azul não foi tão significativa para a análise de PCA, assim como foram as cores verde e vermelho.

**FIGURA 2:** Gráfico Loadings das PC1 e PC2 para (I) EVOO 1 e (II) EVOO 2.



Fonte: Autoria própria

Ao analisar a **FIGURA 3**, os gráficos de scores demonstram que diversas amostras ficaram bem divididas na PC1 (eixo horizontal). As amostras no lado positivo continham baixa razão entre OV e EVOO (1/99; 3/97; 5/95; 35/65 % OV/EVOO). Ao lado esquerdo ficaram as amostras com alto teor 45/55; 65/35; 80/20 % OV/EVOO.

A interpretação para essa separação deve-se ao fato de que as amostras com menor razão OV/EVOO interferem de modo mais brando na cor original do EVOO, visto que é uma porção menor de OV adicionado. Porém, não é visto adulterações desse tipo (baixo teor) isso porque a adulteração é realizada com alta porcentagem de óleo em EVOO para se ter uma boa margem de lucro.

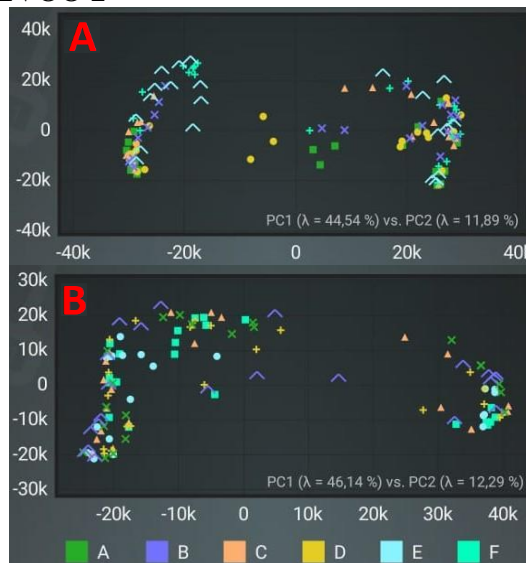
No eixo vertical, os lados superior (positivo) e inferior (negativo) na PC2,

ficaram agrupados conjuntos de triplicatas de OV/EVOO de mesmo teor e nesse eixo também é possível observar a separação dos diferentes tipos de OV.

Na **FIGURA 3.A**, o óleo tipo *A* (soja), as amostras ficaram representadas no lado negativo do eixo vertical. Na **FIGURA 3.A e B**, o óleo tipo *B* (Girassol), as amostras ficaram dispostas de modo similar na PC1 e PC2, variando apenas as amostras e girassol mais próximas ao centro (0,0).

As amostras *Blend*, assim como as demais, foram bem separadas na PC1. Como a sua composição é constituída por percentuais dos cinco tipos de OV, a sua distribuição na PC2 é similar à de Soja, Girassol, Canola, Algodão e Milho, como demonstrado na **FIGURA 3**, abaixo.

**FIGURA 3:** Gráfico de Scores (A) amostra de EVOO 1 (B) Amostra de EVOO 2



Fonte: Autoria própria

Nota: As letras representam amostras de EVOO com diferentes tipos de OV. A. Soja; B. Girassol; C. Canola; D. Algodão; E. Milho; F. Misto (Blend)

As amostras de OV/EVOO foram bem distribuídas entre as PCs demonstradas acima. Ao analisar a PC2 os óleos vegetais não possuem tonalidades de coloração marcantes entre si, que destoassem dos demais as distinguindo

significativamente ao serem lidas e interpretadas pelo REDGIM.

No entanto, no quesito avaliação e identificação de amostras adulteradas, o REDGIM demonstrou ser um software para smartphones de competência para análises *in situ*.

#### 4.2 PLS

Efetuada a aquisição dos espectros RGB via *software* REDGIM das amostras de OV/EVOO foi realizada a análise por PLS das informações adquiridas, e elas estão descritas na **FIGURA 4** e **5**. As variáveis latentes otimizadas e utilizadas no para a construção dos modelos na **FIGURA 4** foram 8; 12; 13; 18; 14 e 10, assim como para a construção dos modelos da **FIGURA 5** a quantidade de variáveis latentes foi de 10; 17; 12; 15; 16 e 11.

As amostras testes (em azul) ficaram em sua maioria bem distribuídas em toda reta identidade. Na **FIGURA 4.A, C e E** e na **FIGURA 5.A, E e F** ocorreu uma aglomeração de amostras próximas ao ponto 0 da reta identidade.

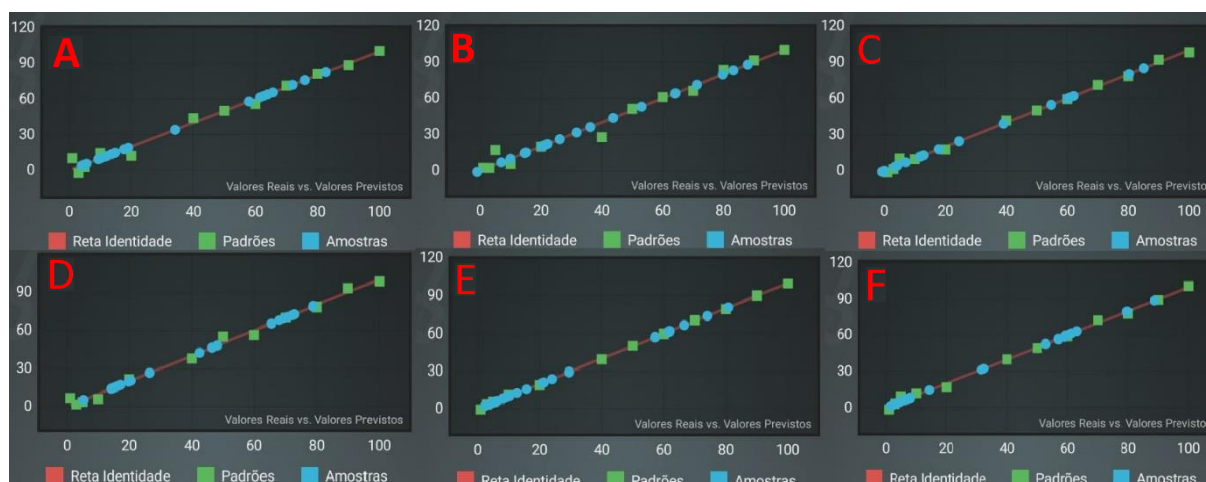
Um provável fator é a limitação que o REDGIM possui de leitura e identificação de amostras em baixo teor, essa limitação foi observada apenas para as amostras de OV/EVOO adulteradas brandamente. Entretanto, como a adulteração é realizada para gerar lucros, a porcentagem de adulterantes sempre é alta, indicando que para esses casos, o REDGIM tem seu potencial melhor explorado como uma ferramenta de análise química analítica ágil na identificação de adulteração de OV em EVOO.

**FIGURA 4:** Gráfico de Previsão de Modelo para Amostra de EVOO 1 adulterado com diferentes OVs sendo (A) Soja; (B) Girassol; (C) Canola; (D) Algodão; (E) Milho; (F) Misto (Blend).



Fonte: Autoria própria

**FIGURA 5:** Gráfico de Previsão de Modelo para Amostra de EVOO 2 adulterado com diferentes OV's sendo (A) Soja; (B) Girassol; (C) Canola; (D) Algodão; (E) Milho; (F) Misto (Blend).



Fonte: Autoria própria

Para um modelo de análise estatística, quando o valor de  $R^2_p$  está próximo de 1, significa que a linha de regressão ajustada ao modelo é uma perfeita representação dos dados.

Isso implica que a variável independente (Reta Identidade) tem impacto direto na variável dependente e é capaz de explicar a maior parte da variabilidade observada na variável dependente.

Conforme as informações das **TABELAS 2 e 3**, o menor valor para  $R^2_p$  obtido para as amostras testes foi de 0,98 que é um coeficiente alto e assim indicando que o modelo gerado pelo REDGIM foi capaz de explicar a maior parte da variação dos dados analisados.

De acordo com artigo Folli *et al* (Folli, 2022) os valores encontrados de

RMSEP para os OV algodão (RMSEP = 2,5% em peso), óleo de canola (RMSEP = 4,4% em peso), óleo de girassol (RMSEP = 2,4% em peso), óleo de milho (RMSEP = 2,1% em peso), e óleo de soja (RMSEP = 3,2% em peso) em EVOO foram satisfatórios para determinação de adulterantes em EVOO.

Comparando com o atual trabalho (**TABELAS 2 e 3**), valores similares de RMSEP utilizando os 5 tipos de OV nos dois diferentes tipos de EVOO foram encontrados nas amostras teste. Sendo assim, os modelos além possuírem um  $R^2_p$  alto possuem um RMSEP baixo tornando o modelo capaz de fazer previsões precisas e sendo eficaz para analisar amostras OV/EVOO.

**TABELA 2:** Características de Desempenho EVOO 1

	Soja	Girassol	Canola	Algodão	Milho	Blend
$R^2_p$	0,9979	0,9858	0,9999	0,9975	0,9911	0,9977
RMSEP	2,2	5,8	0,3	2,4	4,6	2,3

Fonte: Autoria própria

**TABELA 3:** Características de Desempenho EVOO 2

	Soja	Girassol	Canola	Algodão	Milho	Blend
$R^2_p$	0,9917	0,9878	0,9981	0,9960	0,9998	0,9984
RMSEP	4,4	5,4	2,1	3,1	0,7	2,0

Fonte: Autoria própria



Os diferentes tipos de OV's (soja, girassol, canola, algodão e milho) utilizados possuem entre si diversos compostos moleculares orgânicos similares, mas também possuem tonalidades diferentes, alguns levemente mais claros e outros mais escuros, que variam de acordo com a espécie da planta que foi utilizada para a produção do óleo vegetal.

O REDGIM como um *software* de análise que utiliza das cores da amostra para realizar análises de PCA e PLS, sofre influência direta das cores que a lente do celular está captando. Essa influência para o caso dos OV/EVOO é diretamente ligada à concentração de OV como adulterante, já que o excesso de óleo vegetal no azeite extravirgem proporciona uma diluição da amostra deixando-a com uma coloração não natural de azeite, mas que aos olhos do consumidor não há diferença explícita.

Dentre as diversas análises e resultados obtidos não houve um conjunto específico de OV/EVOO que obteve um resultado melhor, pior ou destoante dos demais. Tanto para o EVOO 1 e EVOO 2, o OV de girassol obteve um valor de  $R^2$  menor quando comparado com os demais, e um RMSEP de 5,8 e 5,4, respectivamente. Um motivo plausível é de que a adulteração dos EVOOs com o óleo de girassol não causou tanta variação de coloração na da amostra.

## 5 CONCLUSÕES

O REDGIM produziu modelos de alta acurácia e demonstrou alta capacidade em realizar análises químicas *in situ*, de fácil uso, menos custosas. Dentre as amostras de EVOO com diferentes tipos de OV's utilizados, o REDGIM conseguiu diferenciá-los em seus teores e quantificá-los demonstrando-se um forte aliado na análise química na adulteração de alimentos.

Alguns fatores foram limitantes durante a análise, tais como o *hardware* do *smartphone*. Apesar de não ser possível detectar teores de OV em baixas concentrações (teores abaixo de

5% OV/EVOO), não é economicamente atrativo adulterações com baixos teores de OV.

## AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Núcleo de Competências em Química do Petróleo (NCQP) e Laboratório de Pesquisa e Desenvolvimento de Metodologias para Análise de Petróleos (LabPetro) pelo apoio laboratorial e de instalação fornecido para este estudo. Também ao SEBRAE por ser a empresa de fomento que fez esse estudo possível.

## REFERÊNCIAS

BRASIL - Ministério da Saúde, Diário Of. da União 184 (2005) 373. Acessado em 03 de junho de 2022, Disponível em: <https://www.jusbrasil.com.br/diarios/763351/pg-373-secao-1-diario-oficial-da-uniao-dou-de23-09-2005>. Acesso em: 02 de abr. 2023

DONG, Wei; ZHANG, Yingqiang; ZHANG, Bing; WANG, Xiaoping. **Quantitative analysis of adulteration of extra virgin olive oil using Raman spectroscopy improved by Bayesian framework least squares support vector machines**. *Analytical Methods*, v. 4, n. 9, p. 2772–2777, 2012.

KALIVAS, John H.; GEORGIOUS, Constantinos A.; MOIRA, Marianna; TSAFARAS, Ilias; PETRAKIS, Eleftherios A.; MOUSDIS, George A. **Food adulteration analysis without laboratory prepared or determined reference food adulterant values**. *Food Chemistry*, v. 148, p. 289–293, 2014.

PHILIPPIDIS, Aggeolos; POULAKIS, Emmanouil; PAPADAKI, Antigoni; VELEGRAKIS, Michalis. **Comparative Study using Raman and Visible Spectroscopy of Cretan Extra Virgin Olive Oil Adulteration with Sunflower**

**Oil.** Analytical Letters, v. 50, n. 7, p. 1182–1195, 2017.

WU, Xijun; ZHAO, Zhilei; TIAN, Ruiling; SHANG, Zhencheng; LIU, Hailong.

**Identification and quantification of counterfeit sesame oil by 3D fluorescence spectroscopy and convolutional neural network.** Food Chemistry, v. 311, p. 125882, maio 2020.

YUE, Xian-Yue; ZHOU, Zi-Jun; WU, Yong-Mei; LI, Yan; LI, Jin-Cai; BAI, Yan-Hong; WANG, Jian-Long. **Application Progress of Fluorescent Carbon Quantum Dots in Food Analysis.** Chinese Journal of Analytical Chemistry, n. 10, p. 1288–1296, 2020.

RAMALHO, Hugo F.; & SUAREZ, Paulo A. Z. **A Química dos Óleos e Gorduras e seus Processos de Extração e Refino.** Revista Virtual de Química, v. 5, n. 1, p. 2–15, 2013.

BARROS, Iago Henrique Assis Souza; SANTOS, Layla Paixão; FILGUEIRAS, Paulo Roberto; Romão, Wanderson. **Design experiments to detect and quantify soybean oil in extra virgin olive oil using portable Raman spectroscopy.** Vibrational Spectroscopy, v. 116, n. August, p. 1–8, 2021.

SINELLI, Nicoletta; CASALE, Monica; Di EGIDIO, Valentina; OLIVERI, Paolo; BASSI, Daniele; TURA, Debora; CASIRAGHI, Ernestina. **Varietal discrimination of extra virgin olive oils by near and mid infrared spectroscopy.** Food Research International, v. 43, n. 8, p. 2126–2131, 2010.

HELPER, Gilson Augusto; MAGNUS, Vinícius S.; BÖCK, Fernanda. C.; TEICHMANN, Aline; FERRÃO, Marco Flôres; Da COSTA, Adilson Ben. **PhotoMetrix: An application for univariate calibration and principal components analysis using colorimetry**

**on mobile devices.** Journal of the Brazilian Chemical Society, v. 53, n. 1, p. 17, 24 mar. 2016.

SHISHKIN, Yu. L.; DMITRIENKO, S. G.; MEDVEDEVA, O. M.; BADAKOVA, S. A.; PYATKOVA, L. N. (2004). **Use of a scanner and digital image-processing software for the quantification of adsorbed substances.** Journal of Analytical Chemistry, v. 59, n. 2, p. 102–106, 2004.

GOMES, Marcos S.; TREVIZAN, Lilian C.; NÓBREGA, Joaquim A.; KAMOGAWA, Marcos Y. **Uso de scanner em espectrofotometria de absorção molecular: Aplicação em experimento didático enfocando a determinação de ácido ascórbico.** Química Nova, v. 31, n. 6, p. 1577–1581, 2008.

COLZANI, Heloísa; RODRIGUES, Quethelen Elizabeth Araujo Garcez; FOGAÇA, Claudia; GELINSKI, Jane Mary Lafayette Neves; PEREIRA-FILHO, Edénir R.; BORGES, Endler Marcel. **Determinação de fosfato em refrigerantes utilizando um scanner de mesa e análise automatizada de dados: um exemplo didático para ensino de química.** Química Nova, v. 40, n. 7, p. 833–839, 2017.

TONIN, Angélica Priscila Parussolo; GABRIELLY, Ribeiro Carneiro; RIBEIRO, Marcos Alessandro dos Santos; CEDRAN, Jaime da Costa; SILVA, Valquíria de Moraes; MEURER, Eduardo Cesar. **IDENTIFICAÇÃO DE ADULTERAÇÃO EM ÓLEOS DE OLIVA: PROBLEMATIZANDO A INTRODUÇÃO À ESPECTROMETRIA DE MASSAS.** v. 2018, n. 9, p. 1089–1094, 2018.

OLIVIERI, Alejandro César. **Analytical figures of merit: From univariate to multiway calibration.** Chemical Reviews, v. 114, n. 10, p. 5358–5378, 2014.

FOLLI, Gabriely Silveira; SANTOS, Layla Paixão; SANTOS, Francine Dalapicola; CUNHA, Pedro Henrique Pereira; SCHAFFEL, Izabela; BORGHI, Flávia Tosato; BARROS, Iago Henrique Assis Souza; PIRES, André Assis; RIBEIRO, Araceli Verónica Flores Nardy; ROMÃO, Wanderson; FILGUEIRAS, Paulo Roberto.

**Food analysis by portable NIR spectrometer.** Food Chemistry Advances, v. 1, n. March, p. 100074, out. 2022.

SOUZA, André Marcelo De; MÁRCIA, Cristina Breikreitz; FILGUEIRAS, Paulo Roberto; ROHWEDDER, Jarbas José Rodrigues; POPPI, Ronei Jesus.

**Experimento didático de quimiometria para calibração multivariada na determinação de paracetamol em comprimidos comerciais utilizando espectroscopia no infravermelho próximo: um tutorial, parte II.** Química Nova, v. 36, n. 7, p. 1057–1065, 2013.

JOLLIFFE, Ian. **Principal Component Analysis.** Wiley StatsRef Statistics Reference Online, v. 12. p. 1, 2014. Disponível em:  
<<http://www.ejmanager.com/fulltextpdf.php?p?mno=261590>>.