

INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DE GOIÁS
CAMPUS LUZIÂNIA
CURSO DE GRADUAÇÃO DE LICENCIATURA EM QUÍMICA

Análise multivariada de imagens digitais no controle de qualidade da torrefação na presença de adulterantes carbonáceos em amostras de café arábica

Sabrina Amaral de Freitas

Trabalho de Conclusão de Curso

Orientador: Prof. Dr. Bruno Elias dos Santos Costa

LUZIÂNIA-GO

2025

**TERMO DE AUTORIZAÇÃO PARA DISPONIBILIZAÇÃO
NO REPOSITÓRIO DIGITAL DO IFG - ReDi IFG**

Com base no disposto na Lei Federal nº 9.610/98, AUTORIZO o Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás, a disponibilizar gratuitamente o documento no Repositório Digital (ReDi IFG), sem ressarcimento de direitos autorais, conforme permissão assinada abaixo, em formato digital para fins de leitura, download e impressão, a título de divulgação da produção técnico-científica no IFG.

Identificação da Produção Técnico-Científica

- | | |
|--|---|
| ☐ Tese | ☐ Artigo Científico |
| ☐ Dissertação | ☐ Capítulo de Livro |
| ☒ Monografia – Especialização | ☐ Livro |
| ☐ TCC - Graduação | ☐ Trabalho Apresentado em Evento |
| ☐ Produto Técnico e Educacional - Tipo: _____ | |

Nome Completo do Autor: Sabrina Amaral de Freitas

Matrícula: 20191080020240

Título do Trabalho: Análise multivariada de imagens digitais no controle de qualidade da torrefação na presença de adulterantes carbonáceos em amostras de café

Autorização - Marque uma das opções

1. (X) Autorizo disponibilizar meu trabalho no Repositório Digital do IFG (acesso aberto);
2. () Autorizo disponibilizar meu trabalho no Repositório Digital do IFG somente após a data ____/____/____ (Embargo);
3. () Não autorizo disponibilizar meu trabalho no Repositório Digital do IFG (acesso restrito).

Ao indicar a opção **2 ou 3**, marque a justificativa:

- () O documento está sujeito a registro de patente.
() O documento pode vir a ser publicado como livro, capítulo de livro ou artigo.
() _____ Outra justificativa: _____

DECLARAÇÃO DE DISTRIBUIÇÃO NÃO-EXCLUSIVA

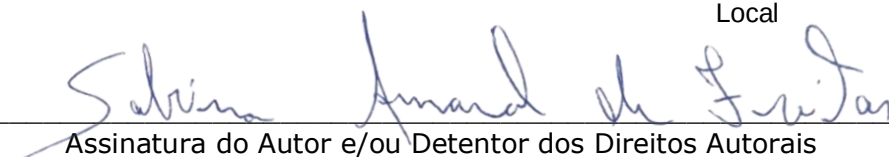
O/A referido/a autor/a declara que:

- i. o documento é seu trabalho original, detém os direitos autorais da produção técnico-científica e não infringe os direitos de qualquer outra pessoa ou entidade;
- ii. obteve autorização de quaisquer materiais inclusos no documento do qual não detém os direitos de autor/a, para conceder ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás os direitos requeridos e que este material cujos direitos autorais são de terceiros, estão claramente identificados e reconhecidos no texto ou conteúdo do documento entregue;
- iii. cumpriu quaisquer obrigações exigidas por contrato ou acordo, caso o documento entregue seja baseado em trabalho financiado ou apoiado por outra instituição que não o Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás.

Luziânia (GO) , 26/05/2025.

Local

Data


Assinatura do Autor e/ou Detentor dos Direitos Autorais



INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DE GOIÁS
CAMPUS LUZIÂNIA
CURSO DE GRADUAÇÃO DE LICENCIATURA EM QUÍMICA

Análise multivariada de imagens digitais no controle de qualidade da torrefação na presença de adulterantes carbonáceos em amostras de café arábica

Sabrina Amaral de Freitas

Trabalho de conclusão de curso apresentado como requisito parcial para a obtenção do título de Licenciado em Química, do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia, campus Luziânia-GO.

Orientador: Prof. Dr. Bruno Elias dos Santos Costa

2025

F866a Freitas, Sabrina Amaral de

Análise multivariada de imagens digitais no controle de qualidade da torrefação na presença de adulterantes carbonáceos em amostras de café arábica / Sabrina Amaral de Freitas. - Luziânia: IFG, 2025.

41 f. : il. color.

Orientador: Prof. Dr. Bruno Elias dos Santos Costa.

TCC (Graduação - Licenciatura em Química).

Instituto Federal de Goiás - IFG, Câmpus Luziânia, 2025.

1. Química. 2. Imagens digitais. 3. Carbono. 4. Controle de qualidade. 5. Café. I. Título. II. Costa, Bruno Elias dos Santos, orient.

CDD 540

ATA DE DEFESA DE TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

Na presente data realizou-se a sessão pública de defesa do Trabalho de Conclusão de Curso intitulada **Análise multivariada de imagens digitais no controle de qualidade da torrefação na presença de adulterantes carbonáceos em amostras de café arábica**, sob orientação de Bruno Elias dos Santos Costa, apresentada pela aluna **Sabrina Amaral de Freitas (20191080020240)** do Curso **Licenciatura em Química (Câmpus Luziânia)**. Os trabalhos foram iniciados às **20:41** do dia **19/02/2025** pelo Professor presidente da banca examinadora, constituída pelos seguintes membros:

- **Bruno Elias dos Santos Costa** (Presidente)
- **Daniel de Almeida Soares** (Examinador Interno)
- **Flavia Augusta Dias Galarza** (Examinadora Interna)
- **Murilo Feitosa Cabral** (Examinador Suplente Interno)

A banca examinadora, tendo terminado a apresentação do conteúdo do Trabalho de Conclusão de Curso, passou à arguição da candidata. Em seguida, os examinadores reuniram-se para avaliação e deram o parecer final sobre o trabalho apresentado pelo aluno, tendo sido atribuído o seguinte resultado:

☒ Aprovado

☐ Reprovado

Nota : 9,7

Observação / Apreciações:

Proclamados os resultados pelo presidente da banca examinadora, foram encerrados os trabalhos e, para constar, eu **Bruno Elias dos Santos Costa** lavrei a presente ata que assino juntamente com os demais membros da banca examinadora.

Documento assinado eletronicamente por:

- **Murilo Feitosa Cabral** (878.486.513-04), em **19/02/2025 20:49:24** com chave **25ee3938ef1c11efaa2e005056a537a4**.
- **Flavia Augusta Dias Galarza** (582.534.830-15), em **19/02/2025 20:50:05** com chave **3e236096ef1c11efb9d2005056a537a4**.
- **Daniel de Almeida Soares** (015.697.821-05), em **19/02/2025 20:48:38** com chave **0a79e3c8ef1c11ef977c005056a537a4**.
- **Bruno Elias dos Santos Costa** (024.763.591-06), em **19/02/2025 20:47:32** com chave **e301da62ef1b11ef9e8c005056a537a4**.

Este documento foi emitido pelo SUAP. Para comprovar sua autenticidade, faça a leitura do QRCode ao lado ou acesse https://suap.ifg.edu.br/comum/autenticar_documento/ e informe os dados a seguir.

Tipo de Documento: Ata de Projeto Final

Data da Emissão: 19/02/2025

Código de Autenticação: 95f5d8



DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho ao meu pai, Emerson Amaral de Freitas, que com muito amor e convicção, me obrigou a seguir o curso de Licenciatura em Química. Mesmo que eu tenha acreditado que estava fazendo isso mais para atender a sua vontade do que a minha, hoje vejo que ele estava certo. Agradeço por me fazer perceber que a educação no momento era o melhor caminho a seguir.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de expressar minha sincera gratidão a todos que de alguma forma contribuíram para a realização deste trabalho. Em especial minha mãe, Patrícia de Souza Amaral de Freitas, por ter sido meu pilar de apoio emocional durante todo o processo, nos momentos de insegurança sempre esteve ao meu lado me lembrando que sou capaz.

Quero agradecer ao Professor Daniel de Almeida Soares, pelo apoio, pelos ensinamentos e pela dedicação, que foram essenciais para o meu crescimento tanto acadêmico, quanto pessoal. Sua abordagem didática foi um grande diferencial para o meu aprendizado.

Minha sincera gratidão ao Coordenador e Professor Diego Arantes Teixeira Pires, pelo apoio constante e pelas orientações que me ajudaram a amadurecer ao longo do meu percurso acadêmico.

Agradeço à Professora Flávia Augusta Dias Galarza, que com sua paciência e empatia, me incentivou a buscar o melhor de mim e a ser persistente diante dos obstáculos. Seus conselhos foram fundamentais para minha formação e para que eu me sentisse capaz de conquistar meus objetivos.

Agradeço também ao Professor Leonardo François de Oliveira, que foi fundamental no meu primeiro contato com a Química, ainda no primeiro semestre. Embora tenha sido desafiador, esse momento foi marcante e ficará para sempre em minha memória.

Não poderia deixar de agradecer à minha irmã, Byanca Souza Amaral de Freitas, por todo apoio durante essa trajetória. Me acompanhou desde o início do experimento, me incentivou e esteve ao meu lado em cada etapa, tornando esse processo muito mais leve. Agradeço por acreditar em mim e por todo o seu carinho.

Além disso, agradeço ao Professor Murilo Feitosa Cabral, pela contribuição na aquisição do Café utilizado, sua ajuda foi fundamental para a realização deste trabalho.

Sobretudo, quero agradecer ao meu orientador, Professor Bruno Elias dos Santos Costa, pela paciência, dedicação e orientação durante todo o desenvolvimento deste trabalho. Você sempre esteve disponível e disposto para me ajudar, sua paciência nas dificuldades e sua orientação foram essenciais para a conclusão deste projeto. Agradeço imensamente por ter acreditado em mim e por estar ao meu lado em cada passo dessa jornada.

Deixo a todos, meu muito obrigada!

RESUMO

O presente trabalho propõe monitorar a qualidade do café com relação ao tipo de torrefação e pela adição indevida de adulterantes carbonáceos, que geralmente são constituídos de folhas e galhos carbonizados. O tipo de torrefação e adulterantes carbonáceos afetam a coloração do pó de café durante a etapa de beneficiamento dos grãos. A análise de imagens digitais se torna portanto, uma alternativa acessível, econômica e eficiente para ser tomada como recurso de aquisição de dados multivariados baseados no modelo de cores RGB para o desenvolvimento de métodos analíticos, visando a determinação do teor de carvão presente nas amostras de café. Para tanto, imagens digitais de 101 amostras constituídas pela mistura de café e carvão em proporções definidas (0-100% em massa de carvão), foram capturadas utilizando uma câmara fotográfica como dispositivo de imagem, e a distribuição dos pixels das imagens foram tomadas por meio de histogramas RGB e organizados em uma matriz de dados. Os dados foram processados por ferramentas quimiométricas, como a Análise por Componentes Principais (PCA) e através de um modelo de calibração multivariada baseada na Regressão por Componentes Principais (PCR) para previsões quantitativas do teor de carvão nas amostras. Foram avaliadas duas formas de disposição das amostras em recipientes separados: Placa de Petri e em copinhos plásticos de café. O PCA revelou a formação de dois perfis de amostras: Um com até 40% de carvão e outra acima de 60% de carvão. Os modelos de calibração PCR forneceram ajustes satisfatórios com valores de $R^2 \sim 0,97$ e $\sim 0,95$ para as amostras em Placa de Petri e copinhos, respectivamente. As amostras dispostas na Placa de Petri forneceram resultados de validação cruzada mais satisfatórias, com menor interferência da iluminação externa e sombras.

Palavras-chave:

café, carvão, imagens digitais, calibração multivariada.

ABSTRACT

This work proposes to monitor the quality of coffee in relation to the type of roasting and the undue addition of carbonaceous adulterants, which are generally made up of charred leaves and twigs. The type of roasting and carbonaceous adulterants affect the color of the coffee powder during the bean processing stage. Digital image analysis therefore becomes an accessible, economical and efficient alternative to be used as a resource for acquiring multivariate data based on the RGB color model for the development of analytical methods, aiming to determine the carbon content present in coffee samples. To this end, digital images of 101 samples made up of a mixture of coffee and charcoal in defined proportions (0-100% by mass of charcoal) were captured using a camera as an imaging device, and the distribution of image pixels was taken using RGB histograms and organized into a data matrix. The data was processed by chemometric tools, such as Principal Component Analysis (PCA) and through a multivariate calibration model based on Principal Component Regression (PCR) for quantitative predictions of the coal content in the samples. Two ways of arranging samples in separate containers were evaluated: Petri dish and plastic coffee cups. The PCA revealed the formation of two sample profiles: One with up to 40% coal and the other above 60% coal. The PCR calibration models provided satisfactory fits with R^2 values ~ 0.97 and ~ 0.95 for samples in Petri dishes and cups, respectively. The samples arranged in the Petri Dish provided more satisfactory cross-validation results, with less interference from external lighting and shadows.

Keywords

coffee, charcoal, digital images, multivariate calibration

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	14
1.1. Análise por Imagens Digitais.....	15
1.2. Quimiometria.....	16
1.2.1. Análise de Componentes Principais PCA.....	17
1.2.2 Análise de Agrupamentos Hierárquicos (HCA).....	18
2. OBJETIVOS.....	19
2.1. Objetivos Gerais.....	19
2.2. Objetivos Específicos.....	19
3. METODOLOGIA.....	20
3.1. Aquisição e Preparação das amostras.....	20
3.2. Obtenção de imagens digitais	23
3.3. Histogramas RGB.....	24
3.4. Modelagem PCA e Calibração Multivariada PCR.....	26
4. RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	28
4.1. Perfil das amostras por PCA.....	28
4.2. Análise de Variância (ANOVA) dos modelos PCR.....	32
4.3. Validação dos modelos PCR.....	34
5. CONCLUSÃO.....	38
REFERÊNCIAS.....	39

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1. Fases do Grão de Café em sua Torrefação...	14
Figura 2. Decomposição da matriz $X_{n \times m}$ com n amostras (linhas) e m variáveis (colunas), na matriz de <i>scores</i> T (com número de linhas n e colunas iguais a quantidade A de componentes principais selecionada) e na matriz transposta de <i>loadings</i> L^T (com número de linhas iguais à quantidade A de componentes principais e colunas m), e a matriz de resíduos E.....	17
Figura 3. Café utilizado para experimento.....	20
Figura 4. Processo de trituração do carvão.....	22
Figura 5. Processo peneiração do carvão.....	22
Figura 6. Pesagem em Balança Analítica.....	22
Figura 7. Amostra 1 Copinho de Café.....	23
Figura 8. Amostra 1 Placa de Petri.....	23
Figura 9. Amostra 7 Copinho de Café.....	23
Figura 10. Amostra 7 Placa de Petri.....	23
Figura 11. Amostra 51 Copinho de Café.....	24
Figura 12. Amostra 51 Placa de Petri.....	24
Figura 13. Amostra 91 Copinho de Café.....	24
Figura 14. Amostra 91 Placa de Petri.....	24
Figura 15. Cubo de cores RGB (R: vermelho; G: verde; B: azul). Cada eixo varia de 0 a 255 índices de cor. Nas extremidades do cubo estão as cores características. (Obtido do artigo <i>Quim. Nova</i> , Vol. 31, No. 6, 1485-1489, 2008).....	25
Figura 16. Histograma Red (Vermelho) Copinho de Café.....	25
Figura 17. Histograma do Red (Vermelho) Placa de Petri.....	25
Figura 18. Histograma Green (Verde) Copinho de Café.....	26
Figura 19. Histograma do Green (Verde) Placa de Petri.....	26
Figura 20. Histograma Blue (Azul) Copinho de Café.....	26
Figura 21. Histograma do Blue (Azul) Placa de Petri.....	26
Figura 22. PCA Placa Petri.....	29
Figura 23. PCA Copinho de Café.....	30
Figura 24. HCA Placa Petri.....	30
Figura 25. HCA Copinho de Café.....	31

Figura 26. Histograma RGB completo com as 767 variáveis e as 101 amostras, na Placa de Petri.....	31
Figura 27. Histograma RGB completo com as 767 variáveis e as 101 amostras, no Copinho de Café.....	32
Figura 28. Vetor de regressão (coeficientes) com base na matriz de <i>loadings</i> do modelo PCR, usando 15 componentes principais, obtidos das imagens das amostras na Placa de Petri.....	35
Figura 29. Vetor de regressão (coeficientes) com base na matriz de <i>loadings</i> do modelo PCR, usando 15 componentes principais, obtidos das imagens das amostras no Copinho de Café.....	35
Figura 30. Comparação entre o teor de carvão real e o teor de carvão obtido pelo modelo de calibração PCR nas misturas da Placa de Petri. Os círculos azuis representam as amostras de calibração e os círculos vermelhos representam as amostras de validação	36
Figura 31. Comparação entre o teor de carvão real e o teor de carvão obtido pelo modelo de calibração PCR nas misturas do Copinho de Café. Os círculos azuis representam as amostras de calibração e os círculos vermelhos representam as amostras de validação	36

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Demonstração de Porcentagem (%) de Carvão para as Amostras.....	21
Tabela 2. Cores para Porcentagem (%) de Carvão para as Amostras, utilizadas para gráficos PCA e HCA.....	29
Tabela 3. ANOVA para o modelo de regressão PCR das amostras na Placa de Petri.....	33
Tabela 4. ANOVA para o modelo de regressão PCR das amostras nos copinhos de café.....	33

LISTA DE ABREVIATURAS, SIGLAS E SÍMBOLOS

HCA – Análise de Agrupamentos Hierárquicos (do inglês: *Hierarchical Cluster Analysis*).

PCA – Análise de Componentes Principais (do inglês: *Principal Components Analysis*).

PCR – Regressão por Componentes Principais (do inglês: *Principal Componentes Regression*).

RGB – Vermelho, Verde e Azul (do inglês: *Red, Green, Blue*).

R – Coeficiente de Correlação.

R² – Coeficiente de Determinação.

ROI – Região de Observação da Imagem

1. INTRODUÇÃO

O café é uma das bebidas mais consumidas no mundo, representa uma fonte de renda significativa para milhões de agricultores. No Brasil, não é apenas um produto agrícola de grande relevância econômica, mas também um símbolo cultural (POLOS DOS CAFÉS, 2024). No entanto, com toda sua popularidade, vem tendo casos frequentes de cafés adulterados e a qualidade do café é um fator indispensável para a sua aceitação (GOV.BR, 2024), então surge uma questão importante: Como garantir a qualidade do café que chega ao consumidor final?

A qualidade do café influencia diretamente nas preferências dos consumidores e por consequência no valor do produto. A Figura 1 apresenta diferentes formas de torrefação do café, do qual resultam em propriedades sensoriais específicas à qualidade de consumo desejado. No entanto, a adulteração do café é uma prática comum, com o intuito de aumentar os lucros e reduzir custos. A adulteração do café pode ocorrer de diversas formas, seja pela adição de substâncias como grãos submetidos à alta torrefação, que alteram coloração do produto final, seja também pela adição de folhas e galhos carbonizados ou até mesmo com corantes e flavorizantes, que visam modificar a aparência e o sabor da bebida (FERNANDO, 2025).



Figura 1. Fases do Grão de Café em sua Torrefação. Fonte: (<https://vejasp.abril.com.br/cidades/cafe-maquinas-torrefacao-tendencia>). Acesso em 29 de janeiro de 2025.

Essas adulterações podem ser prejudiciais principalmente para a reputação da indústria cafeeira, uma vez que não apresentam as mesmas características sensoriais do café puro, afetando a experiência do consumidor, tornando desagradável e fazendo com que adicionem grande quantidade de açúcar para ser aceito pelo paladar. Além disso, a adulteração pode mascarar defeitos no grão, comprometendo ainda mais a qualidade do café.

Pensando que as análises químicas desempenham um papel indispensável na detecção de adulterações, uma alternativa inovadora seria o uso de imagens digitais e Quimiometria. Por meio da captura de imagens de alta resolução de misturas de café, é possível analisar características visuais como a cor, que pode indicar adulterações. Quando associadas a métodos matemáticos e estatísticos, essas imagens permitem a construção de modelos preditivos, possibilitando a avaliação da qualidade e autenticidade do café, de forma mais rápida e com custos reduzidos, sendo um método mais acessível.

1.1 Análise por Imagens Digitais

A análise de alimentos por imagens digitais têm se destacado cada vez mais, surgindo diversos artigos nos últimos anos, demonstrando ser uma ferramenta eficiente e de fácil acesso para avaliação da qualidade de produtos alimentícios. O uso de câmeras digitais e aparelhos celulares vem facilitando a coleta de dados visuais de maneira prática, rápida e acessível. Com o avanço da tecnologia diferentes espaços de cores, como RGB: *Red* (Vermelho), *Green* (Verde) e *Blue* (Azul), podem ser utilizados para a construção de matrizes de dados que descrevem as características de cor dos alimentos. Esses histogramas de cor descrevem a distribuição de pixels, sendo que a quantidade desses pixels está diretamente relacionada à resolução da imagem, ou seja, através da captura de imagens de alta resolução, é possível obter dados analíticos detalhados e precisos, o método foi aplicado com sucesso para avaliar a qualidade de diversos produtos, como chás, azeite de oliva (RIOS; SOUZA; POPPI; BREITKREITZ, 2022), farinha de Trigo (CORDEIRO, 2020) e até mesmo açúcar (BARROS; SPERANÇA; PEREIRA, 2021).

Um exemplo de inovação no uso de imagens digitais é o desenvolvimento do aplicativo ImageJ, disponível para Windows, Mac OSX e Linux, que permite a

extração de histogramas de cor por meio das imagens, possibilitando até mesmo separar os canais RGB. O aplicativo é gratuito tornando as análises ainda mais acessíveis e econômicas.

1.2 Quimiometria

A Quimiometria é uma área que combina conceitos de química, matemática e estatística para resolver problemas relacionados à análise de dados químicos. Utiliza métodos estatísticos e computacionais para extrair informações significativas de conjuntos de dados complexos, tratando grandes volumes de dados gerados por técnicas analíticas. Com a crescente quantidade de dados gerados no contexto da química analítica, a Quimiometria desempenha um papel necessário na interpretação e exploração dessas informações, é especialmente indispensável quando os dados são complexos, multivariados e não podem ser interpretados facilmente de maneira tradicional (MINAS LABOR).

A Quimiometria é muito eficaz em lidar com dados multivariados, ou seja, dados que possuem diversas variáveis. Muitas técnicas analíticas, como a análise de imagens digitais, geram grandes quantidades de dados ao mesmo tempo, e a Quimiometria permite extrair informações significativas a partir dessas grandes bases de dados e ao invés de analisar uma única variável de cada vez, ela permite olhar para as relações entre múltiplas variáveis e identificar seus padrões e correlações. Faz uma construção de modelos matemáticos que descrevem os dados coletados, possibilitando que possam ser usados para prever características ou comportamentos de sistemas que não foram diretamente medidos, ajudando a entender a variedade dos dados e a identificar os que influenciam as propriedades do sistema ou amostra (MINAS LABOR).

1.2.1 Análise de Componentes Principais PCA

A redução de volume de dados e variáveis é de extrema importância pois, ajuda a simplificar os dados sem perder informações cruciais. Para isso é utilizado técnicas como Análise de Componentes Principais (PCA), quando se tem muitos dados e eles são complexos com diversas variáveis a PCA consegue reduzir este volume de informações. Este método combina as variáveis originais em uma nova forma criando componentes principais, que são como novos elementos que capturam a maior parte da informação original, mas de forma mais simples, facilitando a visualização e interpretação dos resultados.

Um exemplo importante e prático é o aplicativo gratuito *Past*, disponível para Windows e Mac, que permite fazer análises estatísticas, manipular dados e criar gráficos. Com ele conseguimos realizar o processamento de dados por PCA de forma rápida, conseguindo ranquear as amostras em uma matriz de *scores* (**T**) e em uma matriz que representa as variáveis originais através da matriz de *loadings* (**L**).

O algoritmo PCA decompõe a matriz de dados **X** nas matrizes de *scores* e *loadings*, utilizando um número adequado de componentes principais, que são as novas variáveis obtidas agora em dimensões reduzidas. A quantidade de componentes principais a ser selecionada é aquela que captura o máximo de informação de variabilidade (variância explicada) da matriz **X**, com o mínimo de ruído, que formará a matriz **E** de resíduos (erros) do modelo (FERREIRA, 2022).

O diagrama ilustra a decomposição da matriz **X** em componentes principais e resíduos. À esquerda, um retângulo contendo a letra **X** representa a matriz original. À direita, um retângulo contendo a letra **E** representa a matriz de resíduos. Entre eles, um sinal de igualdade (=) precede a soma de duas matrizes. A primeira matriz é representada por um retângulo contendo três linhas azuis verticais, com o rótulo $\hat{\mathbf{T}}_A$ abaixo dele. À sua direita, um retângulo contendo três linhas vermelhas horizontais, com o rótulo $\hat{\mathbf{L}}_A^T$ abaixo dele. Uma grande chave de arco abrange essas duas matrizes, com o rótulo $\hat{\mathbf{X}}_A$ abaixo dela. Um sinal de adição (+) segue a soma das matrizes antes do retângulo **E**.

Figura 2. Decomposição da matriz $\mathbf{X}_{n \times m}$ com n amostras (linhas) e m variáveis (colunas), na matriz de *scores* **T** (com número de linhas n e colunas iguais a quantidade A de componentes principais selecionada) e na matriz transposta de *loadings* $\mathbf{L}^T$ (com número de linhas iguais à quantidade A de componentes principais e colunas m), e a matriz de resíduos **E**. Fonte: (<https://quimicanova.sbq.org.br/pdf/RV2022-0074>). Acesso em 20 de janeiro de 2025.

Os *scores* mostram onde cada amostra fica nesse novo espaço mais simples. Amostras com perfis semelhantes apresentam *scores* também semelhantes. Já os *loadings* mostram como as variáveis influenciam nos novos componentes principais. É possível utilizar a matriz de *scores* para correlacionar com informações quantitativas desejadas da amostra através da modelagem por Regressão por Componentes Principais (PCR), técnica para usar essa versão simplificada dos dados para fazer previsões, ou seja: o PCA organiza, e o PCR ajuda a prever propriedades com base nas variáveis independentes.

1.2.2 Análise de Agrupamentos Hierárquicos (HCA)

A Análise de Agrupamentos Hierárquicos (HCA), é uma técnica usada para agrupar elementos para ajudar na análise de dados, indicando as semelhanças de cada elemento. Esse processo de agrupamento vai acontecendo até que todos fiquem em grupos interligados, mostrando sua jornada até chegar no seu grupo final (OLIVEIRA, 2022).

Esse método é importante para entender o comportamento dos dados de forma clara, usando coeficientes de similaridade para calcular distâncias entre elementos, e diferentes métodos de agrupamento.

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo Geral

Desenvolver e aplicar técnicas de análise multivariada de imagens digitais para o controle de qualidade da torrefação de café e para identificar adulterantes carbonáceos nas amostras, aprimorando a detecção de adulterações de forma acessível, rápida e econômica.

2.2 Objetivos Específicos

- Obter imagens digitais das misturas de café e carvão adicionado;
- Avaliar a qualidade do café relacionando a intensidade de coloração com relação ao tipo da torrefação dos grãos;
- Comparar o volume de acondicionamento das amostras de café em Placa de Petri ou em copinhos;
- Extrair dados RGB e fazer interpretação química dos dados;
- Reduzir a complexidade dos dados e verificar agrupamentos de perfis semelhantes de amostras de café, quanto ao teor de carvão presente, através do PCA;
- Obter modelos de calibração multivariada para fazer previsões quantitativas do teor de carvão em amostras de café, através do PCR;
- Contribuir para a garantia da segurança alimentar e a satisfação do consumidor através de um método acessível;

3. METODOLOGIA

3.1 Aquisição e preparação das amostras

Amostras de café 100% arábica de torra média foram adquiridas em Goiânia-GO, a partir do comércio de beneficiamento e torrefação de café, obtidos do cultivo de Manhumirim-MG, da fazenda Cotrim D'Alessandro, na região Matas de Minas, com altitude de 900m e variedade Catuai amarelo IAC-62, por meio do processo Cereja descascado, safra 2024, tendo como Produtor Sérgio Cotrim D'Alessandro.



Figura 3. Café utilizado para experimento. Fonte: Autoria Própria.

Também foi adquirido Carvão de Eucalipto, para fazer a mistura no café simulando os adulterantes carbonáceos. Como o carvão não foi comprado em pó, foi necessário passar por cominuição, triturando com auxílio de um Almofariz e um processador de alimentos, em seguida peneirando para deixar o mais próximo possível da granulometria do café, utilizando peneira com malha de seleção de tamanho de partícula na faixa de 250 – 500 μm , manualmente.

Após fazer a preparação do pó de carvão, foi dado início à pesagem dos dois componentes para obter misturas de café e carvão em proporções definidas. Para tanto, foram pesados em uma balança analítica em frascos separados e em seguida foram misturados cuidadosamente até que estivessem completamente homogêneos. Ao total foram 101 amostras das misturas de café e carvão, quando misturados

totalizam 10,0 g, sendo a primeira amostra constituída de café puro e a última carvão puro. A proporção de café e carvão em cada amostra foi demonstrada Tabela 1, a fim de obter a porcentagem em massa de café presente.

Tabela 1 – Proporção dos componentes da mistura de café e carvão, para obtenção da porcentagem em massa (%) de carvão para cada amostra.

Amostra	Composição de Carvão	Massa de Café (g)	Massa de Carvão
1	0%	10	0
2	1%	9,9	0,1
3	2%	9,8	0,2
4	3%	9,7	0,3
5	4%	9,6	0,4
6	5%	9,5	0,5
7	6%	9,4	0,6
...	...	...	...
95	94%	0,6	9,4
96	95%	0,5	9,5
97	96%	0,4	9,6
98	97%	0,3	9,7
99	98%	0,2	9,8
100	99%	0,1	9,9
101	100%	0	10

A seguir tem-se ilustrado as etapas descritas para preparação das amostras de misturas de café e carvão, realizadas em laboratório (Figuras 4-6):



Figura 4. Processo de trituração do carvão. Fonte: Autoria Própria.



Figura 5: Processo peneiração do carvão. Fonte: Autoria Própria.



Figura 6. Pesagem em Balança Analítica. Fonte: Autoria Própria.

3.2 Obtenção de imagens digitais

Foram obtidas 101 amostras das misturas café e carvão (de 0% a 100% em massa de carvão). As imagens digitais foram adquiridas através de fotografias registradas através de uma Câmera Profissional da marca Canon®, modelo EOS 80D, tendo auxílio de um iluminador (*flash*) de LED.

As imagens foram capturadas com as amostras em dois recipientes, sendo primeiro em copinhos descartáveis de café e em seguida espalhados em uma Placa de Petri, tentando manter o ângulo, distância e a mesma condição de iluminação. Algumas fotografias das amostras são apresentadas nas Figuras 7-14.



Figura 7. Amostra 1 - copinho de café (0% de carvão). Fonte: Autoria Própria.



Figura 8. Amostra 1 - Placa de Petri (0% de carvão). Fonte: Autoria Própria.



Figura 9. Amostra 7 - copinho de café (6% de carvão). Fonte: Autoria Própria.



Figura 10. Amostra 7 - Placa de Petri (6% de carvão). Fonte: Autoria Própria.

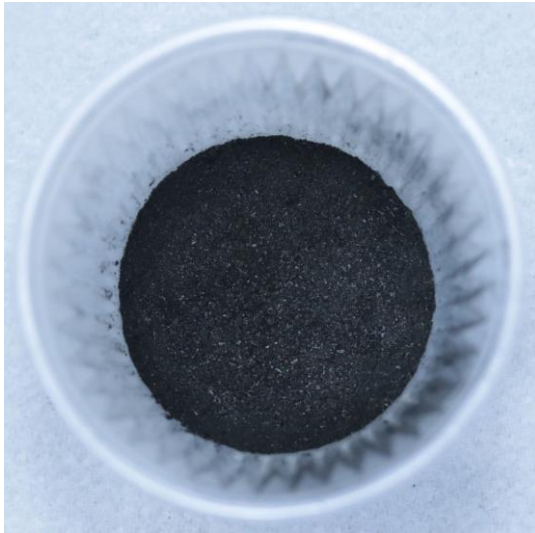


Figura 11. Amostra 51 - copinho de café (50% de carvão). Fonte: Autoria Própria.



Figura 12. Amostra 51 – Placa de Petri (50% de carvão). Fonte: Autoria Própria.

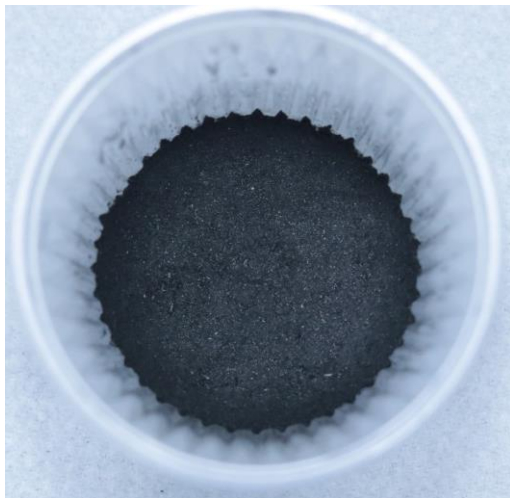


Figura 13. Amostra 91 - copinho de café (90% de carvão). Fonte: Autoria Própria.

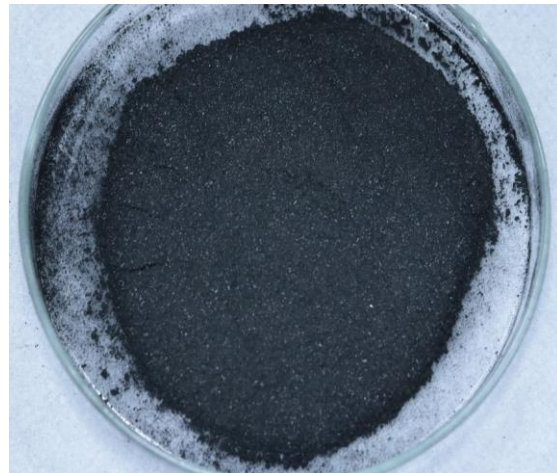


Figura 14. Amostra 91 – Placa de Petri (90% de carvão). Fonte: Autoria Própria.

3.3 Histogramas RGB

Utilizou-se o aplicativo ImageJ® para realizar a análise das 202 imagens, sendo 101 de copinhos e 101 da Placa de Petri.

A intensidade da coloração das amostras pode ser relacionada com o teor de carvão presente, e dados quantificáveis são obtidos através da decomposição dos *pixels* da região selecionada da imagem em histogramas que podem ser tratados pelo modelo de cores RGB. No sistema RGB, a cor e a intensidade da imagem digital são representadas por valores numéricos que indicam a intensidade de cada canal de cor

em um determinado *pixel*. Em um sistema de 8 bits por canal, o valor de cada canal varia de 0 a 255, totalizando dados de 24 bits para representar a cor de um pixel (*bitmap*). Através da combinação dos três canais é possível obter até 16.777.216 variedades de cores, que podem ser representados no cubo de cores conforme Figura 15.

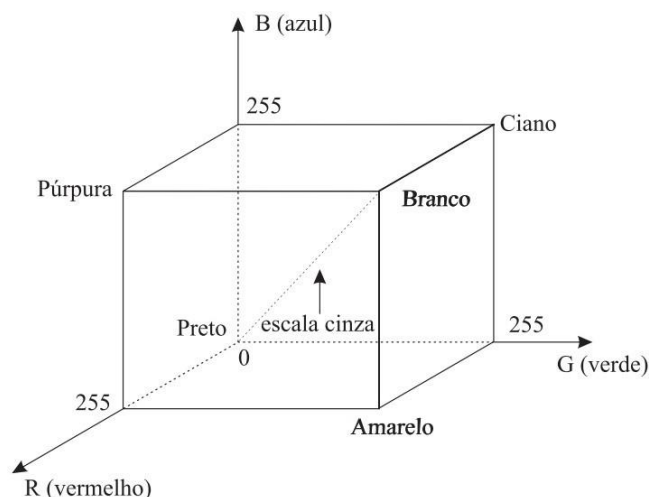


Figura 15. Cubo de cores RGB (R: vermelho; G: verde; B: azul). Cada eixo varia de 0 a 255 índices de cor. Nas extremidades do cubo estão as cores características. (Obtido do artigo *Quim. Nova*, Vol. 31, No. 6, 1485-1489, 2008)

Para gerar os histogramas RGB, selecionou-se uma área circular contendo 1.004.312 pixels de cada imagem. Criando os histogramas conforme ilustrado nas figuras 16-18 a seguir:

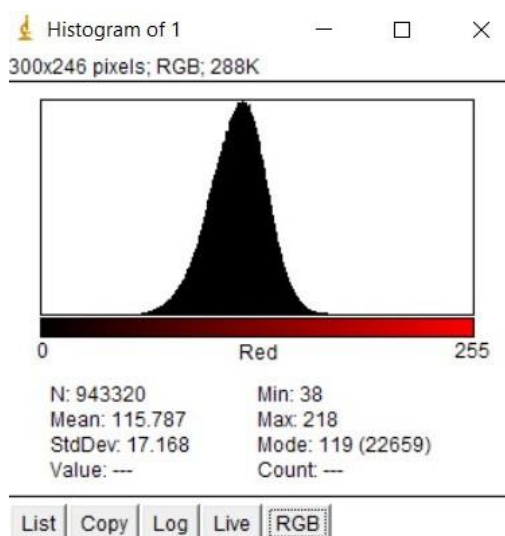


Figura 16. Histograma do canal Red (Vermelho) da amostra do copinho de café.

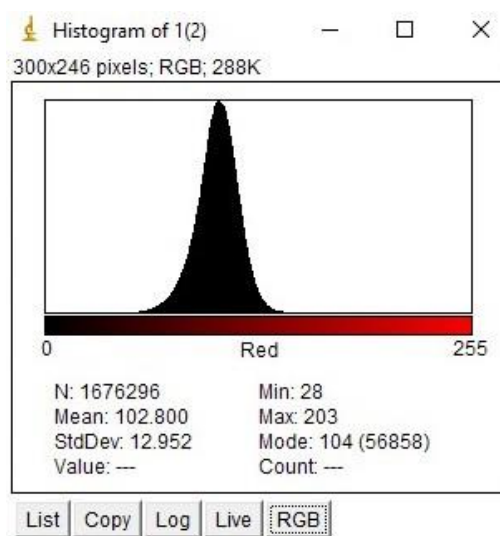


Figura 17. Histograma do canal Red (Vermelho) da amostra da Placa de Petri.

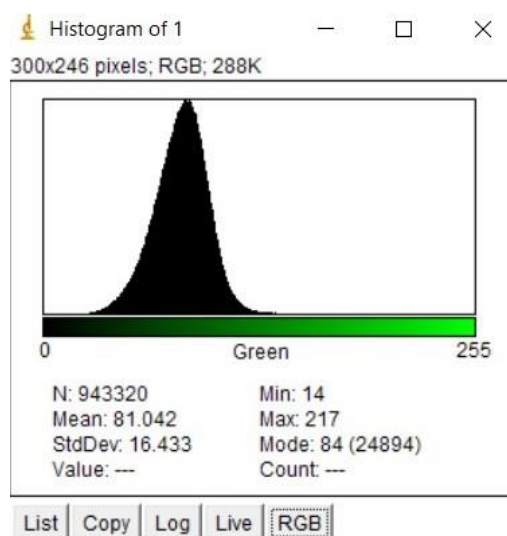


Figura 18. Histograma do canal Green (Verde) da amostra do copinho de café.

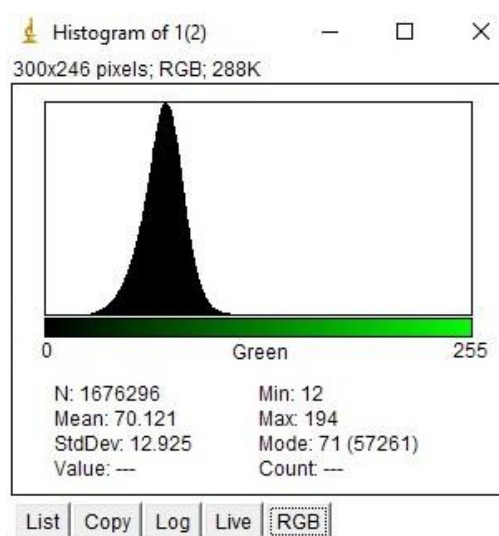


Figura 19. Histograma do canal Green (Verde) da amostra da Placa de Petri.

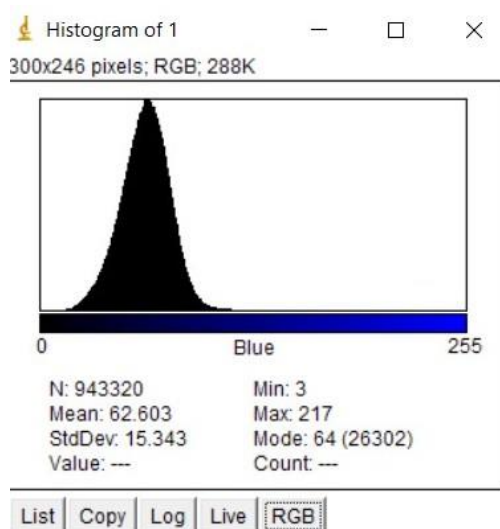


Figura 20. Histograma do canal Blue (Azul) da amostra do copinho de café.

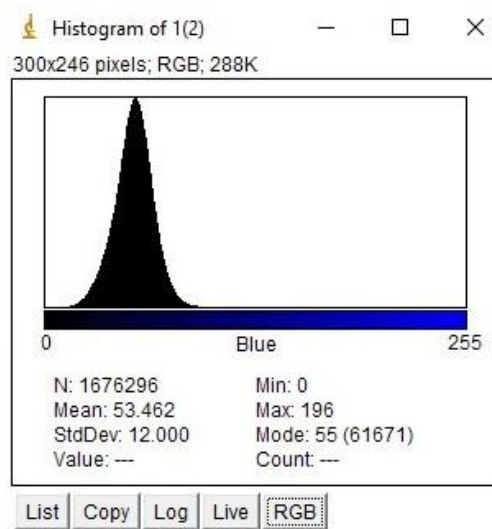


Figura 21. Histograma do canal Blue (Azul) da amostra da Placa de Petri.

3.4 Modelagem PCA e Calibração Multivariada PCR

Os valores de RGB foram tratados utilizando o software Excel, através de uma planilha com 256 linhas e 101 colunas para cada cor RGB, totalizando 768 linhas, numeradas de 0 a 767, representando todas as variáveis, e 101 colunas representando as amostras. Após gerar o histograma no ImageJ®, os dados foram copiados e colados no Excel, organizados por amostra e cor R (Vermelho), G (Verde) e o B (Azul).

Em seguida os dados foram centralizados na média, e a matriz resultante foi transposta, invertendo linhas e colunas, ficando com 101 linhas e 768 colunas. Em seguida, a matriz transposta foi processada no aplicativo Past para gerar o PCA, fornecendo automaticamente as matrizes de *loadings* e *scores*.

Posteriormente foi utilizado a matriz de *scores* para modelar a calibração por PCR. Para tanto, a matriz de dados foi dividida em um conjunto de calibração e um conjunto de validação, obtendo um novo PCA para o conjunto de calibração. Foi retirado 25 amostras da matriz de *scores* de forma aleatória para que seja o conjunto de validação.

Depois de dividir a matriz foi feita uma análise de dados dentro do Excel no modo “Regressão” utilizando o conjunto de calibração. As componentes principais foram tomadas como variáveis independentes a serem modeladas matematicamente na calibração, e o teor de carvão como variável independente. Obtém-se como resultado a tabela Anova (análise da variância), em que os dados foram tratados com 95% de confiança ($p=0,05$). A tabela Anova fornece os coeficientes ($a, b, c, \dots$) dos *scores* dos componentes principais ($PC_1, PC_2, PC_3, \dots, PC_n$) modelados, obtendo uma equação matemática do tipo:

$$\text{Teor de carvão(\%)} = aPC_1 + bPC_2 + cPC_3 + \dots + xPC_n$$

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 Perfil das amostras por PCA

Na obtenção das imagens digitais foi notado uma diferença com relação as amostras do copinho de café e da Placa de Petri, mostrando que na Placa de Petri a amostra fica mais espalhada e sem sombras na hora de capturar as imagens, fazendo com que os dados RGB sejam extraídos em uma área maior, melhorando ainda mais a precisão dos resultados.

Após construção da matriz centrada na média dos dados RGB de todas as amostras, foi obtido o gráfico de *scores* por meio do PCA e também foi avaliado o modelo de agrupamento (*clusters*) pelo método HCA (Análise de Agrupamentos Hierárquicos) utilizando o *software Past*[®], podendo verificar de forma evidente os agrupamentos das amostras. Foi observado que as amostras assumiram uma distribuição semelhante tanto para os copinhos, quanto para a Placa de Petri.

É possível observar através da comparação entre as Figuras 21 e 22, que a Placa de Petri proporcionou um perfil de distribuição das amostras melhor do que nos copinhos. As amostras das misturas com baixo teor de carvão (0 a 16%) formam um grupo mais definido em relação aos demais. De forma semelhante também pode ser observado que as amostras com maior teor de carvão (90 a 100%) também compõe um agrupamento evidente, que os diferenciam em relação a maioria das outras amostras. As amostras com até 40% de carvão estão localizados à esquerda, enquanto que as amostras que apresentem teor de carvão entre 60 e 100% estão localizadas à direita em relação a primeira componente principal (PC1). Para facilitar na identificação das amostras, estas foram classificadas por cores diferentes em relação ao intervalo de teor de café que possuem, conforme está mostrado na Tabela 2.

No PCA das amostras da placa de Petri, a primeira componente principal (PC1) e a segunda componente principal (PC2) juntas contém 71,06% de variância explicada (informação capturada da matriz), o que representa bom percentual de informação. Já no PCA das amostras do copinho, a PC1 e a PC2 juntas contém 74,56% de variância explicada. Entretanto, como as imagens das amostras nos copinhos sofreram mais interferência da sombra durante a captura, suspeita-se que a contribuição da sombra também seja incluída na informação capturada, por isso teve uma variância explicada maior do que nas amostras da Placa de Petri.

Tabela 2 – Classificação de cores para porcentagem (%) de carvão para as amostras, utilizadas para gráficos PCA e HCA.

CORES	% DE CARVÃO NAS AMOSTRAS
Preto	0 a 9%
Azul	10 a 19%
Roxo	20 a 29%
Verde claro	30 a 39%
Marrom	40 a 49%
Vermelho escuro	50 a 59%
Vermelho claro	60 a 69%
Verde escuro	70 a 79%
Cinza	80 a 89%
Amarelo	90 a 100%

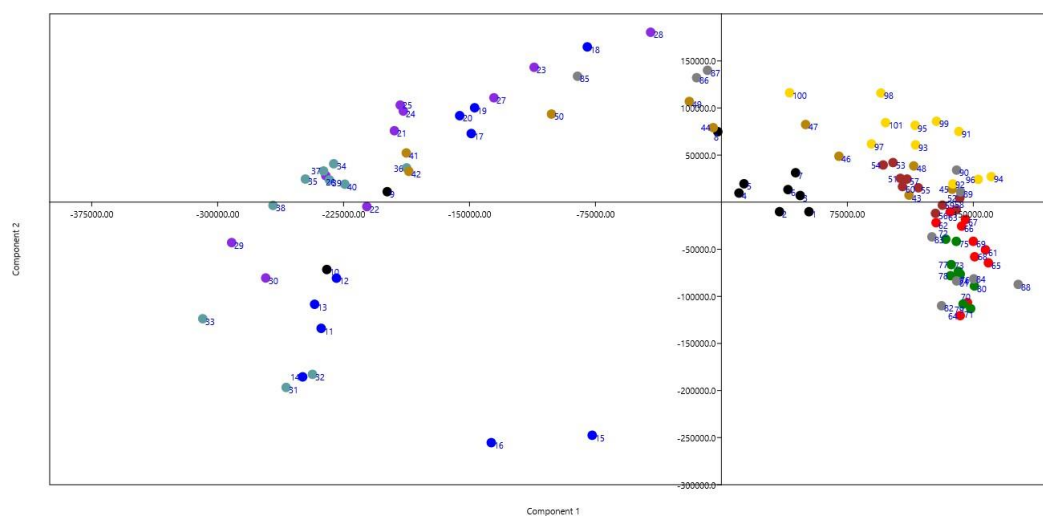


Figura 22. Gráfico de scores para o PCA das amostras da Placa Petri.

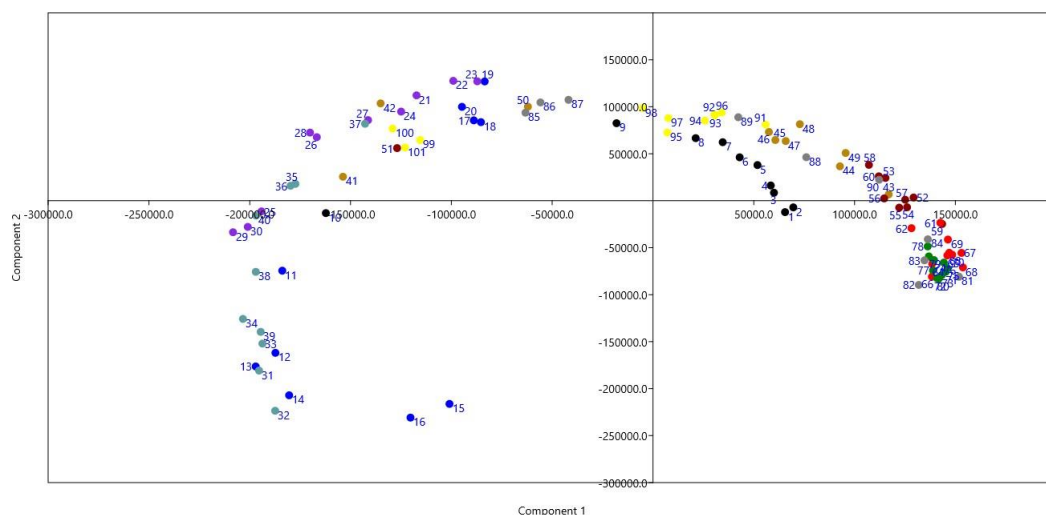


Figura 23. Gráfico de scores para o PCA das amostras no copinho de café.

Uma outra forma de avaliar a formação de grupos de amostras é considerando a distância pontual entre as amostras dentro do espaço de similaridade global. Essa forma de agrupamentos é denominado como HCA, sendo uma ferramenta complementar para explorar informações multivariadas junto com o PCA.

O HCA mostra o agrupamento, organizando as amostras em grupos a partir da menor distância para a maior distância pontual entre elas, formando um dendrograma (Figuras 23 e 24). Amostras com perfis semelhantes estão localizadas no mesmo *cluster* (ramo ou agregado). É válido observar que a quantidade de carvão em cada amostra também estão bem agrupadas formando diferentes ramos. Para que facilitasse a visualização de grupos foi mantida o mesmo padrão de classificação de cores das amostras.

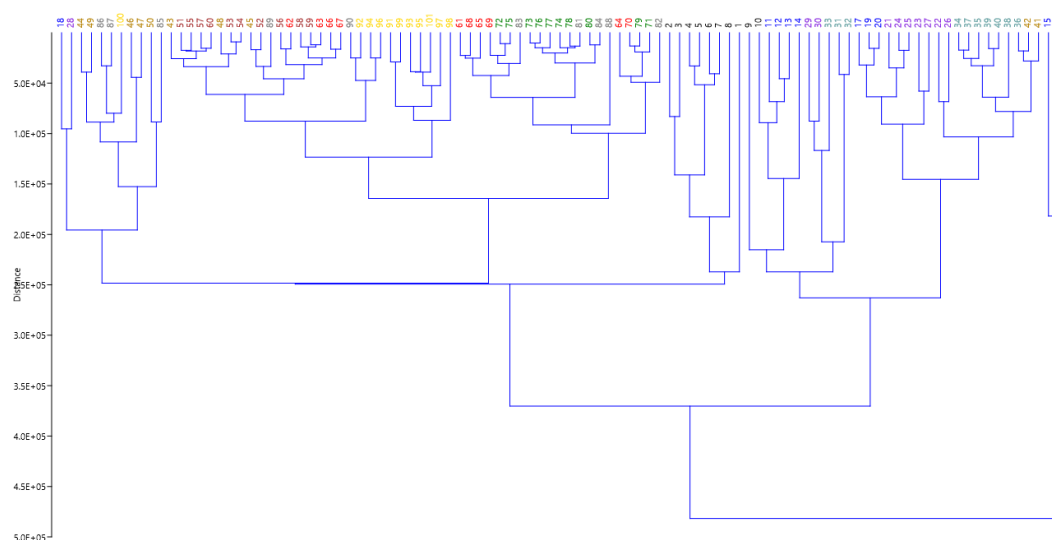


Figura 24. Dendrograma obtido do HCA das amostras na Placa Petri.

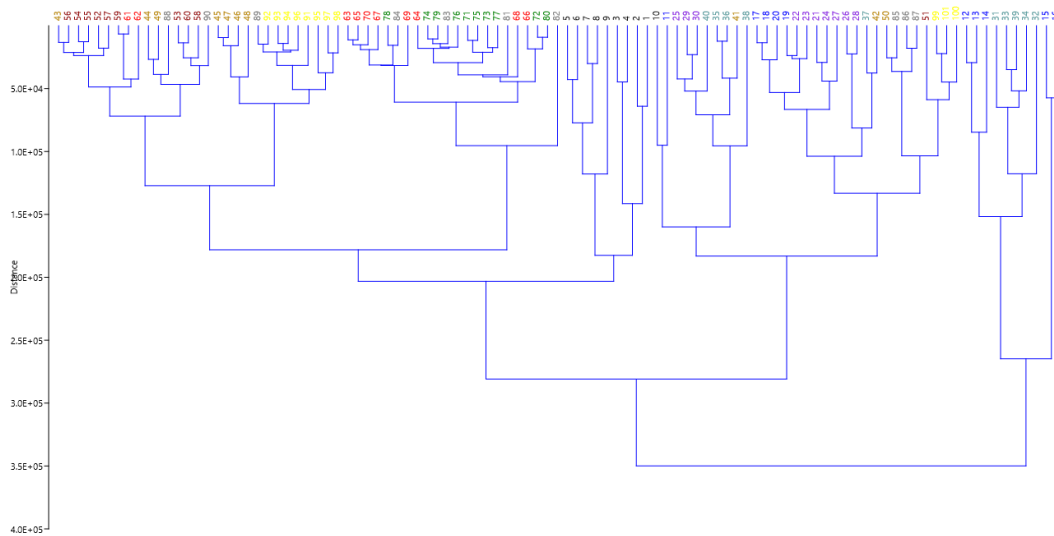


Figura 25. Dendrograma obtido do HCA das amostras dos copinhos de café.

Além disso foram obtidos os histogramas desdobrados combinando-se todos os histogramas em um único eixo de variáveis globais, que variou entre 0 a 727 para cada uma das amostras das misturas de café e carvão na Placa de Petri (Figura 19) e nos copinhos (Figura 20). Esse desdobramento foi necessário para processar o conjunto de dados por PCA e obter maior variância possível.

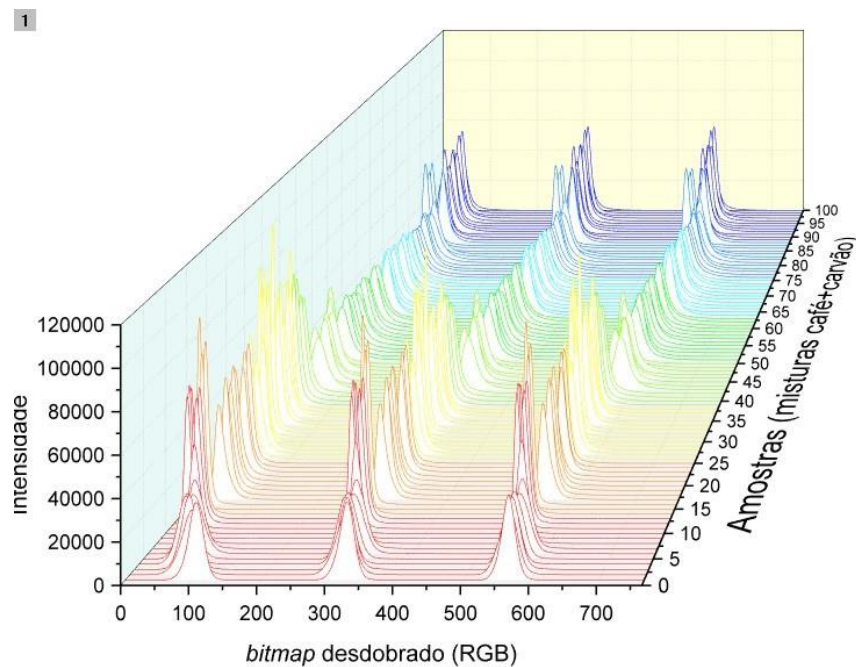


Figura 26. Histogramas RGB desdobrado com as 767 variáveis e as 101 amostras, na Placa de Petri.

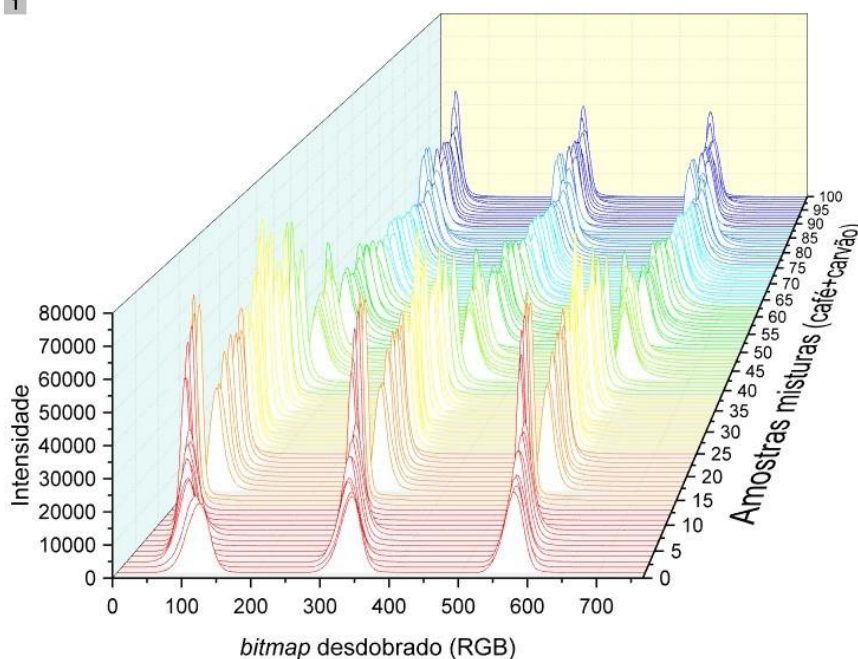


Figura 27. Histogramas RGB desdobrado com as 767 variáveis e as 101 amostras, no copinho de café.

4.2 ANOVA (Análise de Variância) dos modelos PCR

Foram retiradas 25 amostras da matriz de *scores* de forma aleatória (sorteio) para formar o conjunto de validação. Dentre as restantes que compõe o Conjunto de Calibração, foram processadas o modelo de regressão multivariada, do qual foram avaliadas o número de componentes principais para se obter um regressão satisfatória e representativa.

Avaliando-se os resultados obtidos nas Tabelas ANOVA, foram escolhidos 15 componentes principais, nesse caso foram retirados os 15 primeiros em sequência, uma vez que essa quantidade proporcionou melhor ajuste estatístico do modelo PCR. Tendo em vista que quanto mais próximo de 1 o valor do coeficiente de determinação (R^2) for, melhor o modelo de previsão é, e considerando também a significância estatística através do valor de F deve ser menor que 0,05 para ser significativo ($p < 0,05$), podemos notar que o modelo PCR obtido com 15 componentes principais foi satisfatório como esperado.

Tabela 3. ANOVA para o modelo de regressão PCR das amostras na Placa de Petri.

RESUMO DOS RESULTADOS					
<i>Estatística de regressão</i>					
R múltiplo	0,987514056				
R-Quadrado	0,975184011				
R-quadrado ajustado	0,952313347				
Erro padrão	10,50332779				
Observações	76				

ANOVA					
	<i>gl</i>	<i>SQ</i>	<i>MQ</i>	<i>F</i>	<i>F de significação</i>
Regressão	16	260111,806	16256,99	147,3623	2,13484E-41
Resíduo	60	6619,19368	110,3199		
Total	76	266731			

	<i>Coefficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>valor-P</i>	<i>95% inferiores</i>
Intercepto	51,11840252	1,20481433	42,42845	1,89E-46	48,70841504
PC 1	-0,000128862	8,0144E-06	-16,0789	2,02E-23	-0,000144894
PC 2	3,41143E-05	1,3826E-05	2,467347	0,016483	6,45756E-06
PC 3	0,000152138	1,8154E-05	8,380235	1,1E-11	0,000115824
PC 4	0,000229856	2,3846E-05	9,639013	8,44E-14	0,000182156
PC 5	-5,05863E-05	3,2155E-05	-1,57322	0,120926	-0,000114905
PC 6	-0,000334027	3,6626E-05	-9,11987	6,21E-13	-0,00040729
PC 7	4,74096E-05	3,9767E-05	1,192191	0,23788	-3,21358E-05
PC 8	0,000111111	4,6191E-05	2,405445	0,019253	1,87142E-05
PC 9	1,75103E-05	5,9331E-05	0,295131	0,768913	-0,000101169
PC 10	0,000288751	7,4607E-05	3,870305	0,000271	0,000139515
PC 11	-0,000263218	8,6419E-05	-3,04581	0,003445	-0,000436082
PC 12	0,000220348	0,00010666	2,065893	0,043165	6,99635E-06
PC 13	-0,000129254	0,00015273	-0,84627	0,400764	-0,000434766
PC 14	-0,000186481	0,00015761	-1,18318	0,241406	-0,000501749
PC 15	0,000440173	0,00017563	2,506203	0,014933	8,88539E-05

Tabela 4. ANOVA para o modelo de regressão PCR das amostras nos copinhos de café.

RESUMO DOS RESULTADOS					
<i>Estatística de regressão</i>					
R múltiplo	0,978905215				
R-Quadrado	0,958255421				
R-quadrado ajustado	0,931152609				
Erro padrão	13,28403057				
Observações	76				

ANOVA					
	<i>gl</i>	<i>SQ</i>	<i>MQ</i>	<i>F</i>	<i>F de significação</i>
Regressão	16	243048,0719	15190,50449	86,08202303	8,82081E-35
Resíduo	60	10587,92809	176,4654682		
Total	76	253636			

	<i>Coefficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>valor-P</i>	<i>95% inferiores</i>
Intercepto	53,47853749	1,647613116	32,45818873	9,24948E-40	50,18282056
PC 1	1,29407E-08	1,56866E-09	8,249540392	1,84076E-11	9,80294E-09
PC 2	-9,36674E-10	3,91133E-09	-0,23947679	0,811552089	-8,76051E-09
PC 3	-1,24991E-09	1,80271E-08	-0,06933503	0,944953509	-3,73095E-08
PC 4	-6,85699E-08	1,21719E-08	-5,63345539	4,98348E-07	-9,29173E-08
PC 5	0,000538284	8,34165E-05	6,452976858	2,12681E-08	0,000371427
PC 6	-0,000358994	7,81071E-05	-4,59617891	2,26512E-05	-0,000515232
PC 7	-0,000207204	8,31089E-05	-2,49315859	0,015437553	-0,000373446
PC 8	8,88854E-05	8,74106E-05	1,016872137	0,313297245	-8,59619E-05
PC 9	0,000295113	0,000118909	2,481849944	0,015887812	5,72607E-05
PC 10	0,000400271	0,000121918	3,283110916	0,001715215	0,000156398
PC 11	-0,000296059	0,000157258	-1,88263635	0,064600774	-0,000610622
PC 12	0,000146803	0,000163714	0,896705536	0,373459923	-0,000180673
PC 13	-0,000203019	0,000121886	-1,6656438	0,100997774	-0,000446827
PC 14	0,000665344	0,000236521	2,813046988	0,006624216	0,000192232
PC 15	-0,000192198	0,0001272	-1,5109821	0,136042111	-0,000446636

Conforme pode ser verificado pelos parâmetros estatísticos das tabelas ANOVA (Tabelas 3 e 4), as amostras da Placa de Petri proporcionaram melhor ajuste

de regressão do que as amostras nos copinhos. O R^2 da Placa de Petri ficou com o valor 0,97 e o F de Significação 2,13484E-41, já o copinho de café ficou com o R^2 no valor 0,95 e o F de Significação 8,82081E-35.

4.3 Validação dos modelos PCR

Durante o processo de validação do modelo, inicialmente foi utilizado os *scores* para testar o conjunto de validação. No entanto, ao aplicar o modelo matemático obtido com os *scores* ao conjunto de validação, foi notado que os resultados não estavam atendendo às expectativas de desempenho do modelo, pois se mostraram valores baixos. A principal desvantagem do modelo de regressão PCR em comparação com outros modelos de calibração multivariada, como a regressão por mínimos quadrados parciais (PLS), é que o PCR não considera uma correlação direta entre os *scores* das amostras com a informação quantitativa desejada, que no caso é o teor de carvão.

Então em seguida foi verificado os *loadings* para obtenção do modelo de calibração PCR, que por sua vez se mostrou mais eficaz. Para obter um modelo com os *loadings*, foi necessário seguir as seguintes etapas executadas facilmente com a própria formulação do Excel:

Multiplicar a matriz de *loadings* para os 15 componentes principais avaliados, pelo vetor de coeficientes dos *scores* das amostras, dos quais foram obtidos através da tabela ANOVA.

A matriz de *loadings* apresenta dimensão 767×15 , sendo 767 variáveis totais para as 15 componentes principais. Já o vetor de coeficientes para as 15 componentes principais possui dimensão 15×1 . Logo o produto matricial resultará em um vetor de regressão que fornecerá os coeficientes baseados nos *loadings*, do qual tem dimensão 767×1 . Esse vetor é denominado como *b* que multiplica a transposta da matriz X centrada na média (amostras nas linhas e as 767 variáveis na coluna). Com isso, o modelo matemático do PCR assumirá a seguinte forma:

$$\text{Teor de carvão na amostra 1 (\%)} = b_1X_{1,1} + b_2X_{1,2} + b_3X_{1,3} + \dots + b_{767}X_{1,767}$$

As Figuras 25 e 26 apresentam os gráficos dos vetores de regressão b baseado nos loadings para modelagem PCR para as amostras da Placa de Petri e no copinho de café respectivamente:

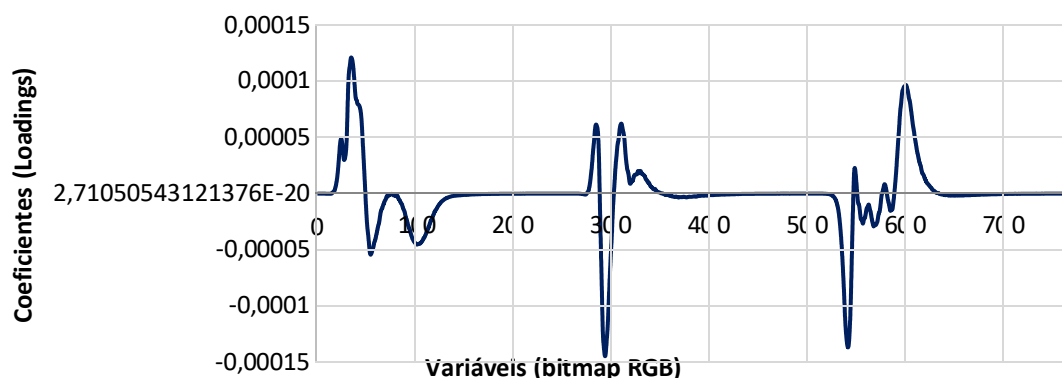


Figura 28. Vetor de regressão (coeficientes) com base na matriz de *loadings* do modelo PCR, usando 15 componentes principais, obtidos das imagens das amostras na Placa de Petri.



Figura 29. Vetor de regressão (coeficientes) com base na matriz de *loadings* do modelo PCR, usando 15 componentes principais, obtidos das imagens das amostras no Copinho de Café.

Os resultados foram significativamente melhores usando os coeficientes de regressão baseados nos *loadings*, em comparação com a abordagem inicial utilizando os coeficientes baseados nos *scores*. Observa-se maiores pesos dos coeficientes para as respectivas variáveis nas regiões que compreendem maior distribuição das imagens nos canais R, G e B respectivamente.

Foi construído um gráfico onde os resultados das amostras do conjunto de calibração (círculos azuis), e as amostras do conjunto de validação (círculos vermelhos) obtidos pelo modelo PCR desenvolvido com as 15 componentes

principais foram comparadas com o teor de carvão real, conhecido de cada amostra. A Figura 27 mostra a comparação dos resultados das amostras da Placa de Petri e a Figura 28 mostra a comparação dos resultados das amostras nos copinhos de café.

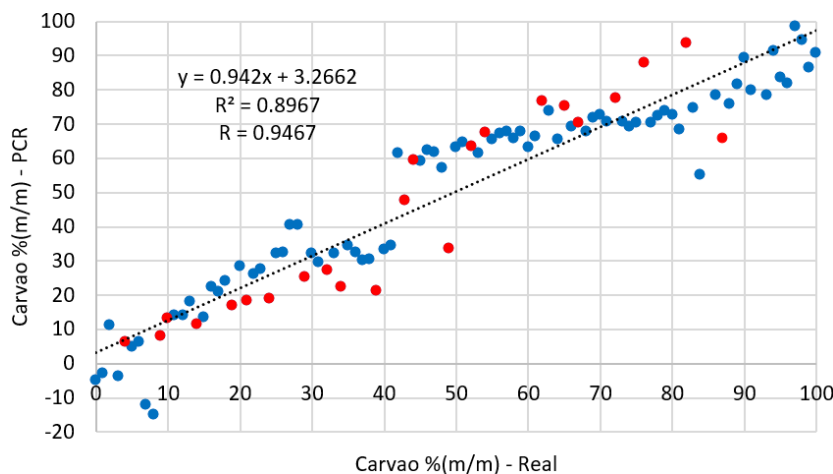


Figura 30. Comparação entre o teor de carvão real e o teor de carvão obtido pelo modelo de calibração PCR nas misturas da Placa de Petri. Os círculos azuis representam as amostras de calibração e os círculos vermelhos representam as amostras de validação.

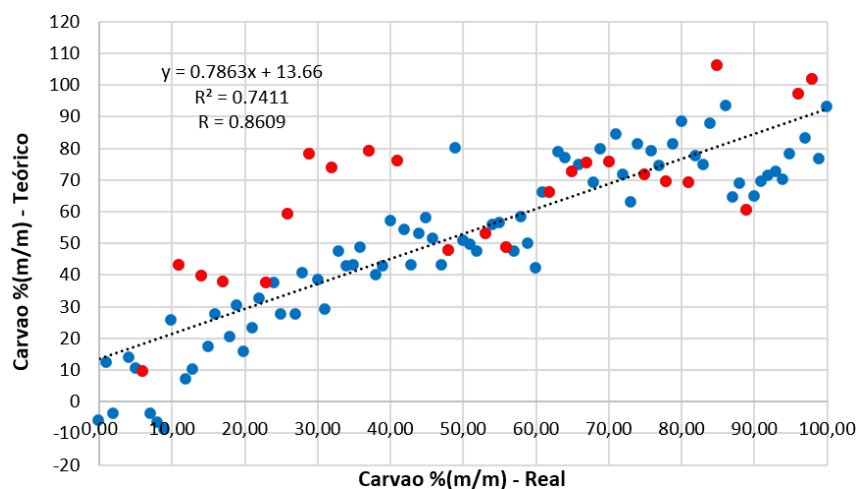


Figura 31. Comparação entre o teor de carvão real e o teor de carvão obtido pelo modelo de calibração PCR nas misturas dos copinhos de café. Os círculos azuis representam as amostras de calibração e os círculos vermelhos representam as amostras de validação.

A validação dos modelos PCR mostra que os resultados obtidos para as amostras dispostas na Placa de Petri estão próximos da linha de tendência, do que as amostras dispostas nos copinhos de café. As amostras do copinho de café sofreram maior interferência das sombras nas imagens digitais capturadas que resultou em

menor exatidão das amostras de validação, estando essas mais afastadas da linha de tendência.

Observa-se uma correlação mais satisfatória dos resultados previstos pelo modelo PCR com os teores reais de carvão em cada amostra, indicando que o modelo multivariado apresenta resultados satisfatórios e com maior exatidão para as amostras da Placa de Petri.

5. CONCLUSÃO

A possibilidade de verificar a qualidade da torrefação de café e a identificação de adulterantes carbonáceos nas amostras através do recurso de análise por imagens digitais, se mostrou viável e demonstrou ser uma alternativa analítica acessível, rápida e econômica.

As amostras que foram dispostas nas Placas de Petri apresentaram resultados mais satisfatórios quando validadas pelo modelo de regressão PCR desenvolvido, sofrendo menor interferência de iluminação externa e de formação de sombras em relação com as amostras que foram dispostas nos copinhos de café.

Com todo trabalho realizado, foi possível concluir que através dos *softwares* ImageJ® e Past®, combinado com o Excel, é possível coletar conjuntos extensos de dados, realizar análises multivariadas e processar os dados de forma rápida e eficiente.

O uso da Análise por Componentes Principais foi útil para avaliação qualitativa preliminar de grupos de amostras e também realizar previsão quantitativa do teor de carvão presente através dos modelos de calibração obtidos com a Regressão por Componentes Principais (PCA), proporcionando uma solução prática tanto para indústrias, como para o consumidores e pesquisadores interessados em monitorar a qualidade dos alimentos por meio de imagens digitais.

REFERÊNCIAS

BARROS, N. Z.; SPERANÇA, M. A.; PEREIRA, F. M. V. Color approach to the analysis of white crystal cane sugar for the detection of solid impurities. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, v. 102, p. 3400–3404, 2022.

CORDEIRO, L. D. Calibração multivariada e imagens digitais no controle de qualidade de farinha de trigo. Dissertação (Mestrado em Inovações Tecnológicas) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Campo Mourão, 2020.

FERNANDO. Café fake: não é novidade para o consumidor, 2025. Disponível em: <https://agronobrasil.com.br/cafe-fake-nao-e-novidade-para-o-consumidor/>. Acesso em: 15 fev. 2025.

FERREIRA, M. M. C. Quimiometria III – Revisitando a análise exploratória dos dados multivariados. *Química Nova*, v. 45, n. 10, p. 1251-1264, 2022

FERREIRA, M. M. C.; ANTUNES, A. M.; MELGO, M. S.; VOLPE, P. L. O. Quimiometria I: calibração multivariada, um tutorial. *Química Nova*, v. 22, n. 5, p. 724-731, 1999.

GODINHO, M. S. et al. Classificação de refrigerantes através de análise de imagens e análise de componentes principais (PCA). *Química Nova*, v. 31, n. 6, p. 1485-1489, 2008.

GOV.BR. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA). Mapa divulga lista de marcas e lotes de café torrado impróprios para consumo, 2024. Disponível em: <https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/noticias/mapa-divulga-lista-de-marcas-e-lotes-de-cafe-torrado-improprios-para-consumo>. Acesso em: 5 jan. 2025.

MENEZES. Café e máquinas: uma tendência em torrefação. *Veja São Paulo*, 25 out. 2023. Disponível em: <https://vejasp.abril.com.br/cidades/cafe-maquinas-torrefacao-tendencia>. Acesso em: 9 fev. 2025.

MINAS LABOR. O que é quimiometria? Entenda sua importância. Disponível em: <https://www.minaslabor.com.br/glossario/o-que-e-quimiometria-entenda-sua-importancia/>. Acesso em: 5 fev. 2025.

OLIVEIRA, N. L. Análise de Agrupamento Hierárquicos, 2022. Disponível em: https://repositorio.ufc.br/bitstream/riufc/72490/1/2022_tcc_nloliveira.pdf. Acesso em: 2 fev. 2025.

POLOS DOS CAFÉS. A bebida mais consumida no mundo, 2024. Disponível em: <https://www.polodoscafes.com.br/a-bebida-mais-consumida-no-mundo/#:~:text=O%20caf%C3%A9%20%C3%A9%20a%20bebida,a%20cerveja%20e%20o%20vinho>. Acesso em: 5 fev. 2025.

RIOS, C. A. et al. Experimento didático de quimiometria empregando imagens digitais obtidas por celular para determinar adulteração de azeite de oliva com óleo de soja: um tutorial, parte VI. *Química Nova*, v. 45, n. 9, p. 1167-1176, 2022.