

## Uso de modelos empíricos obtidos a partir de imagens RapidEye para estimar a concentração de nutrientes no cafeeiro infectada por nematoides

George Deroco Martins <sup>1,3</sup>  
Maria de Lourdes Bueno Trindade Galo <sup>2</sup>  
Bruno Sérgio Vieira <sup>4</sup>  
Ricardo Falqueto Jorge <sup>4</sup>  
Cinara Xavier de Almeida <sup>4</sup>

<sup>1</sup> Universidade Estadual Paulista - Unesp/Programa de Pós Graduação em Ciências Cartográficas  
Caixa Postal 468 - 19060-900 – Presidente Prudente - SP, Brasil  
georgederoco@feciv.ufu.br

<sup>2</sup> Universidade Estadual Paulista - Unesp/Departamento de Cartografia  
Caixa Postal 468 - 19060-900 – Presidente Prudente - SP, Brasil  
mlourdes@unesp.br

<sup>3</sup> Universidade Federal de Uberlândia – UFU/Faculdade de Engenharia Civil  
CEP – 38500-000 – Monte Carmelo - MG, Brasil  
georgederoco@feciv.ufu.br

<sup>4</sup> Universidade Federal de Uberlândia – UFU/Instituto de Ciências Agrárias  
CEP – 38500-000 – Monte Carmelo - MG, Brasil  
{ brunovieira, rfalqueto, cinara }@iciag.ufu.br

**Abstract.** Seeking the improvement of crop productivity, radiometric models and vegetation indexes derived from image data, obtained by remote sensing, has been used for control and continuous monitoring of agricultural areas. From empiric models, it is possible to estimate the nutrients concentration and health parameters of plants infected by pathogens. Regarding this statement, the goal of this study was to evaluate the potential of empiric models to estimate the nutrients concentration in coffee culture infected by nematodes. The empiric models were generated using original bands and vegetation indexes derived from a RapidEye scene. In this approach, it was possible to estimate the concentration of potassium (K) and calcium (Ca) from empiric models, derived from vegetation index SR (simple reason), with a RMSE of 14.7% and 7.5%, respectively. With a model derived from the near-infrared band was possible to estimate the concentration of boron (B) with a RMSE of 13.3%.

**Palavras-chave:** remote sensing, empiric models, concentration of nutrients, coffee culture infected by nematodes.

### 1. Introdução

A produtividade obtida atualmente em lavouras comerciais pelos produtores está muito aquém do potencial, uma vez que não é possível, nem economicamente viável, remover todos os fatores limitantes ao desenvolvimento das culturas, como o fornecimento de doses ótimas de fertilizantes, competição com plantas daninhas e principalmente, danos causados por pragas e patógenos (POVH et al. 2008).

Nas últimas décadas, o uso de imagens obtidas por Sensoriamento Remoto, como ferramentas de planejamento, controle e análise de dados agrícolas, tem sido importante no processo de tomada de decisão, pois a partir de índices de vegetação e modelos radiométricos

é possível identificar áreas específicas que apresentam algum tipo de deficiência nutricional induzida por patógenos (MARTINS e GALO, 2014).

Com a disponibilidade de bandas específicas a detecção do estresse da vegetação, como a banda do vermelho limítrofe presente nos sistemas orbitais comerciais *WorldView 2* e 3, e na constelação *RapidEye*, tornou-se mais precisa a detecção de áreas agrícolas infestadas por parasitas e pragas por meio de classificadores supervisionados e não supervisionados (GARRITY et al., 2013; SANCHES et al., 2014) detecção de níveis de nutrientes foliares por meio da aplicação de índices multiespectrais (EITEL et al., 2011; RAMOELO et al., 2012)

Em aplicações em culturas agrícolas, a maioria dos modelos empíricos e índices de vegetação derivados de imagens multiespectrais são gerados para discriminação de espécies vegetais, estimativa de parâmetros biofísicos (Biomassa, Índice de Área Foliar e Clorofila), estudos fisiológicos e na discriminação de doenças em cultura (APAN et al., 2004, MAHLEIN et al., 2013). Especificamente, a formulação de modelos empíricos para estimativa de nutrientes é baseada na relação da resposta espectral da vegetação em bandas espectrais com a concentração de algum nutriente foliar (RAMOELO et al., 2015; PONZONI et al. 2015).

Nesta premissa e dada à existência de bandas multiespectrais sensíveis ao estresse foliar induzido por patógenos, tais como o vermelho limítrofe e o infravermelho próximo, neste estudo, o objetivo foi avaliar o potencial de modelos radiométricos gerados a partir de bandas originais e índices de vegetação derivados da imagem *RapidEye* em estimar a concentração de nutrientes das folhas em uma cultura de cafeeira infectada por nematoides.

## **2. Metodologia de Trabalho**

### **2.1 Área de Estudos**

O experimento foi conduzido em área agrícola (14 hectares) da no município de Monte Carmelo-MG próximos às coordenadas 18°42'28.9"S 47°33'27.0"W referenciadas no sistema WGS 84, em um Latossolo Vermelho argiloso. A área vem sendo cultivada com cafeeiro arábica nos últimos anos, com plantio no espaçamento de 3,8 x 0,7 m. O talhão levantado trata-se de uma área experimental com incidência de fitonematoides, que caracteriza sintomas reflexos induzidos pelos patógenos e sem a presença de reboleiras nítidas.

A amostragem das folhas foi realizada em uma única campanha de campo, em 10 de março de 2015. Os pontos de amostragem foram definidos em 61 locais, configurados em malha regular espaçada em 5x5m com dimensão de 50x50 m (Figura 1). A posição dos pontos foi obtida a partir de um levantamento geodésico relativo estático com um par de receptores GNSS Topcon Hiper L1/L2.

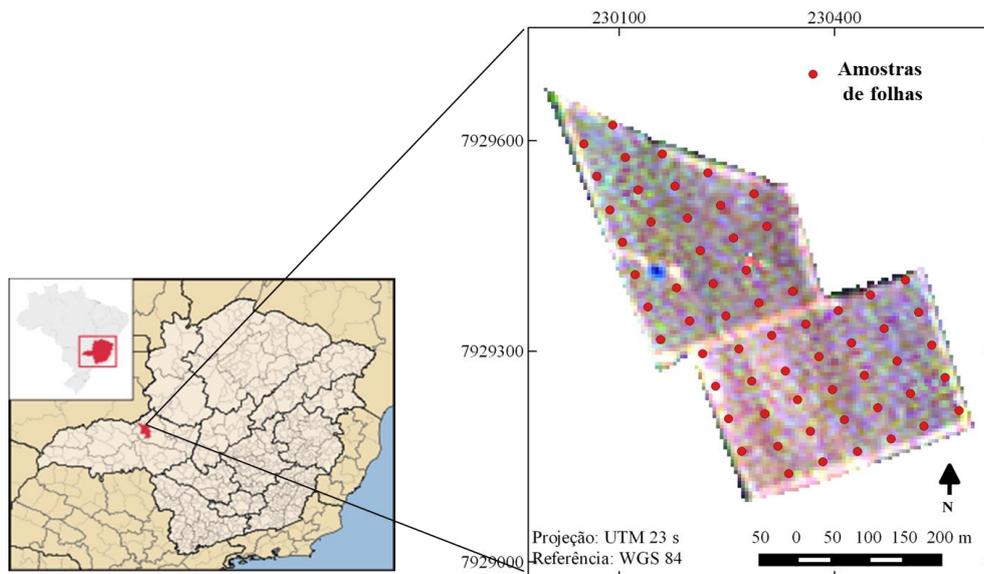


Figura 1. Área de estudos e em vermelho, a configuração dos pontos de amostragem de folhas (61 pontos).

Após a amostragem foliar foi realizada uma análise do tecido vegetal (Embrapa, 2009), medindo-se a concentração dos nutrientes: Potássio (K), Cálcio (Ca) e Boro (B). Em termos de concentração, K e Ca foram estimados em Gramas/Quilogramas (g/Kg) e o Boro em Miligramas/ Quilogramas (mg/Kg) de biomassa vegetal (folhas de café).

## 2.1 Aquisição e Processamento de Imagem Multiespectral

Com intuito de relacionar as propriedades radiométricas de imagens multiespectrais com as concentração de nutrientes, foi utilizada uma imagem do sensor RapidEye para o desenvolvimento do experimento. Nesta condição, a opção por imagens de alta resolução espacial é justificada pelo tamanho da área experimental, a qual é relativamente pequena (14 hectares), e pela dificuldade de relacionar geograficamente a posição dos pontos levantados in situ com a respectiva rotulação em imagens de média resolução espacial.

O pré-processamento da imagem seguiu a metodologia de correção apresentada em Martins e Galo (2014). As imagens foram adquiridas pelo Ministério do Meio Ambiente ([geocatalogo.mma.gov.br](http://geocatalogo.mma.gov.br)) com nível de processamento chamado de *Basic Level 1B*, correspondente ao nível básico de correção geométrica e radiométrica, incluindo correções de erros inerentes aos sensores e relacionando-a a um sistema de referência.

Não houve a necessidade de calibração radiométrica das cenas, uma vez que as imagens RapidEye incorporam essa correção, feita pelo segmento de distribuição das imagens (FELIX, 2009). Por outro lado, esse dado não possui qualquer tipo de tratamento atmosférico para os efeitos da absorção e do espalhamento da REM, de modo que foi realizada uma correção atmosférica em cada uma das cenas adquiridas. A correção atmosférica foi realizada no software *ENVI 4.8*, com o uso do módulo de correção FLAASH, o qual é baseado no modelo atmosférico *MODTRAN 4* proposto por (KAUFMAN et al., 1997).

Deve-se ressaltar que houve a necessidade de aplicar um fator de escala de 1000 sobre os pixels da imagem, no processo de correção atmosférica, para que o valor da reflectância dos pixels, os quais têm atributos expressos em Reflectância de Superfície, fossem positivos.

## 2.3 Definição dos Modelos Empíricos para Estimativa da Concentração de Nutrientes Foliare

Dentre os potenciais bandas e índices avaliados para geração dos modelos, considerou-se as cinco bandas originais do sensor RapidEye: Banda 1-Azul; Banda 2-Verde; Banda 3-Vermelho; Banda 4-Vermelho Limítrofe, Banda 5-Infravermelho Próximo, os índices SR (Simple Ratio) e NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) (Rouse et al., 1973), o índice derivado da banda do vermelho limítrofe VOGRE (Vogelmann Red Edge) (Vogelmann et al. 1993) e dois índices derivados das bandas originais definidos empiricamente: 1-NDVI<sub>3,4</sub>(definido pela diferença normalizada entre a banda do vermelho e do vermelho limítrofe); 2-NDVI<sub>4,5</sub> (definido pela diferença normalizado entre o vermelho limítrofe e infravermelho próximo). Os índices são definidos conforme as equações da Tabela 1.

Tabela 1. Fórmulas aplicadas as bandas originais da imagem RapidEye para formação de índices multiespectrais

Índices de Vegetação	Equações
SR	Banda 3/Banda 5
NDVI	(Banda 5 – Banda 3)/(Banda 5 + Banda 3)
VOGRE	Banda 4/Banda 5
NDVI <sub>3,4</sub>	(Banda 4 – Banda 3)/(Banda 4 + Banda 3)
NDVI <sub>4,5</sub>	(Banda 5 – Banda 4)/(Banda 5 + Banda 4)

Os modelos empíricos foram definidos a partir de equações de regressão lineares simples entre valores radiométricos medidos na imagem RapidEye e a concentração de nutrientes das folhas obtida na análise fisiológica. Para tanto se considerou a reflectância de superfície de bandas, valores digitais índices de vegetação e a concentração dos nutrientes: K, Ca e B de 30 amostras (definidas aleatoriamente) entre os 61 pontos de coletas contidos dentro da área (Figura 1).

O critério para escolha das bandas e dos índices de vegetação para composição dos modelos foi definido a partir dos canais que apresentaram uma significativa e maior correlação com a concentração de nutrientes. Deste modo, definiu-se como significativa à correlação superior a 50% e um nível de significância de 5%.

A validação da precisão dos modelos empíricos foi realizada estimando-se as concentrações de nutrientes em 20 (definidos aleatoriamente) dos 61 pontos amostrados *in situ*. A partir dos dados de discrepância entre a concentração de nematoides/cm<sup>3</sup> observada e estimada, foi calculado o erro médio quadrático (RMSE) da amostra. O RMSE e erro (RMSE(%)) é calculado a partir do modelo da equação 1 e 2.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x_{med})^2}{n}} \quad (1)$$

$$RMSE (\%) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x_{med})^2}{n}} \times \frac{100 \times n}{\sum_{i=1}^n x_{med}} \quad (2)$$

Onde,  $x_i$  e  $x_{med}$  representam o valor estimado e medido *in situ* de nematoides/cm<sup>3</sup>, respectivamente, e  $n$  é o número de amostras.

## 3. Resultados e Discussões

### 3.1 Correlação entre a Concentração de Nutrientes Foliare e Dados Raiométricos da Imagem RapidEye

O correlograma da Figura 2 apresenta a relação entre a concentração dos nutrientes (K, Ca e B) e a reflectância de superfície das bandas originais e os números digitais dos índices multispectrais do sensor RapidEye.

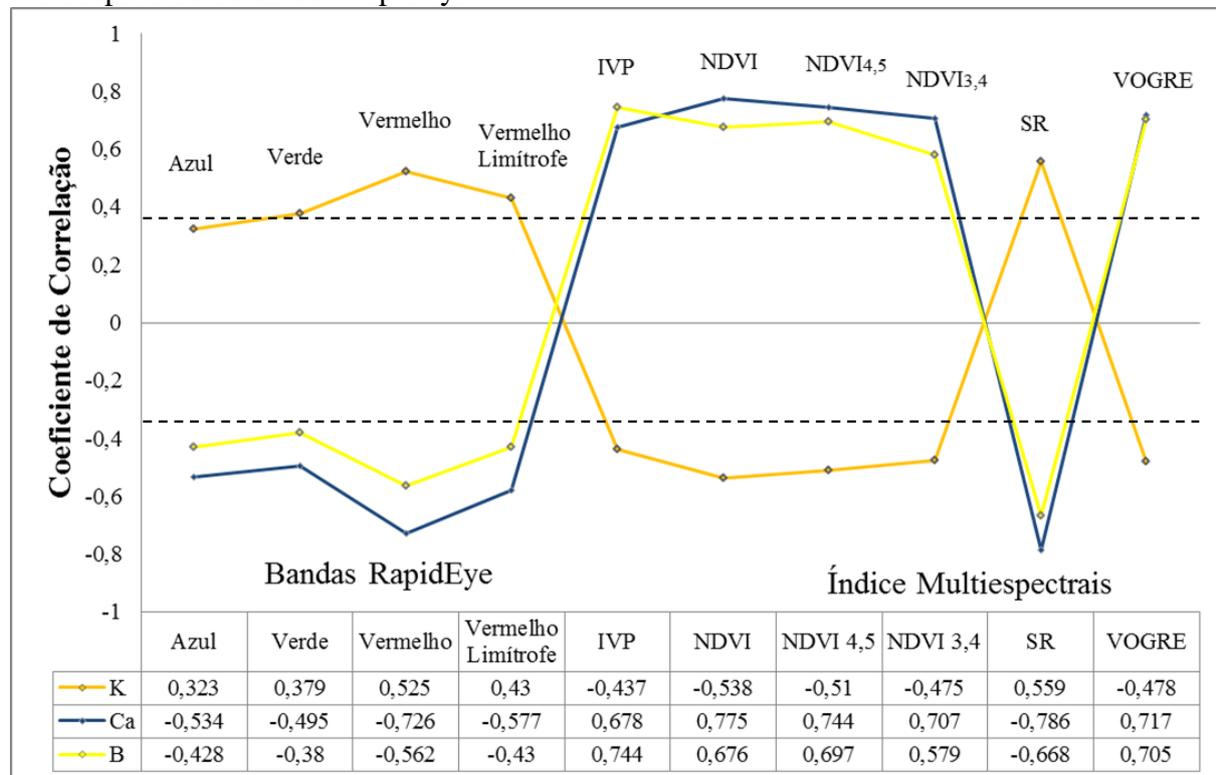


Figura 2. Correlação entre os nutrientes foliares e a reflectância de superfície e os valores digitais dos índices multispectrais RapidEye. (curva alaranjada – K, curva azul – Ca e curva amarela – B).

As correlações estatisticamente significativas ( $P$ -valor < 0,05) são indicadas por variáveis que estão abaixo e acima da linha tracejada. A única correlação que não foi significativa foi à relação entre o nutriente K e a banda do azul. Em geral as relações entre os índices de vegetação, a banda do infravermelho próximo e os nutrientes resultaram em correlações maiores que as relações formadas pelas bandas do visível, com exceção da relação entre a banda do vermelho com o Ca, a qual apresentou uma correlação de -0,726.

A correlação entre as quatro bandas do visível e os nutrientes K e B não foram maiores que +/-0,55. Em contrapartida, em estudos, como de Noori et al. (2016), os nutrientes K e B presentes na culturas da oliveira, apresentaram alta correlação com as bandas do visível e apenas com o índice de vegetação NDVI derivado das imagens do sensor ALOS-AVNIR-2.

A concentração dos nutrientes K e Ca apresentaram maior correlação com o índice de vegetação SR, 0,559 e -0,786, respectivamente. Pohv et al. (2008) também relataram alta correlação entre a concentração de nutrientes e os índice SR e NDVI, nesta ocasião a concentração de nitrogênio foliar presente em cereais (milho e trigo) apresentou correlações superiores a 0,9 com o índice NDVI.

A concentração de Boro apresentou correlações próximas às obtidas a partir das relações entre a concentração de Ca e todas as bandas e os índices de vegetação, porém, para este nutriente, a maior correlação foi resultante da relação com a banda do infravermelho próximo, 0,774.

### 3.2 Análise da Precisão dos Modelos Empíricos de Estimativa da Concentração de Nutrientes Foliare

Na Figura 3 são apresentados os gráficos de regressão entre a concentração de nutrientes observada: K (eixo Y)/ valor do índice SR (eixo X) (gráfico A), Ca (eixo Y)/ valor do índice SR (eixo X) (gráfico B) e B (eixo Y)/ reflectância de superfície IVP (eixo X) (gráfico C). As equações de regressão linear, o coeficiente de determinação ( $R^2$ ) e o p-valor, resultantes de cada relação, são apresentados no lado esquerdo superior de cada gráfico. O desempenho dos modelos de predição para concentração de cada nutriente expressos pelo erro médio quadrático é apresentado nos gráficos que expressam a relação entre a concentração do nutriente observado (eixo X) e o nutriente estimado (eixo Y) ((K) gráfico A1; (Ca) gráfico B1 e; (B) gráfico C1).

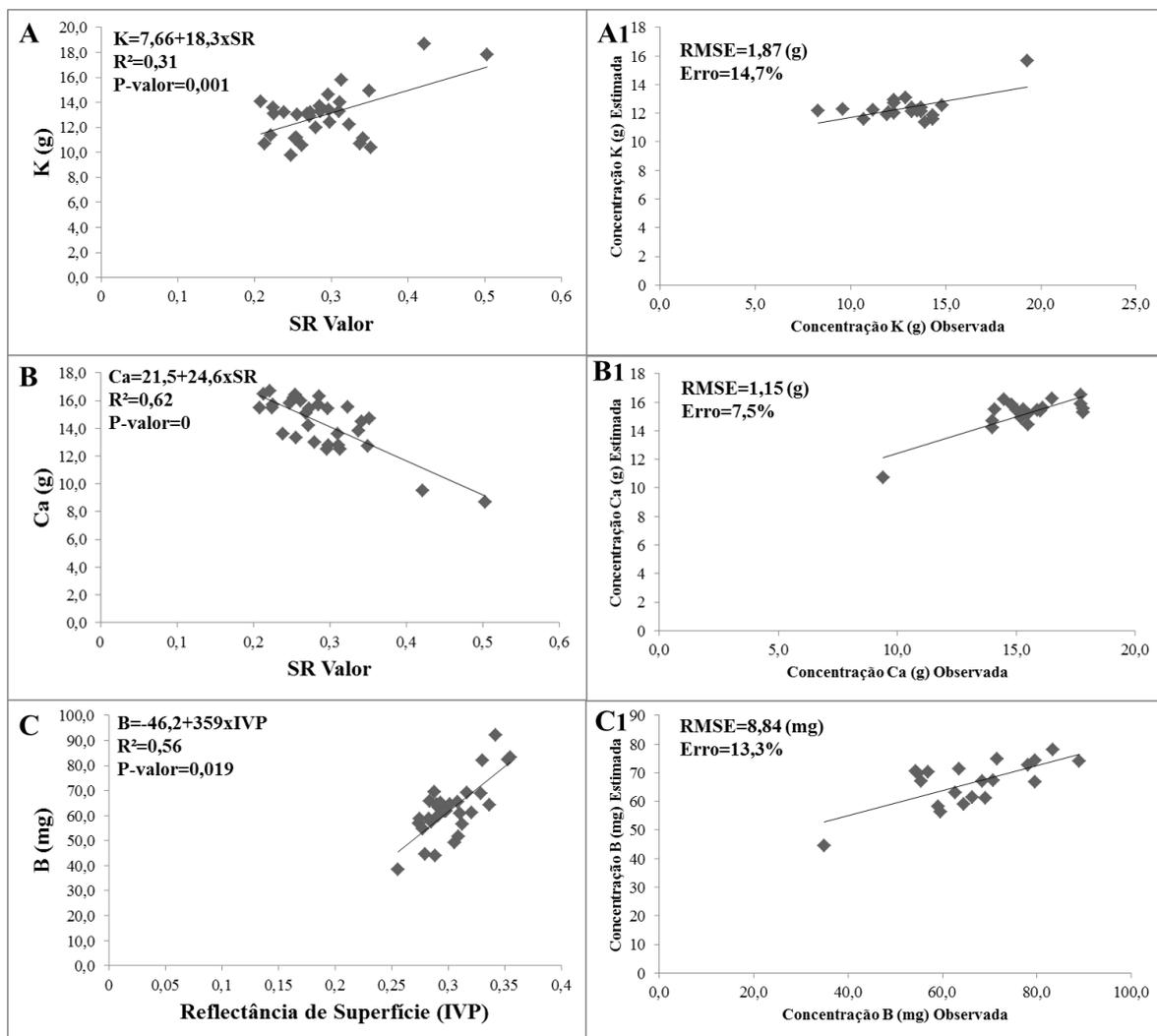


Figura 3. À esquerda, gráficos de regressão entre a concentração de nutrientes observada (eixo Y) e valor digital da imagem (eixo X). À direita, relação entre a concentração de nutrientes estimada (eixo Y) e a concentração de nutrientes observada (eixo X) (gráficos A e A1 (K); gráficos B e B1 (Ca) e; gráficos C e C1 (B)).

O modelo empírico que obteve maior  $R^2$  foi o modelo de estimativa do nutriente Ca, 0,62 (gráfico B), seguido do modelo de estimativa do B e K, os quais apresentaram um  $R^2$  de 0,56 (gráfico C) e 0,31 (gráfico A), respectivamente. O p-valor para todos os modelos foi

significativo apresentando um valor menor que 0,05. No trabalho de Noori et al 2016, a partir do índice SAVI (Índice de Vegetação Ajustado ao Solo) derivado das imagens ALOS-AVNIR-2 os nutrientes B e K foram estimados na cultura da oliveira com um  $R^2$  de 0,98 e 0,99 respectivamente.

Estudos demonstram também a possibilidade de estimar nutrientes da de culturas a partir de modelos empíricos derivados de sensores de média resolução espacial. Em Nutter et al. (2002), por intermédio de um modelo empírico derivado da banda do infravermelho próximo do sensor LandSat 7, os autores relacionaram a concentração de proteínas na soja infectada por nematoides com um  $R^2$  de 90%.

O modelo empírico que apresentou o menor erro na estimativa da concentração de nutrientes foi o de estimativa de Ca, 7,5%, seguido dos modelos de estimativa de B e K, 13,3% e 14,7%, respectivamente. Em Oumar et al. 2014, da deficiência de nutrientes em eucaliptos foi estimado com um erro de 3,7%, a partir de modelos empíricos derivados da banda do vermelho limítrofe de uma imagem tomada pelo satélite WorldView 2.

#### 4. Distribuição Espacial da Concentração de Nutrientes Foliares

A Figura 4 apresenta os mapas cor-valor de concentração de nutrientes gerados a partir dos modelos de regressão linear (A-Concentração de K; B-Concentração de Ca e; Concentração de B).

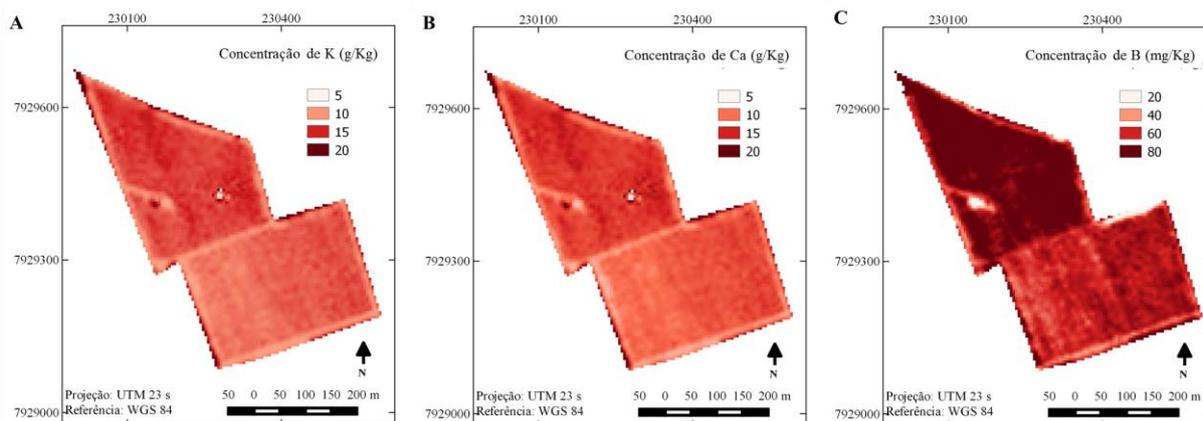


Figura 4. A-Mapa cor-valor de concentração de K (g/Kg); B-Mapa cor-valor de concentração de Ca (g/Kg); C-Mapa cor-valor de concentração B (g/Kg).

A partir dos mapas de concentração dos nutrientes K e Ca nota-se pouca variação de concentração ao longo de todo o talhão, predominado a concentração de 10 g/Kg na porção inferior do talhão e 15 g/Kg na porção superior do talhão. Nota-se uma faixa sutil no lado esquerdo da porção superior do talhão, evidenciando concentrações de até 20 g/Kg.

O mapa de concentração do B apresentam valores que se alternam entre 60 de 80 mg/Kg em praticamente toda a porção inferior do talhão. Na porção superior do talhão, a concentração de 80 mg/Kg predomina em 90% da área, apresentando pequenas faixas com a concentração de 60 mg/Kg.

#### 4. Conclusões

1-As bandas do visível apresentaram uma significativa correlação com o a concentração de nutrientes, porém com valores não expressivos. Em contrapartida, os índices de vegetação apresentaram uma alta correlação com a com a concentração de nutrientes, sendo mais significativa nas relações com as concentrações de Ca e B. A partir índice SR foi possível

estimar a concentração de K e Ca, e a concentração de B foi estimada pelo modelo empírico derivado da banda do infravermelho próximo.

2-O modelo empírico de estimativa da concentração do nutriente Ca foi o que apresentou um maior  $R^2$  e conseqüentemente um menor RMSE. Em virtude de moderados patamares de correlação com os índices de vegetação, o modelo de estimativa da concentração de K obteve um menor  $R^2$ , ocasionando em um maior RMSE.

3-O mapas de concentração de K e Ca apresentaram uma distribuição espacial semelhante, evidenciando uma concentração homogênea de nutrientes em praticamente todo o talhão. De forma oposta, o mapa de concentração B separou o talhão em duas nítidas áreas de concentrações.

## Referências Bibliográficas

Apan, A.; Held, A.; Phinn, S.; Markley, J. Detection of sugarcane 'orange rust' disease using EO-1 Hyperion hyperspectral imagery. **International Journal of Remote Sensing**, 25, pp. 489–498, 2004.

Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária - EMBRAPA. Manual de análises químicas de solos, plantas e fertilizantes. 2.ed. Brasília, Informação Tecnológica, 2009. 628p.

Eitel, J. U. H et al. Broadband, red-edge information from satellites improves early stress detection in a New Mexico conifer woodland. **Remote Sensing of Environment**. v. 115, i. 12, 15, p. 3640–3646, 2011.

Garrity, S. R. et al. Quantifying tree mortality in a mixed species woodland using multitemporal high spatial resolution satellite imagery. **Remote Sensing of Environment**, e. 129 p.54–65, 2013.

Martins, G. D.; GALO, M. L. B. T. Detecção de áreas infestadas por nematoides e *Migdolus fryanus* em cultura canavieira a partir de imagens multiespectrais Rapideye. **Revista Brasileira de Cartografia**, Brasília, v. 2, n. 66, p.285-301, 01 jun. 2014

Mahlein, A.K. et al. Development of spectral indices for detecting and identifying plant diseases. **Remote Sensing Of Environment**, v. 128, p.21-30, jan. 2013.

Noori, O.; Panda, S. S. Site-specific management of common olive: Remote sensing, geospatial, and advanced image processing applications. **Computers And Electronics In Agriculture**, v. 127, p.680-689, set. 2016.

Oumar, Z.; Mutanga, O. Integrating environmental variables and WorldView-2 image data to improve the prediction and mapping of *Thaumastocoris peregrinus* (bronze bug) damage in plantation forests. **Isprs Journal Of Photogrammetry And Remote Sensing**, [s.l.], v. 87, p.39-46, jan. 2014.

Ponzoni, F. J. et al. **Sensoriamento Remoto no Estudo da Vegetação**. São José dos Campos, SP. Editor Parêntese, 2015. 164p.

Povh, F. P. et al. Comportamento do NDVI obtido por sensor ótico ativo em cereais. **Pesq. Agropec. Bras.** , v. 43, n. 8, p.1075-1083, ago. 2008.

Ramoelo, Abel et al. Regional estimation of savanna grass nitrogen using the red-edge band of the spaceborne RapidEye sensor. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, e.19 p.151–162, 2012.

Sanches, I. D. et al.. Spectroscopic remote sensing of plant stress at leaf and canopy levels using the chlorophyll 680nm absorption feature with continuum removal. **Isprs Journal Of Photogrammetry And Remote Sensing**, v. 97, p.111-122, nov. 2014.