

**UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ**

**LARISSA CARVALHO DOS SANTOS**

**USO DE IMAGENS DIGITAIS NA DETERMINAÇÃO QUANTITATIVA DE  
FÓSFORO, POTÁSSIO, MATÉRIA ORGÂNICA, CÁLCIO E MAGNÉSIO EM SOLO**

**PATO BRANCO**

**2023**

**LARISSA CARVALHO DOS SANTOS**

**USO DE IMAGENS DIGITAIS NA DETERMINAÇÃO QUANTITATIVA DE  
FÓSFORO, POTÁSSIO, MATÉRIA ORGÂNICA, CÁLCIO E MAGNÉSIO EM SOLO**

**Use of digital images in quantitative determination of phosphorus, potassium, organic  
matter, calcium, and magnesium in soil**

Trabalho de conclusão de curso de graduação apresentada como requisito para obtenção do título de Bacharel em Química da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR).

Orientador(a): Larissa Macedo dos Santos Tonial.

**PATO BRANCO**

**2023**



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

Esta licença permite download e compartilhamento do trabalho desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es), sem a possibilidade de alterá-lo ou utilizá-lo para fins comerciais. Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.



Ministério da Educação  
Universidade Tecnológica Federal do Paraná  
Pato Branco  
Departamento de Química  
Curso de Bacharelado em Química



---

## TERMO DE APROVAÇÃO

Uso de imagens digitais na determinação quantitativa de fósforo, potássio, matéria orgânica, cálcio e magnésio em solo

por

Larissa Carvalho dos Santos

Este Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) foi apresentado(a) em 14 de junho de 2023 às 15horas e 50minutos como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel em Química. O candidato foi arguido pela Banca Examinadora composta pelos professores abaixo assinados. Após deliberação, a Banca Examinadora considerou o trabalho Aprovado.

---

Larissa Macedo dos Santos Tonial  
Prof<sup>ª</sup>. Orientadora

---

Márcio Barreto Rodrigues  
Membro titular

---

Luís César Cassol  
Membro titular

Nota: O Documento original e assinado pela Banca Examinadora encontra-se no SEI processo 23064.027124/2023-98 e documento 3501536.

Ao meu pai, que mesmo em seu último suspiro me  
incentivou a desbravar novos caminhos.

## **AGRADECIMENTOS**

Nada é construído sozinho. Assim, não poderia deixar de agradecer as pessoas que fizeram parte e me ajudaram nessa importante fase da minha vida.

Agradeço aos meus amigos pelo suporte e parceria em todos os momentos.

À minha família, que me apoiou durante toda a graduação e que viabilizou minha formação.

Aos professores, por todo conhecimento repassado e, em especial, à Prof<sup>a</sup> Larissa Macedo dos Santos Tonial que com paciência, sabedoria e solicitude me guiou no desenvolvimento deste trabalho.

À toda equipe do Laboratório de Solos, pela ajuda e prestatividade.

Sem todos vocês, nada disso seria possível.

## RESUMO

SANTOS, Larissa Carvalho dos. **USO DE IMAGENS DIGITAIS NA DETERMINAÇÃO QUANTITATIVA DE FÓSFORO, POTÁSSIO, MATÉRIA ORGÂNICA, CÁLCIO E MAGNÉSIO EM SOLO**. 35 páginas. Trabalho de Conclusão de Curso Bacharelado em Química Industrial - Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Pato Branco, 2023.

O monitoramento da fertilidade do solo é essencial para otimização e aumento da produtividade agrícola. Dessa forma, este trabalho teve como objetivo a avaliação do uso de imagens digitais para quantificação de fósforo, potássio, matéria orgânica, cálcio e magnésio em solo, por meio dos canais de cor RGB – vermelho (*red*), verde (*green*) e azul (*blue*). As imagens, obtidas com um *smartphone*, de 72 amostras, foram correlacionadas com os parâmetros experimentais de fertilidade por meio de calibração multivariada. A análise por componentes principais (PCA) não demonstrou tendência de agrupamento ou separação das amostras em função das concentrações de cada analito. A regressão por mínimos quadrados parciais (PLS) com 4 variáveis latentes não demonstrou resultados satisfatórios devido à baixa correlação entre os valores preditos e medidos.

Palavras-chave: imagens digitais; RGB; solo; PLS.

## **ABSTRACT**

Soil fertility monitoring is essential for optimizing and increasing agricultural productivity. Therefore, this work aimed to evaluate the use of digital images for the quantification of phosphorus, potassium, organic matter, calcium, and magnesium in soil, through the RGB – red, green, and blue – color channels. The images, obtained with a smartphone, of 72 samples, were correlated with the experimental parameters of fertility through multivariate calibration. Principal component analysis (PCA) did not show a trend towards grouping or separating the samples as a function of the concentrations of each analyte. Partial least squares (PLS) regression with 4 latent variables did not show satisfactory results due to the low correlation between predicted and measured values.

Keywords: digital images; RGB; soil; PLS.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

<b>Figura 1 – Representação do pixel.....</b>	<b>15</b>
<b>Figura 2 - Sistema aditivo de cores RGB.....</b>	<b>16</b>
<b>Figura 3 - Classificação dos nutrientes do solo.....</b>	<b>18</b>
<b>Figura 4 - Quantificação de fósforo por Mehlich-1 .....</b>	<b>19</b>
<b>Figura 5 – Representação do sistema de captura das imagens.....</b>	<b>21</b>
<b>Figura 6 – Diferentes condições de captura de imagem.....</b>	<b>22</b>
<b>Figura 7 - Procedimento de recorte das imagens.....</b>	<b>23</b>
<b>Figura 8 – Algumas imagens usadas para construção do modelo.....</b>	<b>26</b>
<b>Figura 9 - Gráfico das intensidades dos sinais RGB no recorte B .....</b>	<b>27</b>
<b>Figura 10 – Gráfico de scores para os recortes A, B e C empregando os canais RGB com desvio padrão acima de 200 e destacando as classes: 1 (&lt;25 g/dm<sup>3</sup>); 2 (25≤x&lt;50 g/dm<sup>3</sup>); 3 (50≤x&lt;75 g/dm<sup>3</sup>); 4( ≥75 g/dm<sup>3</sup>) de MO.....</b>	<b>27</b>
<b>Figura 11 - Gráfico de (A) Scores e (B) Loadings para as amostras de solos empregando os canais: R de 123 – 192, G de 89 – 99 e 111 – 127, B de 47 – 69 e 80 – 102. ....</b>	<b>29</b>
<b>Tabela 1 - Teores obtidos pela metodologia tradicional .....</b>	<b>25</b>
<b>Tabela 2 - Parâmetros estatísticos obtidos para o método PLS .....</b>	<b>30</b>
<b>Quadro 1 - Canais selecionados.....</b>	<b>23</b>
<b>Quadro 2 - Modelos de classificação .....</b>	<b>24</b>



## SUMÁRIO

<b>LISTA DE ILUSTRAÇÕES</b> .....	18
<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	13
<b>2 OBJETIVO</b> .....	13
<b>2.1 Geral</b> .....	13
<b>2.2 Específicos</b> .....	14
<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	15
<b>3.1 Imagens Digitais</b> .....	15
3.1.1 RGB.....	16
<b>3.2 Análise físico-química do solo</b> .....	17
<b>3.3 Nutrientes</b> .....	17
<b>3.4 Quimiometria</b> .....	18
<b>MATERIAIS E MÉTODOS</b> .....	19
<b>4.1 Amostras</b> .....	19
<b>4.2 Metodologia tradicional de análises</b> .....	19
<b>4.3 Obtenção das imagens</b> .....	21
<b>4.4 Tratamento dos dados</b> .....	23
<b>4.5. Metodologia de tratamento de resíduos</b> .....	25
<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO</b> .....	25
<b>5.1 Análises tradicionais de bancada</b> .....	25
<b>5.2 Imagens</b> .....	26
<b>5.3 PCA e PLS</b> .....	27
<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS</b> .....	30
<b>REFERÊNCIAS</b> .....	32

## 1 INTRODUÇÃO

O monitoramento dos teores dos nutrientes presentes no solo é essencial para garantir um bom desenvolvimento das plantas, isso pois, desempenham funções fundamentais em seu metabolismo. O fósforo, por exemplo, atua na produção de energia e divisão celular (FLINKER *et al.*, 2018), o potássio é indispensável na formação e amadurecimento dos frutos (BARROS, 2020), a matéria orgânica (MO) auxilia na capacidade de retenção de água e no crescimento da microbiota do solo (BOLINDER *et al.*, 2010; TANG *et al.*, 2006), o cálcio age na manutenção da acidez do solo e o magnésio está diretamente ligado ao metabolismo energético das plantas (BARROS, 2020).

Em geral, as determinações de fósforo, potássio, MO, cálcio e magnésio são realizadas por meio de análises úmidas. Contudo, as análises tradicionais de bancada apresentam desvantagens como geração de resíduos, demanda de tempo e equipamentos de alto custo. Assim sendo, com a necessidade de desenvolvimento de métodos analíticos rápidos e econômicos, encontram-se trabalhos na literatura que apresentam alternativas em análises quantitativas por meio de imagens digitais, trazendo simplicidade à técnica e a possibilidade de realização *in-situ*. Estes métodos, se baseiam na extração de dados das imagens, por meio das informações de cor, por exemplo, pelos canais RGB (do inglês, *red*, *green*, *blue*).

O sinal RGB apresenta três variáveis de intensidade: vermelho (*red*), verde (*green*) e azul (*blue*). Diferentes combinações dessas variáveis resultam em cores de tons e luminosidade distintas entre si. Deste modo, acredita-se que os canais RGB podem, direta ou indiretamente, estarem associados as características físico-químicas do solo.

Desta forma, este trabalho visou avaliar a viabilidade do uso de imagens digitais para quantificação dos nutrientes fósforo, potássio, MO, cálcio e magnésio em solos, por meio de um conjunto representativo de amostras e com o auxílio de ferramentas estatísticas.

## 2 OBJETIVO

### 2.1 Geral

Avaliar o uso de imagens digitais para o desenvolvimento de uma metodologia simples, rápida e de baixo custo para a determinação de fósforo, potássio, MO, cálcio e magnésio em solos.

## 2.2 Específicos

- Determinar o conjunto amostral de solos representativo para as quantificações dos teores de fósforo, potássio, MO, cálcio e magnésio;
- Realizar as análises tradicionais para obtenção destes teores;
- Capturar imagens digitais com auxílio de celular;
- Obter os sinais RGB;
- Avaliar por meio de análises estatísticas a qualidade do conjunto amostral;
- Determinar o potencial do uso de imagens (canais RGB) na predição dos teores de fósforo, potássio, MO, cálcio e magnésio empregando ferramentas estatísticas;
- Avaliar a viabilidade do uso de imagens para análises quantitativas em amostras de solo.

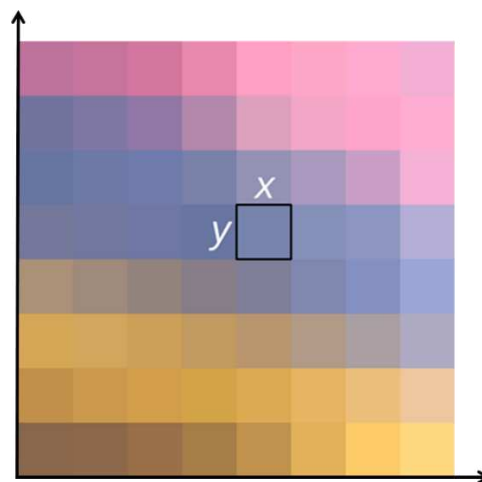
## REFERENCIAL TEÓRICO

### 3.1 Imagens Digitais

De acordo com Gonzalez e Woods (2008), uma imagem digital refere-se a uma representação visual de um objeto em gráfico, ou seja, uma estruturação em um plano, que permite a percepção de intensidades e profundidades dos sinais luminosos refletidos ou emitidos por um objeto do mundo real. Dessa forma, é definida como uma função bidimensional  $f(x,y)$  onde  $x$  e  $y$  são coordenadas planas, e a amplitude de  $f$  em qualquer par de coordenadas  $(x,y)$  é chamada de intensidade ou nível de cinza da imagem no referido ponto.

Em outras palavras, a imagem digital pode ser representada através de uma matriz de  $m$  linhas e  $n$  colunas, onde cada posição contém um valor discreto, denominado de pixel (Figura 1) derivado do inglês, *picture element*. Este, é definido como o menor componente de uma imagem digital que, quando juntos, formam uma imagem inteira. De maneira geral, quanto maior a quantidade de pixels presentes na imagem digital, maior será a sua resolução (SANTOS, 2013).

**Figura 1 – Representação do pixel**



**Fonte: Adaptado de Suricata (2022).**

Os pixels fornecem informações relevantes da luz refletida ou absorvida pela matéria trazendo contribuições para diferentes áreas da ciência (OHTA, 2007). Atualmente, análises quantitativas realizadas a partir de imagens digitais têm sido amplamente aplicadas em diferentes estudos. Fernandes *et al.* (2020) afirmam que a popularização da análise quantitativa realizada por meio de imagens digitais resultou em um aumento maciço no número de publicações relacionadas aos métodos colorimétricos.

As principais vantagens dos procedimentos baseados no uso de imagens digitais são o baixo custo, simplicidade, rapidez e a possibilidade de realização de análise *in-situ*. Entre os

trabalhos encontrados na literatura, destacam-se as aplicações na área de controle de qualidade de alimentos (SANTOS, 2013), na produção de polímeros (BURKHARDT, 2015), na determinação de corantes alimentares (SÁ, 2016), na determinação do teor de biodiesel em óleo diesel (COSTA, 2015), na determinação de fosfatos em refrigerantes (COLZANI, 2017), na biologia molecular e celular (KERVANN, 2010), entre outras.

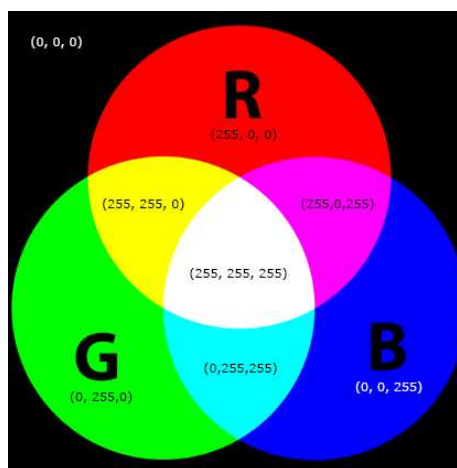
Apesar do emprego de imagem do solo ainda ser subutilizado, com o passar dos anos, novos métodos têm sido desenvolvidos e aprimorados continuamente, oferecendo novas alternativas para decifrar e descrever as características físicas, químicas e biológicas do solo em detalhes cada vez mais requintados (VÉDÈRE *et al.*, 2022).

### 3.1.1 RGB

As imagens digitais podem ser coloridas ou monocromáticas. No caso das imagens coloridas, as analisadas pelo sistema RGB são as que apresentam um maior número de aplicações (SANTOS, 2013).

No RGB, cada pixel apresenta valores referentes às cores primárias vermelho (R), verde (G) e azul (B). Diferentes combinações de intensidades R, G e B podem produzir um amplo espectro de cores diferentes e 256 variações de intensidade de cor (de 0 a 255) conforme representado na Figura 2.

**Figura 2 - Sistema aditivo de cores RGB**



**Fonte: Laube (2022).**

Neste esquema de cores, assume-se que o modelo pode obter 16.777.216 cores diferentes ( $256^3$  ou  $2^{24}$ ). Por exemplo, a combinação RGB: R = 0, G = 0 e B = 0 refere-se a preto puro, enquanto R = 255, G = 255 e B = 255 produz branco puro (FIRDAUS, 2014). Este sistema fornece combinações únicas de R, G, e valores B, produzindo muitas cores, intensidades e tons de claridade diferentes (LEVKOWITZ, 1993).

### 3.2 Análise físico-química do solo

Análise de rotina do solo refere-se a uma sequência de procedimentos os quais são empregados para determinar a quantidade de nutrientes disponíveis no solo além de evidenciar propriedades físicas e biológicas (SILVA *et al.*, 2009). Dessa forma, os resultados fornecem informações importantes acerca da qualidade do solo e podem subsidiar as ações futuras como a correção e o manejo do solo. O monitoramento dos teores de nitrogênio, fósforo e potássio, por exemplo são fundamentais para a determinação da necessidade ou não de adubação, a determinação do pH para determinar a necessidade ou não da calagem, e a MO, especialmente em solos agrícolas, é relevante em relação à segurança de alimentos (PELLIKKA *et al.*, 2023).

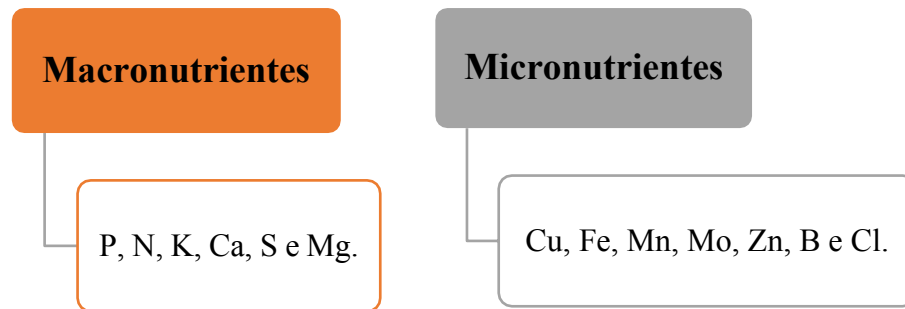
Assim sendo, a avaliação da fertilidade do solo é essencial para otimização e aumento da produtividade, já que destaca oportunidades nas condições de crescimento da cultura em questão. Além disso, diminui as despesas do produtor com fertilizantes, já que é possível prever a quantidade necessária para o equilíbrio nutricional do meio de cultivo e protege o meio ambiente da contaminação por lixiviação de nutrientes em excesso (MASSACHUSETTS, 2023).

### 3.3 Nutrientes

Os nutrientes essenciais às plantas se encontram distribuídos no solo quase que exclusivamente nas fases sólidas (orgânica e inorgânica) e líquida (solução). Entretanto, as plantas conseguem absorver somente a partir da solução do solo que é composta pela água e por todos os compostos nela dissolvidos (ERNANI, 2008).

Estes podem ser classificados em dois grandes grupos (Figura 3) de acordo com sua proporção, sendo, os macronutrientes os nutrientes que as plantas utilizam em quantidades maiores, e os micronutrientes, aqueles requeridos em quantidades menores, mas indispensáveis, uma vez que sua deficiência pode representar grandes perdas na produtividade (FINKLER *et al.* 2018). Esses treze elementos são fundamentais para todas as plantas, cultivadas ou não (MALAVOLTA, 1981), à parte do hidrogênio e oxigênio que são elementos não fertilizantes, fornecidos pelo ar e água.

**Figura 3 - Classificação dos nutrientes do solo**



**Fonte: Autoria própria (2022).**

### 3.4 Quimiometria

O emprego de métodos matemáticos e estatísticos que auxiliam na extração do máximo de informação de dados químicos é chamado de quimiometria (FERREIRA *et al.*, 1999). Com o crescente uso de técnicas instrumentais, tornaram-se necessários tratamentos de dados mais complexos, a fim de relacionar os sinais obtidos (intensidades, por exemplo) com os resultados desejados (concentrações) (RIO, 2022), tirando informações de um grande conjunto de dados e auxiliando na construção de modelos.

A quimiometria abrange uma variedade de técnicas e métodos estatísticos, como análise discriminante, calibração multivariada, análise de componentes principais (PCA, do inglês *Principal Components Analysis*), regressão por mínimos quadrados parciais (PLS, do inglês *Partial Least Squares*), entre outros. Essas técnicas permitem explorar e extrair informações relevantes de um conjunto de dados, permitindo identificar padrões e realizar previsões.

A PCA) reduz a dimensionalidade dos dados, através de uma manipulação da matriz de dados com objetivo de representar as variações presentes em muitas variáveis, através de menos componentes principais ou "fatores"(FERREIRA *et al.*, 1999).

Já a PLS é uma técnica de regressão multivariada que visa estabelecer uma relação entre variáveis independentes (preditoras) e uma variável dependente (resposta) (SANTANA *et al.*, 2020). Este método é capaz de realizar calibrações eficientes mesmo com a presença de interferências ou ruído nos dados, sem a necessidade de conhecimento prévio sobre o número ou natureza (FERREIRA *et al.*, 1999).

## MATERIAIS E MÉTODOS

### 4.1 Amostras

Foram utilizadas 72 amostras de solos, as quais foram encaminhadas para análise no Laboratório de Solos da UTFPR, campus Pato Branco por meio das metodologias tradicionais (seção 4.2). Antes das análises, todas as amostras foram secas em estufa a 60°C, moídas em moinho de facas e, por fim, passadas em peneira de 0,5 mm.

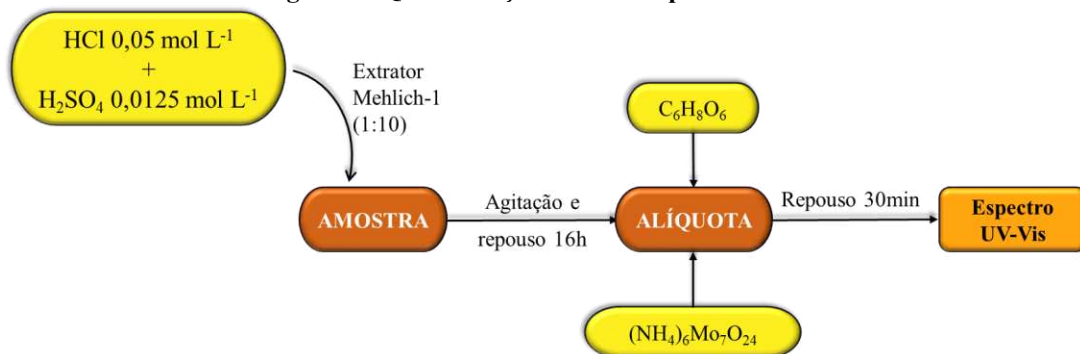
### 4.2 Metodologia tradicional de análises

A determinação das concentrações de fósforo, potássio, MO, cálcio e magnésio, foram realizadas seguindo as metodologias descritas no Manual de análise química de solo e controle de qualidade (PAVAN *et al.*, 1992), no Laboratório de Solos da UTFPR, campus Pato Branco.

A extração dos minerais do solo foi feita através do extrator Mehlich-1 (Mehlich, 1953), que se baseia na dissolução em meio ácido de HCl 0,05 mol L<sup>-1</sup> e H<sub>2</sub>SO<sub>4</sub> 0,0125 mol L<sup>-1</sup>, de minerais, como fosfatos de cálcio, potássio, sódio e alguns micronutrientes do solo, pelos íons H<sup>+</sup>, ou pelo deslocamento do fósforo depositado na superfície sólida do solo para a solução.

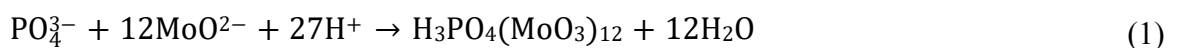
Para a determinação de fósforo (Figura 4), é adicionado ao extrato ácido ascórbico 15% (m/v) e molibdato de amônio 20 g L<sup>-1</sup>.

Figura 4 - Quantificação de fósforo por Mehlich-1

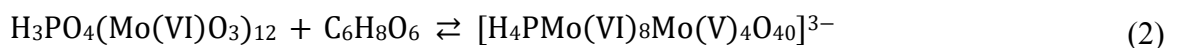


Fonte: Autoria própria (2023).

Dessa mistura, forma-se um complexo entre o ânion fosfato e o íon molibdato (MoO<sub>4</sub>)<sup>2-</sup> em meio fortemente ácido, conforme a reação demonstrada na Equação 1.



O complexo fosfato molibdênio hexavalente incolor é reduzido pelo ácido ascórbico a uma forma pentavalente em meio ácido que apresenta coloração azul (Equação 2).



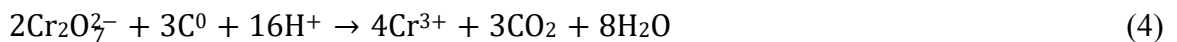


A intensidade de cor do complexo reduzido, chamado de azul de molibdênio, é proporcional à concentração de íons fosfato presentes na amostra (MASINI, 2008), dessa forma, a quantificação foi feita através do espectrofotômetro UV-Vis Modelo IL-0082-Y-BY, Marca Kasuaki, à 660 nm, devido ao complexo apresentar elevada absorvidade molar nesse comprimento de onda.

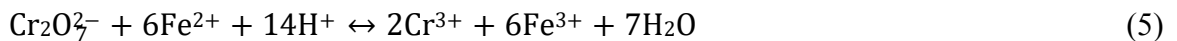
Já na determinação de potássio, o extrato foi analisado diretamente no fotômetro de chama, modelo 910M, Analyser, padronizado com soluções de  $K^+$  a 20 ou 100 ppm. A correlação com os teores disponíveis se dá pela Equação 3.

$$\frac{K^{+meq}}{100 \text{ mL}} = ppm \cdot 0,0256 \quad (3)$$

A MO por sua vez, foi determinada através do método Walkley – Black, que se baseia na oxidação do carbono a dióxido de carbono na presença de íons dicromato (Equação 4), em meio fortemente ácido.



Considera-se, na reação, que o dicromato reduzido é equivalente ao carbono orgânico existente na amostra de solo (RAIJ *et al.*, 2001), e o excesso de dicromato é titulado com íons  $Fe^{2+}$  proveniente de uma solução padronizada de sulfato ferroso amoniacal (Equação 5).



A eficiência da oxidação do carbono orgânico do solo pelos íons dicromato em meio ácido é de 77% (PAVAN *et al.* 1992). A Equação 6 é usada no cálculo do teor de carbono, onde  $V_{br}$  e  $V_{am}$  representam a diferença entre o volume de  $Fe^{2+}$  gasto na titulação da prova em branco e aquele gasto na titulação do dicromato que restou após a oxidação do carbono da amostra,  $f$  é o fator de correção da solução e 0,3896 é o quociente do equivalente grama de carbono em 100g (0,30) pela eficiência do método (0,77).

$$\%C = \frac{V_{br} - V_{am}}{V_{solo}} \cdot f \cdot 0,3896 \quad (6)$$

A conversão do teor de C orgânico para MO é feita através do fator de van Bemmelen (1,724), conforme mostrado na Equação 7, fundado no pressuposto de que a matéria orgânica do solo contém 58% de carbono orgânico.

$$MO = C \cdot 1,724 \quad (7)$$

Para a determinação de cálcio e magnésio trocáveis, foi realizada extração com solução 1 mol  $L^{-1}$  de KCl e posterior adição de solução de lantânio (La) 0,1% à alíquota, a fim de

minimizar a formação de compostos refratários. Por fim, foi injetado no espectrofotômetro de absorção atômica, com atomização por chama (FAAS), Marca GBC, modelo SavantAA, padronizado com soluções de Ca e Mg contendo La e KCl nas mesmas concentrações do extrato. A Equação 8 foi utilizada para os cálculos de concentração de cálcio e a Equação 9 para a determinação de magnésio, onde ppm é a concentração destes íons em  $\text{mg L}^{-1}$ .

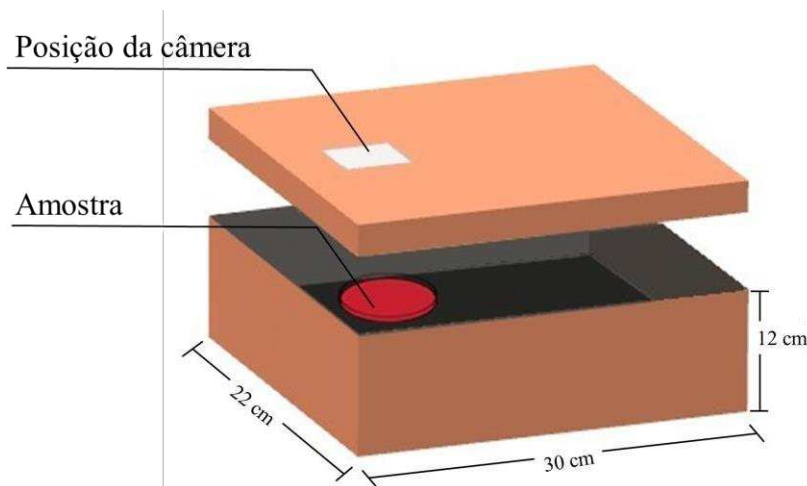
$$\frac{\text{Ca}^{2+meq}}{100 \text{ mL}} = \text{ppm} \cdot 2,5 \quad (8)$$

$$\frac{\text{Mg}^{2+meq}}{100 \text{ mL}} = \text{ppm} \cdot 4,113 \quad (9)$$

### 4.3 Obtenção das imagens

O sistema empregado na aquisição das imagens, mostrado na Figura 5, comporta as amostras em uma placa de Petri de 8 cm de diâmetro. As imagens foram capturadas por um smartphone com câmera traseira de 12 megapixels (Mp), modelo Iphone 8, posicionado num ponto fixo numa caixa de papelão.

**Figura 5 – Representação do sistema de captura das imagens**

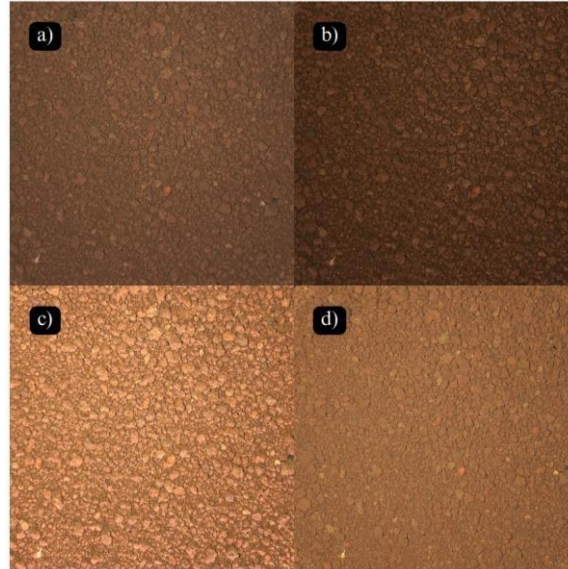


**Fonte: Autoria própria (2023)**

A fim de definir a cor da estrutura interna da caixa e as condições de iluminação para a captura das imagens, foi avaliado quatro ambientes diferentes com a mesma amostra (Figura 6): a) fundo branco, luz direta e flash do smartphone; b) fundo branco e flash do smartphone; c) fundo preto, luz direta e flash do smartphone; d) fundo preto e flash do smartphone. Dessa

forma, o modelo (d), fundo preto e flash, foi definido como padrão por demonstrar melhor correspondência na reprodução de cores para os padrões de visão humana.

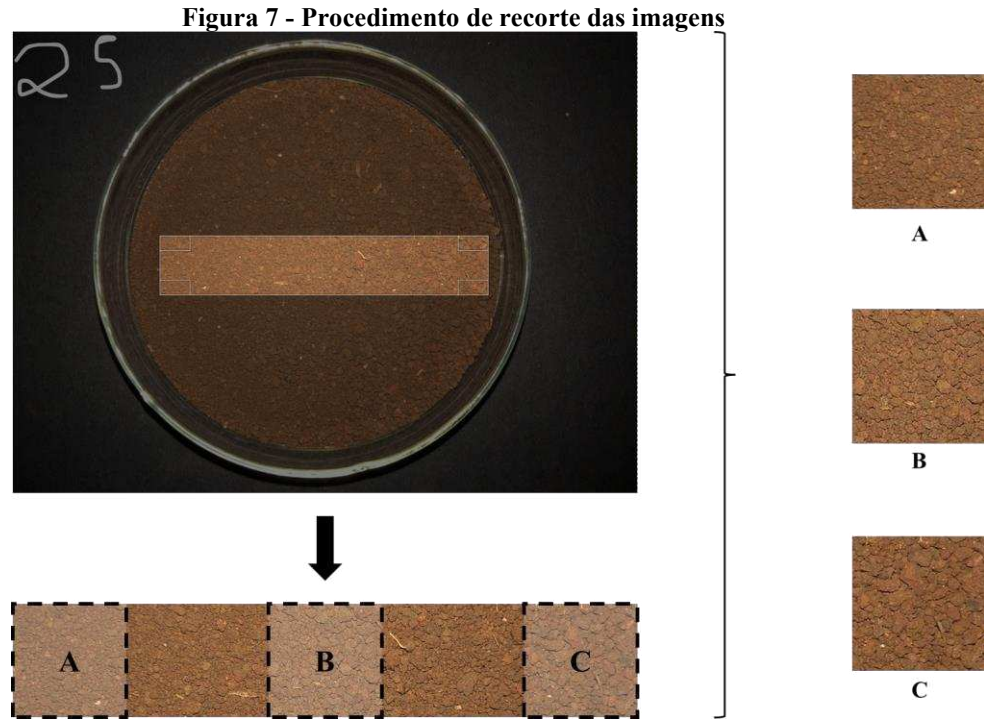
**Figura 6 – Diferentes condições de captura de imagem**



a) fundo branco, luz direta e flash; b) fundo branco, flash; c) fundo preto, luz direta e flash; d) fundo preto e flash

**Fonte: Autoria própria (2023)**

As imagens foram registradas em extensão HEIC e cortadas em triplicata, através do software GIMP®, conforme a Figura 7. O quadro de corte se manteve na posição, 500 px no eixo X e 700 px no eixo Y para todas as amostras. Inicialmente, foi feito um recorte com dimensões 1100 px x 200 px e, a partir deste, mais outros três dimensionados a 200 px x 200 px, denominados A, B e C, variando a região de seleção. Estes, foram salvos em extensão JPG e usados para a extração dos sinais RGB.



Fonte: Autoria própria (2023)

#### 4.4 Tratamento dos dados

Os dados foram pré-processados usando o programa ChemoStat (HELFER *et al.* 2015). Este software foi usado para separar e quantificar as intensidades de cores das imagens digitais em vermelho, verde e azul (RGB). Cada componente de cor do modelo compreendeu 256 escalas de cinza, variando de 0 a 256 para cada canal. A partir destes, foi construído um histograma RGB para obtenção de um conjunto de dados (número de amostras  $\times$  768 variáveis).

Devido ao grande número de canais RGB que retornaram valores pouco significativos ( $<30$ ), nem todas as variáveis foram usadas na análise estatística a fim de não comprometer o resultado. Com isso, para cada canal, foi determinado o desvio padrão, e a partir deste estipulou-se que, para compor o conjunto amostral, o canal deveria apresentar desvio padrão maior que 200. Dessa forma, para todas as amostras, foram empregados os canais apresentados no Quadro 1.

**Quadro 1 - Canais selecionados**

Recortes	R	G	B
A	110 – 178	78 – 116	41 – 97
B	123 – 192	89 – 99 e 111 – 127	47 – 69 e 80 – 102

C	109 – 177	77 – 115	41 – 96
---	-----------	----------	---------

Fonte: Autorial própria (2023)

A PCA foi aplicada aos canais RGB selecionados (Quadro 1) das amostras de solos, empregando as classes: P, K, MO, Ca e Mg. Para as PCAs utilizou-se o software Pirouette® 4.5 com o pré-processamento dos dados centralizados na média. Neste tratamento, uma média igual a zero é necessária para encontrar a base que minimiza o erro médio quadrático da aproximação dos dados (MIRANDA et al., 2007).

A PCA foi realizada com o objetivo de verificar a separação e/ou agrupamento das amostras. Desta forma, foi possível fazer uma compressão dos dados originais num conjunto menor de componentes principais (PCs, do inglês *Principal Components*). Ademais, foi possível avaliar tendências de separação e agrupamento de classes, além da detecção de amostras anômalas (*outliers*), visando criar um modelo de classificação empregado os canais RGB.

Os parâmetros de interesse foram designados em classes e empregados na PCA. No Quadro 2 são apresentados os intervalos definidos para cada classe. Estes foram determinados de modo a auxiliar no agrupamento das amostras.

Quadro 2 - Modelos de classificação

Classe	MO (g/dm <sup>3</sup> )	P (mg/dm <sup>3</sup> )	K (cmol/dm <sup>3</sup> )	Ca (cmol/dm <sup>3</sup> )	Mg (cmol/dm <sup>3</sup> )
1	$x < 25$	$x < 20$	$x < 0,25$	$x < 4,5$	$x < 1,5$
2	$25 \leq x < 50$	$20 \leq x < 40$	$0,25 \leq x < 0,5$	$4,5 \leq x < 9$	$1,5 \leq x < 3$
3	$50 \leq x < 75$	$40 \leq x < 60$	$0,5 \leq x < 0,75$	$9 \leq x < 13,5$	$3 \leq x < 4,5$
4	$75 \leq x$	$60 \leq x$	$0,75 \leq x$	$13,5 \leq x$	$4,5 \leq x$

Fonte: Autorial própria (2023)

Os dados de imagens de solo foram correlacionados com P, K, MO, Ca e Mg determinados experimentalmente utilizando o método PLS, que realiza a decomposição tanto da matriz de dados de imagens do solo, quanto dos vetores contendo os teores de MO, e os demais, em variáveis latentes (LVs). O número ideal de LVs pode ser determinado por meio da técnica de validação cruzada (CV). Para a construção dos modelos, destinou-se 70% para o conjunto de calibração (50 amostras) e 30% para o conjunto de validação (22 amostras).

#### 4.5. Metodologia de tratamento de resíduos

Os resíduos gerados pelas metodologias tradicionais de análise foram tratados e descartados pelo Laboratório de Solos da UTFPR.

### RESULTADOS E DISCUSSÃO

#### 5.1 Análises tradicionais de bancada

A Tabela 1 demonstra os valores máximos, mínimos, médias e coeficiente de variação das análises realizadas pelo método tradicional. Dos dados apresentados, destacam-se os coeficientes de variação que demonstram uma grande variedade no conjunto amostral em todos os termos avaliados. As variações nos teores dos nutrientes do solo são influenciadas por fatores como tipo de solo, fertilização, uso agrícola, irrigação, altitude e clima (LIU *et al.*, 2011).

**Tabela 1 - Teores obtidos pela metodologia tradicional**

	MO (g/dm <sup>3</sup> )	P (mg/dm <sup>3</sup> )	K (cmol/dm <sup>3</sup> )	Ca (cmol/dm <sup>3</sup> )	Mg (cmol/dm <sup>3</sup> )
Máximo	84,43	80,66	0,99	16,3	5,9
Mínimo	9,38	0,310	0,03	0,20	0,10
Médio	37,53	5,005	0,255	4,65	2,15
CV (%)	43,68	285,3	82,56	67,11	58,26

n = 72

Fonte: Autorial própria (2023)

De acordo com Van Raij *et al.* (1997), o teor de MO pode ser relacionado com a textura do solo, sendo valores de até 15 g/dm<sup>3</sup> para solos arenosos, entre 16 e 30 g/dm<sup>3</sup> para solos de textura média, de 31 a 60 g/dm<sup>3</sup> para solos argilosos e valores acima de 60 g/dm<sup>3</sup> indicam acúmulo de MO por má drenagem, acidez elevada ou outras condições localizadas. Diante disso, nota-se que as amostras analisadas abrangem uma ampla faixa de teores de MO, correlacionando com todas as texturas do solo.

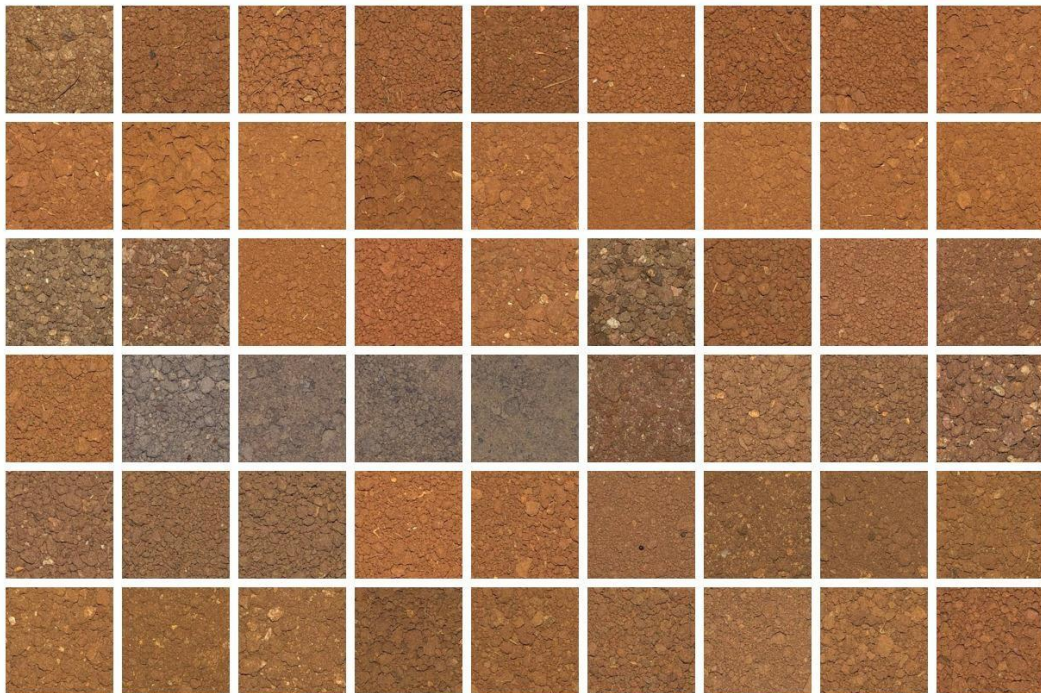
O fósforo, por sua vez, é essencial para o desenvolvimento da planta. Sua deficiência, põe em risco a produtividade da cultura, devido ao impedimento do crescimento e alteração nos processos metabólicos dependentes desse nutriente (RUEDIGER *et al.* 2023). De maneira geral, os solos brasileiros apresentam baixa disponibilidade e alta capacidade de retenção deste nutriente (YAMADA; ABDALLA, 2004).

Já o potássio desempenha funções metabólicas e estruturais na planta, sendo fundamental no processo de fotossíntese. Sua falta provoca mudanças no conteúdo de amido e acúmulo de compostos nitrogenados solúveis na planta (VALE *et al.*, 2010).

## 5.2 Imagens

A cor do solo concerne ao seu processo de formação e pode ser usada para inferir a quantidade relativa de MO e dos óxidos de ferro além do seu estado de oxidação e do grau de aeração do solo (OWENS; RUTLEDGE, 2005). Solos amarronzados, por exemplo, indicam teores moderados de MO e óxidos de ferro. Já os acinzentados estão associados a ambientes encharcados ou de baixa drenagem, de maneira que a falta de ar fornece condições para formação de compostos de ferro e manganês, de cor característica (MOODY; CONG, 2008). A Figura 8 apresenta algumas das imagens capturadas das amostras que foram analisadas, onde fica visualmente perceptível a variabilidade na coloração das imagens obtidas.

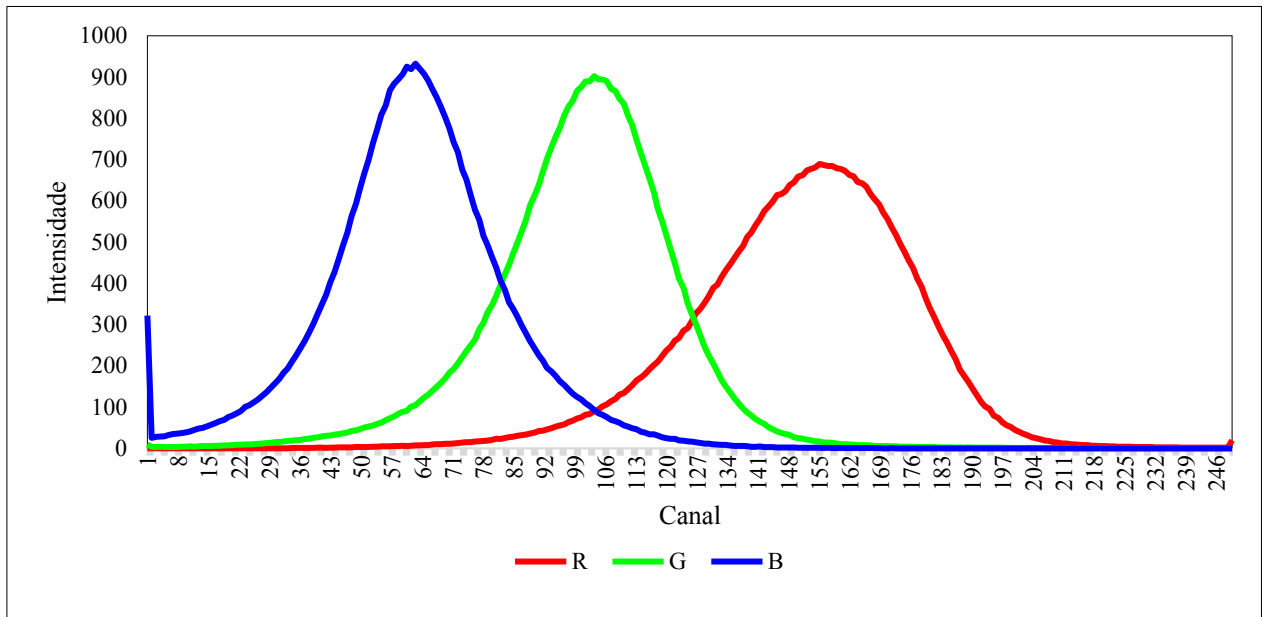
**Figura 8 – Algumas imagens usadas para construção do modelo**



**Fonte: Autoria própria (2023)**

A Figura 9 representa o gráfico das médias de todos os canais de intensidades dos sinais RGB emitidos pelas amostras no recorte B. Aqui, fica evidente a quantidade de canais com valores pouco significativos, chamando atenção o canal *blue* (B) com uma ampla faixa de intensidades abaixo de 100 que, conseqüentemente, foram eliminados para as análises estatísticas conforme descrito no Quadro 1 (seção 4.4).

**Figura 9 - Gráfico das intensidades dos sinais RGB no recorte B**

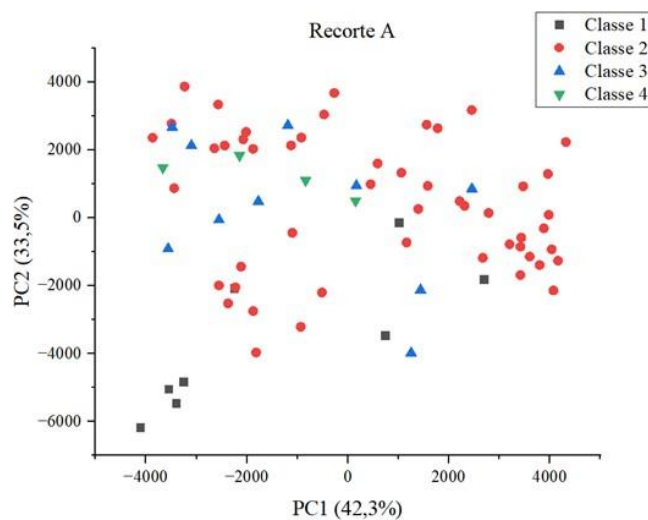


Fonte: Autoria própria (2023)

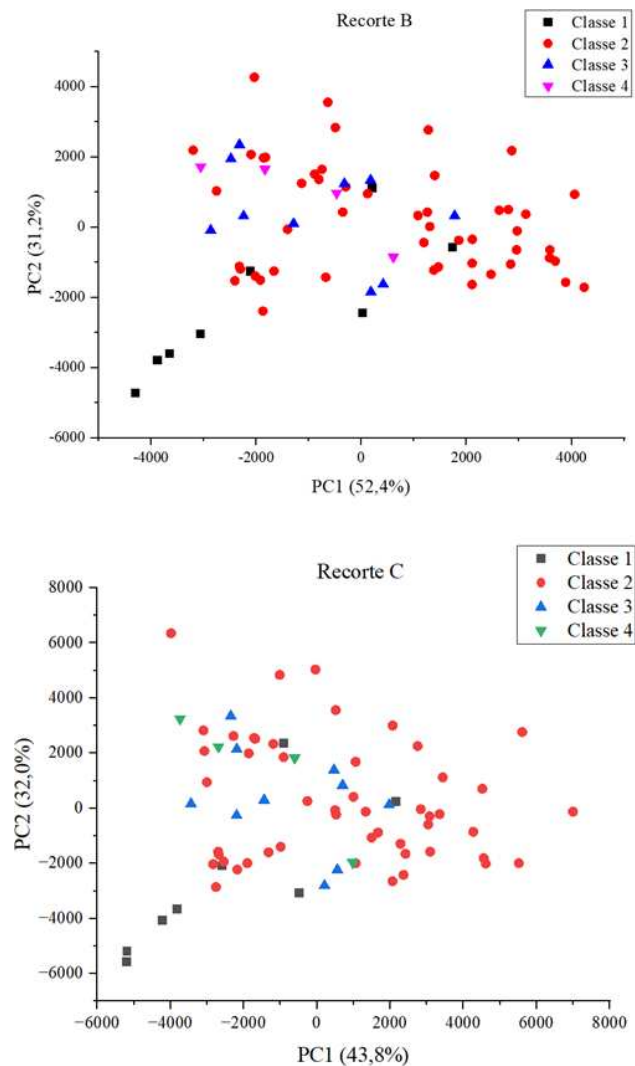
### 5.3 PCA e PLS

Como análise primária, a Figura 10 mostra a PCA realizada a fim de avaliar a representatividade do conjunto amostral, influência da região de recorte e se ocorre agrupamento das amostras em função da classe MO. De acordo com os resultados, a PCA correspondente a região B de recorte (Figura 10B) demonstra maior representatividade total, com PC1 mais PC2 representando 83,6% dos dados, em relação aos recortes A e C onde obteve-se 75,8% dos dados. Deste modo, para as análises posteriores adotou-se como padrão o emprego do recorte B.

**Figura 10 – Gráfico de scores para os recortes A, B e C empregando os canais RGB com desvio padrão acima de 200 e destacando as classes: 1 (<25 g/dm<sup>3</sup>); 2 (25≤x<50 g/dm<sup>3</sup>); 3 (50≤x<75 g/dm<sup>3</sup>); 4 (≥75 g/dm<sup>3</sup>) de MO.**







Fonte: Autoria própria (2023)

A análise exploratória *via* PCA não mostrou agrupamento ou separação entre as amostras em função das classes: P, K, MO, Ca e Mg. O que não indica que não há diferença ou semelhança entre as amostras. Esse resultado pode ser decorrente: 1) da escolha aleatória da região para cada classe, a qual não permite o agrupamento das amostras; 2) pelo fato dos teores de MO das amostras analisadas não contribuírem para a separação das mesmas por meio de imagens; ou ainda 3) os canais RGB não serem suficientes para permitir a separação das amostras.

Gorthi *et al.* (2021) empregou canais RGB, XYZ, HSV, HSL,  $La^*b^*$ , e  $Lu^*v^*$  num estudo preditivo de MO em solo usando imagens digitais de refletância e perturbação e, com base no valor  $R^2$  de validação, o desempenho do modelo para as imagens originais seguiu a ordem: espaço de subcor > HSL > espaço de cor total > HSV >  $Lu^*v^*$  >  $La^*b^*$  > XYZ > RGB. Sendo o espaço de subcor um subconjunto do espaço de cor total com 11 variáveis (R, H, S, V, X, Y, Z,  $a^*$ ,  $L$ ,  $v^*$ ,  $L$ ).



**Tabela 2 - Parâmetros estatísticos obtidos para o método PLS**

	SEC <sup>1</sup>	SEV <sup>2</sup>	r Val <sup>3</sup>	r Cal <sup>4</sup>
P	0,6130	0,7781	-0,1771	0,3389
K	0,7673	0,8790	0,2310	0,4669
MO	0,5793	0,6925	0,2898	0,5572
Ca	0,6587	0,7390	0,3137	0,5167
Mg	0,7894	0,8210	0,3220	0,4605

<sup>1</sup>Erro de calibração; <sup>2</sup>Erro de validação; <sup>3</sup>Correlação entre o real e previsto nas amostras validadas; <sup>4</sup>Correlação entre o real e o previsto nas amostras calibradas.

**Fonte: Autoria própria (2023)**

A construção de modelos usando os canais RGB e PLS não permitiu a obtenção de resultados satisfatórios, devido à baixa correlação entre os valores preditos e medidos que foi observado para todas as variáveis: P, K, MO, Ca e Mg (Tabela 2). De acordo com Saeys, Mouazen e Ramon (2005), um modelo é avaliado pelo seu  $r^2$ , sendo de 0,66 – 0,80 previsões quantitativas aproximadas, de 0,81 – 0,90 boas previsões e acima de 0,90 é considerado como um modelo excelente.

Este resultado não corrobora com Moraes *et al.* (2019) que usou os canais RGB + HSI + escala de cinza numa comparação de modelos de quantificação de MO por MIA-PLS e MIA LS-SVM e obteve r Cal de 0,8721 e 0,9598 e r Val de 0,8603 e 0,9376, respectivamente, evidenciando que o modelo MIA LS-SVM, apresenta melhor correlação entre dados de imagem e conteúdo de MO medidos pelo método analítico padrão.

Ainda, Tonial *et al.* (2022) usou os canais RGB em quatro diferentes algoritmos de aprendizado de máquina ANN, RF, PLS e SVM na determinação de carbono total em solos e apontou que o modelo por RF obteve maior precisão de classificação (85%), seguido por ANN com 82%, PLS com 76% e SVM com 75%.

## CONSIDERAÇÕES FINAIS

De acordo com os resultados obtidos, o uso de imagens digitais para quantificação dos nutrientes fósforo, potássio, MO, cálcio e magnésio em solo, não apresenta resultados satisfatórios com o emprego apenas dos canais RGB e análise multivariada por PLS.

Dessa forma, sugere-se que sejam realizados estudos complementares explorando ferramentas de quimiometria como aprendizado de máquina (*machine learning*, ML), máquina de vetores de suporte (*support-vector machines*, SVM) e sua variação de mínimos quadrados (*least squares* LV-SVM) entre outros métodos estatísticos. Também é interessante abranger

diferentes informações de cor, como os dados HSI tonalidade (*hue*), saturação (*saturation*) e intensidade (*intensity*), escala de cinza, espaços de cor CIELAB e CIEXYZ, por exemplo.

## REFERÊNCIAS

- BARROS, José F. C.. **Fertilidade do solo e Nutrição das plantas**. Évora: Escola de Ciências e Tecnologia da Universidade de Évora, 2020.
- BRASIL. Lei nº 6.894, de 16 de dezembro de 1980. **Presidência da República**: Casa Civil - Subchefia para Assuntos Jurídicos, Brasília, DF, 16 dez. 1980.
- BOLINDER, M.A. *et al.* Long-term soil organic carbon and nitrogen dynamics in forage-based crop rotations in Northern Sweden (63–64°N). **Agriculture, Ecosystems & Environment**, [S.L.], v. 138, n. 3-4, p. 335-342, 15 ago. 2010. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agee.2010.06.009>.
- BURKHARDT, Guilherme Macagnan. **USO DA IMAGEM DIGITAL PARA QUANTIFICAÇÃO DE MISTURAS DE ÓLEOS VEGETAIS USADOS COMO MATÉRIA-PRIMA PARA PRODUÇÃO DE POLIURETANAS**. 2015. 64 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Química, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2015.
- COLZANI, Heloisa *et al.* Determinação de fosfato em refrigerantes utilizando um scanner de mesa e análise automatizada de dados: um exemplo didático para ensino de química. **Química Nova**, [S.L.], v. 40, n. 7, p. 833-839, 24 mar. 2017. Sociedade Brasileira de Química (SBQ). <http://dx.doi.org/10.21577/0100-4042.20170035>.
- COSTA, Roberta Perroni Marouço da. **DESENVOLVIMENTO DE MÉTODO PARA DETERMINAÇÃO DO TEOR DE BIODIESEL EM ÓLEO DIESEL EMPREGANDO TESTE COLORIMÉTRICO E PROCESSAMENTO DE IMAGEM**. 2015. 109 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Química, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2015.
- ERNANI, Paulo Roberto. **QUÍMICA DO SOLO E DISPONIBILIDADE DE NUTRIENTES**. Lages: Udesc, 2008.
- FERNANDES, G. M., *et al.* Novel Approaches for Colorimetric Measurements in Analytical Chemistry – A Review. **Anal. Chim. Acta** 2020, 1135, 187–203.
- FERREIRA, Márcia M. C. *et al.* Quimiometria I: calibração multivariada, um tutorial. **Química Nova**, [S.L.], v. 22, n. 5, p. 724-731, set. 1999. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s0100-40421999000500016>.
- FINKLER, Raquel *et al.* **CIÊNCIAS DO SOLO E FERTILIDADE**. Porto Alegre: Sagah, 2018. Disponível em: <https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788595028135/>. Acesso em: 04 out. 2022.
- GONZALEZ, Rafael C.; WOODS, Richard E.. **Digital Image Processing**. 3. ed. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2008.
- GORTHI, Srikanth *et al.* Soil organic matter prediction using smartphone-captured digital images: use of reflectance image and image perturbation. **Biosystems Engineering**, [S.L.], v. 209, p. 154-169, set. 2021. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2021.06.018>.

HELPER, Gilson A. *et al.* CHEMOSTAT, UM SOFTWARE GRATUITO PARA ANÁLISE EXPLORATÓRIA DE DADOS MULTIVARIADOS. **Química Nova**, [S.L.], v. 38, n. 4, p. 575-579, 2015. GN1 Genesis Network. <http://dx.doi.org/10.5935/0100-4042.20150063>.

KERVRANN, Charles. **Modèles statistiques pour l'analyse d'images, algorithmes et applications en imagerie bio-cellulaire et moléculaire**. Rennes: Hal Open Science, 2010. Interface homme-machine [cs.HC].

LANYON, L. E.; GRIFFITH, W. K. Nutrition and fertilizer use. In: HANSON, A. A.; BARNES, D. K.; HILL JUNIOR, R. R. (Ed.). **Alfalfa and alfalfa improvement**. Madison: Agronomy American Society, 1988. p.333-372.

LAUBE, Alini Lessa. **Pixel e sistema RGB**. Disponível em: <https://blog.render.com.br/design-grafico/pixel-e-sistema-rgb/>. Acesso em: 15 nov. 2022.

LEVKOWITZ, H., *et al.* GLHS: a generalized lightness, hue, and saturation color model. **CVGIP: Graphical Models and Image Processing** 1993, 55 (4), 271–285.

LIU, Ming *et al.* Discrepancy in Response of Rice Yield and Soil Fertility to Long-Term Chemical Fertilization and Organic Amendments in Paddy Soils Cultivated from Infertile Upland in Subtropical China. **Agricultural Sciences In China**, [S.L.], v. 10, n. 2, p. 259-266, fev. 2011. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s1671-2927\(11\)60003-5](http://dx.doi.org/10.1016/s1671-2927(11)60003-5).

MALAVOLTA, Eurípedes. **MANUAL DE QUÍMICA AGRÍCOLA ADUBOS E ADUBAÇÃO**. São Paulo: Agronômica Ceres, 1981.

MASSACHUSETTS, University Of. **UMass Extension Greenhouse Crops and Floriculture Program**. Disponível em: <https://ag.umass.edu/greenhouse-floriculture/greenhouse-best-management-practices-bmp-manual/soil-testing>. Acesso em: 20 maio 2023.

MASINI, Jorge Cesar. DEMONSTRANDO OS FUNDAMENTOS, POTENCIALIDADES E LIMITAÇÕES DA ANÁLISE POR INJEÇÃO SEQUENCIAL. **Química Nova**, São Paulo, v. 31, n. 3, p. 704-708, mar. 2008.

MEHLICH, A. **Determination of P, Ca, Mg, K, Na and NH<sub>4</sub> by North Carolina soil testing laboratories**. Raleigh: University of North Carolina, 1953. 8 p.

MIRANDA, Abhilash Alexander *et al.* New Routes from Minimal Approximation Error to Principal Components. **Kluwer Academic Publishers**, Bruxelas, v. , n. , p. 1-14, jul. 2007.

MOODY, Philip W.; CONG, Phan Thi. **Soil Constraints and Management Package: guidelines for sustainable management of tropical upland soils**. Australia: Australian Centre For International Agricultural Research, 2008.

MORAIS, Pedro Augusto de Oliveira *et al.* Using image analysis to estimate the soil organic carbon content. **Microchemical Journal**, [S.L.], v. 147, p. 775-781, jun. 2019. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.microc.2019.03.070>.

OHTA, J. **Smart CMOS image sensors and applications**. Boca Raton: CRC Press, 2007.

OWENS, P.R.; RUTLEDGE, E.M. MORPHOLOGY. **Encyclopedia Of Soils In The Environment**, [S.L.], p. 511-520, 2005. Elsevier. <http://dx.doi.org/10.1016/b0-12-348530-4/00002-3>.

PAVAN, M. A.; BLOCH, M. de F.; ZEMPULSKI, H. da C.; MIYAZAWA, M.; ZOCOLER, D. C. **Manual de análise química de solo e controle de qualidade**. Londrina: IAPAR, 1992.

PELLIKKA, Petri *et al.* Tropical altitudinal gradient soil organic carbon and nitrogen estimation using Specim IQ portable imaging spectrometer. **Science Of The Total Environment**, [S.L.], v. 883, n. 163677, p. 16367-9878987, jul. 2023. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.163677>.

RAIJ, B. van; ANDRADE, J.C. de; CANTARELLA, H.; QUAGGIO, J.A. **Análise Química para Avaliação da Fertilidade de Solos Tropicais**. Campinas, Instituto Agrônomo, 285p. 2001

RIO, PUC. **Análise Multivariada dos Dados**. Disponível em: [https://www.maxwell.vrac.puc-rio.br/4432/4432\\_6.PDF](https://www.maxwell.vrac.puc-rio.br/4432/4432_6.PDF). Acesso em: 20 nov. 2022.

RUEDIGER, Julianna *et al.* Ocorrência de percevejo marrom em cultivares de soja sob influência da disponibilidade de fósforo e potássio no solo. **Revista Terra & Cultura: Cadernos de Ensino e Pesquisa**, [S.L.], v. 39, n. 76, p. e2626, abr. 2023. ISSN 2596-2809. Disponível em: <<http://periodicos.unifil.br/index.php/Revistatestes/article/view/2626>>. Acesso em: 31 maio 2023.

SÁ, Igor Coreixas de. **QUANTIFICAÇÃO DO CORANTE CARMIN DE ÍNDIGO EM BALA INDUSTRIALIZADA ATRAVÉS DA ANÁLISE DE IMAGENS DIGITAIS**. 2016. 90 f. TCC (Graduação) - Curso de Química, Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2016.

ŠAFRANKO, Silvija *et al.* Designing ColorX, Image Processing Software for Colorimetric Determination of Concentration, To Facilitate Students' Investigation of Analytical Chemistry Concepts Using Digital Imaging Technology. **Journal Of Chemical Education**, [S.L.], v. 96, n. 9, p. 1928-1937, 7 ago. 2019. American Chemical Society (ACS). <http://dx.doi.org/10.1021/acs.jchemed.8b00920>.

SANTANA, Felipe *et al.* EXPERIMENTO DIDÁTICO DE QUIMIOMETRIA PARA CLASSIFICAÇÃO DE ÓLEOS VEGETAIS COMESTÍVEIS POR ESPECTROSCOPIA NO INFRAVERMELHO MÉDIO COMBINADO COM ANÁLISE DISCRIMINANTE POR MÍNIMOS QUADRADOS PARCIAIS: um tutorial, parte v. **Química Nova**, [S.L.], v. 43, n. 3, p. 371-381, fev. 2020. Sociedade Brasileira de Química (SBQ). <http://dx.doi.org/10.21577/0100-4042.20170480>.

SANTOS, Lenio da Silva *et al.* Ácido ascórbico como agente redutor para determinação de fósforo por colorimetria. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 44, n. 6, p. 1015-1018, jun. 2014.

SANTOS, Grazielle *et al.* AVANÇOS ANALÍTICOS BASEADOS EM MODELOS DE CALIBRAÇÃO DE PRIMEIRA ORDEM E ESPECTROSCOPIA UV-VIS PARA AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DA ÁGUA: uma revisão - parte 1. **Química Nova**, [S.L.], v. 45, n. 3, p. 314-323, out. 2021. Sociedade Brasileira de Química (SBQ). <http://dx.doi.org/10.21577/0100-4042.20170830>.

SANTOS, Poliana Macedo dos. **APLICAÇÃO DE IMAGENS DIGITAIS E TÉCNICAS ESPECTROANALÍTICAS COMBINADAS COM QUIMIOMETRIA PARA DETECÇÃO E QUANTIFICAÇÃO DE ADULTERAÇÃO EM LEITE BOVINO**. 2013. 97 f. Tese (Doutorado) - Curso de Química, Universidade Federal de São Carlos, São Carlos, 2013.

SAEYS, W.; MOUAZEN, A.M.; RAMON, H.. Potential for Onsite and Online Analysis of Pig Manure using Visible and Near Infrared Reflectance Spectroscopy. **Biosystems Engineering**, [S.L.], v. 91, n. 4, p. 393-402, ago. 2005. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2005.05.001>.

SILVA, Fábio César da. **Manual de análises químicas de solos, plantas e fertilizantes**. Brasília: Embrapa Informação Tecnológica, 2009.

SILVA, Fábio Cesar da *et al.* Métodos de análises químicas para avaliação da fertilidade do solo. In: SILVA, Fábio Cesar da *et al.* **Análises laboratoriais**. [S.I.]: Embrapa, 2009. p. 109-189.

SILVA, Fábio Cesar da; VAN RAIJ, Bernardo. Disponibilidade de fósforo em solos avaliada por diferentes extratores. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, [S.L.], v. 34, n. 2, p. 267-288, fev. 1999. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s0100-204x1999000200016>.

SURICATA. **Pixel aspect ratio**. Disponível em: [https://en.wikipedia.org/wiki/Pixel\\_aspect\\_ratio#/media/File:PAR-1to1.svg](https://en.wikipedia.org/wiki/Pixel_aspect_ratio#/media/File:PAR-1to1.svg). Acesso em: 16 nov. 2022.

TANG, Huajun *et al.* Estimations of soil organic carbon storage in cropland of China based on DNDC model. **Geoderma**, [S.L.], v. 134, n. 1-2, p. 200-206, set. 2006. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2005.10.005>.

TONIAL, Larissa Macedo dos Santos *et al.* Classification and Total Carbon Determination of the Soils Using RGB Digital Images Combined with Machine Learning. **Communications In Soil Science And Plant Analysis**, [S.L.], v. 54, n. 2, p. 141-153, 10 ago. 2022. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/00103624.2022.2110891>.

VALE, Diego Wyllyam do *et al.* **Manejo da Fertilidade do Solo e Nutrição de Plantas**. Jaboticabal: FCAN, 2010.

VAN RAIJ, Bernardo. **AVALIAÇÃO DA FERTILIDADE DO SOLO**. 2. ed. Piracicaba: Instituto da Potassa & Fosfato, 1983.

VAN RAIJ, B. *et al.* Extraction of phosphorus, potassium, calcium and magnesium from soils by an ion-exchange resin procedure. **Communication in Soil Science and Plant Analysis**, Philadelfia, v. 17, n. 5, p. 547-566, 1986.

VAN RAIJ, Bernardo *et al.* **Boletim 100: Recomendações de adubação e calagem para o Estado de São Paulo**. Campinas: Instituto Agrônomo IAC, 1997.

VÉDÈRE, Charlotte *et al.* Opportunities and limits in imaging microorganisms and their activities in soil microhabitats. **Soil Biology And Biochemistry**, [S.L.], v. 174, n. 108807, nov. 2022. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.soilbio.2022.108807>.



YAMADA, Tsuioshi; ABDALLA, Silvia Regina Stipp e. **FÓSFORO NA AGRICULTURA BRASILEIRA**. Piracicaba: Associação Brasileira Para Pesquisa da Potassa e do Fosfato, 2004.