

UFRRJ

**PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA
TECNOLOGIA E INOVAÇÃO EM AGROPECUÁRIA**

TESE

**Utilização de Imagens do ALOS/PALSAR no
Mapeamento Digital de Atributos Físicos dos Solos**

Thiago Andrade Bernini

2016



**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA, TECNOLOGIA E
INOVAÇÃO EM AGROPECUÁRIA**

**UTILIZAÇÃO DE IMAGENS ALOS/PALSAR NO MAPEAMENTO
DIGITAL DE ATRIBUTOS FÍSICOS DOS SOLOS**

THIAGO ANDRADE BERNINI

Sob a Orientação do Professor
Mauro Antonio Homem Antunes

e Coorientação do Pesquisador
Cesar da Silva Chagas

Tese submetida como requisito parcial para obtenção do grau de **Doutor**, no Programa de Pós-Graduação em Ciência, Tecnologia e Inovação em Agropecuária, Área de Concentração em Recursos Naturais e Proteção Ambiental

Seropédica, RJ
Fevereiro de 2016

631.4
B528u

T

Bernini, Thiago Andrade, 1984-

Utilização de imagens ALOS/PALSAR no mapeamento digital de atributos físicos dos solos / Thiago Andrade Bernini. – 2016.

xxi, 101 f.: il.

Orientador: Mauro Antonio Homem Antunes.

Tese (doutorado) – Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Curso de Pós-Graduação em Ciência, Tecnologia e Inovação Agropecuária, 2016.

Bibliografia: f. 82-90.

1. Solos – Análise - Teses. 2. Sensoriamento remoto por microondas - Teses. 3. Radar nas geociências – Teses. 4. Mapeamento do solo - Teses. 5. Levantamentos do solo – Teses. I. Antunes, Mauro Antonio Homem, 1963- II. Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro. Curso de Pós-Graduação em Ciência, Tecnologia e Inovação Agropecuária. III. Título.

É permitida a cópia parcial ou total desta tese, desde que citada a fonte.

UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA TECNOLOGIA E
INOVAÇÃO EM AGROPECUÁRIA

THIAGO ANDRADE BERNINI

Tese submetida como requisito parcial para obtenção do grau de **Doutor**, no Programa de Pós-graduação em Ciência Tecnologia e Inovação Agropecuária, área de concentração em Recursos Naturais e Proteção Ambiental.

TESE APROVADA EM 26/02/2016

Cesar da Silva Chagas. Dr. Embrapa Solos
(Co-orientador)

Edson Eyji Sano. Ph.D. Embrapa Cerrados

Helena Saraiva Koenow Pinheiro. Dra. UFRRJ

Lúcia Helena Cunha dos Anjos. Ph.D. UFRRJ

Waldir de Carvalho Júnior. Dr. Embrapa Solos

DEDICATÓRIA

**Dedico aos meus pais, avós e irmão
que me incentivaram e que
compreenderam os momentos de ausência.
Dedico à minha esposa Thalita, que me deu
amor, coragem e apoio para seguir com o estudo.**

AGRADECIMENTOS

A Deus, por tudo;

À minha esposa, Thalita Russoni de Carvalho Bernini, pelo companheirismo, paciência e estímulo;

Aos meus pais, Ronaldo e Célia, ao meu irmão Vinícius, e minhas avós, Eunilda e Geny, pelo apoio;

À minha sogra, Marinea, por me acolher em sua casa com todo carinho;

Aos meus familiares;

Aos órgãos financiadores da pesquisa: Embrapa Solos e CNPq;

Ao Programa de Pós-Graduação em Ciência, Tecnologia e Inovação em Agropecuária pelo apoio prestado.

Ao IFRJ pela liberação para a realização do curso e para o desenvolvimento da pesquisa.

Ao professor orientador Mauro Antonio Homem Antunes e ao pesquisador coorientador Cesar da Silva Chagas pela confiança, atenção, disposição, apoio, compreensão e a amizade;

Aos professores Marcos Gervasio Pereira e Lúcia Helena Cunha dos Anjos pelos ensinamentos e o incentivo na área da pesquisa que contribuíram muito para minha formação;

Ao amigo André Geraldo de Lima Moraes pelo grande apoio nos scripts do R para executar os métodos de predição que contribuíram muito para o desenvolvimento da tese;

Ao amigo Arcângelo Loss pelo exemplo de profissionalismo e pelo apoio em todas as etapas da minha vida profissional;

E a todos, que direta ou indiretamente, contribuíram para a realização deste trabalho.

Muito obrigado.

RESUMO GERAL

BERNINI, Thiago Andrade. **Utilização de imagens ALOS/PALSAR no mapeamento digital de atributos físicos dos solos**. 101f. Tese (Doutorado em Ciência, Tecnologia e Inovação em Agropecuária, Recursos Naturais e Proteção Ambiental). Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-graduação, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro. Seropédica, RJ: UFRRJ, 2016.

O levantamento e a análise da espacialização dos atributos do solo através de ferramentas de geoestatística são fundamentais para que cada hectare de terra seja cultivado segundo as suas reais aptidões. As imagens de radar de abertura sintética (SAR) têm um grande potencial para a estimação de umidade do solo e, desta forma, estes sensores podem auxiliar no mapeamento de propriedades físicas e físico-hídricas dos solos. O objetivo geral deste estudo foi avaliar o potencial de utilização de imagens de radar (micro-ondas) ALOS/PALSAR na identificação de solos em uma área da Formação Botucatu, dominada por solos de textura arenosa e média no município de Mineiros - GO. A área tem aproximadamente 946 ha, com o relevo da região variando de plano a suave ondulado e geologia da área é composta basicamente, por Arenitos da Formação Botucatu. No presente estudo foram amostrados 84 pontos para calibração e 25 pontos para validação, coletados nas profundidades de 0-20 cm e 60-80 cm. As amostras de solo analisadas para a determinação de areia, silte, argila, capacidade de campo (CC), ponto de murcha permanente (PMP) e água total disponível (AD). Para o desenvolvimento do trabalho foram adquiridas imagens de cinco datas e diferentes polarizações, totalizando 14 imagens, que foram processadas para a correção geométrica e correção radiométrica, utilizando o MDE. Também foram gerados covariáveis dos atributos do terreno: elevação (ELEV), declividade (DECLIV), posição relativa da declividade (PR-DECL), distância vertical do canal de drenagem (DVCD), fator-ls (FATOR-LS) e distância euclidiana (D-EUCL). A predição dos atributos do solo foi realizada utilizando os métodos Random Forest (RF) e Random Forest Krigagem (RFK), tendo como covariáveis preditoras as imagens de radar e os atributos do terreno. O processamento das imagens do radar ALOS/PALSAR possibilitou as correções geométrica e radiométrica, transformando os dados em unidades de coeficiente de retroespalhamento (σ^0) corrigidos pelo modelo digital de elevação (MDE). As imagens adquiridas representaram de forma ampla as variações de σ^0 ocorridos em diferentes datas. Os solos da área de estudo são predominantemente arenosos, com a maioria dos pontos amostrados classificados como NEOSSOLOS QUARTZARÊNICOS, seguidos dos LATOSSOLOS. Os modelos RF empregados para a predição dos atributos físicos e físico-hídricos dos solos proporcionaram a análise da contribuição das covariáveis preditoras. Os atributos do terreno que exerceram maior influência na predição dos atributos estudados estão relacionados à elevação. As imagens de 03/05/2009 (HH1, VV1, HV1 e VH1) e 26/09/2010 (HH3 e HV3), obtidas em períodos mais secos, tiveram melhores correlações com os atributos do solo. As análises dos semivariogramas dos resíduos da predição dos modelos RF demonstraram maior dependência espacial na camada de 60 a 80 cm. A abordagem da Krigagem somada ao modelo RF contribuíram para a melhoria da predição dos atributos areia, argila, CC e PMP. O uso de imagens de radar ALOS/PALSAR e atributos do terreno como covariáveis em modelos RFK mostrou potencial para estimar os atributos físicos (areia e argila) e físico-hídricos (CC e PMP), que podem auxiliar no mapeamento de solos associados aos materiais de origem da Formação Botucatu.

Palavras-chave: Micro-ondas. Formação Botucatu. *Random Forest*.

GENERAL ABSTRACT

BERNINI, Thiago Andrade. **in Digital mapping of physical attributes of soils using ALOS/PALSAR images.** 101p. Thesis (Doctorate in Science, Technology and Innovation in Agriculture, Natural Resources and Environmental Protection). Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-graduação, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro. Seropédica, RJ: UFRRJ, 2016.

The survey and analysis of the spatial distribution of soil attributes through geostatistics tools are essential for agricultural land use according to soil capability. The images of synthetic aperture radar (SAR) have great potential for soil moisture estimation and, thus, these sensors can assist in mapping the physical-hydric and physical properties of soils. The overall objective of this study was to evaluate the potential use of radar images (microwave) ALOS/PALSAR on the identification of soils in an area of the Botucatu formation, dominated by sandy and medium texture soils in the municipality of Mineiros, Goiás State, Brazil. The area has approximately 946 hectares, with the relief of the region ranging from plain to low undulating hills and the geology of the area is composed basically by sandstones of the Botucatu formation. In the present study there were sampled 84 points for calibration and 25 points for validation, collected in the depths of 0-20 cm and 60-80 cm. The soil samples were analyzed for the determination of sand, silt, clay, field capacity (CC), permanent wilting point (PMP) and total water available (AD). For the development of the work were acquired ALOS/PALSAR radar images of five dates and different polarizations, totaling 14 images, which were processed for the geographic and radiometric corrections, using a DEM. Were also generated covariates of terrain attributes: high (ELEV), slope (DECLIV), relative position of the slope (PR-DECL), vertical distance of the drainage channel (DVCD), ls factor (FACTOR-LS) and Euclidean distance (D-EUCL). Prediction of soil attributes was performed using Random Forest methods (RF) and Random Forest Kriging (RFK), having as predictive covariates the radar imaging and terrain attributes. Image processing of the ALOS/PALSAR radar images enabled the geographical and radiometric corrections, transforming the data into backscatter coefficient (σ^0) in units of dB, corrected by digital elevation model (MDE). The acquired images represented broad *range* of σ^0 between the different dates. The soils of the study area are predominantly sandy, with most of the sampled points classified as *Neossolos Quartzarênicos* (Entisols), followed by *Latossolos* (Oxisols). The RF models employed for prediction of physical-hydric and physical attributes of soils provided an analysis of the contribution of these covariates in the predictive models. The landscape attributes that caused the largest impact in the prediction of the studied attributes are related to the altitude. The images of 5/3/2009 (HH1, VV1, HV1 and VH1) and 9/26/2010 (HH3 and HV3), obtained in drier periods, had best correlations with the soil attributes. The analysis of the semivariograms of the RF prediction models residues demonstrated greater spatial dependence in the 60 to 80 cm layer. The Kriging approach coupled with RF model contributed to the improvement of the prediction of sand, clay, CC and PMP. Using ALOS/PALSAR radar images and terrain attributes as covariates in RFK models showed potential to estimate the physical (sand and clay) and physical-hydric (CC and PMP) attributes, which can assist in mapping of soils associated with the Botucatu formation parent materials.

Key words: Microwave. Botucatu sandstone formation. Random Forest.

RESUMEN AMPLIADO

BERNINI, Thiago Andrade. **Utilización imágenes ALOS/PALSAR en cartografía digital de atributos físicos de los suelos.** 2016. 101p. Tesis (Doctorado en Ciencia, Tecnología e Innovación en Agricultura). Pró-reitoria de Pesquisa e Pós Graduação. Universidade Federal Rural de Rio de Janeiro, RJ, 2016.

1. Introducción

El conocimiento de la variabilidad espacial de las propiedades de los suelos es importante para la comprensión de las relaciones suelo-paisaje, definición de prácticas de manejo y evaluación de la calidad ambiental de los ecosistemas. La textura del suelo es una información esencial para la comprensión del movimiento de agua en el suelo, lo manejo de la fertilización, la definición de prácticas conservacionistas y planificación ambiental, siendo también usado en la definición de clases taxonómicas (MULLA e MCBRATNEY, 2002). Los suelos de textura arenosa son considerados muy frágiles, pues su uso intensivo puede causar disminución de los contenidos de materia orgánica, reduciendo aún más la capacidad de almacenamiento de agua y adsorción de nutrientes, haciendo el suelo susceptible a la erosión, y acelerando la pérdida de nutrientes por lixiviación.

La disponibilidad de productos de detección remota y el uso de herramientas de cartografía digital de suelos han facilitado el dimensionamiento de áreas en cuanto a la capacidad de soporte para diferentes manejos y usos. Entre los productos de la detección remota están las imágenes de radar de apertura sintética (SAR), que poseen fuente propia de radiación eletromagnética y emiten ondas en el rango espectral de las microondas. Estas imágenes son muy útiles para regiones de clima tropical, ya que sufren poca influencia de las nubes, capaces de obtener informaciones de la superficie y del suelo (ULABY et al., 1996).

Los sensores SAR tienen un gran potencial para la observación de humedad del suelo, basado en el grande contraste entre las propiedades dieléctricas del agua líquida (~80) y del suelo seco (<4) (Ulaby et al., 1996). El comportamiento dieléctrico del suelo también es afectado por la distribución de los tamaños de los granos por medio de la cantidad de agua libre (SRIVASTAVA et al., 2006). De esta forma, la variación de la cantidad de agua en el suelo puede ser detectada por sensores de microondas y está directamente relacionada a la capacidad de retención de agua por el suelo, que por su parte, está relacionada con la textura del suelo.

Muchos esfuerzos han sido hechos para desarrollar modelos que permitan obtener la humedad del suelo a partir de SAR (MORAN et al. 2000; SANLI et al., 2008; LIEVENS et al., 2011; SATALINO et al., 2013), así como estimar de forma indirecta la textura del suelo (PRAKASH et al., 2009; ZRIBI et al., 2012). Sin embargo, la respuesta de los blancos al retroespalhamento de las microondas no depende sólo del contenido de humedad del suelo, pero también de la rugosidad de la superficie del suelo y de la vegetación.

En análisis de la estimación de la humedad volumétrica (U_v) del suelo con imágenes ALOS/PALSAR (banda L) de una serie temporal continua en el sur de Australia, Satalino et al. (2013) confirmaron la buena sensibilidad de los datos de banda L a los cambios de humedad del suelo e indicaron acurácia de aproximadamente 6,0% v/v, evaluada al largo de más de 270 observaciones. El mapa de la estimación de la U_v también demuestra el potencial de datos SAR banda L para resolver patrones espaciales de la U_v reflejando la distribución de la precipitación en zonas agrícolas.

Nuevos abordajes de modelado cuantitativo han sido propuestas, a fin de describir, clasificar y estudiar los patrones de variación espacial de los suelos en el paisaje, objetivando mejorar el conocimiento de esta variabilidad, de la precisión y de la calidad de la información, a través de diversas técnicas cuantitativas. De esa manera, numerosos métodos fueron desarrollados para predicción de la distribución espacial de atributos del suelo, de entre ellos, el modelo Random Forest (RF) que es un método de minería de datos por árbol de decisión, que posibilita resolver las relaciones complejas y no-lineales entre las propiedades del suelo y variables predictoras (GUO et al., 2015), no explicadas por la regressão lineal. A fin de superar la desventaja del método, que hube ignorado las influencias de las correlaciones espaciales entre datos vecinos en la predicción de la distribución de los atributos del suelo, Guo et al. (2015) utilizaron un método híbrido, que considera el resultado del modelo RF más la Krigagem de su residuo, para la predicción de la materia orgánica del suelo. El método propuesto es semejante la técnica de regresión Krigagem (RK) que ha sido ampliamente empleada (ODEH et al. 1995; ZHANG et al., 2012).

La investigación tuvo como objetivo general evaluar el potencial de utilización de imágenes de radar (microondas) ALOS/PALSAR en el cartografía de atributos físicos y físico-hídricos en una área de la Formación Botucatu, dominada por suelos de textura arenosa y media en el municipio de Mineiros - GO.

2. Materiales y Métodos

2.1. Características del Área

El área de estudio está situada en la microcuenca del Ribeirão Quejada, municipio de Mineros, suroeste del estado de Goiás, Brazil, que por su parte está insertada en el alta cuenca hidrográfica del Río Araguaia. El área tiene aproximadamente 946 ha, siendo 364 ha cubiertos por vegetación arbórea del cerrado y 582 ha utilizados en la producción de caña-de-azúcar, pertenencia a la Hacienda Araucária, de coordenadas UTM datum WGS84, zona 22K, 287.728 m E y 8.031.270 m N.

Por los criterios de Köppen, la región es clasificada como siendo de clima tropical lluvioso Aw (caliente y húmedo, con verano húmedo e invierno seco), con temperatura media anual de 18 a 32 °C y precipitación pluvial media anual, en torno a 1700 mm, siendo que el periodo lluvioso se extiende de noviembre a mayo, ocasión en que son registradas más del 80% del total de las lluvias del año.

El área presenta altitudes que varían de 742 a 851 m y relieve plano (19,5%), suave ondulado (56,4%) y ondulado (23,9%). Los suelos encontrados son: Neossolos Quartzarênicos, dominantes y derivados de arenitos de la Formación Botucatu; e Latossolos Amarelos, Vermelho-Amarelos e Vermelhos, todos desarrollados de Coberturas Detrito-Lateríticas do Terciário.

2.2. Muestreo y Análisis de los Suelos

Inicialmente, la determinación de los locales para recolección de las muestras de los suelos fue realizada con el auxilio del programa “conditioned Latin Hypercube Sampling-cLHS” (MINASNY & MCBRATNEY, 2006), que se basa en el procedimiento que utiliza el método del Hipercubo Latino (LHS) para muestreo utilizando informaciones auxiliares de variables ambientales (MINASNY & McBRATNEY, 2002). En el presente estudio, las variables utilizadas fueron la elevación y la declividade, obtenidas a partir del MDE del SRTM (Shuttle Radar Topography Mission), conforme Valeriano (2004) e Valeriano e Rossetti (2012), y el índice de vegetación por diferencia normalizada – NDVI (ROUSE et al, 1973) derivado de una imagen del sensor TM del Landsat 5 de 11/2011. En este procedimiento fueron seleccionados 100 locales de muestreo donde fueron abiertas

minitrincheiras para recolección de muestras de suelo en las profundidades de 0-20 cm y de 60-80 cm. Además de esas muestras fueron también utilizados 8 perfiles de suelo completos, totalizando, por lo tanto, 108 muestras. En estas fueron determinadas la composición granulométrica de la tierra fina (arena, limo y arcilla), y la retención de humedad a 10 kPa (capacidad de campo) e 1500 kPa (punto de marchita permanente), conforme Embrapa (2011). Los suelos en los puntos amostrados fueron clasificados según lo Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SANTOS et al., 2013a).

2.3. Imágenes de Radar y Atributos del Terreno

Para el desarrollo del trabajo fueron adquiridas imágenes de radar ALOS/PALSAR, de cinco fechas y con diferentes polarizaciones, totalizando 14 imágenes, con resolución espacial de 12,5 metros, todas suministradas pela Americas ALOS Data Node (JAXA, 2014). Las imágenes ALOS/PALSAR fueron procesadas a través del programa ASF MapReady 3.1 (Alaska Satellite Facility, 2015) ejecutando la corrección radiométrica del terreno, utilizando como referencia un modelo digital de elevación (MDE) con resolución espacial de 5 metros, que ajusta lo brillo de los píxeles conforme el ángulo de incidencia local de cada uno. Al final, las imágenes fueron exportadas en formato GeoTIFF con valores de σ_0 en unidad de dB.

Además de las imágenes ALOS/PALSAR fueron también utilizados como covariáveis predictoras los atributos de terreno elevación (ELEV), declividade (DECLIV), posición relativa de la declividade (PR-DECL), distancia vertical del canal de drenaje (DVCD), fator-ls (FATOR-LS) y distancia Euclidiana (D-EUCL); todos generados en el programa Saga Gis 2.1.2 y obtenidos a partir del MDE, con resolución espacial de 5 metros. Inicialmente, para que pudieran ser utilizadas juntamente con los atributos del terreno, que poseen resolución espacial de 5 m, las imágenes ALOS/PALSAR, con resolución espacial de 12,5 metros, fueron reamostradas, por medio de una interpolación por el vecino más próximo para la misma resolución espacial de los atributos del terreno (5 m). De esta manera, fueron utilizadas 32 covariáveis predictoras.

Para cada atributo del suelo considerado fueron seleccionadas, a través del análisis de la correlación lineal de Pearson (p -valor $< 0,10$), solamente las covariáveis predictoras que presentaron correlación significativa con estos atributos. Este análisis fue implementado en la R (R Development Core Team, 2013), a través de la función `cor.test`, conforme Ciampalini et al. (2012), Carvalho Júnior et al. (2014) y Chagas et al. (2016). En la correlación de Pearson la p -valor define se dos variables son o no significativamente correlacionadas.

Los modelos predictivos utilizados para predicción de los atributos del suelo considerados fueron el Random Forest-RF (BREIMAN, 2001) y el Random Forest Krigagem (RFK). El modelo Random Forest Krigagem (RFK) es una extensión del RF, en que los residuos de la predicción por RF, es decir, las diferencias entre los valores observados y estimados en cada localización, são interpolados para toda a área de estudo utilizando a Krigagem Ordinária (KO), e em seguida os resíduos interpolados são somados aos resultados do RF para a obtención dos resultados de predicción por RFK (GUO et al., 2015). La Krigagem ordinaria permite un abordaje del grado de dependencia espacial entre las muestras, que puede ser evaluado por el semivariograma. Los modelos fueron implementados en el programa R (R Development Core Team, 2013), con la utilización de los paquetes Random Forest (RF) e gstat (KO).

2.4. Validación de los Modelos

El desempeño de los modelos de predicción fue evaluado utilizándose un conjunto de muestras de validación independiente con 25 puntos amostrais (~23% del conjunto total de 108 muestras), que no fueron utilizados en el proceso de calibración. De esta forma, el desempeño de cada modelo fue calculado a partir de esas muestras por el cálculo de la

correlación entre los valores observados y los valores estimados a través del coeficiente de determinación (R^2) y del RMSE (raíz cuadrada del error medio cuadrático).

3. Resultados y Discusión

3.1. Imágenes ALOS/PALSAR

El procesamiento ejecutado para la corrección radiométrica posibilitó la corrección del desplazamiento de las imágenes que estaban georreferenciadas al nivel del mar, ajustándolas correctamente al área de estudio. La corrección radiométrica fue ejecutada en todas las polarizaciones, transformando las imágenes de unidades de número digital (ND) para imágenes de coeficiente de retroespalhamento en unidad dB.

El mayor valor de coeficiente de retroespalhamento fue de 6,14dB en la imagen HH2 y el menor fue de -26,05 dB en la imagen HV3. Los bajos valores pueden ser debidos al predominio de la reflexión especular de la radiación incidente.

Los resultados del análisis de la correlación lineal de Pearson presentaron correlación significativa ($p < 0,05$) entre la mayoría de las imágenes PALSAR, exceptuando sólo entre las imágenes HV2 y HH5 y las imágenes VH2 y HV4. Las mayores correlaciones fueron observadas entre las imágenes de polarización cruzada HV1 y VH1 ($r = 0,95$) y HV2 y VH2 ($r = 0,96$) mostrando la similaridad entre ellas. Como ya esperado, hubo expresiva correlación entre las imágenes de misma fecha.

3.2. Estadística Descriptiva de los Atributos del Suelo

Las muestras de calibración y validación presentaron similaridad por la prueba t (5% de probabilidad) para los atributos arena, limo, arcilla y agua disponible (AD) en las dos profundidades.

Los suelos del área de estudio presentan textura con mayores proporciones de la fracción arena, con medias de 852,7 g kg⁻¹ y 863,1 g kg⁻¹ en la capa superficial y 817,6 g kg⁻¹ e 839,1 g kg⁻¹ en la capa subsuperficial, para las respectivas muestras de calibración y validación. Los altos contenidos de arena, asociados las condiciones de alta temperatura de la región, favorecen la rápida decomposición de la materia orgánica.

La fracción arcilla varió de 40 g kg⁻¹ a 363 g kg⁻¹ en superficie y de 40 g kg⁻¹ a 404 g kg⁻¹ en subsuperficie, con medias indicando bajo incremento de arcilla en subsuperficie.

Las medias de los valores de CC y AD fueron mayores en superficie, mientras que la media del PMP fue mayor en subsuperficie. Aún presentando mayores valores medios de arcilla en subsuperficie, estos no resultaron en aumento de la capacidad de retención de agua del suelo.

3.3. Selección de las Covariáveis Predictoras

Entre los atributos del terreno, la ELEV (elevación), PR-DECL (posición relativa de la declividade) y DVCD (distancia vertical del canal de drenaje) presentaron mayores correlaciones con los atributos del suelo, excepto para limo. La declividade, aún considerada uno de los más importantes atributos topográficos que controlan los procesos pedogenéticos, no presentó correlación con ninguno de los atributos de los suelos. Como el relieve de la región es predominantemente plano la suave ondulado, este factor no es expresivo en la formación de los suelos encontrados.

Los contenidos de arena correlacionaron si negativamente con la ELEV en las dos profundidades, mientras la fracción arcilla presentó correlación positiva, o sea, los contenidos de arena tendieron a aumentar en dirección la parte baja del área de estudio. La variabilidad de las fracciones arena y arcilla posiblemente está relacionada el cambio del material de

origen, pues en la parte más alta del área son identificados los suelos derivados de Coberturas Detrito-Lateríticas, con texturas relativamente más argilosas.

La fracción limo solamente presentó correlación significativa ($p < 0,10$) con la imagen HH1 ($r = 0,24$) en la capa superficial y con PR-DECL ($r = 0,23$) y DVCD ($r = 0,27$) en subsuperficie. En función de las pocas covariables correlacionadas con esta fracción, y por el hecho de ser poco expresiva en las clases de los NEOSSOLOS QUARTIZARÊNICOS e LATOSSOLOS encontradas en el área de estudio), conforme los criterios del Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SANTOS et al., 2013a), se optó por no realizarse la predicción de este atributo.

De manera general, los atributos físico-hídricos tuvieron mayor correlación con los datos oriundos de las imágenes de radar del que los atributos físicos. Se puede destacar, principalmente en superficie, las correlaciones negativas y significativas entre los valores de los atributos físico-hídricos y las imágenes ALOS/PALSAR de las fechas 03/05/2009 (HH1, VV1, HV1 y VH1) y 26/09/2010 (HH3 y HV3), obtenidas en periodos más secos.

A partir de los resultados obtenidos por la corrección de Pearson, fueron seleccionadas las covariables con grado de significancia en nivel del 10% utilizadas para la predicción de los atributos del suelo.

3.4. Importancia de las Covariables Predictores

Una de las ventajas de la RF es que ella puede ser utilizada adicionalmente como un método de análisis para estimar la importancia relativa de las covariables predictoras. La covariable elevación presentó la mayor importancia en los modelos RF para arena y arcilla en las dos profundidades, y para la CC en la capa subsuperficial (60-80 cm), acompañando los mayores valores de r de la correlación de Pearson. Para la CC y la PMP en superficie (0-20 cm) la covariable más importante fue la HV1 y para la PMP en subsuperficie fueron las covariables HH3 y HV1, ambas del periodo seco. En este caso, estas covariables presentaron valores de r de la correlación de Pearson entre los más elevados, lo que corrobora los resultados obtenidos por los modelos RF.

De modo general, las imágenes ALOS/PALSAR del periodo lluvioso tuvieron baja contribución en todos los modelos RF, mientras las imágenes del periodo seco presentaron gran importancia en la predicción de todos los atributos.

3.5. Modelo Random Forest

La predicción de la arena presentó una R^2 (coeficiente de determinación) de 0,46 en superficie y 0,52 en subsuperficie, mientras que para la fracción arcilla los valores fueron de 0,41 para la R^2 en superficie y de 0,50 en subsuperficie. Los valores de R^2 indican que la espacialización de las fracciones arena y arcilla en la profundidad de 60-80 cm fueron mejor modelados del que en superficie, sin embargo, los valores de RMSE presentaron ligero aumento en profundidad en el modelo RF para arena (RMSE de 66,55 g kg⁻¹ para 72,37 g kg⁻¹) y arcilla (RMSE de 52,91 g kg⁻¹ para 62,65 g kg⁻¹). Esta diferencia puede ser explicada por el aumento de la media de los valores de la fracción arena y arcilla en profundidad.

Los resultados de la validación de los modelos de predicción RF presentaron mejores valores de coeficiente de determinación y RMSE en superficie para CC (0,56 y 4,23%, respectivamente), mientras que para PMP fue superior en subsuperficie con R^2 de 0,61 y RMSE de 3,01%.

3.6. Modelo Random Forest Krigagem

El residuo de la fracción arena en la capa de 0-20 cm no presentó dependencia espacial, resultando en un semivariograma de modelo Nugget, con C0 (efecto pepita) y nivel

(C0+C1) de 4161,2, ocurriendo lo que se denomina efecto pepita puro, por lo tanto, no siendo utilizado para la predicción por el método RFK.

Los residuos de la predicción de los atributos por el modelo RF presentaron mayor alcance (a) en subsuperficie del que en superficie, con 418,0 metros para arena y 461,5 metros para arcilla, indicando que los puntos son más semejantes dentro de este rayo y a partir de esta distancia pasan a ser independientes.

Los residuos para el PMP en la capa superficial tampoco presentaron dependencia espacial, resultando en un semivariograma de efecto pepita puro, con C0 de 8,7 y 16,0, respectivamente. Los demás semivariogramas, se ajustaron al modelo exponencial con efecto pepita (C0) igual a 0,0, indicando fuerte dependencia espacial (CAMBARDELLA et al., 1994). Sin embargo, los alcances presentados para la CC en superficie (25,3 m) y en subsuperficie (17,2 m) son muy más pequeñas del que las distancias entre los puntos amostrados, indicando poca correlación y homogeneidad entre las muestras. El atributo PMP en subsuperficie presentó el mayor alcance entre los modelos con 954,0 metros, valor bien mayor del que los encontrados para los residuos de arena y arcilla.

Los resultados de la validación de los modelos de predicción RFK, utilizando conjunto de muestras independientes, fueron superiores a los obtenidos por los modelos RF en la predicción de la arena, con R2 de 0,64 en subsuperficie, y arcilla, con R2 de 0,55 en superficie y 0,68 en subsuperficie.

Los valores de R2 indican que la espacialización de la arena y de la arcilla fue superior en la profundidad de 60-80 cm, conforme verificado para los modelos RF. Sin embargo, los valores de RMSE mostraron leve aumento en profundidad en el modelo de arcilla de RFK (RMSE de 46,12g kg⁻¹ para 49,58g kg⁻¹).

Los resultados de la validación de los modelos RFK presentaron mayores valores de R2 para CC, con 0,60 (0-20 cm) y 0,57 (60-80 cm), y para PMP (0,72) en subsuperficie del que los modelos RF. Los valores de RMSE fueron 4,02% en superficie y 4,42% en subsuperficie para CC, 2,63% para PMP (subsuperficie).

4. Conclusiones

El procesamiento de las imágenes del radar ALOS/PALSAR permitió las correcciones geográfica y radiométrica, transformando los datos en unidades de coeficiente de retroespalhamento (σ^0) corregidos por el modelo digital de elevación (MDE), necesarias para el desarrollo de este estudio.

Las imágenes adquiridas representaron de forma amplia las variaciones de σ^0 ocurridos en diferentes fechas.

La espacialización de los puntos de muestreo determinados por el método Hipercono Latino condicionado fue satisfactoria, con las muestras de validación teniendo buena representatividad de las muestras de calibración.

El modelo Random Forest (RF) empleado para la predicción de los atributos físicos y físico-hídricos de los suelos proporcionó el análisis de la contribución de las covariables predictoras. Los atributos del terreno que ejercieron mayor influencia en la predicción de los atributos estudiados están relacionados a la elevación. Las imágenes de 03/05/2009 (HH1, VV1, HV1 y VH1) y 26/09/2010 (HH3 y HV3), obtenidas en periodos más secos, tuvieron mejor correlación con los atributos del suelo.

Los análisis de los semivariogramas de los residuos de la predicción de los modelos RF mostraron mayor dependencia espacial en la capa de 60 a 80 cm.

El abordaje de la Krigagem sumada al modelo RF contribuyó para mejor predicción de los atributos arcilla y CC en las dos profundidades y arena y PMP en subsuperficie.

El uso de imágenes de radar ALOS/PALSAR y atributos del terreno como covariables en modelos RFK mostró potencial para estimar los atributos físicos (arena y arcilla) y físico-

hídricos (CC e PMP), que pueden auxiliar en el cartografía de suelos formados a partir de materiales de la Formación Botucatu.

Palabras-clave: Microondas. Formación Botucatu. *Random Forest*.

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Geometria de um radar de visada lateral de abertura real. Fonte: Modificado de Ulaby e Dobson (1989).	7
Figura 2. Processo de aquisição de imagem por um sistema de abertura sintética. Fonte: Modificado de Santos (2009).	9
Figura 3. Ilustração das distorções geométricas em imagens de radar conhecidas como <i>layover</i> (inversão de relevo) e <i>foreshortening</i> (encurtamento de rampa).	11
Figura 4. Energia transmitida e recebida por uma antena de radar nos modos de polarizações VV (A) e HH (B). Fonte: adaptado de Jensen (2011).	12
Figura 5. Elementos geométricos da configuração de imageamento por radar. Fonte: Meneses e Sano (2012).	20
Figura 6. Dados de precipitação da Fazenda Araucária no município de Mineiros (GO) utilizados para escolher as imagens ALOS/PALSAR no modo de operação <i>Polarimetric</i> (PLR).	24
Figura 7. Dados de precipitação da Fazenda Araucária no município de Mineiros (GO) utilizados para escolher as imagens ALOS/PALSAR no modo de operação <i>Fine beam dual</i> (FBD).	24
Figura 8. Mapa de altitude, curvas de nível e limite da área de estudo na Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).	25
Figura 9. Ângulo de incidência local, no modo de operação PLR, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).	27
Figura 10. Ângulo de incidência local, no modo de operação FBD, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).	28
Figura 11. Imagens ALOS/PALSAR, modo PLR, em coeficiente de retroespalhamento na unidade dB de 03/05/2009, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).	29
Figura 12. Imagens ALOS/PALSAR, modo PLR, em coeficiente de retroespalhamento na unidade dB de 03/11/2009, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).	30
Figura 13. Imagens ALOS/PALSAR, modo FBD, em coeficiente de retroespalhamento na unidade dB de 26/09/2010, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).	31
Figura 14. Imagens ALOS/PALSAR, modo FBD, em coeficiente de retroespalhamento na unidade dB de 27/12/2010, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).	31
Figura 15. Imagens ALOS/PALSAR, modo FBD, em coeficiente de retroespalhamento na unidade dB de 11/02/2011, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).	32
Figura 16. Histogramas dos valores de coeficiente de retroespalhamento em unidade dB, das imagens de 03/05/2009 da área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO). .	33

Figura 17. Histogramas dos valores de coeficiente de retroespalhamento em unidade dB, das imagens de 03/11/2009 da área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).	. 33
Figura 18. Histogramas dos valores de coeficiente de retroespalhamento em unidade dB, das imagens de 26/09/2010 da área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).	. 34
Figura 19. Histogramas dos valores de coeficiente de retroespalhamento em unidade dB, das imagens de 27/12/2010 da área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).	. 34
Figura 20. Histogramas dos valores de coeficiente de retroespalhamento em unidade dB, das imagens de 11/02/2011 da área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).	. 34
Figura 21. Diagrama de dispersão das imagens HH1 e VV1 (PLR) da área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO). 37
Figura 22. Diagrama de dispersão das imagens HH1 e HV1 (PLR) da área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO). 37
Figura 23. Diagrama de dispersão das imagens HV1 e VH1 (PLR) da área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO). 38
Figura 24. Diagrama de dispersão das imagens HH3 e HV3 (FBD) da área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO). 38
Figura 25. Localização da área de estudo na microbacia do Ribeirão Queixada, município de Mineiros-GO. (Imagem Ikonos de 07/2014). 45
Figura 26. Média da precipitação mensal entre os anos de 2007 e 2014. Fonte: Fazenda Araucária. 46
Figura 27. Mapa pedológico da microbacia do Córrego Queixada, Mineiros (GO). Fonte: Castro (2004). 46
Figura 28. Espacialização dos pontos de coleta na área da Fazenda Araucária, município de Mineiros (GO). 48
Figura 29. Representação esquemática de um semivariograma (adaptado de ISSAK & SIRIVASTAVA, 1989). 52
Figura 30. Mapa de solos na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO). 54
Figura 31. Importância das covariáveis selecionadas nos modelos RF para as frações areia e argila. 63
Figura 32. Gráficos dos valores observados nas amostras de validação e os valores estimados pelos modelos RF para areia (à esquerda) e argila (à direita) em superfície (0-20 cm) e subsuperfície (60-80 cm). 65
Figura 33. Semivariogramas dos resíduos para areia (à esquerda) e argila (à esquerda) em superfície (0-20 cm) e subsuperfície (60-80 cm). 66
Figura 34. Mapas de predição de areia (g kg^{-1}) gerados por Random Forest (RF) e Random Forest Krigagem (RFK), nas profundidades de 0-20 cm e de 60-80 cm, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO). 69
Figura 35. Mapas de predição de argila (g kg^{-1}) gerados por Random Forest (RF) à esquerda e Random Forest Krigagem (RFK) à direita, nas profundidades de 0-20 cm e de 60-80 cm, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO). 70
Figura 36. Importância das covariáveis selecionadas nos modelos RF para CC, PMP e AD em superfície (à esquerda) e subsuperfície (à direita). 72

Figura 37. Gráficos dos valores observados nas amostras de validação e os valores estimados pelos modelos RF para CC, PMP e AD em superfície (à esquerda) e subsuperfície (à direita).	73
Figura 38. Semivariogramas dos resíduos para CC, PMP e AD em superfície (à esquerda) e subsuperfície (à direita).....	75
Figura 39. Mapas de predição de capacidade de campo (%) gerados por Random Forest (RF) à esquerda e Random Forest Krigagem (RFK) à direita, nas profundidades de 0-20 cm e de 60-80 cm, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).....	78
Figura 40. Mapas de predição de ponto de murcha permanente (%) gerados por Random Forest (RF) à esquerda e Random Forest Krigagem (RFK) à direita, nas profundidades de 0-20 cm e de 60-80 cm, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO)..	79
Figura 41. Mapas de predição de água disponível (%) gerados por Random Forest (RF) à esquerda e Random Forest Krigagem (RFK) à direita, nas profundidades de 0-20 cm e de 60-80 cm, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).	81

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1. Característica das imagens adquiridas do sensor PALSAR a bordo do satélite ALOS.	23
Tabela 2. Estatística descritiva dos valores de coeficiente de retroespalhamento das imagens PALSAR.	35
Tabela 3. Valores de r da correlação de Pearson entre as imagens de radar.	36
Tabela 4. Covariáveis calculadas entre as imagens de referência do período seco e do período úmido.	49
Tabela 5. Lista das covariáveis.	50
Tabela 6. Classes de solos identificadas na área de estudo na Fazenda Araucária, Mineiros-GO.	56
Tabela 7. Estatística descritiva das amostras utilizadas na predição dos atributos do solo.	57
Tabela 8. Valores de r da correlação de Pearson entre os atributos físicos e as covariáveis preditoras.	60
Tabela 9. Valores de r da correlação de Pearson entre os atributos físico-hídricos e as covariáveis preditoras.	61
Tabela 10. Covariáveis selecionadas pela correlação de Pearson com significância ao nível de 10%.	62
Tabela 11. Resultados do coeficiente de determinação (R^2) e RMSE da validação dos modelos de predição RF para areia e argila nas duas profundidades.	65
Tabela 12. Resultados do coeficiente de determinação (R^2) e RMSE da validação dos modelos de predição RFK para areia e argila nas duas profundidades.	67
Tabela 13. Resultados do coeficiente de determinação (R^2) e RMSE da validação dos modelos de predição RF para CC, PMP e AD nas duas profundidades.	74
Tabela 14. Resultados do coeficiente de determinação (R^2) e RMSE da validação dos modelos de predição RFK para CC, PMP e AD nas duas profundidades.	76

LISTAS DE ABREVIACÕES E SÍMBOLOS

<i>a</i>	alcance
AD	água disponível
ALOS	<i>advanced land observing satellite</i>
ASF	<i>alaska satellite facility</i>
C	patamar
<i>c</i>	velocidade da luz
C0	efeito pepita
CC	capacidade de campo
cLHS	<i>conditioned latin hypercube sampling</i>
CV	coeficiente de variação
DECLIV	declividade
D-EUCL	distância euclidiana
DN	diferença normalizada
DP	desvio padrão
DVCD	distância vertical do canal de drenagem
ELEV	elevação
FBD	<i>fine beam dual</i>
GPS	sistema de posicionamento global
HH e VV	polarização paralela
HH1, VV1, HV1 e VH1	imagens ALOS/PALSAR obtidas em 03/05/2009
HH2, VV2, HV2 e VH2	imagens ALOS/PALSAR obtidas em 03/11/2009
HH3 e HV3	imagens ALOS/PALSAR obtidas em 26/09/2010
HH4 e HV4	imagens ALOS/PALSAR obtidas em 27/12/2010
HH5 e HV5	imagens ALOS/PALSAR obtidas em 11/02/2011
HV e VH	polarização cruzada
ID	índice delta
KO	Krigagem ordinária
MDE	modelo digital de elevação
ND	número digital
NDVI	índice de vegetação por diferença normalizada
PALSAR	<i>phased arraytype l-band synthetic aperture radar</i>
PLR	<i>polarimetric</i>
PMP	ponto de murcha permanente
PR-DECL	posição relativa da declividade
R	distância entre a antena e o alvo imageado
R ²	coeficiente de determinação
R _a	resolução em azimute

REM	radiação eletromagnética
RF	<i>random forest</i>
RFK	<i>random forest Krigagem</i>
RMSE	raiz quadrada do erro médio quadrático
R_r	resolução em <i>range</i>
S	subtração
SAR	radar de abertura sintética
SLAR	radares de visada lateral de abertura real
SRTM	<i>shuttle radar topography mission</i>
Var_{ex}	variância explicada
β_h	lóbulo da antena
γ	ângulo de depressão
ϵ	constante dielétrica
θ	ângulo de incidência
λ	comprimento de onda
σ^o	coeficiente de retroespalhamento
τ	duração da transmissão
l	comprimento real da antena

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO GERAL.....	1
2. REVISÃO DE LITERATURA GERAL	3
2.1 Solos Frágeis.....	3
2.2 Fundamentos de RADAR	6
2.2.1 Resolução espacial do radar.....	6
2.2.2 <i>Speckle</i>	9
2.2.3 Distorções geométricas	10
2.2.4 Polarização.....	11
2.2.5 Formação das imagens SAR	12
2.2.6 Equação de Radar	13
2.3 Aplicações de Imagem de Radar	14
3. CAPÍTULO I - PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS DE RADAR DO SENSOR ALOS/PALSAR	17
3.1 RESUMO.....	18
3.2 ABSTRACT.....	19
3.3 INTRODUÇÃO	20
3.4 MATERIAL E MÉTODOS	22
3.4.1 Área de Estudo.....	22
3.4.2 Características das Imagens de Radar.....	22
3.4.3 Processamento das Imagens ALOS/PALSAR.....	24
3.4.4 Análises Estatísticas.....	26
3.5 RESULTADOS E DISCUSSÃO	27
3.6 CONCLUSÕES	39
4. CAPÍTULO II - PREDIÇÃO ESPACIAL DE ATRIBUTOS FÍSICOS E FÍSICO- HÍDRICOS DO SOLO UTILIZANDO IMAGENS ALOS/PALSAR.....	40
4.1 RESUMO.....	41
4.2 ABSTRACT.....	42
4.3 INTRODUÇÃO	43
4.4 MATERIAL E MÉTODOS	45
4.4.1 Características da Área	45
4.4.2 Métodos Adotados para a Amostragem dos Solos e Análise dos Solos	47
4.4.3 Atributos do Solo	48
4.4.4 Imagens de Radar.....	48
4.4.5 Atributos do Terreno.....	49
4.4.6 Processamento dos Dados.....	50
4.4.7 Validação dos Modelos.....	53
4.5 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	54
4.5.1 Classes de Solos.....	54
4.5.2 Estatística Descritiva dos Atributos do Solo Estudados	56
4.5.3 Seleção das Covariáveis Preditoras	58
4.5.4 Predição dos Atributos Físicos	63
4.5.5 Comparação entre os Modelos Preditivos para os Atributos Físicos.....	67

4.5.6	Predição dos Atributos Físico-Hídricos	71
4.5.7	Comparação entre os Modelos Preditivos para os Atributos Físico-Hídricos	76
4.6	CONCLUSÕES	84
5.	CONCLUSÕES GERAIS	85
6.	CONSIDERAÇÕES FINAIS	86
7.	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	87
8.	ANEXOS	96

1. INTRODUÇÃO GERAL

Os solos de textura arenosa, como os da classe Neossolos Quartzarênicos originados da Formação Botucatu, são considerados muito frágeis por ser suscetíveis a erosão e por terem baixa capacidade de suprir nutrientes e água às plantas, requerendo o uso e manejo adequados. Seu uso intensivo pode causar diminuição dos teores de matéria orgânica, reduzindo ainda mais a capacidade de armazenamento de água e adsorção de nutrientes, tornando o solo suscetível à erosão, em especial a eólica, e acelerando a perda de nutrientes por lixiviação.

A textura do solo, uma medida indireta da capacidade de retenção de água no solo, tem sido utilizada como critério distintivo no Zoneamento Agrícola de Risco Climático do Ministério da Agricultura (BRASIL, 2008), que é um instrumento de política agrícola e gestão de riscos na agricultura. Contudo, devido à falta de informação de solos em nível adequado e pelo fato de solos com textura média ou arenosa ocuparem, muitas das vezes, posições adjacentes na paisagem, ambos os solos são manejados da mesma forma. O exato estabelecimento dos limites entre estas classes pelo método tradicional de levantamento de solos é oneroso e pode demandar muito tempo.

O levantamento e a análise da espacialização dos atributos do solo são fundamentais para que cada hectare de terra seja cultivado segundo a sua aptidão. A disponibilidade de produtos de sensoriamento remoto e o uso de ferramentas de mapeamento digital de solos têm facilitado o dimensionamento de áreas quanto à capacidade de suporte para diferentes manejos e usos.

Atualmente existem diversos sensores orbitais que podem auxiliar no mapeamento dos recursos naturais. Entre eles, estão os Radars de Abertura Sintética (SAR), radares imageadores que possuem fonte própria de radiação eletromagnética, operam na faixa espectral de micro-ondas e, na maioria, não sofrem influência das nuvens. Muitos pesquisadores têm estudado as respostas da vegetação e do solo às ondas eletromagnéticas na faixa das micro-ondas. As propriedades dielétricas de partículas de água e do solo são muito diferentes e a resposta às micro-ondas é fortemente dependente da umidade do solo (WAGNER, 1999).

Contudo, trabalhos vêm mostrando a influência da umidade do solo na constante dielétrica e conseqüentemente nas respostas de coeficientes de retroespalhamento, em destaque Ulaby et al. (1978 e 1986); Dobson e Ulaby (1986); Wagner (1999); Moran et al. (2000) e Thoma et al. (2006). A estimativa da umidade do solo através de imagens de radar ainda não é uma técnica amplamente utilizada, principalmente devido à dificuldade na contabilização dos efeitos da vegetação e rugosidade da superfície nas respostas de coeficiente de retroespalhamento.

As imagens obtidas em menores frequências, como a banda L (1,3 GHz), são capazes de fornecer informações sobre aquilo que está abaixo do dossel (GAMBA, 2009) e conseguem penetrar no solo (ULABY et al., 1996). Dentro deste contexto, o sensor PALSAR a bordo do satélite ALOS forneceu imagens entre 2006 e 2011, e operava na faixa espectral da banda L, com possibilidade de multipolarização e resolução espacial entre 7 e 100 metros (Japan Space Systems, 2012).

Sanli et al. (2008) e Lievens et al. (2011) avaliaram imagens de radares de banda C e banda L (ALOS/PALSAR) para estimar a umidade do solo em solos nu e apenas semeados. Em estudo sobre o efeito de textura na emissão de micro-ondas nos solos, Schmugge (1980) concluiu que o efeito de diferenças de textura do solo sobre os valores observados na temperatura de brilho pode ser normalizado, expressando os valores de umidade do solo como um percentual da capacidade de campo (CC).

Um estudo baseado no fato de que, depois de um evento de precipitação, a variação do teor de umidade da superfície do solo depende da textura do solo, Zribi et al. (2012) mostraram que é possível separar classes de textura de solo utilizando dados do sensor TerraSAR, que opera na banda X. No entanto, o trabalho se limitou à estimativa da fração argila. Isso mostra o grande potencial dos dados de radar para a separação de classes de textura.

Diante do exposto, nota-se que estudos sobre as potencialidades do uso de imagens SAR no mapeamento de solos de diferentes texturas são de suma importância para que se possa auxiliar no manejo das áreas e futuros levantamentos.

A hipótese que motivou a realização deste estudo é que as imagens de radar orbitais são capazes de identificar e separar solos com diferentes texturas com base na sensibilidade desses sensores à umidade do solo, uma vez que a textura afeta a capacidade de retenção de umidade dos solos.

A pesquisa teve como objetivo geral avaliar o potencial de utilização de imagens de radar (micro-ondas) ALOS/PALSAR no mapeamento de atributos físicos e físico-hídricos em uma área da Formação Botucatu, dominada por solos de textura arenosa e média no município de Mineiros - GO.

A tese é composta por Revisão de Literatura e dois capítulos. Na primeira parte, é apresentado o estado da arte dos estudos envolvendo os temas abordados. No Capítulo I, são apresentadas as características e os processamentos realizados nas imagens de radar ALOS/PALSAR e, posterior análise descritiva dos resultados do processamento e a correlação entre as imagens. Este capítulo teve como objetivo específico descrever o processamento das imagens de radar do sensor ALOS/PALSAR e analisar os resultados de coeficiente de retroespalhamento e a correlação entre imagens obtidas em diferentes datas no município de Mineiros, GO.

No Capítulo II são avaliados os métodos *Random Forest* e *Random Forest Krigagem* para a predição dos atributos areia, silte, argila, capacidade de campo, ponto de murcha permanente e água disponível, a partir de covariáveis preditoras compostas pelos coeficientes de retroespalhamento obtidos em imagens de radar ALOS/PALSAR de diferentes datas e por atributos do terreno derivados de um modelo digital de elevação, em uma área da Fazenda Araucária no município de Mineiros, Goiás. Este capítulo teve como objetivo específico avaliar a predição espacial de atributos físicos e físico-hídricos do solo pelos métodos *Random Forest* e *Random Forest Krigagem* utilizando imagens de radar ALOS/PALSAR do município de Mineiros, GO.

2. REVISÃO DE LITERATURA GERAL

2.1 Solos Frágeis

O Brasil é um país de extensão continental com biomas e ecossistemas diversos, cada qual com sua capacidade de suporte às atividades humanas, diferenciados pelos tipos de solos, geomorfologia, hidrologia, geologia, vegetação (estrutura, fisionomia, florística) e clima. O conhecimento da variabilidade de condições naturais desses ecossistemas é estratégico para diminuir impactos ambientais e conhecer o potencial de áreas, adequando a aptidão dos ambientes para os mais diversos usos como: agropecuária, florestal, ecoturismo, extração mineral, conservação ambiental, dentre outros.

A demanda cada vez mais crescente dos recursos naturais e sua rápida diminuição em escala local, regional, nacional e global, impõem a necessidade de um inventário e planejamento racional desses recursos para a sua manutenção, haja vista que o uso da terra sem um planejamento adequado provoca o empobrecimento dos solos quanto à fertilidade natural, aumenta a acidez, provocando baixa produtividade das culturas trazendo, como consequência, os baixos níveis socioeconômico e tecnológico da população rural (RIBEIRO e CAMPOS, 2007).

A adoção de sistemas conservacionistas de manejo do solo como a integração agricultura-pecuária em conjunto com o plantio direto merece destaque (KLUTHCOUSKI et al., 2003), principalmente em solos de extrema fragilidade, como os arenosos, visto que possibilita a manutenção e, ou, melhoria nos atributos físicos, químicos e biológicos do solo (CARNEIRO et al., 2009).

Apesar do significativo desenvolvimento tecnológico que tem incrementado a produção e a produtividade de alimentos, fibras e biocombustíveis, a ocupação, uso e manejo dos recursos naturais, ao longo do tempo, têm, com certa frequência, gerado diferentes níveis de deterioração em ambientes frágeis. Esse processo ocorre através da perda da capacidade produtiva das terras; do aumento de processos erosivos; de alterações na infiltração de água no solo; e da perda de biodiversidade.

Neste sentido, é altamente justificável e estratégico para o país fomentar pesquisas que venham a gerar conhecimento, tecnologia e inovação para garantir a sustentabilidade do setor agropecuário. Haja vista que, há que produzir alimentos e matérias-primas e gerar emprego e renda no campo e na cidade, ao mesmo tempo em que é necessário preservar os recursos naturais de modo harmônico e funcional, para garantir a integridade e funcionalidade dos ecossistemas e seus serviços essenciais (PÉREZ, 2010).

O problema principal que norteia os esforços de pesquisa desta proposta está relacionado com os solos frágeis, que são aqui compreendidos, segundo Pérez (2010), *“como os que estão perdendo aceleradamente o potencial produtivo, ou seja, a capacidade de suprir em nutrientes, água e oxigênio para as plantas, em função da intensidade de uso e manejo aos quais têm sido submetidos. Estes solos requerem um uso e manejo adequados por terem como característica principal a textura arenosa. A textura arenosa e os baixos teores de matéria orgânica reduzem a capacidade de armazenamento de água e adsorção de nutrientes, tornando o solo suscetível à erosão e à perda de nutrientes por lixiviação”*.

Nesse sentido, a falta de planejamento e de critérios para uma melhor caracterização de solos frágeis fez com que a conversão de vegetação nativa para agricultura e pecuária ou as conversões entre diferentes sistemas agrícolas provocassem alterações substanciais na qualidade dos solos. Sendo assim, a caracterização pedológica dos solos frágeis pode

possibilitar, através da avaliação dos atributos químicos e físico-hídricos, o dimensionamento de áreas com capacidade de suporte para diferentes manejos e usos.

As consequências da má utilização dos solos redundam, em um primeiro momento, na sua degradação física, química e biológica, que resultará na gradativa diminuição do seu potencial produtivo (SANTOS e KLAMT, 2004). Existem diversas inter-relações entre os atributos físicos, químicos e biológicos que controlam os processos de alteração da qualidade no solo. Assim, qualquer alteração na sua estrutura e sua atividade biológica, pode desencadear modificações na fertilidade do solo, com reflexos nos agroecossistemas, podendo promover prejuízos à produtividade das culturas (CARNEIRO et al., 2009).

Em estudo para avaliar os efeitos de sistemas de manejos e usos do solo nos atributos físicos, químicos e biológicos de um Neossolo Quartzarênico Órtico, em Mineiros-GO, Carneiro et al. (2009) observaram redução no volume total de poros e na macroporosidade em todas as áreas de cultivo, com relação ao Cerrado, excetuando-se a área sob pastagem nativa.

Há também o perigo de desertificação em áreas em que dominam solos frágeis. Este seria o processo de degradação extrema apresentando como principal indicador a perda de solos por erosão, promovendo alteração na composição granulométrica.

Na região Centro-Oeste do Brasil, os incentivos fiscais e a valorização das terras com elevado potencial agrícola levaram à ocupação de solos considerados de baixa aptidão sem a realização prévia da avaliação dessa capacidade de uso, resultando na adoção de sistemas de manejo inadequados (SALES et al., 2010). Os solos arenosos são considerados ecologicamente muito frágeis, e o uso agrícola destes deveria ser evitado (ZUO et al., 2008). Contudo, na região sudoeste de Goiás, a ocorrência de Neossolos Quartzarênicos é comum e a sua utilização agrícola tem trazido prejuízos relacionados a problemas ambientais (SALES et al., 2010). Apesar da elevada profundidade e permeabilidade desses solos (SANTOS et al., 2013a), a textura arenosa ao longo do perfil é considerada uma séria limitação referente ao solo (LEPSCH, 1991), e confere baixa coesão entre as partículas, tornando-os bastantes suscetíveis à erosão, em especial a eólica.

A ordenação dos ambientes, segundo características naturais, e a adequação da aptidão das terras constituem estratégias para diminuir impactos ambientais e conhecer o potencial de áreas de Cerrado (TOLEDO et al., 2009). Segundo Cantero et al. (1999), o uso da terra mais eficiente e a manutenção na perpetuidade de suas qualidades produtivas dependem do balanço entre os riscos potenciais de seu uso e da tecnologia aplicada. Deste modo, o estabelecimento do melhor uso requer não só o estudo do solo em todas as suas características e detalhes, mas também o conhecimento de tecnologias próprias e adequadas a cada caso (STRECK et al., 2002).

O desmatamento desordenado, o monocultivo, o uso intensivo e de forma indiscriminada de solos em desacordo com sua aptidão agrícola, o uso inadequado ou a não adoção de técnicas de conservação de solo e de água, a gestão do solo e da água, visando apenas o fator econômico da atividade agrícola, entre outros fatores, podem ser considerados individual ou conjuntamente, a razão pela qual tem sido verificado, muito frequentemente, a deterioração do solo e da água em diferentes ambientes no país (PÉREZ, 2010).

Em outras áreas do país, como a da Região Central do Estado de São Paulo, devido à baixa coesão, baixa retenção de nutrientes e muito elevada permeabilidade, os solos de textura arenosa e média desenvolvidos de arenitos (Formação Botucatu) são muito suscetíveis aos processos de degradação os quais são induzidos por uso e manejo inadequados. Nessa região o solo predominante é o Latossolo Vermelho-Amarelo distrófico, textura média, em que se cultivam cana-de-açúcar. Nesse caso, a degradação é basicamente devido à erosão hídrica do solo (CASTRO, 2010).

No oeste da Bahia, predominam solos arenosos e vegetação de Cerrado, sendo que o sistema de manejo para as culturas de soja, algodão e milho, mais comum é o plantio

convencional (PÉREZ, 2010). Este sistema é caracterizado por revolvimento intensivo do solo, com implementos de discos, que propiciam, entre outros problemas, perdas de matéria orgânica e compactação.

Na bacia hidrográfica do Córrego Santa Maria, situada no município de Brotas-SP, Almeida et al. (2009) destacam que nas áreas onde ocorrem os arenitos da Formação Botucatu, a erosão é muito intensa e a ocorrência de abatimentos parciais ou totais do terreno se dá com maior intensidade principalmente na cabeceira do córrego.

Segundo Castro (2010), as áreas mais críticas do Cerrado, reconhecidas até o momento em termos de suscetibilidades naturais e impactos do uso e manejo intensivos, sobretudo pela pastagem, encontram-se preferencialmente em áreas rebaixadas situadas em suas bordas ou no entorno rebaixado das chapadas e chapadões. Dentre os sistemas pedológicos mais frágeis estudados até agora, pode-se arrolar os que seguem:

- *“Morfologicamente de tendência homogênea ao longo dos interflúvios constituídos por Neossolo Quartzarênico Órtico (RQo) – Neossolo Quartzarênico Hidromórfico (RQg) – Gleissolo Melânico ou Háplico (GM ou GX) (às vezes com turfa) em interflúvios de vertentes longas e baixos desníveis altimétricos; os RQ são sabidamente frágeis devido à baixa coesão, elevada erodibilidade e baixa fertilidade;*
- *Morfologicamente diferenciados de montante a jusante constituídos: (i) por Latossolo- Argissolo-Gleissolo, sobretudo que passam de textura média a arenosa e depois argilosa a jusante, situados em relevos colinosos de rampas médias; (ii) por Latossolo Vermelho Amarelo (LVA) (ou similar) – Neossolo Quartzarênico (RQ) – Gleissolo (G), estes às vezes com turfa, situados próximo às bordas das chapadas em áreas convexo-concavizadas com relativo impedimento de drenagem interna (presença de camadas argilosas, couraças ferruginosas etc). Nesses sistemas a presença de elevadas taxas de argila dispersa (LVA e mesmo Bt dos Argissolos) sucedidos por RQ abaixo nas encostas, sabidamente frágeis, têm promovido instalação de processos de voçorocamentos e ravinamentos profundos, favorecido em geral pelo uso e sobre tudo manejo inadequado desses solos.”*

Estudos realizados dentro do Programa de Desenvolvimento da Alta Bacia do Rio Araguaia revelaram expressiva concentração dos focos erosivos lineares e elevados riscos ao fenômeno (BARBALHO e CASTRO, 2002) na área dominada pela microbacia do córrego Queixada situada a leste da alta bacia (CASTRO et al., 2004).

Em estudo realizado por Castro et al. (2004), na região ao sul da Alta Bacia do Rio Araguaia, constataram que a maioria dos focos erosivos encontra-se associados aos Neossolos Quartzarênicos e que a maioria deles encontra-se na microbacia do Córrego Queixada, situada no compartimento morfológico de colinas amplas, médias e fundo de vales.

Sintomas do desequilíbrio estrutural desses sistemas pedológicos quando intensamente manejados, costumam ser (CASTRO, 2010):

- i. *“Presença de volumes arenosos nos horizontes A dos Latossolos por lavagem e perda vertical e lateral de finos;*
- ii. *Presença de hidromorfia suspensa no topo dos horizontes Bt dos Argissolos com ou sem piping e espessamento dos horizontes E, ambos para jusante;*
- iii. *Hidromorfia ou plintização no sopé das encostas em bordas de chapadas ou de colinas com rampas longas;*
- iv. *Presença de fenômenos de piping (processo de erosão interna do solo) associados a abatimentos circulares ou subsidências nos terrenos, principalmente alongadas e discordantes das curvas de nível;*

- v. *Formação de extensos areais (arenização) em áreas de contribuição concavizadas com rampas longas, a montante de focos erosivos ou em encostas concavizadas, interpretados como desertificação induzida ou antrópica e associados tanto à erosão laminar como linear.*”

Segundo Castro (2005), a concentração dos focos erosivos na alta bacia do rio Araguaia é mais expressiva na zona rebaixada que contorna a superfície cimeira regional (Serra de Caiapó), em solos arenosos finos (Neossolos Quartzarênicos), derivados da Formação Botucatu, relacionados a vertentes suaves e longas (700 a 3500 m) predominantemente ocupadas por pastagens e secundariamente por agricultura.

Deve-se ressaltar que em qualquer um desses casos estudados (CASTRO, 2010) foi determinante a presença de atividade agropecuária intensiva e mal manejada, não raro já com passivos ambientais e altos riscos de propagação do fenômeno erosivo. Some-se que o descumprimento das leis ambientais, relativo às Reservas Legais (RL) e, sobretudo às Áreas de Preservação Permanente (APP) de drenagem, de topo de morro e de escarpas, potencializou o fenômeno.

Do ponto de vista dos solos do Cerrado há carência de mapas em escala satisfatória para detecção dos sistemas pedológicos prováveis, do uso e planejamento de manejo das terras, isto é, em escalas maiores do que 1:250.000, tampouco há uma política regional capaz de compatibilizar escalas e legendas. Na maioria das vezes conta-se apenas com os mapas do antigo projeto RADAMBRASIL, realizados na década de 70 e início da de 80 do século passado, na escala 1:1.000.000; além de trabalhos pontuais e acadêmicos.

2.2 Fundamentos de RADAR

Radar é um acrônimo de *Radio Detection And Ranging* (Detecção e Medida de Distância por Radio), sistema ativo de sensoriamento remoto que gera a sua própria energia eletromagnética e transmite um pulso na faixa do espectro das micro-ondas para a superfície ou alvo, interage com o mesmo produzindo um retroespalhamento da energia, e parte desta energia é retornada ao sensor, que registra as respostas (NEPOMUCENO, 2004).

De acordo com Ulaby et al. (1981), em função do comprimento de onda (λ), a radiação eletromagnética (REM) na faixa das micro-ondas possui uma característica bastante peculiar, que é o seu poder de penetração em determinados tipos de materiais, sob certas condições. Tal capacidade de penetração também pode ser observada em materiais que apresentam baixos valores de permissividade como, por exemplo, a areia seca (ANDRADE, 1999).

Os sistemas de radar podem ser agrupados em imageadores e não imageadores (ULABY et al., 1986). Entre os não imageadores destacam-se os escaterômetros, os espectrômetros e os altímetros. Os imageadores compreendem os sistemas de antena rotatória, os radares de visada lateral de abertura real (SLAR) e os radares de visada lateral de abertura sintética (SAR), utilizado na pesquisa e foco desta revisão.

Os SAR's são os mais usados na atualidade para sensoriamento remoto, pois apresentam melhor resolução em azimuth graças ao efeito Doppler (demonstrado mais à frente), e através de tratamentos matemáticos de gravações e processamento dos sinais de retorno, cria uma antena virtual centena de vezes maior que o seu tamanho físico. A diferença entre o SLAR e o SAR está basicamente no processamento do sinal retornado e na resolução azimuthal dos dois sistemas (RENNÓ, 2004).

2.2.1 Resolução espacial do radar

As medidas de resoluções espaciais dos sensores de radar são bem mais complexas que as dos sensores multiespectrais e termais (MENESES e SANO, 2012), calculada nas dimensões *range* (alcance) e azimuth. A Figura 1 mostra a geometria de imageamento associada a um radar de visada lateral de abertura real.

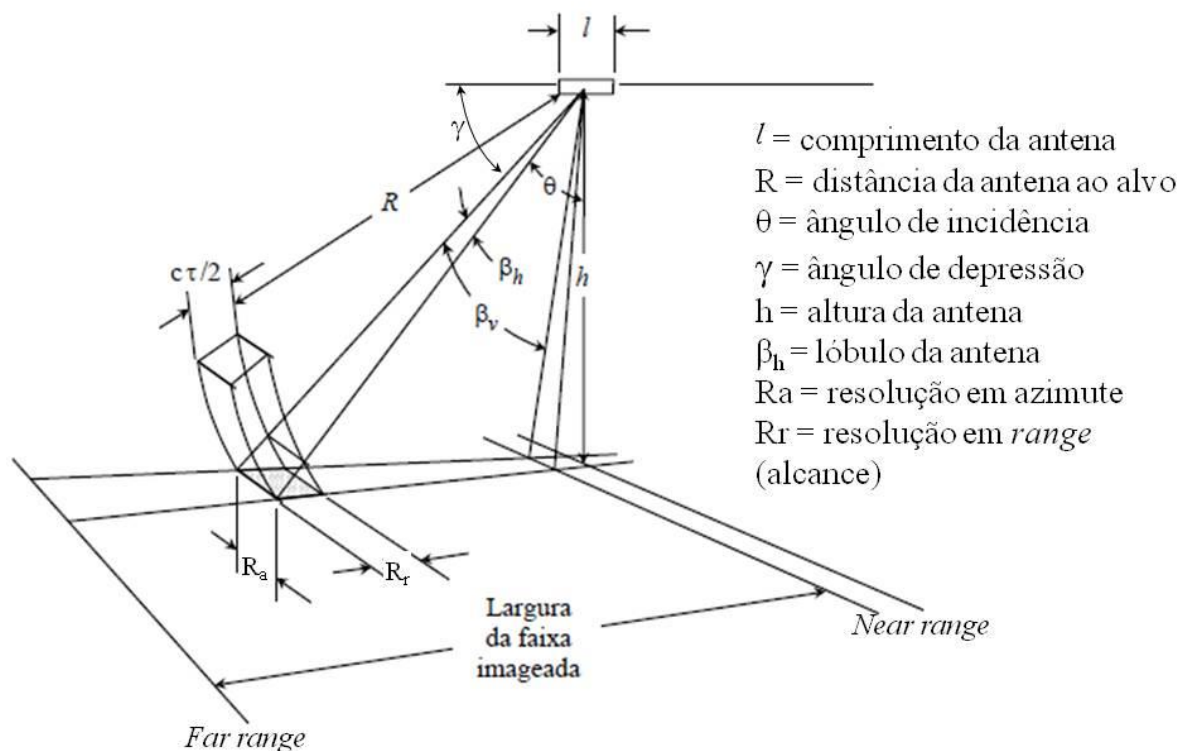


Figura 1. Geometria de um radar de visada lateral de abertura real. Fonte: Modificado de Ulaby e Dobson (1989).

O radar é um equipamento que mede as distâncias até os alvos, pelo envio e recepção de pulsos de energia ativa de micro-ondas (JENSEN, 2011).

A faixa de imageamento apresenta dois extremos: *near range* (alcance próximo) que é a região mais próxima da plataforma e com menor ângulo de inclinação, e *far range* (alcance distante) a região mais afastada e com maior ângulo de inclinação.

A resolução em *range* (R_r) é medida na direção de alcance ou direção de iluminação e proporcional ao comprimento do pulso de micro-ondas, conforme a fórmula:

$$R_r = \frac{c\tau}{2\cos\gamma}$$

onde c é a velocidade da luz, τ é a duração da transmissão, γ é o ângulo de depressão (medido entre o plano horizontal do sensor e a linha de visada em um ponto específico do terreno). O co-seno do ângulo de depressão é calculado para transformar a geometria *slant-range* para a *ground-range*.

Considerando a fórmula anterior, a resolução em *range* é melhor em ângulos de depressão menores. A resolução transversal à linha de voo (resolução em *range*) para sistemas de radar de abertura sintética é a mesma que para os de abertura real (RENNÓ, 2004).

Para se garantir uma resolução em *range* compatível com a azimutal, pulsos de curta duração são modulados em frequência (*chirp*), no entanto, segundo Jensen (2011), pulsos muito pequenos resultarão em um retroespalhamento com sinais de retorno muito fracos para serem registrados pelo sensor.

A resolução em azimute (R_a) de um sistema SLAR é medida na direção transversal ao lóculo, está relacionada com o comprimento real da antena (l) de transmissão na direção em azimute, o comprimento de onda (λ) e a distância entre a antena e o alvo imageado (R), dada por:

$$R_a = \frac{\lambda R}{l}$$

A determinação do comprimento de R é feita a partir da diferença de tempo entre a emissão e a recepção do pulso de radar (Δt), considerada a velocidade da luz (c), como se segue:

$$R = \frac{c\Delta t}{2}$$

Logo, a resolução em azimute é proporcional a R. Para melhorar a resolução em azimute poderia utilizar comprimentos de ondas menores, mas a capacidade de penetração na atmosfera e na vegetação seria menor.

Os sistemas SLAR produzem pulso na forma de lóbulos, onde é mais estreito em menores distâncias e mais largos em maiores distâncias (Figura 1). O lóbulo da antena (β_n) é inversamente proporcional ao tamanho real da antena (l) e proporcional ao comprimento de onda (λ), definido como:

$$\beta_n = \frac{\lambda}{l}$$

Observando a fórmula e possível inferir que o aumento da antena poderia melhorar a resolução em azimute. No entanto, seria inviável projetar antenas tão grandes que proporcionariam um aumento significativo da resolução azimutal.

Para se ter uma melhoria na resolução azimutal, o sistema SAR, aproveitando-se do próprio deslocamento da plataforma, pode simular uma antena cujo comprimento é muitas vezes maior que o da antena real. Segundo Santos (2009), radares de abertura sintética operam com base no princípio de que um determinado alvo é iluminado pelo sistema que registra a história de reflexão ocorrida durante o intervalo de tempo em que permanece no campo de visada do sensor.

Na Figura 2 o objeto **o** é amostrado **N** vezes enquanto estiver sendo iluminado pelo lóbulo da energia transmitida, desde a sua entrada no campo visual da antena, no instante **A**, até sua saída no instante **C**. As posições sucessivas da antena são tratadas eletronicamente como sendo elementos de uma antena única, isto é, o termo abertura sintética denota um comprimento artificial de uma antena. Durante o intervalo a plataforma SAR se desloca **D** metros, esta distância é conhecida como comprimento da "Abertura Sintética". Este intervalo é que define a resolução da imagem, sintetizando o tamanho da antena (NEPOMUCENO, 2004).

Assim, temos que a resolução em azimute de um radar de abertura sintética (SAR) é a metade do comprimento da antena real, ou seja,

$$R_a = \frac{l}{2}$$

Isto é conseguido através da gravação e combinação dos sinais retornados à antena (ULABY e DOBSON, 1989). O comprimento da antena sintética não é constante, sendo maior para objetos que estão mais distantes do SAR (*far range*).

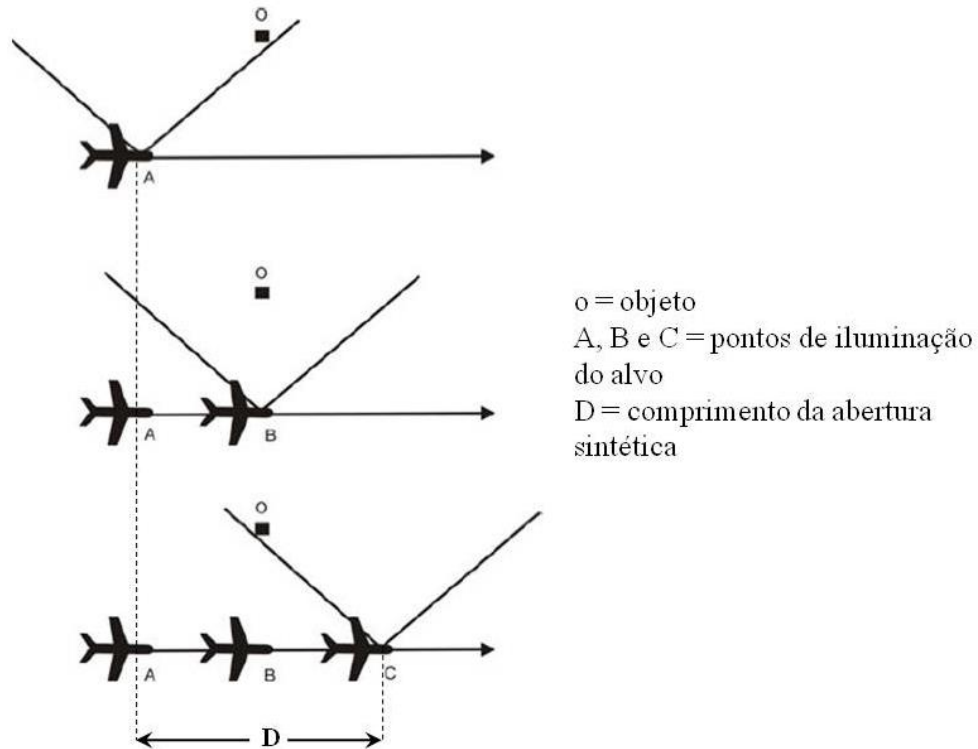


Figura 2. Processo de aquisição de imagem por um sistema de abertura sintética. Fonte: Modificado de Santos (2009).

Apesar do SAR permitir uma alta resolução, é um sistema de imageamento coerente com aparência granular, que prejudica os aspectos radiométricos e texturais da imagem, dificultando a interpretação visual e automática dos dados. Como cada elemento de resolução é composto por um grande número de difusores, o sinal de retorno resulta da soma coerente do sinal elementar retornado por cada um dos elementos difusores e este processo causa flutuações aleatórias ou interferências que dão um aspecto granuloso característico às imagens SAR, o qual é conhecido como ruído *speckle* (MARTINS, 2004).

Desse modo, as imagens SAR são geralmente processadas de forma a reduzir esse tipo de ruído característico através do processamento *multilook* ou multivisada. O processamento *multilook* consiste em dividir a abertura sintética da antena em alguns setores (N subvisadas), processando-os independentemente e somando-se em seguida cada um destes *looks* (RENNÓ, 2004). Assim, por exemplo, a resolução azimutal de um sistema de abertura sintética que utilize um processamento com N *looks* é de:

$$R_a = \frac{Nl}{2}$$

A variância do ruído *speckle* diminuía à medida que o número de visadas N aumenta, no entanto, o aumento de visadas causa degradação na resolução espacial.

2.2.2 Speckle

Speckle é a aparência granulada das imagens de radar de abertura sintética, também chamado de ruído. Segundo Dutra (2003), isto é causado pela característica coerente do sensor, pois a amplitude e fase do sinal de retorno são resultantes de uma soma vetorial (coerente) dos sinais de retorno de vários difusores contidos em cada célula de resolução. A fase de cada difusor está relacionada à distância entre o difusor e o sensor. Se o sensor se move, as fases dos difusores mudarão, acarretando uma alteração na amplitude total. Então,

observações sucessivas da mesma área quando o sensor se move resultarão em diferentes valores de amplitude.

O ruído *speckle* prejudica os aspectos radiométricos e texturais da imagem, o que torna difícil determinar se as variações no retroespalhamento para *pixels* com valores digitais próximos são atribuídos às características do alvo ou ao ruído (LEWIS e HENDERSON, 1997).

A aparência granular de ruído *speckle* em imagens de radar de abertura sintética (SAR) faz com que seja muito difícil sua interpretação, sendo a redução do *speckle* um pré-requisito para muitos processamentos de imagens SAR, tais como segmentação e classificação (XIE et al., 2002).

A redução do ruído *speckle* em imagens SAR é realizada pelo processamento com múltiplas visadas (*multilook*) ou através de filtragem espacial (SANT'ANNA et al., 2001). O primeiro consiste em dividir o comprimento de abertura sintética (ou espectro de frequência Doppler) em N segmentos. Cada segmento é processado independentemente para formar uma imagem em amplitude ou intensidade e as N imagens são somadas para juntas formarem uma imagem SAR de N visadas (LEE et al., 1994). O processo de cálculo da média reduz os ruídos e reduz a variância do *speckle* com o aumento do número de visadas (*look*), mas isto é conseguido à custa da resolução em azimute, que diminui.

A segunda categoria inclui técnicas de filtragem que utilizam o processamento digital de imagem após a formação da imagem SAR com o *multilook*. Estas podem ser divididas em filtragem no domínio das frequências que compõe a imagem, incluindo a utilização de filtro de *Wiener*, transformação *wavelet* e transformação rápida de *Fourier* (FFT); e a segunda abordagem, mais utilizada, é conseguida no domínio espacial da imagem, em que o ruído é removido pelo cálculo da média ou manipulando estatisticamente os valores de *pixels* vizinhos (QIU et al., 2004; SENA, 2011).

O objetivo da filtragem espacial é manipular as frequências (altas, médias ou baixas), de modo a realçar as feições de interesse ou corrigir as incorretas; para isso, adotam-se a utilização de filtros para a eliminação de ruídos, o realce de bordas ou a detecção de feições (SENA, 2011).

Como o objetivo desta pesquisa é avaliar a contribuição do sensoriamento remoto com imagens de radar para a predição de atributos do solo, não foi realizado nenhum tipo de filtragem, tentando conservar as informações de intensidade obtidas pelo sensor referente a cada *pixel*.

2.2.3 Distorções geométricas

O usuário da imagem de radar deve saber se sua geometria está em *slant range* (alcance inclinado), forma original do imageamento, ou se foi convertida em *ground range* (alcance do terreno). O alcance inclinado de um ponto é a distância inclinada deste ponto ao sensor. Já o alcance no terreno é o afastamento desse mesmo ponto em relação à projeção da plataforma no solo (ABOUD NETA, 2009).

A visada lateral das imagens de radar é como uma visada oblíqua, originalmente construída pelo registro dos sinais medidos no plano inclinado, o que causa distorções geométricas na imagem, notadamente no tamanho e na forma dos objetos. Custosos processamentos corrigem esse tipo de distorção, transformando a imagem do plano inclinado (*slant range*) para o plano horizontal no terreno (MENESES e SANO, 2012).

A Figura 3 apresenta a relação da inclinação da frente de onda com a inclinação da encosta frontal do relevo. Nos dois primeiros morros observa-se a frente de onda atingindo primeiro o topo do morro para depois atingir a base, causando a inversão de relevo (*Layover*). Levando em consideração que o radar calcula a posição do objeto pelo tempo de retorno do sinal, a topo do morro será projetado antes da base. No quarto morro, exemplifica o

encurtamento de rampa (*foreshortening*), que corresponde a uma compressão da face frontal da vertente, aumentando assim, as intensidades estreitas e alongadas, com tonalidades claras, enquanto há uma expansão da face oposta e sombreada, com tonalidades escuras. A magnitude dessas distorções depende da relação entre a inclinação da frente de onda e a da vertente do relevo (SANTOS, 2009).

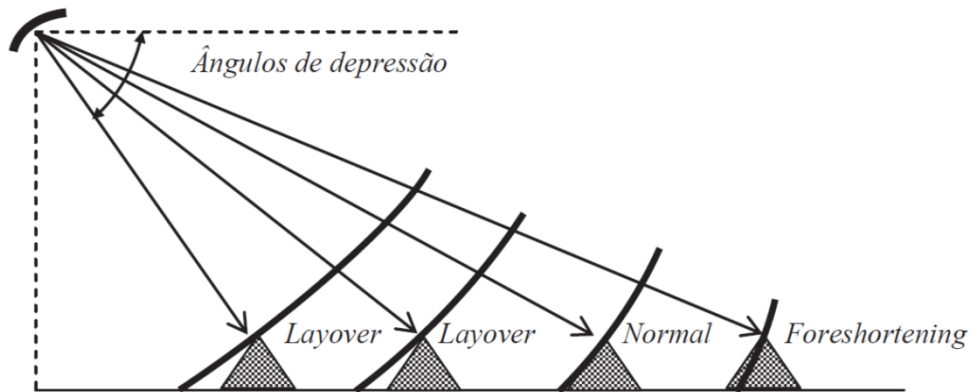


Figura 3. Ilustração das distorções geométricas em imagens de radar conhecidas como *layover* (inversão de relevo) e *foreshortening* (encurtamento de rampa). Fonte: Meneses e Sano (2012).

2.2.4 Polarização

A polarização descreve a orientação do campo elétrico da onda eletromagnética emitida e recebida pela antena e que pode ser vertical (V) ou horizontal (H), como ilustra a Figura 4. Quando o pulso atinge o alvo ocorre a despolarização, de modo que o sinal enviado pode retornar à antena com uma intensidade maior numa direção diferente da direção de polarização emitida (MENESES e SANO, 2012). Portanto, a polarização pode ser paralela (VV ou HH) ou cruzada (HV ou VH), sendo a primeira letra referente à orientação emitida e a segunda referente à orientação recebida.

Os radares podem obter imagens em uma ou mais polarizações ao mesmo tempo, chamadas de imagens multipolarizadas. A combinação de diferentes polarizações, utilizadas como bandas espectrais, possibilita a geração de imagens coloridas. Cada polarização pode apresentar diferenças na resposta do retroespalhamento devido às variações da rugosidade da superfície.

O processo pelo qual as ondas de radar estão espalhadas pela superfície do terreno e volume (como vegetação), é fundamental o uso da multipolarização para aumentar a quantidade de informação extraível a partir de imagens de radar (ULABY et al., 1996).

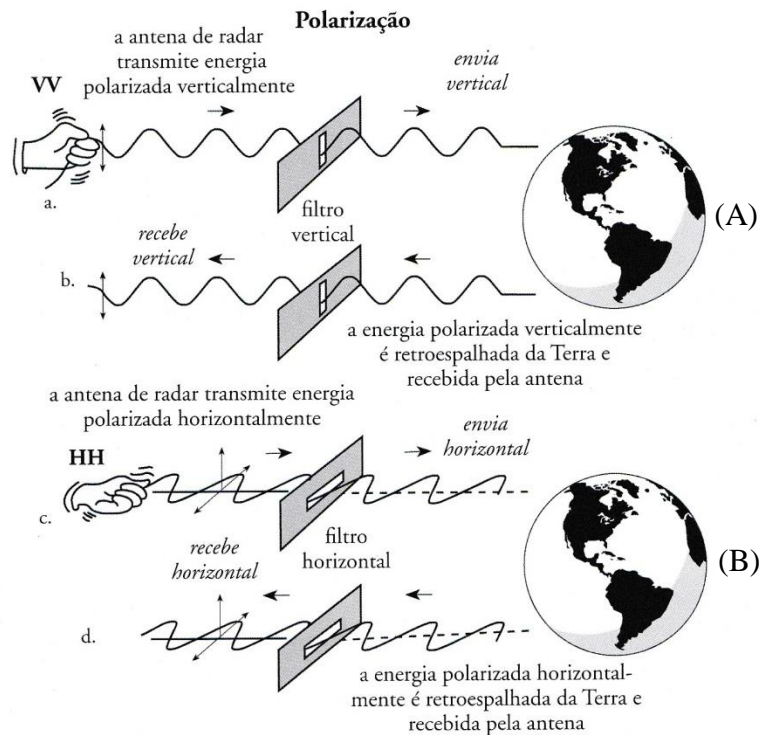


Figura 4. Energia transmitida e recebida por uma antena de radar nos modos de polarizações VV (A) e HH (B). Fonte: adaptado de Jensen (2011).

2.2.5 Formação das imagens SAR

O desenvolvimento do radar de abertura sintética promoveu um grande avanço na resolução azimutal das imagens de radar, simulando uma antena muito maior que o tamanho real baseado no efeito *Doppler*. Abaixo segue uma síntese da formação de imagens SAR utilizando este efeito, segundo Jensen (2011).

As imagens de um SAR são formadas a partir de pulsos enviados regularmente da antena sobre o terreno, iluminando um objeto que reflete uma parte do pulso de volta à antena. Na trajetória do radar, o objeto estará em uma posição diferente do conjunto de pulsos que o iluminam. Com isso, a antena recebe uma série de ondas refletidas em duas séries oscilatórias (de frequências) dentro do campo de iluminação, uma quando o sensor vai ficando mais próximo do objeto e outra quando vai se afastando. As ondas recebidas pelo sensor são combinadas eletronicamente com o conjunto de ondas de referência, e avalia a interferência entre as duas séries oscilatórias. O sinal de interferência é transformado em uma voltagem, que controla o brilho que pode ser exibido em uma tela ou gravado em formato de imagem. Quando o pulso refletido coincide com o sinal de referência a resposta será de alto brilho (interferência construtiva), e quando não coincide com a referência a resposta é de baixo brilho (interferência destrutiva). Cada linha de informação é gerada em diferentes posições de azimute na direção do voo. O sistema registra uma série de áreas claras e escuras de diferentes tamanhos.

Os dados da imagem SAR podem ser representados em formato complexo, de intensidade (potência) e de amplitude. O formato complexo, formato prévio da imagem de radar, é o sinal de retorno complexo representado pela componente do sinal em fase (*i* - *in phase*), parte real, e em quadratura de fase (*q* - *quadrature*), parte imaginária (RANEY, 1998). A imagem pode ser processada para obtenção de imagem de amplitude (*A*) e intensidade (*I*) conforme a equação abaixo (RANEY, 1998):

$$I = A^2 = i^2 + q^2$$

Os sensores polarimétricos emitem a energia eletromagnética nas polarizações horizontal e vertical alternadamente e em pulsos sucessivos e, durante a recepção, as duas polarizações são registradas simultaneamente, medindo-se a amplitude e a fase de cada uma (RABELO, 2007). A amplitude se refere ao máximo desvio em altura da onda e é um indicador da intensidade do sinal, enquanto que a informação de fase permite identificar os mecanismos de espalhamento que ocorrem em uma superfície (SCHARFENBERG, 2002). A intensidade refere-se à potência média retroespalhada de uma célula de resolução, sendo considerada proporcional ao coeficiente de retroespalhamento (σ^0).

2.2.6 Equação de Radar

A equação de radar é uma relação fundamental entre as características do radar, do sinal transmitido por ele, do alvo e do sinal refletido e recebido pelo radar (ULABY et al., 1986). Dessa forma, a equação fundamental de radar é dada por:

$$P_r = \frac{P_t G_t A_r \sigma}{(4\pi)^2 R^4}$$

Onde P_r é a potência recebida pela antena, P_t é a potência transmitida para o alvo, G_t é o ganho da antena na direção do alvo, R é a distância em *range* do transmissor ao alvo, σ é a área de retroespalhamento efetivo do alvo e A_r é a área da antena receptora.

O ganho de uma antena corresponde ao ganho de uma “distribuição de energia”, que no caso do radar é focalizada num feixe lateral com abertura angular, tornando o fluxo maior. Além disso, como a maioria dos radares utiliza a mesma antena para a transmissão e recepção do sinal, conseqüentemente os fatores de ganho podem ser combinados (JENSEN, 2011). Unindo estes efeitos, acrescenta-se o fator G à equação, que representa o ganho máximo da antena.

Na equação anterior, podemos observar que todos os fatores para o cálculo da potência recebida são determinados pelo parâmetro do sistema de radar, exceto o fator σ , que está relacionado com os efeitos da superfície sobre o sinal de radar. Este último é utilizado para calcular o coeficiente de retroespalhamento do radar (σ^0) que é a razão da quantidade de energia refletida pela seção transversal (σ), para o sensor, por unidade de área (A) no terreno (JENSEN, 2011). Então temos que:

$$\sigma^0 = \frac{\sigma}{A}$$

Desta forma a equação de radar é expressa como (HENDERSON e LEWIS, 1998):

$$P_r = P_t \cdot (\sigma^0 A) \cdot \left(\frac{G^2 \lambda^2}{(4\pi)^3 R^4} \right)$$

Conclui-se que a potência recebida pela antena está diretamente relacionada com o coeficiente de retroespalhamento σ^0 , que é igual à soma das energias retroespalhadas por todos os elementos que compõem o alvo. Assim, a partir desta equação é possível obter os valores de σ^0 que está relacionado com os parâmetros do terreno, como geometria, conteúdo de umidade e rugosidade superficial.

Pode-se destacar também que a potência que retorna à antena sofre uma atenuação que é proporcional a R^4 , o que significa dizer que dois alvos iguais apresentarão respostas diferentes se colocados a distâncias diferentes em relação à antena. O processo de correção radiométrica visa corrigir este tipo de distorção.

2.3 Aplicações de Imagem de Radar

As imagens de radar apresentam outras características favoráveis ao estudo da superfície terrestre tais como: um melhor realce da topografia ou maior sensibilidade às variações da morfologia; sensibilidade à rugosidade superficial do terreno e; sensibilidade às propriedades dielétricas dos materiais, que são afetadas, por exemplo, pelo conteúdo de umidade da superfície do solo (SILVA, 2004); sensibilidade à estrutura da cobertura vegetal; capacidade de operar de dia ou de noite independente das condições atmosféricas e de iluminação propiciando uma continuidade no monitoramento e na fiscalização das mudanças da superfície (NEPOMUCENO, 2004).

As ondas eletromagnéticas na faixa de micro-ondas sofrem pequena atenuação atmosférica, apresentando boa penetração nas nuvens, pois a transmitância atmosférica é praticamente total na região de 3 a 30 cm (1 a 10 GHz) (SANTOS, 2009).

O grande elo de ligação entre os objetos da superfície terrestre e os sensores remotos que os observam é a radiação eletromagnética (REM) e, desta forma, o entendimento sobre o funcionamento das interações entre a REM e os diferentes materiais (por exemplo rochas, solos, vegetação, água, construções antrópicas) constitui-se em requisito chave para a interpretação dos dados coletados pelos diferentes sensores (ALVARENGA, 2003).

A habilidade na interpretação de uma imagem de radar está ligada ao grau pelo qual diferentes alvos geram diferentes sinais de retorno (retroespalhamento), de modo a produzirem características distintas na imagem final, e também, à resolução do sistema RADAR ou sua capacidade de discriminar estes diferentes alvos (NOERNBERG, 1996). Os principais parâmetros que influenciam no retroespalhamento (*backscattering*) do radar estão relacionados ao sistema sensor e aos alvos e a interação destes entre si (SILVA, 2004).

As imagens de radar fornecem informações que estão diretamente relacionadas com as características geométricas e elétricas da superfície. As principais características dos alvos que devem ser consideradas na análise de imagens de radar são a rugosidade do terreno, o conteúdo de água no solo e nas plantas e a estrutura da vegetação (SANTOS, 2009).

O sensoriamento remoto por micro-ondas ativo (radar) pode fornecer uma estimativa da umidade do solo para várias condições de cobertura do solo com erros aceitáveis (JACKSON et al., 1996). A teoria, neste caso, baseia-se na existência de um acentuado contraste nas constantes dielétricas (ϵ) de um solo seco em estufa ($\epsilon \sim 4$) e a água líquida ($\epsilon \sim 80$) (ENGMAN e CHAUHAN, 1995). Consequentemente, a adição de água no solo causa um aumento no valor de ϵ do solo. A constante dielétrica refere-se à medida da habilidade de um meio em conduzir energia elétrica.

Ao contrário das propriedades atmosféricas (temperatura, umidade do ar e velocidade do vento) a constante dielétrica é um parâmetro de difícil medição, assim como as observações *in situ* ou de sensores remotos (SANTANELLO JR et al., 2007). Estas observações estão limitadas a experimentos de campo de curto prazo, muitos dos quais com grande heterogeneidade dos solos em termos de teor de umidade e classes de textura (MOHANTY et al., 2002).

Segundo Sano et al. (2005), a estrutura da vegetação (altura e densidade das plantas) e a quantidade de água nas folhas afetam significativamente o retroespalhamento dos sinais de radar. Estudo conduzido pelos mesmos autores mostrou que a estrutura da vegetação do Cerrado exerce maior influência do que o conteúdo de água nas folhas (refletido pela sazonalidade marcante).

Estudos mostram que a abordagem mais promissora para estimar a umidade do solo continuamente ao longo do tempo e do espaço deve incluir uma combinação de sensoriamento remoto e modelagem (ENTEKHABI et al., 1999; HOUSER et al., 1998).

Em estudo para estimativa do teor de água no solo a partir de imagens de radar de abertura sintética (SAR), Máximo et al. (1999) observaram uma precisão moderada, não sendo ainda recomendada para o uso operacional no mapeamento de umidade do solo. Utilizando imagens de RADARSAT-1 em diferentes épocas, Gomes (2006) observou que a umidade do solo tem um efeito dominante sobre o retroespalhamento das imagens radar, principalmente nos leitos dos rios em solos saturados, associados à baixa velocidade do fluxo d'água e proximidade do lençol freático à superfície.

Segundo Arakaki (1994), a capacidade de interação das ondas eletromagnéticas na faixa de micro-ondas com o solo se deve às moléculas de água existentes. Estas provocam um fenômeno de absorção alterando os valores das propriedades dielétricas do solo como a permissividade complexa.

As moléculas de água que por influência das forças osmóticas e matriciais ficam ao redor das partículas de solo chamam-se água presa. As moléculas de água que, por sua distância à partícula do solo, sofrem menor interação, possuem uma maior mobilidade e denominam-se água livre.

Estudos e análises realizadas por Dobson e Ulaby (1986) permitiram avaliar o papel da água presa dielectricamente. Estes resultados indicam que:

- A permissividade complexa dos solos secos é independente da frequência na região de micro-ondas e depende da densidade do solo;
- A quantidade de água presa é controlada pela mineralogia e textura do solo (sendo grosseiramente proporcional à fração de argila do solo), que resulta em diferenças profundas entre tipos de solos com relação à permissividade em um dado teor de umidade;
- As diferenças observadas entre diferentes tipos de solos são dependentes da frequência e são maiores nas frequências mais baixas (abaixo de 3 GHz) onde efeitos de salinidade efetiva de fluidos de solos exercem significativa influência (ARAKAKI, 1994).

O Sensoriamento Remoto na faixa de micro-ondas pode ser uma fonte confiável para estudos dos recursos naturais, que nesse estudo será aplicado ao mapeamento de atributos do solos.

Um exemplo da aplicação do radar como ferramenta no levantamento dos recursos naturais seria o mapeamento das veredas, que são formadas por vegetação complexa em condições geoambientais específicas e protegidas pelas leis brasileiras, mas sua extensão e condições de preservação ainda são mal conhecidas. Silva (2007) utilizou dados de radar e dados óticos (imagem) para delimitação e classificação do ambiente de vereda, levando em consideração as características de vegetação específica e ambientes encharcados que favorecem o acúmulo de matéria orgânica como fatores determinantes na delimitação das áreas de veredas pelo processamento de imagens. As veredas podem cobrir grandes extensões com forma sinuosa, e a junção destes dois produtos tende a aumentar a capacidade de se extrair informações sobre as veredas, preenchendo assim a carência de informações sobre este ambiente (SILVA, 2007).

Cezar et al. (2010) correlacionaram os valores das constantes dielétricas (ϵ) adquiridos pelo georadar (Ground Penetrating Radar - GPR) com os atributos físicos do solo em área de cultivo com cana-de-açúcar. Observaram correlação da constante com a umidade do solo, apresentando melhores resultados para esta variável do que para a densidade e porosidade total determinada por meio do método do cilindro volumétrico.

Em análise da estimativa da umidade volumétrica (U_v) do solo com imagens ALOS/PALSAR (banda L) de uma série temporal contínua no sul da Austrália, Satalino et al. (2013) confirmaram boa sensibilidade dos dados de banda L às mudanças de umidade do solo

e indicaram acurácia de aproximadamente 6,0% v/v, avaliada ao longo de mais de 270 observações. O mapa da estimativa da U_v também demonstra o potencial de dados SAR banda L para resolver padrões espaciais da U_v refletindo a distribuição da precipitação em áreas agrícolas.

Em experimento realizado para investigar a sensibilidade do retroespalhamento (σ^0) da banda C-SAR à umidade da superfície do solo (θ_s) em pastagens de ambiente semiárido e testar fusão dos dados com base nas medições ópticas (Landsat TM), Moran et al. (2000) observaram que a relação entre o retroespalhamento (σ^0) da banda C-SAR do ERS-2 e a umidade da superfície do solo (θ_s) era fraca ($r^2=0,27$). Também para o mesmo conjunto de dados, observaram que a relação entre os σ^0_{wet} (época das chuvas) – σ^0_{dry} (época da seca) e θ_s era forte e significativa ($r^2=0,93$).

Com o objetivo de verificar o comportamento do espalhamento especular de micro-ondas, banda X, com a mudança na textura do solo, Prakash et al. (2009) observaram forte alteração no coeficiente de espalhamento especular com o aumento da percentagem de areia no solo para a polarização HH, enquanto no caso de polarização VV houve menor alteração. Também foi observada elevada alteração no coeficiente de difusão especular com o aumento da umidade do solo.

Segundo Dobson e Ulaby (1981), a sensibilidade do coeficiente de retroespalhamento à umidade gravimétrica ou volumétrica da superfície do solo é inversamente proporcional ao teor de argila do solo.

Em estudo sobre o efeito de textura na emissão de micro-ondas nos solos, Schmutge (1980) concluiu que o efeito de diferenças de textura do solo sobre os valores observados na temperatura de brilho pode ser normalizado, expressando os valores de umidade do solo como um percentual da capacidade de campo (CC).

3. CAPÍTULO I

PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS DE RADAR DO SENSOR ALOS/PALSAR

3.1 RESUMO

O SAR (radar de abertura sintética) utiliza uma visada lateral para o imageamento que, associados às variações de elevação do terreno, produzem distorções geométricas distintas nas imagens que devem ser corrigidas. Para isso, é executada a calibração radiométrica dos dados de radar, e que na maioria dos casos, os valores dos pixels, em escala de número digital (ND), são revertidos para valores de coeficiente de retroespalhamento, que representa a magnitude do sinal do alvo detectado em um dado momento e em um dado local na imagem. Este estudo teve como objetivo descrever o processamento das imagens de radar do sensor ALOS/PALSAR e analisar os resultados de coeficiente de retroespalhamento e a correlação entre imagens obtidas em diferentes datas no município de Mineiros, GO. Para o desenvolvimento do trabalho foram adquiridas imagens de cinco datas com diferentes polarizações, totalizando 14 imagens, em unidade de amplitude, com nível de processamento 1.5 e resolução espacial de 12,5 metros. Por meio do programa ASF MapReady 3.1 foi realizado o processamento de correção geométrica e correção radiométrica, utilizando o MDE com resolução de 5 metros, transformando os dados de número digital para coeficiente de retroespalhamento (σ^0) na escala de dB. Os resultados foram avaliados pela análise descritiva e a correlação de Pearson ($p < 0,05$) entre as imagens. A elaboração do modelo digital de elevação (MDE) da área, foi obtida a partir da restituição planialtimétrica com base nas curvas de nível, de equidistância vertical de 1 m, oriundas do processamento de uma imagem do sensor Ikonos-2 do ano de 2011, com resolução espacial de 5 m. O processamento das imagens ALOS/PALSAR pelo programa ASF MapReady possibilitou a correção geométrica e a correção radiométrica para o ângulo de incidência local com base no MDE. Nas imagens de 03/05/2009 é possível observar o contraste entre a área de cerrado, mais clara, e a área de cultivo, mais escura. No geral, as polarizações cruzadas resultaram em imagens relativamente mais lisas e menos ruidosas do que as de polarização paralela. O maior valor de coeficiente de retroespalhamento foi de 6,14dB na imagem HH2 e o menor foi de -26,05 dB na imagem HV3, com média negativa para todas as imagens. Os valores de desvio-padrão do σ^0 foram semelhantes entre as imagens. A análise da correlação linear de Pearson demonstrou correlação significativa ($p < 0,05$) entre a maioria das imagens ALOS/PALSAR. A fraca correlação entre as imagens de radar indica a variabilidade dos dados obtidos nas diferentes datas.

3.2 ABSTRACT

The SAR (synthetic aperture radar) uses a side imaging system that, associated with changes in landscape elevation, produces distinct geometric distortions in the images that should be corrected for. To do this, a radiometric calibration is performed in the radar data. In most cases the values of pixel digital number (DN) are converted to backscatter coefficient, which represents the magnitude of the detected signal returned from the target at a given time and in a given location of the image. This study aimed at describing the processing of radar images from ALOS/PALSAR sensor and to analyze the results of backscatter coefficient and the correlation between images obtained at different dates from Mineiros, Goiás State, Brazil. To carry out this work images of five dates with different polarizations were acquired, totaling 14 images in amplitude units, with the processing level of 1.5 and spatial resolution of 12.5 meters. The ASF MapReady 3.1 program was used for the geometric and radiometric corrections processing, using a digital elevation model (DEM) with 5 m of spatial resolution, to transform the data from digital number to backscatter coefficient (σ°) in the dB. The DEM of the area was obtained from contours with vertical distance of 1 m, which were generated through space resection of a stereo pair image of Ikonos-2 sensor from the year 2011, with spatial resolution of 5 m. The results were evaluated by descriptive analysis and the Pearson correlation coefficient ($p < 0.05$) between the images. The ALOS/PALSAR images processing by the ASF MapReady enabled the geometric and radiometric corrections for the local incidence angle based on the DEM. On the images from May 3rd 2009 it is possible to observe the contrast between the cerrado area, which is brighter, and the area of cultivation, darker. Overall, the cross polarizations resulted in relatively smoother images and with less noise than the ones with parallel polarization. The greatest value of backscatter coefficient was 6.14dB in the HH2 image and the lowest was -26.05 dB in the HV3 image, with negative average for all images. The standard deviation values of σ° were similar between the images. The Pearson linear correlation analysis showed significant correlation ($p < 0.05$) between most ALOS/PALSAR images. The low correlation between the radar images indicates the variability of the data obtained at different dates.

3.3 INTRODUÇÃO

Uma imagem SAR (radar de abertura sintética) digital consiste de um arranjo (matriz) bidimensional de elementos de imagem (pixels), com a intensidade (chamada de brilho) de cada pixel proporcional à potência do pulso de micro-ondas refletido pela célula correspondente do terreno (WARING et al., 1995; JENSEN, 2011), que é proporcional ao coeficiente de retroespalhamento (σ^0).

Antes do processamento de imagem, existe a fase pré-processamento, que segundo Meneses e Almeida (2012) é essencial para remover ou corrigir os erros e as distorções introduzidos nas imagens pelos sistemas sensores devidos a erros instrumentais (ruídos espúrios), às interferências da atmosfera (erros radiométricos) e à geometria de imageamento (distorções geométricas).

O SAR (radar de abertura sintética) usa visada lateral para imageamento e associado às variações de elevação do terreno produz distorções geométricas distintas nas imagens, que devem ser corrigidas. Para isso, é feita a calibração radiométrica dos dados de radar, e que na maioria dos casos, os valores do pixel, em escala de número digital (ND), são revertidos para valores de coeficiente de retroespalhamento, representando a magnitude do sinal do alvo detectado em um dado momento e em um dado local na imagem (GOMES, 2006).

Para realizar a correção radiométrica é necessário considerar o ângulo de incidência local (θ_{loc}), que é aquele formado entre a iluminação do radar e a linha perpendicular ao terreno com inclinação (ALMEIDA, 2008), como ilustrado na Figura 5.

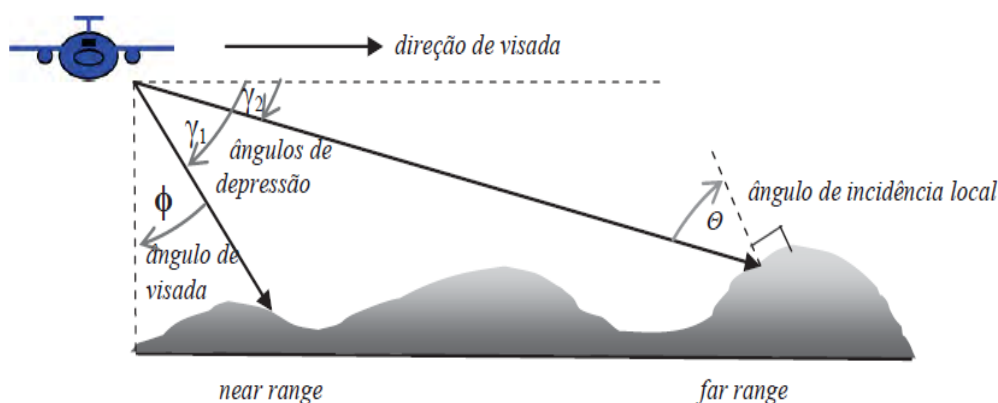


Figura 5. Elementos geométricos da configuração de imageamento por radar. Fonte: Meneses e Sano (2012).

De acordo com Shimada et al. (2009), as imagens ALOS/PALSAR com nível de processamento 1.5 a conversão da imagem entre amplitude (ND) e coeficiente de retroespalhamento σ^0 (dB) é dada pela equação:

$$\sigma^0 = 10 * \log_{10}[DN^2] + CF$$

Onde ND representa o número digital da imagem em amplitude e CF é uma constante de calibração definida por -83,0 dB (SHIMADA et al., 2009).

Segundo Violante-Carvalho (2010), diferentes formatos das imagens obtidas pelos diversos satélites dificultam a leitura e o trabalho com SAR. Com isso, foram desenvolvidos vários programas com diferentes ferramentas de tratamento de imagem. Nesta pesquisa foi utilizado o programa *ASF MapReady*, disponibilizado gratuitamente em

<https://www.asf.alaska.edu/data-tools/mapready/>, capaz de fazer leituras e trabalhar com imagens de diversos sensores radar, aerotransportados e orbitais.

Com a disponibilidade de diversos tipos de sensores, não há um protocolo para execução dos processamentos, mas existe uma base teórica que orienta para o uso correto das informações da imagem. Desta forma, o usuário deve conhecer os processamentos já realizados pelas empresas ou instituições que forneceram as imagens e o formato das mesmas.

Visto a grande dificuldade de encontrar informações concisas e compiladas, este estudo teve como objetivo descrever o processamento das imagens de radar do sensor ALOS/PALSAR e analisar os resultados de coeficiente de retroespalhamento e a correlação entre imagens obtidas em diferentes datas no município de Mineiros, GO.

3.4 MATERIAL E MÉTODOS

O estudo é parte do projeto de pesquisa “Novos paradigmas no conhecimento de solos frágeis para a produção agrícola sustentável do Brasil” da Embrapa Solos, com apoio do CNPq, através do Edital MCT/CNPq/MEC/CAPES/CT AGRO/CT HIDRO/FAPS/EMBRAPA N ° 22/2010 (PÉREZ, 2010). O Projeto Fragissolos foi organizado em quatro temas principais, relativos às características morfológicas, analíticas, comportamentais, ambientais e de uso e manejo dos solos frágeis, na perspectiva de avaliação da sua sustentabilidade.

Para tanto foi constituída uma rede de pesquisa no intuito de “repensar” os tradicionais modelos/conceitos de avaliação dos solos. Com ênfase nos solos frágeis, buscou contribuir para a avaliação do uso e manejo, mediante a utilização de técnicas e métodos inovadores como: geotecnologias, mapeamento digital de atributos do solo, adoção da classificação físico-hídrica, avaliação integrada de indicadores de sustentabilidade e a organização e transferência de conhecimentos e tecnologias pelo uso de árvores hiperbólicas baseadas em ontologias e disponibilizadas via internet.

Além disso, incorporou o conhecimento parcialmente gerado por projetos desenvolvidos nas regiões do Sudoeste Goiano (Centro Oeste/Cerrado), onde o presente estudo foi desenvolvido; Oeste da Bahia; Semiárido - Pernambuco e Região Central de São Paulo. O grande desafio deste projeto foi integrar as diversas informações de solo, associá-las aos diferentes ambientes edafo-climáticos, propondo a otimização e a adoção dos sistemas de manejo que possibilitem produtividades e índices econômicos (fator rentabilidade agrícola) aceitáveis e preservem os recursos naturais solo, água, ar e biodiversidade.

3.4.1 Área de Estudo

A área de estudo está situada na microbacia do Ribeirão Queixada, município de Mineiros (GO), que por sua vez está inserida na Alta Bacia hidrográfica do Rio Araguaia, porção sudoeste do estado de Goiás e sudeste do estado de Mato Grosso. A área, de coordenadas UTM *datum* WGS84, zona 22S, 287.728m L e 8.031.270m N, tem aproximadamente 946 ha, sendo 364 ha cobertos por vegetação arbórea do cerrado e 582 ha utilizados na produção de cana-de-açúcar, pertence à Fazenda Araucária. A caracterização detalhada da área será apresentada no Capítulo II desta Tese.

3.4.2 Características das Imagens de Radar

O satélite ALOS (*Advanced Land Observing Satellite*) foi lançado em 24 de janeiro de 2006 pela *Japan Aerospace Exploration Agency* – JAXA, no centro espacial de Tanegashima (Japão). Entrou em fase operacional e de fornecimento de dados ao público em 24 de outubro de 2006 e deixou de operar em 2011.

Três sensores estiveram a bordo do ALOS: o radiômetro PRISM (*Panchromatic Remote-Sensing Instrument for Stereo Mapping*) capaz de adquirir imagens tridimensionais detalhadas da superfície terrestre; o radiômetro multiespectral AVNIR-2 (*Advanced Visible and Near Infrared Radiometer-type 2*) voltado aos mapeamentos de uso e cobertura das terras e o sensor de micro-ondas PALSAR (*Phased Arraytype L-band Synthetic Aperture Radar*) capaz de obter imagens diurnas e noturnas sem a interferência de nebulosidade.

O sensor PALSAR foi escolhido como fonte da imagem para o desenvolvimento deste estudo, pois opera na banda L (23,6 cm) e possui multipolarização (HH, VV, HV e VH), com

variação do ângulo de incidência entre 18° a 48°, larguras de faixas imageadas de 40 a 360 km e resoluções nominais de 7 a 100 m, dependendo do modo de aquisição.

Para o desenvolvimento do trabalho foram adquiridas imagens de cinco datas, em amplitude na unidade de número digital (ND), com nível de processamento 1.5 (*Standard Geocoded Image*), detalhado em *PALSAR User's Guide* (Japan Space Systems, 2012) como:

- compressão em *range* usando *Fast Fourier Transform* (FFT)
- compressão secundária em *range* usando compensação da migração em *range*;
- correção de curvatura de migração em *range*;
- compressão em azimute;
- processamento *multilook* (4 *look*);
- conversão de *slant range* (alcance inclinado) para *ground range* (alcance no terreno);
- imagem projetada para coordenadas cartográficas – sistematicamente geocodificada (imagem com pixels alinhados com a grade da projeção UTM); e
- 16 bits e resolução espacial de 12,5 m.

Na Tabela 1 são apresentadas as principais características das imagens ALOS/PALSAR processadas e fornecidas pela Americas ALOS Data Node (JAXA, 2014), compradas através do projeto aprovado no edital do CNPq N ° 22/2010 (PÉREZ, 2010). As imagens foram selecionadas com base no histórico de precipitação (Figura 6 e 7), para obter maior variação das condições ambientais para interação com as micro-ondas.

Tabela 1. Característica das imagens adquiridas do sensor PALSAR a bordo do satélite ALOS.

Nº Imagem	Canais/ Modo de observação	Data	Polarização	Sigla	Ângulo de Incidência na Área de Estudo
ALPSRP174316830	PLR (<i>Polarimetric</i>)	03/05/2009 (final das chuvas)	HH	HH1	26,1° - 26,4°
			VV	VV1	
			HV	HV1	
			VH	VH1	
ALPSRP201156830	PLR (<i>Polarimetric</i>)	03/11/2009 (início das chuvas)	HH	HH2	26,1° - 26,4°
			VV	VV2	
			HV	HV2	
			VH	VH2	
ALPSRP248856820	FBD (<i>Fine beam dual</i>)	26/09/2010 (seca)	HH	HH3	37,6° - 37,9°
		HV	HV3		
ALPSRP262276820	FBD (<i>Fine beam dual</i>)	27/12/2010 (início das chuvas)	HH	HH4	37,6° - 37,9°
		HV	HV4		
ALPSRP268986820	FBD (<i>Fine beam dual</i>)	11/02/2011 (meio das chuvas)	HH	HH5	37,6° - 37,9°
		HV	HV5		

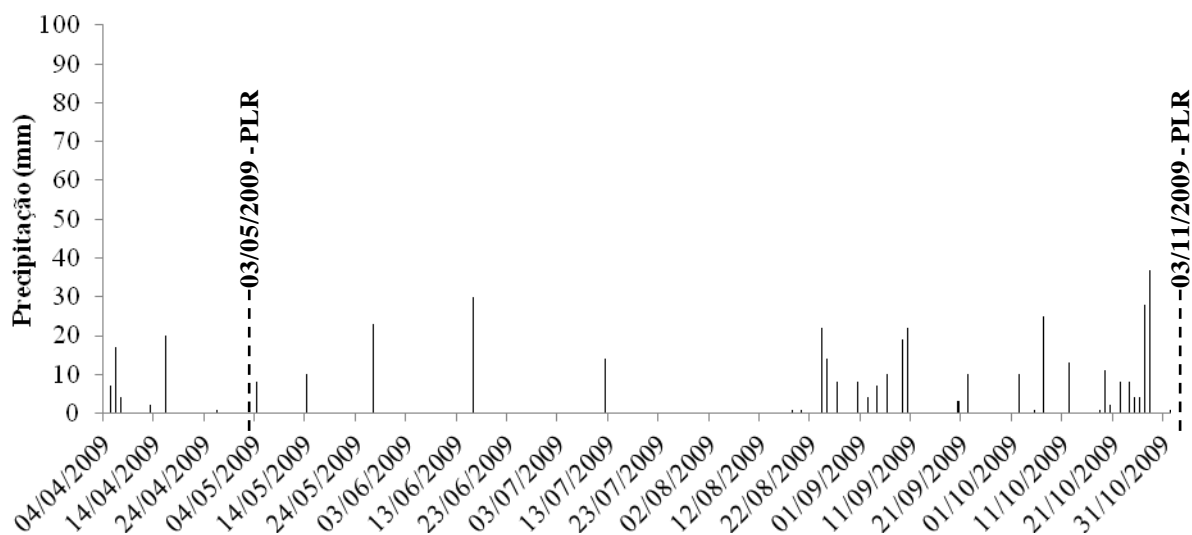


Figura 6. Dados de precipitação da Fazenda Araucária no município de Mineiros (GO) utilizados para escolher as imagens ALOS/PALSAR no modo de operação *Polarimetric* (PLR).

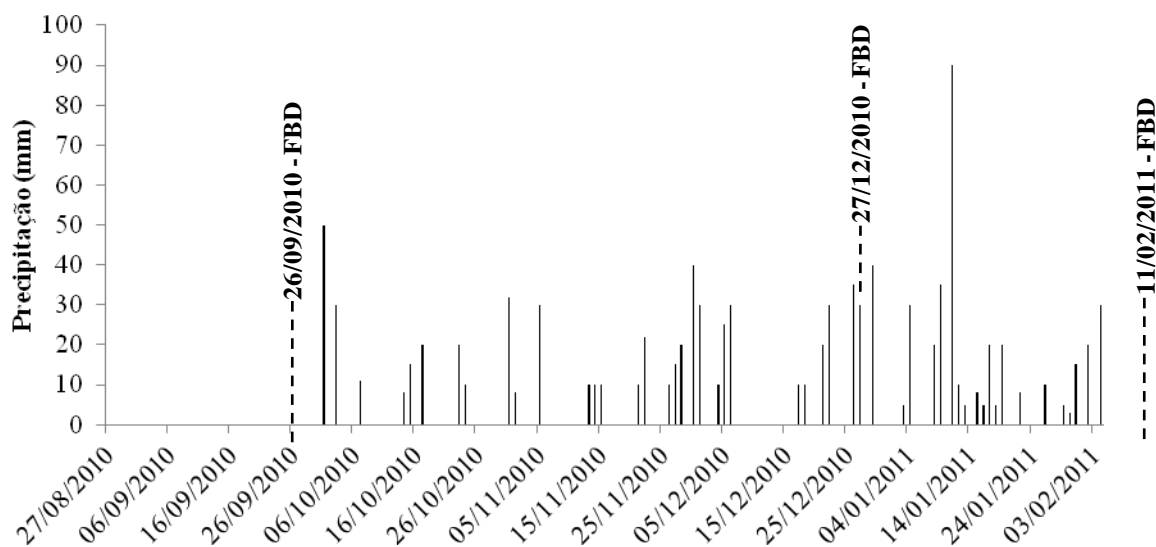


Figura 7. Dados de precipitação da Fazenda Araucária no município de Mineiros (GO) utilizados para escolher as imagens ALOS/PALSAR no modo de operação *Fine beam dual* (FBD).

3.4.3 Processamento das Imagens ALOS/PALSAR

As imagens PALSAR com nível de processamento 1.5 (Japan Space Systems, 2012) foram processadas considerando e georreferenciadas na projeção ao nível médio do mar. Com isso, as imagens originais em número digital (ND) no formato GeoTIFF estavam deslocadas em relação à área de estudo. Por meio do programa *ASF MapReady 3.1* (Alaska Satellite Facility, 2015) foi realizado o processamento de correção geométrica (projeção UTM, *datum* WGS84 zona 22S) e correção radiométrica, utilizando um modelo digital de elevação (MDE) da área, e a transformação dos dados de ND (número digital) para coeficiente de retroespalhamento (σ^0) na unidade de dB.

Este MDE, com resolução espacial de 5 m, foi gerado a partir da utilização de curvas de nível com equidistância vertical de 1 m, obtidas com base na restituição planialtimétrica de uma imagem do sensor Ikonos-2 do ano de 2011. Nesse procedimento foi utilizada a opção *Topo to Raster* do programa ArcGIS Desktop 10.1 (ESRI, 2010). Para este trabalho, o MDE foi recortado com uma máscara (polígono) retangular maior que a área de estudo (Figura 8).

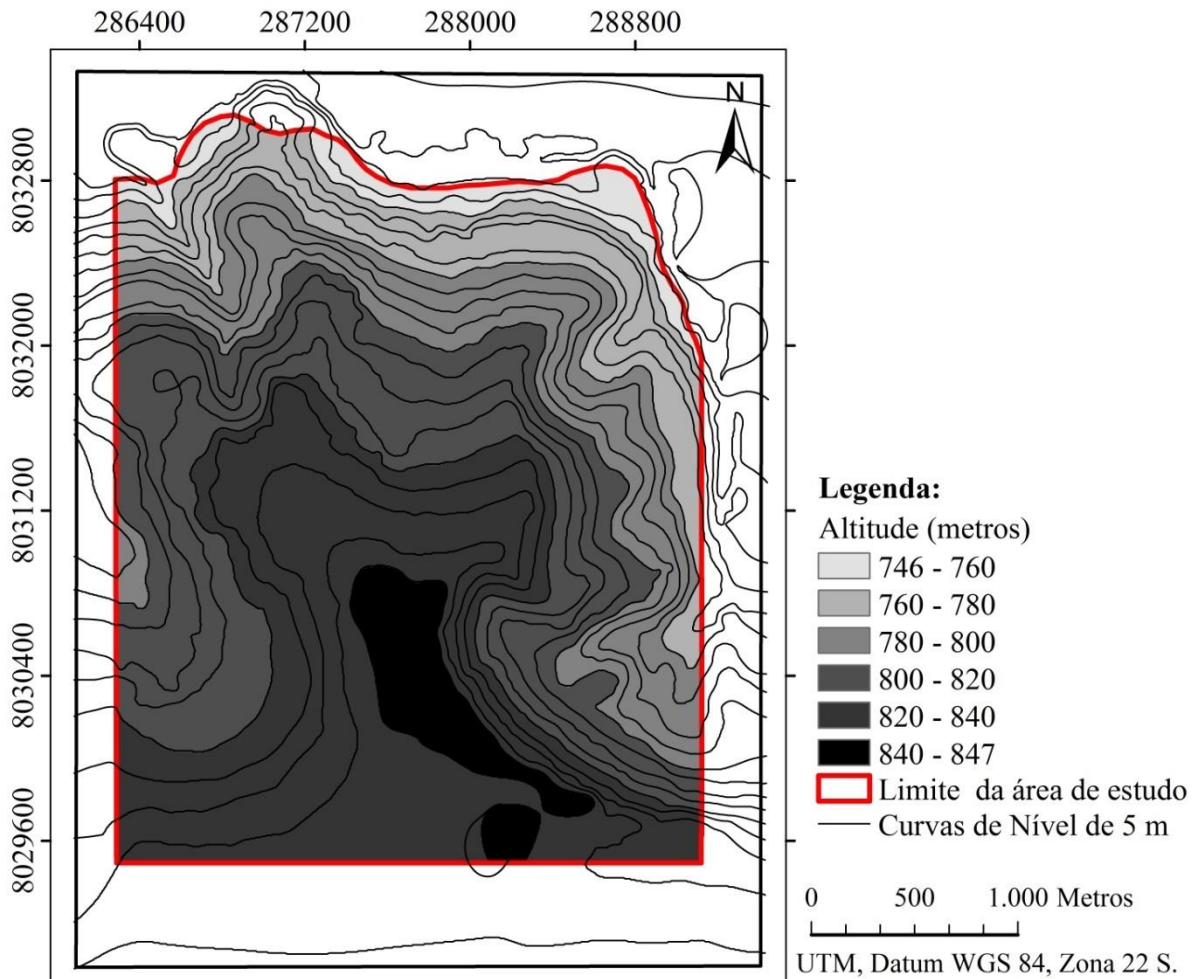


Figura 8. Mapa de altitude, curvas de nível e limite da área de estudo na Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

O conjunto de arquivos PALSAR, fornecidos em formato CEOS, foi carregado no programa *ASF MapReady* a partir do arquivo *leader* (LED), permitindo a leitura do arquivo *metadados*, em que estão registrados os parâmetros e os processamentos executados nas imagens.

As configurações selecionadas para os processamentos das imagens obtidas para este trabalho foram a Calibração (*Calibration*), já ativo, a Correção do Terreno (*Terrain Correct*), Geocodificação (*Geocodeto a Map Projection*) e Exportar (*Export*) ativados no menu geral (*General*).

No menu Calibração foi selecionado o formato radiométrico em unidades de Sigma (σ^0) na unidade de dB.

No menu de Correção do Terreno foi carregado o MDE em formato GeoTIFF, com resolução espacial de 5 metros; foram desmarcadas as opções “Aplicar Correção Geoidal” (Apply geoid correction) e “Performco-registration (FFT Matching)”, já realizado pela fornecedora da imagem; e foram ativadas as opções “Also apply radiometric terrain

correction” (correção radiométrica) e “Salve incidence angles” (salva imagem com ângulo de incidência local). A diferença de resolução espacial entre o MDE (5 m) e imagens PALSAR (12,5 m) não alteram os resultados na correção radiométrica. Isto foi verificado em teste com MDE reamostrado para 12,5 m.

Na operação de geocodificação, no menu “*Geocode*”, foi selecionada a projeção UTM, definido zona 22 e método de reamostragem por vizinho mais próximo (*Nearest neighbor*).

Na operação de exportar, no menu “*Export*”, foi escolhido o formato de exportação das imagens em GeoTIFF (*float*) e foi desmarcada a opção “*Output data in byte format*”.

Ao final do processamento são geradas a imagem do ângulo de incidência, a imagem do ângulo de incidência local e as imagens do coeficiente de retroespalhamento (σ^0) em unidades de dB, depois todas foram recortadas com o polígono da área de estudo por meio do programa ArcGIS.

3.4.4 Análises Estatísticas

Os valores dos coeficientes de retroespalhamento de cada imagem utilizada foram submetidos à análise estatística descritiva obtendo-se média, valores mínimo e máximo, desvio-padrão e coeficiente de variação. Posteriormente, realizou-se a análise de correlação linear simples entre os pares de imagens utilizando o coeficiente de correlação de Pearson, com análise de variância em nível de 5% de probabilidade, implementada no R (R Development Core Team, 2013), através da função *cor.test*, conforme Ciampalini et al. (2012) e Carvalho Júnior et al. (2014).

3.5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A calibração radiométrica pelo programa *ASF MapReady* calculou o ângulo de incidência local com base no MDE da área gerando as imagens apresentadas na Figura 9 e Figura 10, que representam o modo operação PLR (Polarimetric) e FBD (*Fine beam dual*), respectivamente. O ângulo de incidência local variou de 28,0° a 50,3° no modo de operação FBD e de 15,2° a 40,1° no modo PLR.

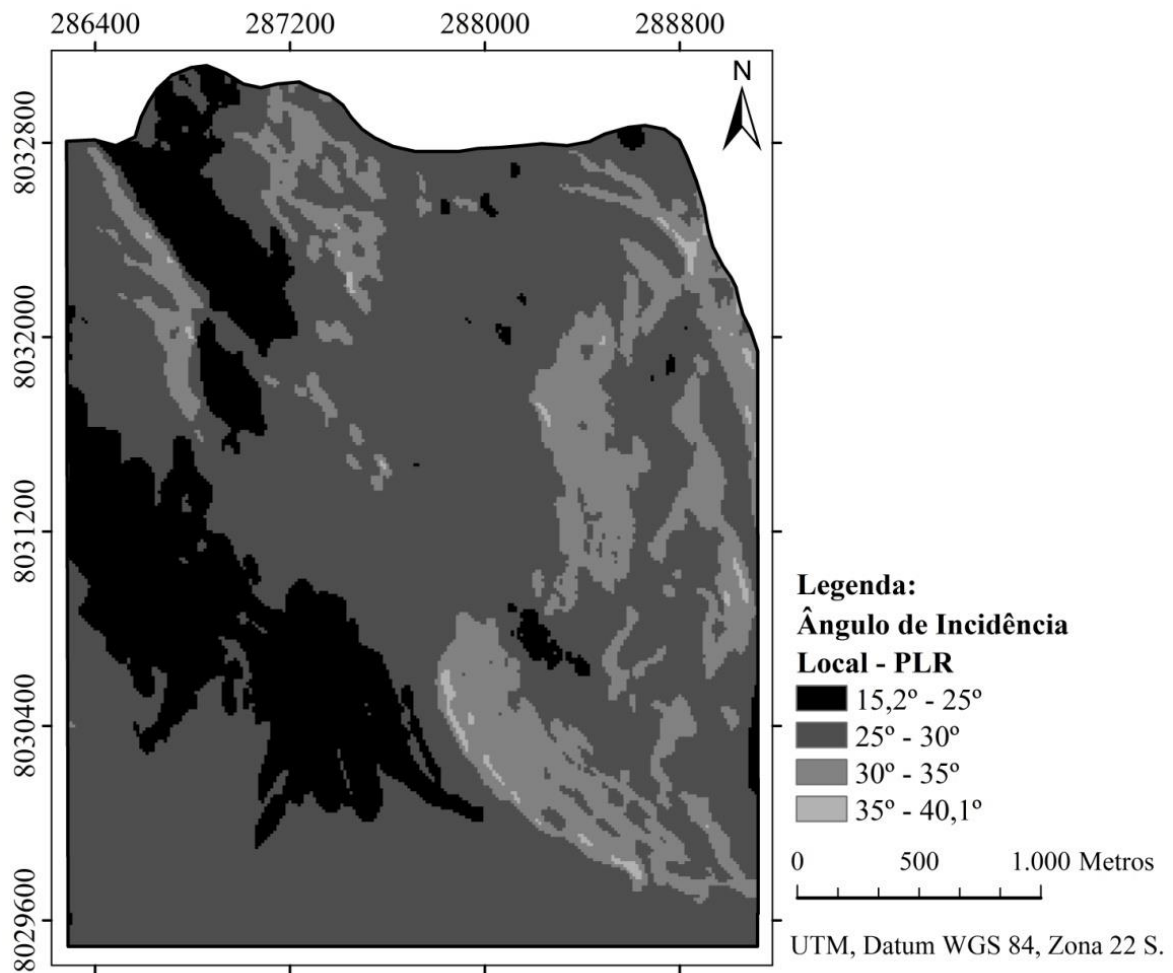


Figura 9. Ângulo de incidência local, no modo de operação PLR, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

A frequência da onda incidente define a rugosidade relativa do alvo e, juntamente com o ângulo de incidência, determina o grau de penetração da onda no alvo (RENNÓ, 2004). Wang et al. (1995) observaram que para o mesmo comprimento de onda ou polarização a relação do σ^0 para floresta alagada e a floresta não alagada foi maior para ângulos de incidência menores do que para ângulos de incidência maiores.

Segundo Gamba (2009), quanto menor o ângulo de incidência local, maior a amplitude do sinal de retorno, pois esta configuração favorece o retorno de grande parte de energia incidente ao sensor.

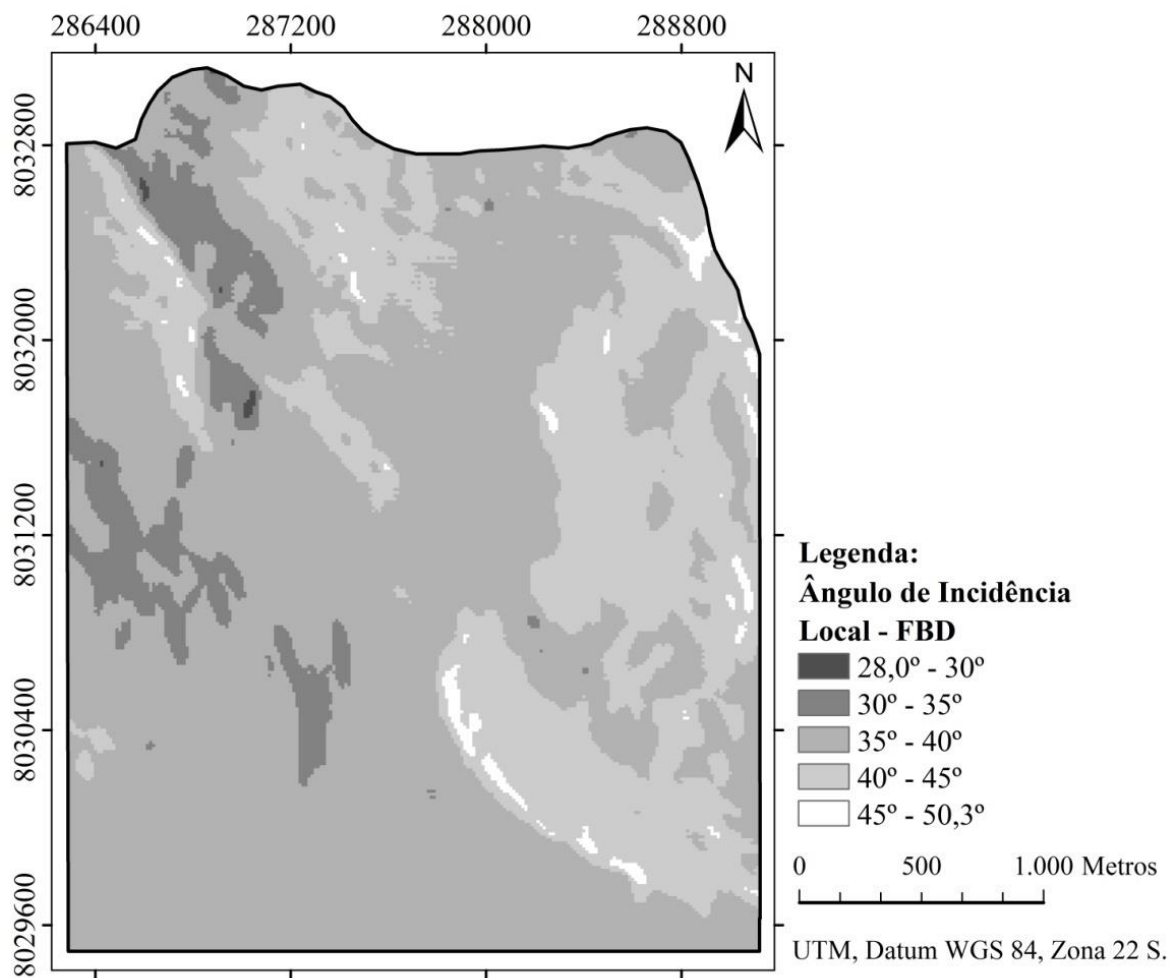


Figura 10. Ângulo de incidência local, no modo de operação FBD, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

O processamento executado para a correção radiométrica possibilitou a correção do deslocamento das imagens que estavam georrefenciadas ao nível do mar, ajustando-as corretamente à área de estudo. A correção radiométrica foi executada em todas as polarizações, transformando as imagens de unidades de número digital (ND) para imagens de coeficiente de retroespalhamento em unidade dB, apresentadas nas Figura 11, 12, 13, 14 e 15.

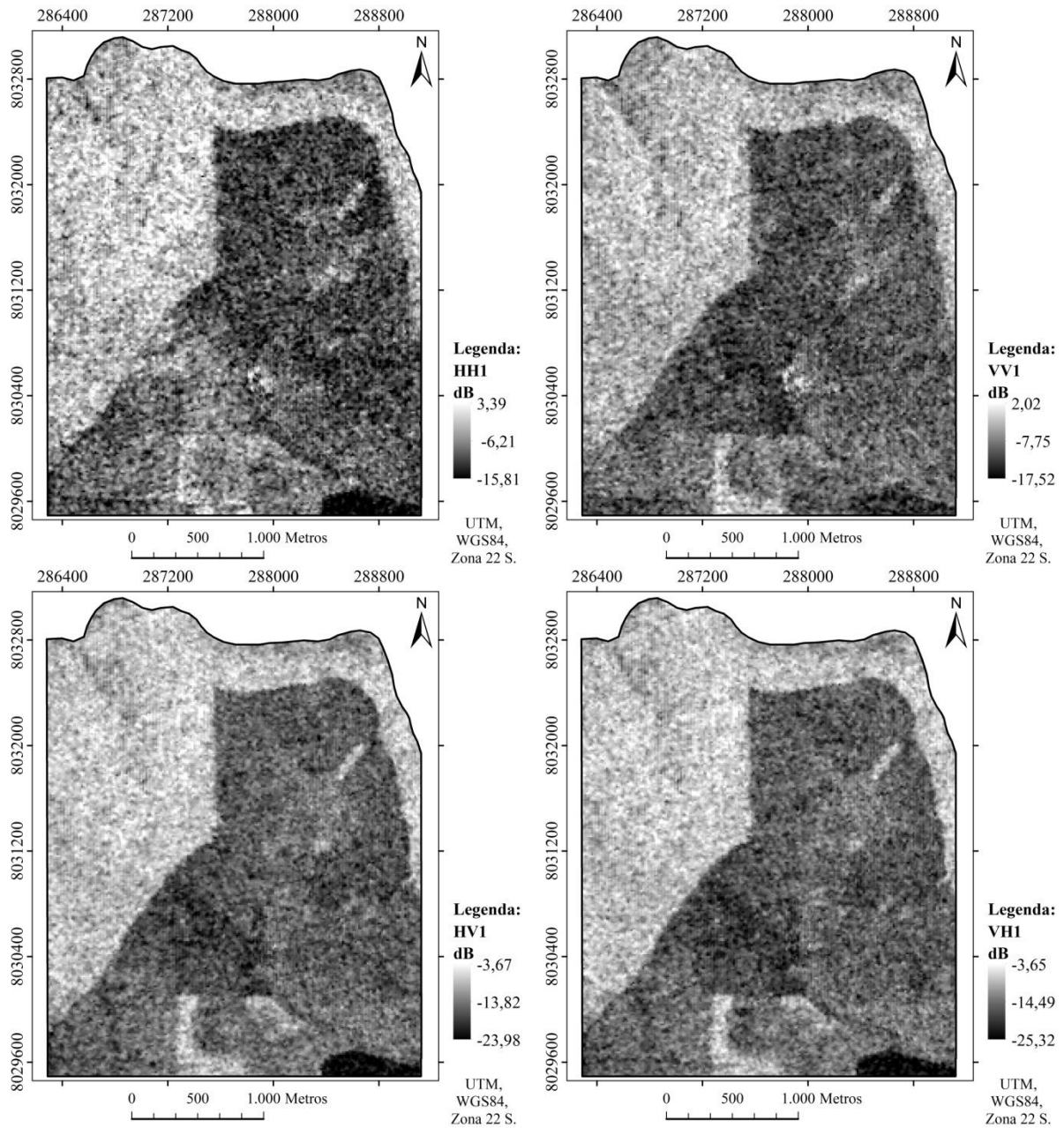


Figura 11. Imagens ALOS/PALSAR, modo PLR, em coeficiente de retroespalhamento na unidade dB de 03/05/2009, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

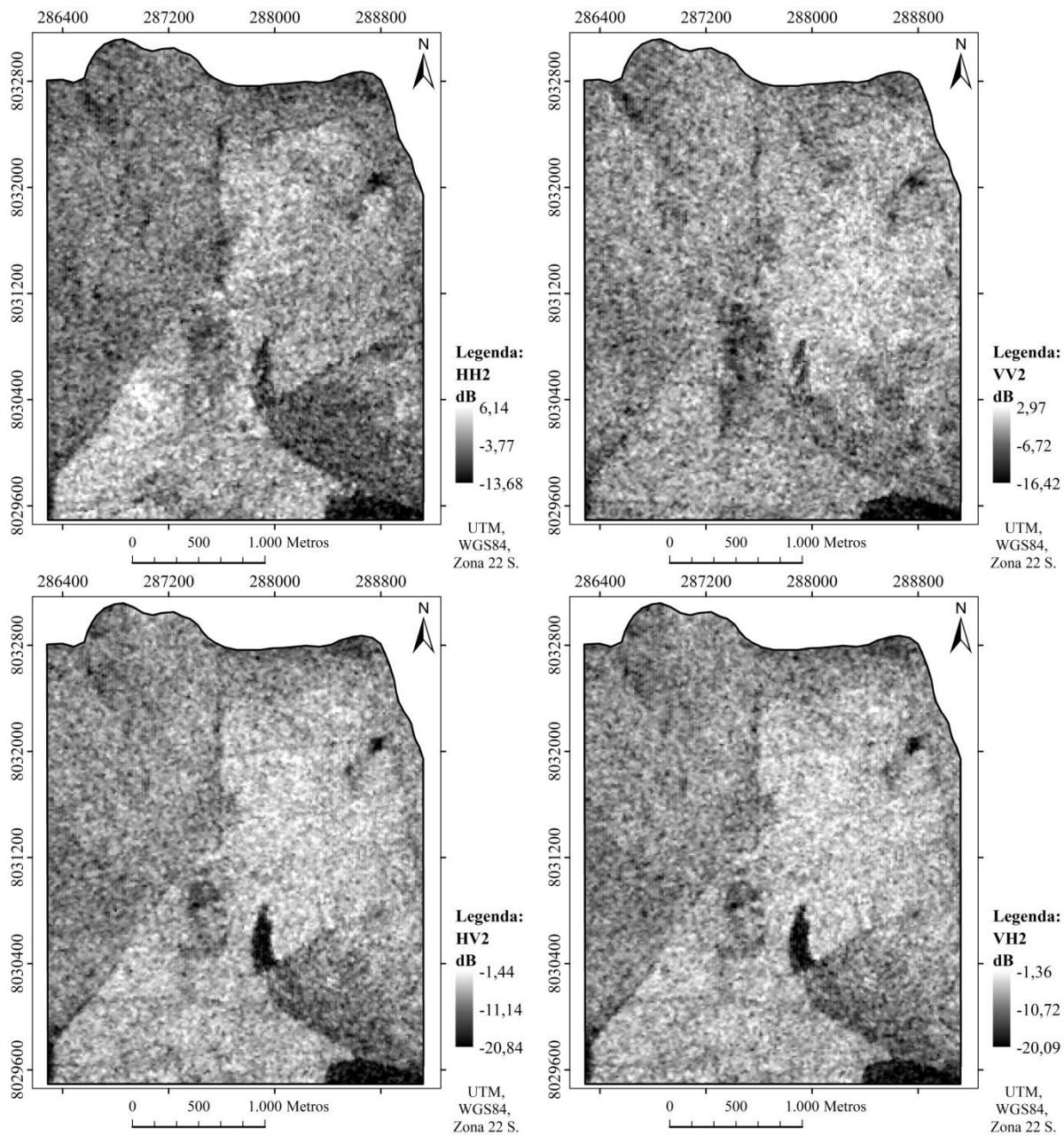


Figura 12. Imagens ALOS/PALSAR, modo PLR, em coeficiente de retroespalhamento na unidade dB de 03/11/2009, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

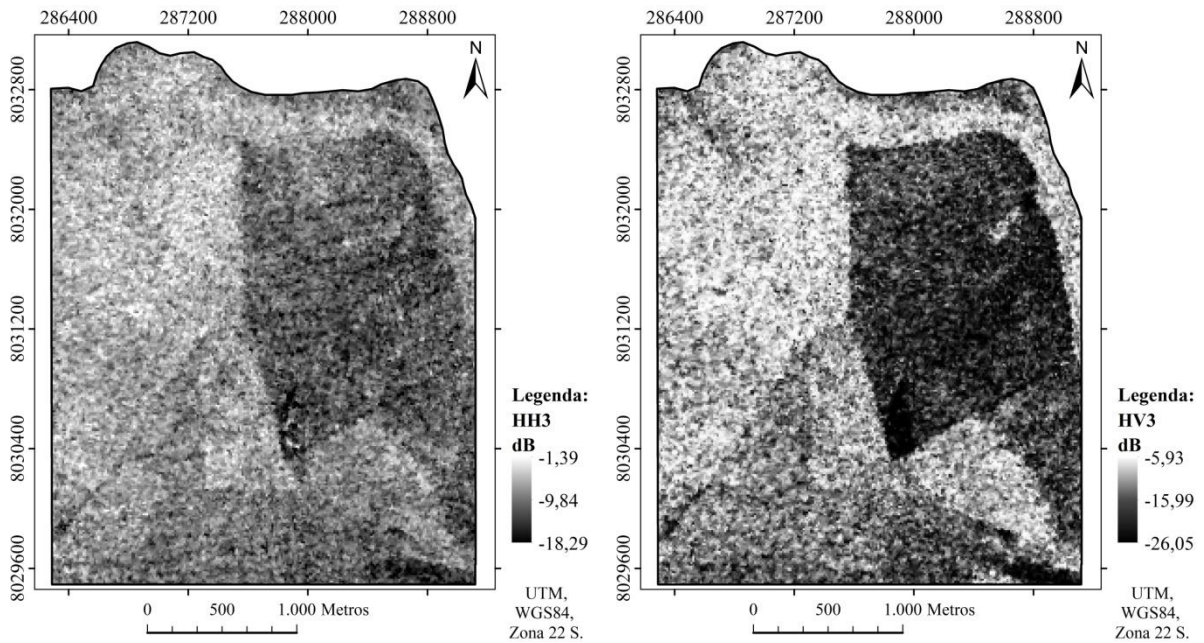


Figura 13. Imagens ALOS/PALSAR, modo FBD, em coeficiente de retroespalhamento na unidade dB de 26/09/2010, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

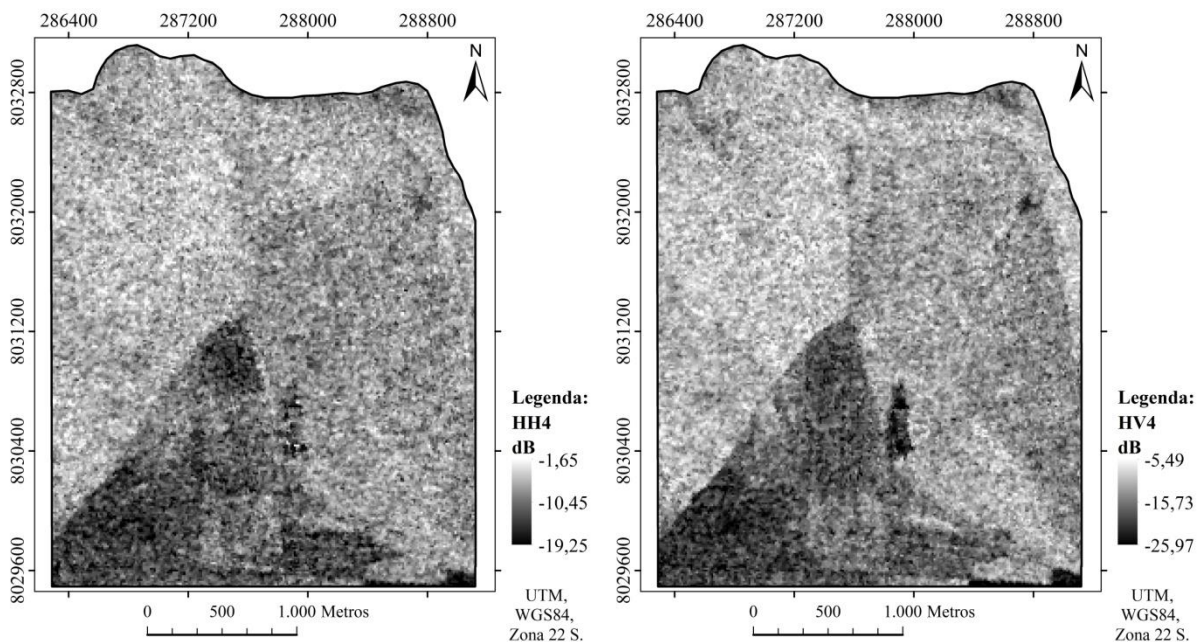


Figura 14. Imagens ALOS/PALSAR, modo FBD, em coeficiente de retroespalhamento na unidade dB de 27/12/2010, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

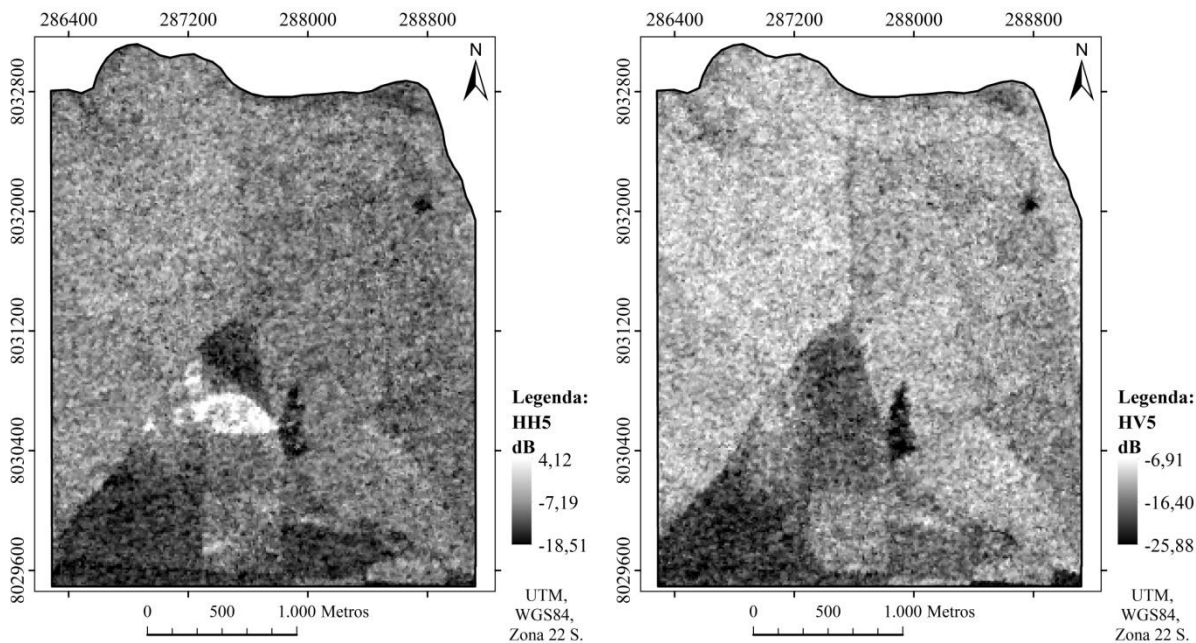


Figura 15. Imagens ALOS/PALSAR, modo FBD, em coeficiente de retroespalhamento na unidade dB de 11/02/2011, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

Nas imagens de 03/05/2009 é possível observar o contraste entre a área de cerrado, mais clara, e a área de cultivo, mais escura. As imagens PLR apresentaram grande semelhança entre as polarizações cruzadas (HV e VH) de mesma data. No geral, as polarizações cruzadas resultaram em imagens relativamente mais lisas e menos ruidosas do que as de polarização paralela.

Nas Figura 16, 17, 18, 19 e 20 são apresentados os histogramas de frequência dos valores de coeficiente de retroespalhamento em dB das imagens ALOS/PALSAR. Os histogramas das imagens de 03/05/2009 apresentaram maior dispersão das frequências, sendo que nas de polarização cruzada, HV1 e VH1 apresentam dois picos, causados pelas respostas distintas das áreas de cultivo e cerrado. As imagens VV2, HV2, VH2, HH4, HV4 e HV5 apresentaram distribuição assimétrica negativa, correspondendo às imagens mais claras, enquanto as imagens HH2, HH3 e HH5 apresentaram histogramas simétricos.

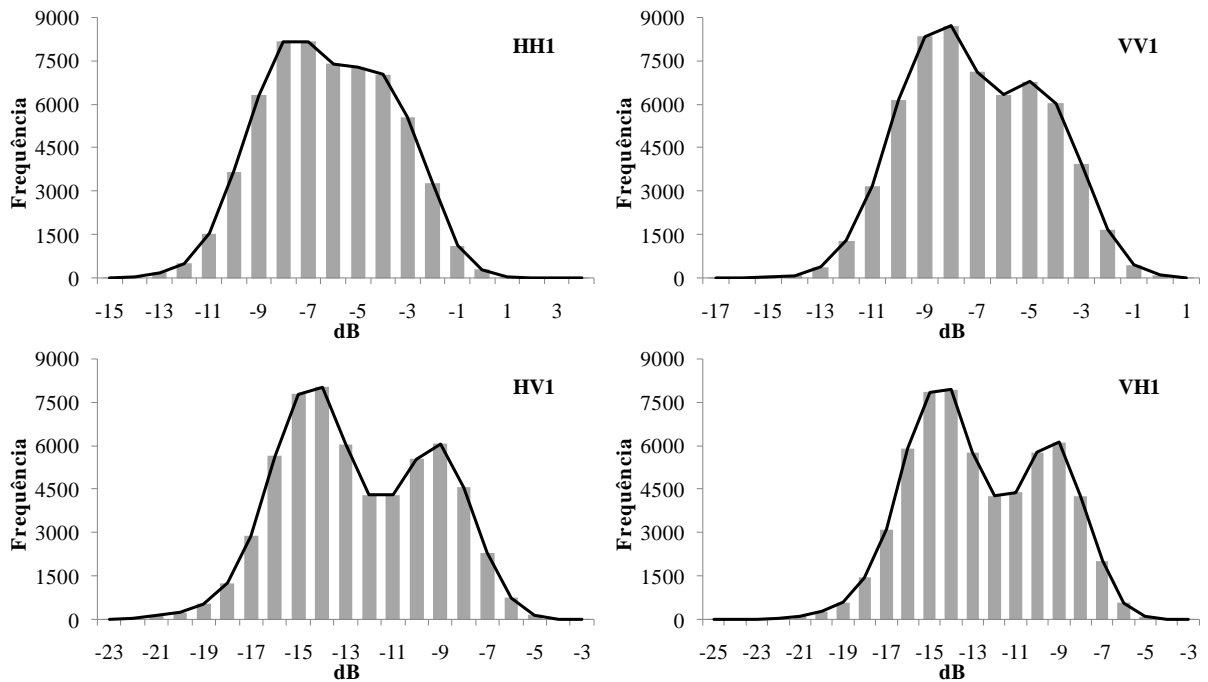


Figura 16. Histogramas dos valores de coeficiente de retroespalhamento em unidade dB, das imagens de 03/05/2009 da área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

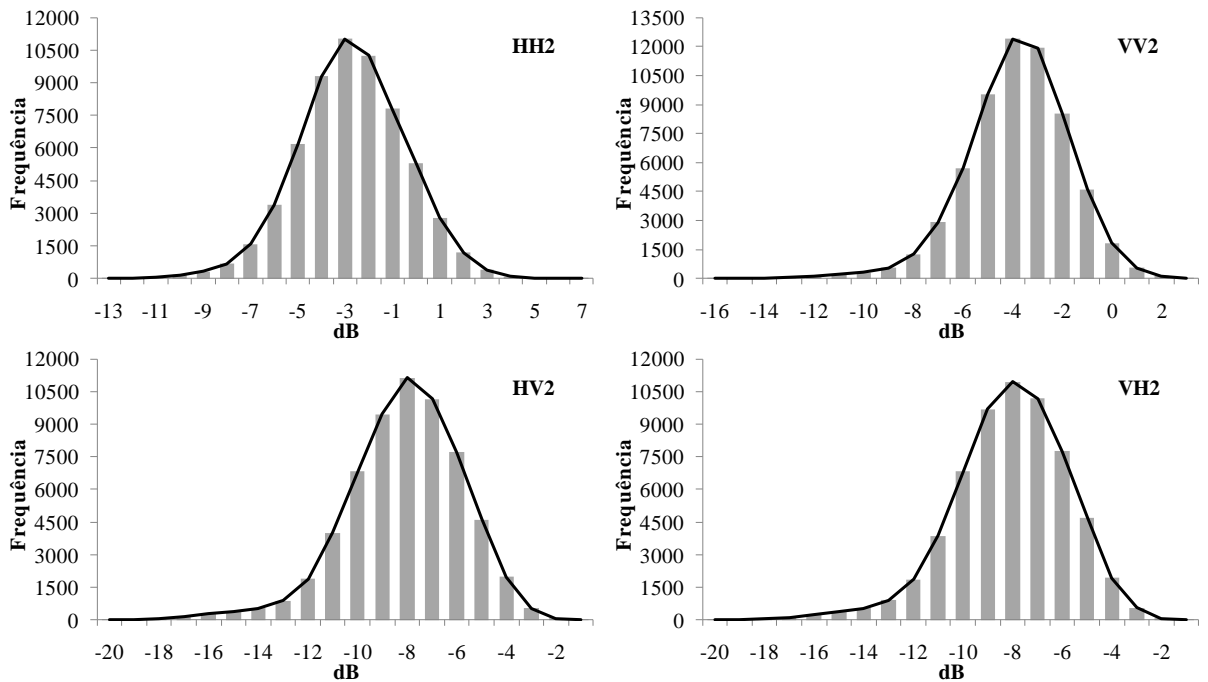


Figura 17. Histogramas dos valores de coeficiente de retroespalhamento em unidade dB, das imagens de 03/11/2009 da área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

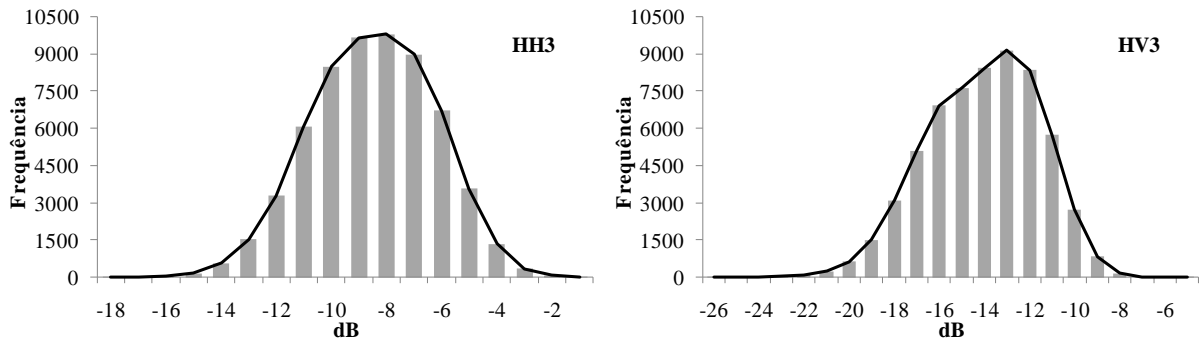


Figura 18. Histogramas dos valores de coeficiente de retroespalhamento em unidade dB, das imagens de 26/09/2010 da área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

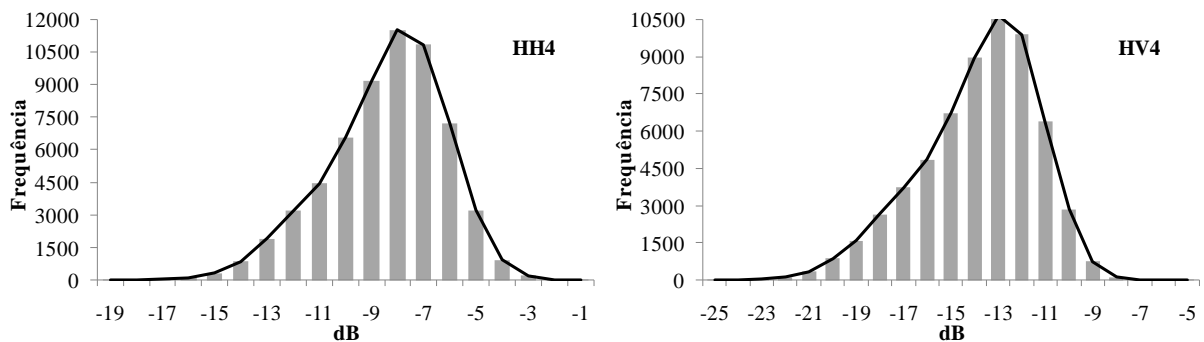


Figura 19. Histogramas dos valores de coeficiente de retroespalhamento em unidade dB, das imagens de 27/12/2010 da área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

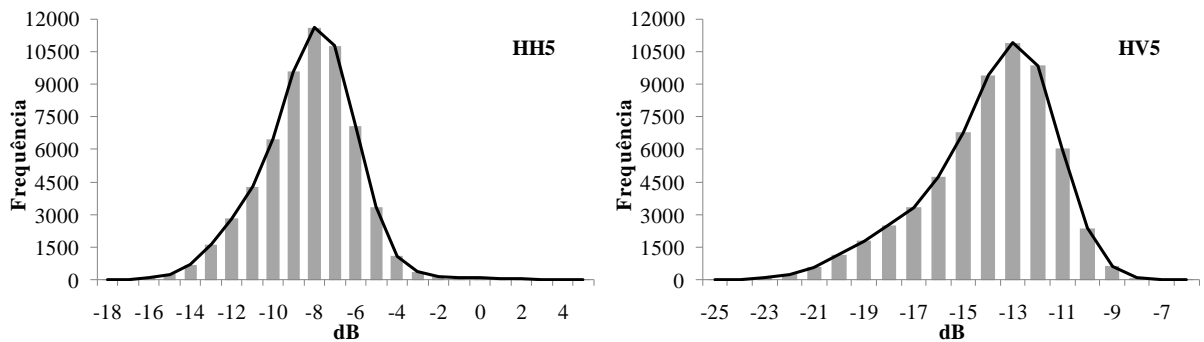


Figura 20. Histogramas dos valores de coeficiente de retroespalhamento em unidade dB, das imagens de 11/02/2011 da área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

Na Tabela 2 é apresentada a estatística descritiva das imagens ALOS/PALSAR. O maior valor de coeficiente de retroespalhamento foi de 6,14dB na imagem HH2 e o menor foi de -26,05 dB na imagem HV3. Os baixos valores podem ser devidos ao predomínio da reflexão especular da radiação incidente.

Tabela 2. Estatística descritiva dos valores de coeficiente de retroespalhamento das imagens PALSAR.

Imagem (mês/ano)	Polarização	Código da Imagens	Máximo	Mínimo	Média	¹ DP
			dB			
05/09	HH	HH1	3,39	-15,81	-6,70	2,56
	VV	VV1	2,02	-17,52	-7,51	2,60
	HV	HV1	-3,67	-23,98	-12,96	3,15
	VH	VH1	-3,65	-25,32	-13,08	3,14
11/09	HH	HH2	6,14	-13,68	-3,22	2,25
	VV	VV2	2,97	-16,42	-4,31	2,04
	HV	HV2	-1,44	-20,84	-8,60	2,30
	VH	VH2	-1,36	-20,09	-8,58	2,28
09/10	HH	HH3	-1,39	-18,29	-9,00	2,24
	HV	HV3	-5,93	-26,05	-14,57	2,48
12/10	HH	HH4	-1,65	-19,25	-8,94	2,24
	HV	HV4	-5,49	-25,97	-14,33	2,49
02/11	HH	HH5	4,12	-18,51	-8,79	2,30
	HV	HV5	-6,91	-25,88	-14,46	2,55

¹Desvio Padrão.

Comparando os valores de máximo e mínimo entre as polarizações de cada data, os valores são maiores nas polarizações paralelas e menores nas polarizações cruzadas, resultando em médias maiores para HH e VV e menores para VH e HV, sendo todas negativas. Em dez amostras de classes de uso e cobertura da terra realizada em imagem ALOS/PALSAR, Sano et al. (2009) observaram médias negativas de coeficientes de retroespalhamento, com valores similares entre as polarizações HH e VV e valores significativamente menores para a polarização HV.

Em estudo realizado para o mapeamento de áreas alagadas do Pantanal brasileiro utilizando imagens ALOS/PALSAR, RADARSAT-2 e ENVISAT/ASAR, Evans e Costa (2013) observaram que o sensor PALSAR apresentou maior distinção entre as médias de σ^0 das diferentes classes de uso e cobertura do solo, com médias de σ^0 para área de floresta entre -5 e -10 dB em imagens de polarização HH e entre -10 a -15 dB em polarização HV, e para as áreas de agricultura com médias entre -10 e -15 dB (HH) e -25 dB (HV). Para a mesma área de estudo, Evans et al. (2010) observaram as médias de σ^0 para polarização HH não diferiram expressivamente entre os meses do ano para estes tipos de cobertura.

As imagens HV1 e VH1, de polarização cruzadas, apresentaram as maiores dispersões dos valores de σ^0 , com desvio-padrão (DP) de 3,15 dB e 3,14 dB respectivamente.

Os resultados da análise da correlação linear de Pearson (Tabela 3) apresentaram correlação significativa ($p < 0,05$) entre a maioria das imagens PALSAR, excetuando apenas entre as imagens HV2 e HH5 e as imagens VH2 e HV4.

Tabela 3. Valores de r da correlação de Pearson entre as imagens de radar.

Imagens	HH1	VV1	HV1	VH1	HH2	VV2	HV2	VH2	HH3	HV3	HH4	HV4	HH5	HV5
HH1	1,00*													
VV1	0,67*	1,00*												
HV1	0,68*	0,73*	1,00*											
VH1	0,68*	0,73*	0,95*	1,00*										
HH2	-0,09*	-0,19*	-0,15*	-0,16*	1,00*									
VV2	0,01*	0,01*	0,04*	0,04*	0,42*	1,00*								
HV2	-0,11*	-0,15*	-0,09*	-0,09*	0,54*	0,51*	1,00*							
VH2	-0,12*	-0,17*	-0,10*	-0,11*	0,55*	0,51*	0,96*	1,00*						
HH3	0,51*	0,46*	0,48*	0,47*	-0,06*	-0,06*	-0,11*	-0,11*	1,00*					
HV3	0,52*	0,48*	0,52*	0,51*	-0,15*	-0,12*	-0,18*	-0,17*	0,58*	1,00*				
HH4	0,30*	0,36*	0,40*	0,40*	-0,15*	0,09*	-0,03*	-0,05*	0,26*	0,23*	1,00*			
HV4	0,33*	0,39*	0,47*	0,46*	-0,14*	0,12*	0,01*	-0,01	0,25*	0,27*	0,60*	1,00*		
HH5	0,32*	0,27*	0,30*	0,29*	-0,08*	0,06*	0,00	-0,01*	0,30*	0,29*	0,51*	0,47*	1,00*	
HV5	0,30*	0,36*	0,44*	0,44*	-0,09*	0,17*	0,07*	0,06*	0,23*	0,26*	0,57*	0,68*	0,49*	1,00*

* nível de significância $p < 0,05$.

As maiores correlações foram observadas entre as imagens de polarização cruzada HV1 e VH1 ($r = 0,95$) e HV2 e VH2 ($r = 0,96$) mostrando a similaridade entre elas. Como já esperado, houve expressiva correlação entre as imagens de mesma data. Pode-se destacar também a moderada correlação entre imagens das datas 05/09 e 09/10 e entre as datas 12/10 e 02/11, indicando que há uma correlação significativa entre as imagens obtidas em períodos climáticos semelhantes. Os valores negativos somente ocorrem nas correlações com as imagens de 11/09 (HH2, VV2, HV2 e VH2).

As correlações fracas e moderadas entre as imagens de radar indicam a variabilidade dos dados nas diferentes datas. Desta forma, os dados estão representando de forma ampla as variações dos coeficientes de retroespalhamento ocorridos nos períodos mais secos e mais úmidos.

Nas Figura 21, 22, 23 e 24 são apresentados os diagramas de dispersão como análise complementar para os pares de polarização.

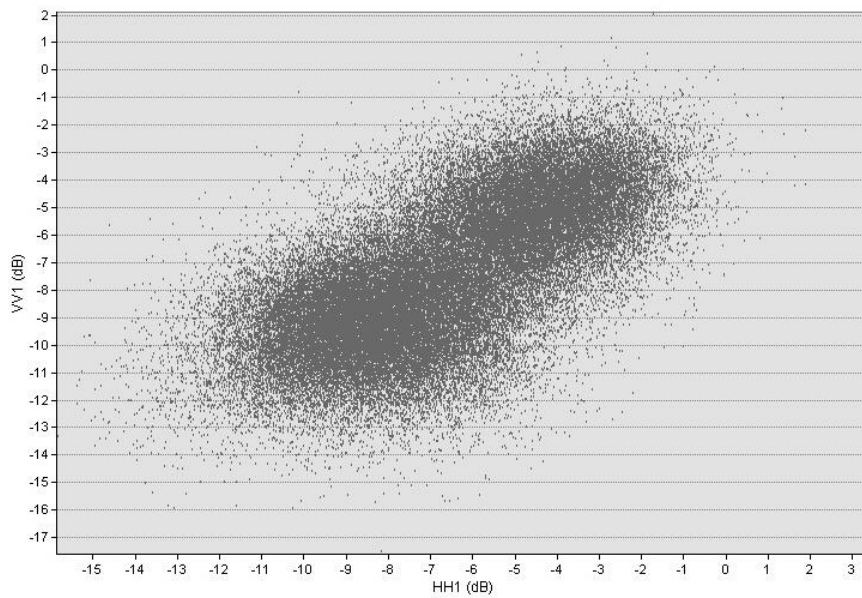


Figura 21. Diagrama de dispersão das imagens HH1 e VV1 (PLR) da área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

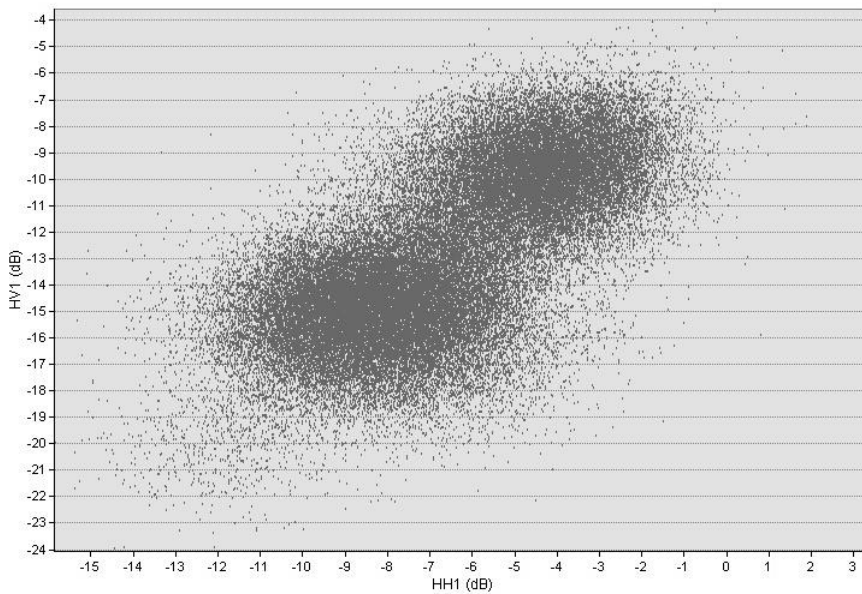


Figura 22. Diagrama de dispersão das imagens HH1 e HV1 (PLR) da área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

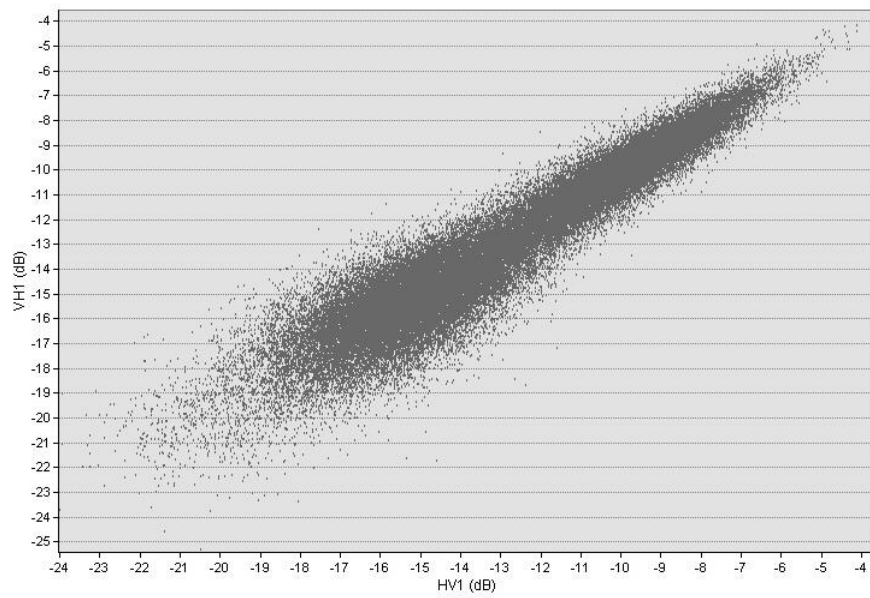


Figura 23. Diagrama de dispersão das imagens HV1 e VH1 (PLR) da área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

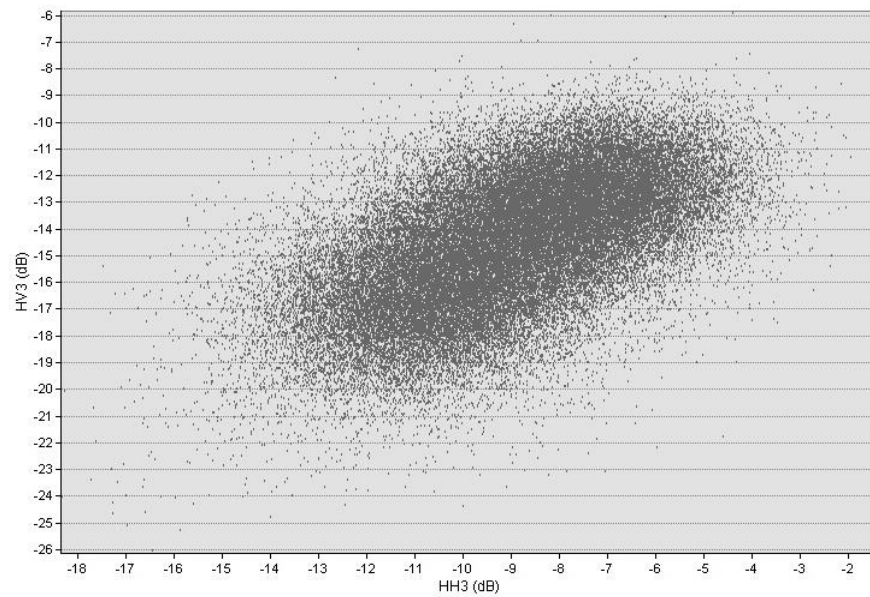


Figura 24. Diagrama de dispersão das imagens HH3 e HV3 (FBD) da área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

3.6 CONCLUSÕES

O processamento das imagens ALOS/PALSAR pelo programa *ASF MapReady* possibilitou a correção geográfica das imagens e a correção radiométrica para o ângulo de incidência local com base no MDE.

O maior valor de coeficiente de retroespalhamento foi de 6,14dB na imagem HH2 e o menor foi de -26,05 dB na imagem HV3, com média negativa para todas as imagens. Os valores de desvio-padrão do σ^0 foram semelhantes entre as imagens.

A análise da correlação linear de Pearson mostrou correlação significativa ($p < 0,05$) entre a maioria das imagens PALSAR, com as maiores correlações entre as imagens de polarização cruzada HV1 e VH1 ($r = 0,95$) e HV2 e VH2 ($r = 0,96$).

A fraca correlação entre as imagens de radar indica a variabilidade dos dados obtidos nas diferentes datas no município de Mineiros, GO.

4. CAPÍTULO II

PREDIÇÃO ESPACIAL DE ATRIBUTOS FÍSICOS E FÍSICO- HÍDRICOS DO SOLO UTILIZANDO IMAGENS ALOS/PALSAR

4.1 RESUMO

O incentivo do governo para a produção agropecuária tem causado alteração das paisagens naturais, sem a prévia avaliação da sustentabilidade das atividades produtivas. Como exemplo, está a intensificação do cultivo sobre áreas de solos frágeis, considerados, em geral, inaptos para lavouras ou de baixa aptidão e que necessitam de manejo específico para cultivo. As imagens de radar de abertura sintética (SAR) têm grande potencial para estimar a umidade do solo e, desta forma, estes sensores podem auxiliar no mapeamento de propriedades físicas e físico-hídricas dos solos. Este capítulo teve como objetivo avaliar a predição espacial de atributos físicos e físico-hídricos do solo pelos métodos *Random Forest* e *Random Forest Krigagem* utilizando imagens de radar ALOS/PALSAR em área no município de Mineiros, GO. A área tem aproximadamente 946 ha, com relevo regional variando de plano a suave ondulado e geologia de arenitos da Formação Botucatu. No estudo foram amostrados 84 pontos para calibração e 25 pontos para validação, com coleta de amostras de solo em trincheiras nas profundidades de 0-20 cm e 60-80 cm. Foram analisados os parâmetros granulometria (areia, silte e argila) e curva de retenção de umidade (capacidade de campo - CC e ponto de murcha permanente - PMP, com cálculo da água total disponível - AD). Foram adquiridas imagens tomadas em cinco datas e com diferentes polarizações, totalizando 14 imagens, com resolução espacial de 12,5 metros. Foram gerados os mapas de atributos de terreno: elevação (ELEV), declividade (DECLIV), posição relativa da declividade (PR-DECL), distância vertical do canal de drenagem (DVCD), fator-Is e distância Euclidiana (D-EUCL). As predições dos atributos do solo foram realizadas utilizando os métodos *Random Forest* (RF) e *Random Forest Krigagem* (RFK), tendo como covariáveis preditoras as imagens de radar e os atributos do terreno que apresentaram correlação significativa com os atributos do solo considerados pela correlação de Pearson ($p < 0,05$). As classes de solos encontradas foram: Neossolos Quartzarênicos, de maior ocorrência com 61 pontos amostrados, e Latossolos Amarelos, Vermelho-Amarelos e Vermelhos. Os atributos físico-hídricos tiveram maior correlação com as imagens de radar do que os atributos físicos, com significância para quase todas as imagens. As covariáveis ELEV, HV1 e HH3 foram as que mais contribuíram para o modelo RF na predição dos teores de areia e argila nas duas profundidades. Os modelos RFK foram superiores à RF na predição para o teor de areia, com R^2 de 0,48 (superfície) e 0,64 (subsuperfície); de argila, com R^2 de 0,55 (superfície) e 0,68 (subsuperfície); CC, com R^2 de 0,60 (superfície) e 0,57 (subsuperfície); e PMP, com R^2 de 0,56 (superfície) e 0,72 (subsuperfície). Já os modelos RF foram superiores para AD, com R^2 de 0,34 (superfície) e 0,29 (subsuperfície). O uso de imagens de radar ALOS/PALSAR e atributos do terreno como covariáveis em modelos RFK mostrou potencial para estimar os atributos físicos (areia e argila) e físico-hídricos (CC e PMP); portanto, pode ser uma ferramenta útil no mapeamento de solos associados a materiais de origem da Formação Botucatu.

4.2 ABSTRACT

The Brazilian Government incentive for agricultural production has caused changes in natural landscapes, without a previous evaluation of the sustainability of productive activities. An example is the increase of cultivation on fragile soils, areas considered unfit for crops and that require specific management for these crops. Synthetic aperture radar (SAR) images have a great potential for soil moisture estimation and, thus, these sensors can assist in mapping physical-hydric and physical properties of soils. The objective of this chapter is to evaluate the spatial prediction of physical and physical-hydric soil attributes by Random Forest and Random Forest Kriging methods using ALOS/PALSAR radar images from Mineiros, Goiás State, Brazil. The area has approximately 946 ha, with the relief of the region ranging from plain to low hills and the geology of the area is composed basically by Sandstones of the Botucatu formation. In the present study we sampled 84 points for model calibration and 25 points for validation, collected in trenches in the depths of 0 to 20 cm and 60 to 80 cm. The collected soil samples were used for sieve analysis (sand, silt and clay) and moisture retention curve (field capacity-CC and permanent wilting point-PMP and total water available-AD). ALOS/PALSAR images were acquired from five dates and different polarizations, totaling 14 images, with spatial resolution of 12.5 meters. Were also generated maps of terrain attributes: elevation (ELEV), slope (DECLIV), relative position of the slope (PR-DECL), vertical distance of the drainage channel (DVCD), factor-Is and the Euclidean distance (D-EUCL). Predictions of soil attributes were performed using Random Forest (RF) and Random Forest Kriging (RFK) methods, being predictive covariates the radar images and the terrain attributes that showed significant correlation with soil attributes considering the Pearson correlation ($p < 0.05$). The soil classes found in the study area were the *Neossolos Quartzarênicos* (Entisols) and the presence of *Latossolos* (Oxisols), with major occurrence of Entisols, with 61 sampled points. The physical-hydric attributes had higher correlations with radar images than physical attributes, with significance to almost all the images. The covariates ELEV, HV1 and HH3 contributed most to the RF predictive model for sand and clay in the two depths. RFK models were superior to RF in the prediction of sand, with R^2 of 0.48 (topsoil layer) and 0.64 (subsoil layer), in the prediction of clay, with R^2 of 0.55 (topsoil layer) and 0.68 (subsoil layer), of CC, with R^2 of 0.60 (topsoil layer) and 0.57 (subsoil layer), and for PMP, with R^2 of 0.56 (topsoil layer) and 0.72 (subsoil layer). On the other hand, the RF models were superior for AD, with R^2 of 0.34 (topsoil layer) and 0.29 (subsoil layer). Using ALOS/PALSAR radar images and terrain attributes as covariates in RFK models showed potential to estimate the physical attributes (sand and clay) and physical-hydric (CC and PMP), thus can assist in mapping of soils associated with the parent materials of Botucatu formation.

4.3 INTRODUÇÃO

O avanço da agropecuária no Cerrado tem tido papel importante no crescimento do país, com destaque para a produção de carne bovina, grãos e cana-de-açúcar. O incentivo do governo para a produção agropecuária tem causado alteração das paisagens naturais, sem o conhecimento da sustentabilidade das atividades produtivas. Como exemplo, está a intensificação do cultivo sobre as áreas de solos frágeis, considerados inaptos para lavoura e restritos para pastagem nativa e silvicultura, necessitando de manejo específico para estes cultivos.

A necessidade de planejamento das atividades agropecuárias e florestais para produção de alimentos e energia compatibilizando preservação do meio ambiente com desenvolvimento sustentável é crescente, demandando levantamentos de solos mais detalhados e com maior funcionalidade (CARVALHO et al., 2013). Sendo assim, é necessário fornecer subsídios à pesquisa pedológica referente ao aperfeiçoamento de técnicas que venham a auxiliar os levantamentos de solos, tornando-os mais ágeis e com múltiplos produtos.

A adoção de técnicas de sensoriamento remoto e geoprocessamento tem proporcionado o estudo de grandes áreas com a otimização de tempo e recursos financeiros. A textura do solo é uma informação essencial favorecendo o entendimento do movimento de água no solo, o manejo da adubação, a definição de práticas conservacionistas e planejamento ambiental, sendo também utilizada na definição de classes taxonômicas (MULLA e MCBRATNEY, 2002).

Entre os produtos do sensoriamento remoto estão as imagens de radar de abertura sintética (SAR), que possuem fonte própria de radiação eletromagnética e emitem ondas na faixa espectral das micro-ondas, muito útil para regiões de clima tropical, já que sofrem pouca influência das nuvens, capazes de obter informações da superfície e do solo (RENNO, 2004).

Como apresentado por Dobson e Ulaby (1981), os sensores SAR têm um grande potencial para a observação de umidade do solo, baseado no grande contraste entre as propriedades dielétricas da água líquida (~80) e do solo seco (<4). O comportamento dielétrico do solo também é influenciado pela distribuição dos tamanhos dos grãos por meio da quantidade de água livre (SRIVASTAVA et al., 2006). Desta forma, a variação da quantidade de água no solo pode ser detectada por sensores de micro-ondas e está diretamente relacionada à capacidade de retenção de água pelo solo, que por sua vez, está relacionado com a textura do solo.

Muitos esforços têm sido feitos para desenvolver modelos que permitam obter a umidade do solo a partir de SAR (MORAN et al. 2000; SANLI et al., 2008; LIEVENS et al., 2011; SATALINO et al., 2013), bem como estimar de forma indireta a textura do solo (PRAKASH et al., 2009; ZRIBI et al., 2012).

Em análise da estimativa da umidade volumétrica (U_v) do solo com imagens ALOS/PALSAR (banda L) de uma série temporal contínua no sul da Austrália, Satalino et al. (2013) confirmaram a boa sensibilidade dos dados de banda L às mudanças de umidade do solo e indicaram acurácia de aproximadamente 6,0% v/v, avaliada ao longo de mais de 270 observações. O mapa da estimativa da U_v também demonstra o potencial de dados SAR banda L para resolver padrões espaciais da U_v refletindo a distribuição da precipitação em áreas agrícolas.

No entanto, a resposta dos alvos ao retroespalhamento das micro-ondas não depende só do teor de umidade do solo, mas também da rugosidade da superfície do solo e da vegetação.

O conhecimento da variabilidade espacial das propriedades dos solos é importante para o entendimento das relações solo-paisagem, definição de práticas de manejo e avaliação da qualidade ambiental dos ecossistemas. Nesse contexto, novas abordagens de modelagem quantitativa dos solos têm sido propostas, a fim de descrever, classificar e estudar os padrões de variação espacial dos solos na paisagem, objetivando melhorar o conhecimento da variabilidade espacial dos solos, da precisão e da qualidade da informação, através de diversas técnicas quantitativas, chamadas no conjunto, de Pedometria (*“Pedometrics”*) (WEBSTER, 1984).

Numerosos métodos foram desenvolvidos para predição da distribuição espacial de atributos do solo. O modelo Random Forest (RF) é um método de mineração de dados por árvore de decisão, que possibilita resolver as relações complexas e não-lineares entre as propriedades do solo e variáveis preditoras (GUO et al., 2015), não explicadas pela regressão linear. Segundo Breiman (2001) e Liaw e Wiener (2002), as vantagens do RF são: *“habilidade para modelagem de relações dimensionais altamente não lineares; utilização de variáveis categóricas e contínuas; resistência ao “overfitting”; relativa robustez ante à presença de ruídos nos dados; fornecimento de uma medida imparcial da taxa de erro; permite a determinação da importância das variáveis utilizadas; e exige poucos parâmetros para ser implementado”*. Por outro lado, sua principal desvantagem é a limitada interpretação dos resultados, já que as relações entre os preditores e as respostas não podem ser examinadas individualmente para cada árvore na floresta, sendo por essa razão frequentemente chamado de abordagem caixa preta (GRIMM et al., 2008). Outra desvantagem é que este método ignora influências das correlações espaciais entre dados vizinhos na predição da distribuição dos atributos do solo (GUO et al., 2015).

A fim de superar esta desvantagens Guo et al. (2015) utilizaram um método híbrido, que considera o resultado do modelo RF mais a Krigagem de seu resíduo, para a predição da matéria orgânica do solo. O método proposto é semelhante à técnica de regressão Krigagem (RK) que tem sido amplamente empregada (ODEH et al. 1995; ZHANG et al., 2012).

Este capítulo teve como objetivo avaliar a predição espacial de atributos físicos e físico-hídricos do solo pelos métodos *Random Forest* e *Random Forest Krigagem* utilizando imagens de radar ALOS/PALSAR do município de Mineiros, GO.

4.4 MATERIAL E MÉTODOS

4.4.1 Características da Área

A área de estudo está situada na microbacia do Ribeirão Queixada, município de Mineiros-GO, que por sua vez está inserida na Alta Bacia do Rio Araguaia (Figura 25). O terreno pertence à Fazenda Araucária que tem como atividade principal a produção de cana-de-açúcar. A área tem aproximadamente 946 ha, sendo 364 ha cobertos por vegetação arbórea do cerrado típico e 582 ha utilizados na produção de cana-de-açúcar, que está subdividida em talhões. O plantio é realizado em curvas de nível, tendo como referência os camalhões espaçados regularmente que são construídos por retroescavadeiras esteiras, técnica utilizada para reduzir a erosão superficial causada pela água das chuvas. A colheita é totalmente mecanizada sem a utilização de queimada, mantendo a palhada no campo.

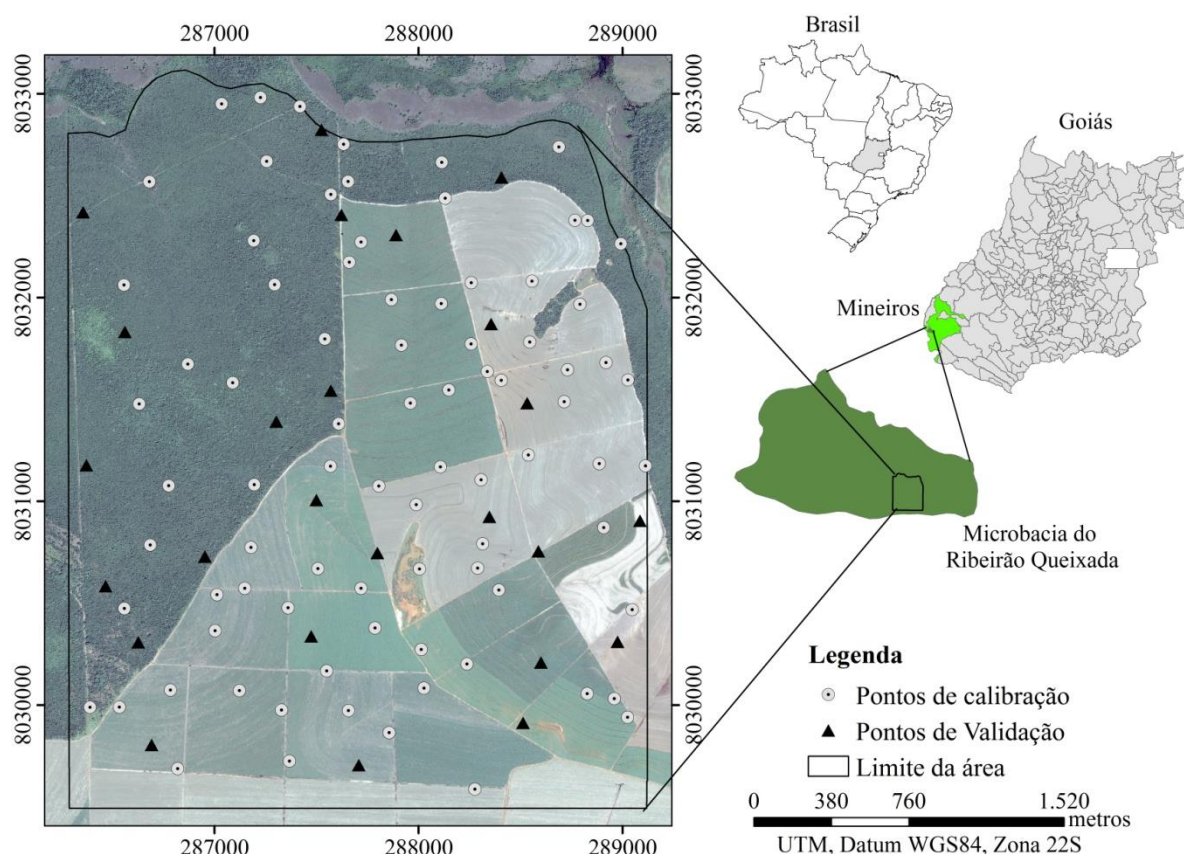


Figura 25. Localização da área de estudo na microbacia do Ribeirão Queixada, município de Mineiros-GO. (Imagem Ikonos de 07/2014).

Pelos critérios de Köppen, a região é classificada como sendo de clima tropical chuvoso Aw (quente e úmido, com verão úmido e inverno seco), apresentando temperatura média anual de 18 a 32 °C e precipitação pluvial média anual, em torno de 1700 mm, sendo que o período chuvoso estende-se de novembro a maio, ocasião em que são registradas mais de 80% do total das chuvas do ano. O fenômeno “veranico” ocorre em plena estação chuvosa, geralmente nos meses de janeiro a março, normalmente com duração de cerca de 10 a 15 dias, podendo, eventualmente, prolongar-se por um tempo maior (CARNEIRO et al., 2009). Na

Figura 26 é apresentado o gráfico de precipitação média registradas entre 2007 a 2014 pela estação meteorológica da Fazenda Araucária.

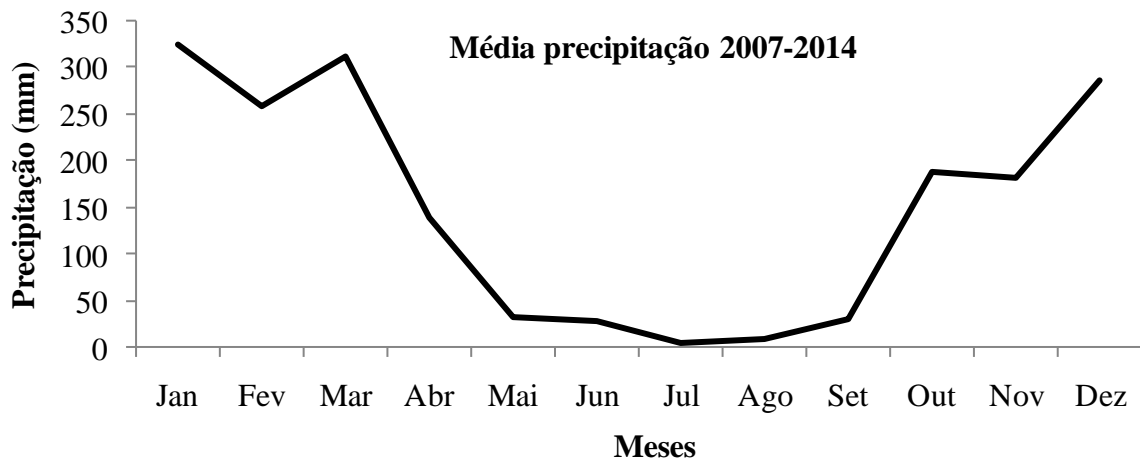


Figura 26. Média da precipitação mensal entre os anos de 2007 e 2014. Fonte: Fazenda Araucária.

A área apresenta altitudes que variam de 742 a 851m e relevo plano (19,5%), suave ondulado (56,4%) e ondulado (23,9%). Os solos encontrados são: Neossolos Quartzarênicos, dominantes e derivados de arenitos da Formação Botucatu; e Latossolos Amarelos, Vermelho-Amarelos e Vermelhos, todos desenvolvidos de Coberturas Detrito-Lateríticas do Terciário (Figura 27). A Formação Botucatu é constituída de arenitos finos a médios comumente silicificados quartzosos, bem classificados e arredondados (Brasil, 1981).

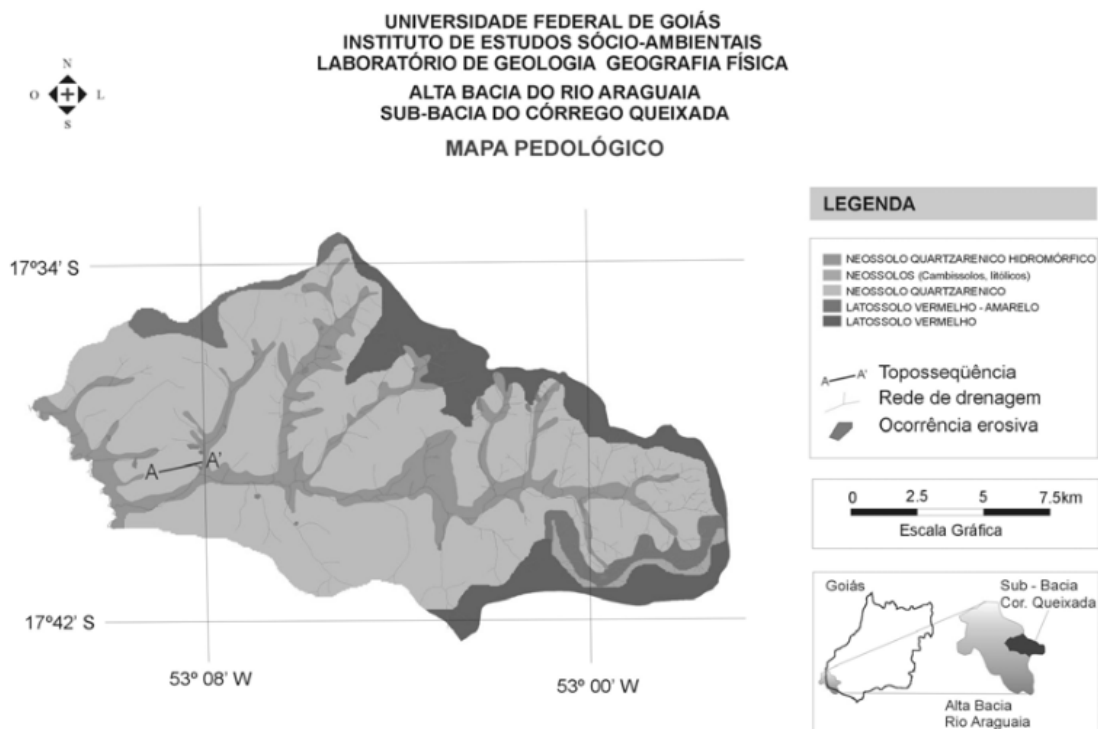


Figura 27. Mapa pedológico da microbacia do Córrego Queixada, Mineiros (GO). Fonte: Castro (2004).

4.4.2 Métodos Adotados para a Amostragem dos Solos e Análise dos Solos

A determinação dos pontos amostrais foi baseada em procedimento que utiliza o método do Hipercubo Latino (LHS) para amostragem utilizando informações auxiliares de variáveis ambientais, conforme Minasny & McBratney (2002).

Para tanto foi utilizado o programa “*conditioned Latin Hipercube Sampling–cLHS*” (MINASNY & MCBRATNEY, 2006). O método do Hipercubo Latino, além de ser uma técnica de redução de variância, também pode ser usado como técnica de seleção de amostras na qual são necessárias menos amostras para se obter uma distribuição mais representativa das características ambientais da área estudada (SALIBY, 1997). Nesta técnica o número de sorteios é diretamente proporcional à probabilidade de cada faixa, sendo muito utilizada na ciência do solo e em estudos ambientais para avaliar a incerteza em modelos de previsão (MINASNY & MCBRATNEY, 2002).

As variáveis ambientais da área selecionadas em visitas ao campo, que possuem maior peso no controle da distribuição dos solos na paisagem foram a elevação e a declividade. Estas foram obtidas a partir do MDE disponibilizado gratuitamente pelo INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais), com resolução espacial de 30 metros, livre de depressões espúrias em *Topodata* (<http://www.webmapit.com.br/inpe/topodata/>), originado do SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*) conforme (VALERIANO, 2004; VALERIANO e ROSSETTI, 2012). Além destas foi considerado também o uso e cobertura do solo, através da utilização do índice de vegetação por diferença normalizada – NDVI (ROUSE et al (1973) derivado de imagem do sensor TM do Landsat 5 de 11/2011, com resolução de 30 metros, obtido através da relação entre as bandas conforme se segue:

$$NDVI = \frac{\rho_{banda\ 4} - \rho_{banda\ 3}}{\rho_{banda\ 4} + \rho_{banda\ 3}}$$

Desta maneira, as informações inseridas no cLHS foram as três variáveis ambientais listadas anteriormente, quais sejam: a elevação, declividade e o NDVI (Landsat 5), utilizando número de iterações equivalente a 20000 (valor sugerido pelo programa). Como produto deste, foi obtido um arquivo de texto, contendo os 100 pontos amostrais selecionados, sendo 75 para calibração e 25 para validação. Posteriormente, o arquivo foi convertido para uma planilha e exportado para o ArcGIS.

A descrição e coleta das amostras de solos nos locais selecionados pela técnica do Hipercubo Latino – cLHS, foi realizada em duas visitas distintas ao campo, com auxílio de um Sistema de Posicionamento Global (GPS) para identificar o local de amostragem. Na primeira visita, realizada entre 28 de novembro e 8 de dezembro de 2012, foram abertas 75 minitrincheiras para coleta de amostras deformadas e indeformadas dos pontos de calibração, nas profundidades de 0-20 cm e de 60-80 cm, além de 8 perfis completos em trincheiras de 1,5 m de largura por até 2 m de profundidade, conforme Santos et al. (2013b). Na segunda fase, realizada entre 18 e 26 de novembro de 2013, foram abertas 25 pequenas trincheiras para exame e coleta dos pontos de validação, da mesma forma que para os pontos de calibração. Em todos os pontos amostrados (Figura 28) os solos foram classificados segundo o Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SANTOS et al., 2013a) para geração do mapa de solos pelo método de levantamento convencional.

As amostras de solo foram encaminhadas para o laboratório da Embrapa Solos. As amostras deformadas foram destorroadas, peneiradas em malha de 2 mm, e secas ao ar para obtenção da chamada terra fina seca ao ar (TFSA) e submetidas às análises físicas e químicas, conforme a seguir: análises físicas - composição granulométrica da terra fina, argila dispersa em água (ADA), densidade de partículas (Dp) e retenção de umidade a 10 kPa (capacidade de campo) e 1500 kPa (ponto de murcha permanente); e análises químicas: pH em H₂O e em KCl 1N, bases trocáveis (Ca²⁺, Mg²⁺, K⁺, Na⁺), acidez extraível, alumínio (Al³⁺) trocável,

fósforo assimilável, carbono orgânico e nitrogênio total (Kjeldahl). A descrição detalhada dos métodos pode ser obtida em Embrapa (2011).

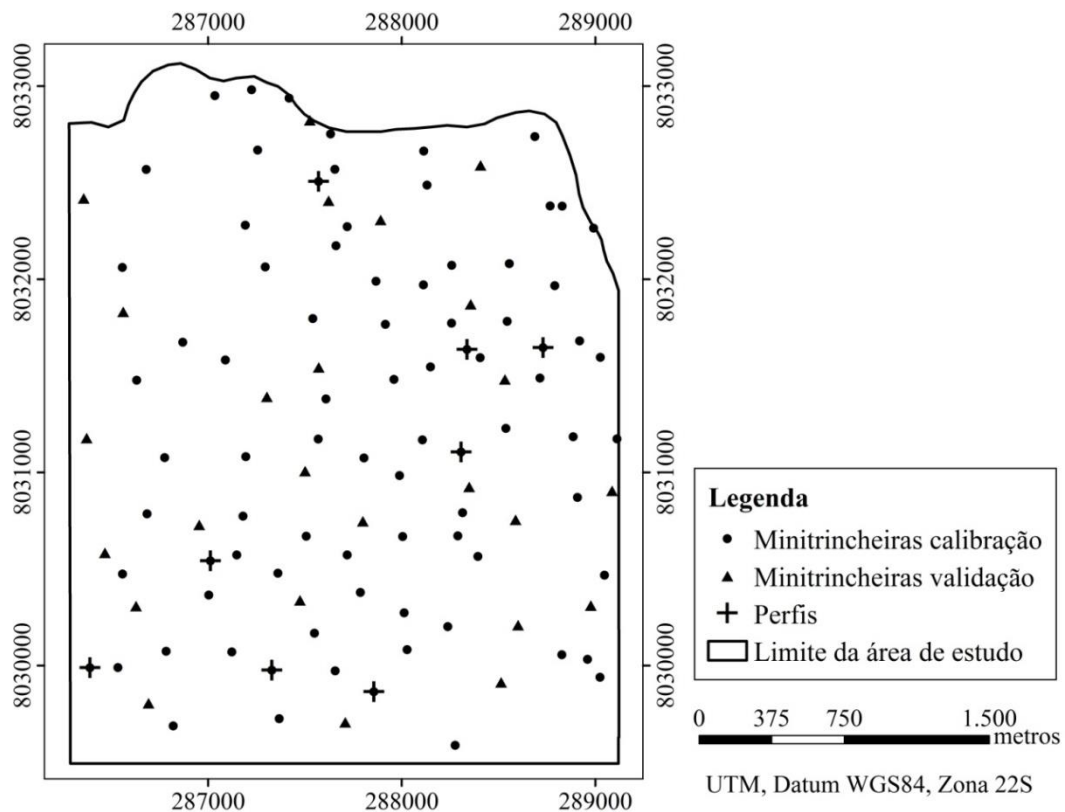


Figura 28. Espacialização dos pontos de coleta na área da Fazenda Araucária, município de Mineiros (GO).

4.4.3 Atributos do Solo

Dentre os atributos analisados foram selecionados para o desenvolvimento deste estudo os atributos físicos areia, silte, argila, e os físico-hídricos capacidade de campo (CC), ponto de murcha permanente (PMP) e água total disponível ($AD = CC - PMP$).

4.4.4 Imagens de Radar

Para o desenvolvimento do trabalho foram adquiridas imagens de radar ALOS/PALSAR obtidas em cinco datas e com diferentes polarizações, totalizando 14 imagens (Tabela 1), com resolução espacial de 12,5 metros. Para a escolha das imagens, foram considerados os requisitos de menor ângulo de incidência e o registro do acumulado de precipitação de 30 dias da estação meteorológica da Fazenda Araucária, em relação à data das imagens, tentando obter maior diversidade de valores da umidade do solo.

As imagens ALOS/PALSAR foram processadas pelo programa *ASF MapReady 3.1* (Alaska Satellite Facility, 2015) executando a correção radiométrica do terreno, utilizando como referência um modelo digital de elevação (MDE) com resolução espacial de 5 metros, que ajusta o brilho dos pixels conforme o ângulo de incidência local de cada pixel. Ao final, as imagens foram exportadas em formato GeoTIFF com valores de σ^0 em unidade de dB e resolução espacial de 12,5 m. Mais detalhes do processamento são apresentados no Capítulo I.

Na tentativa de gerar índices que pudessem correlacionar com a umidade do solo, e de forma indireta relacionar com a textura do solo, foram calculadas covariáveis subtração (S), índice delta modificado (ID) e índice da diferença normalizada (DN), considerando as

imagens HH3 e HV3 como referência do período seco e tempo 1 ($\sigma_{seco}^o = t_1$) e as imagens HH4, HV4, HH5 e HV5 como referência do período úmido e tempo 2 ($\sigma_{úmido}^o = t_2$).

O índice subtração é dado como $S = \sigma_{úmido}^o - \sigma_{seco}^o$ conforme Moran et al.(2000), considerando que a diferença entre as imagens é devido a variação da umidade do solo.

O índice delta modificado é dado como $ID = \frac{\sigma_{úmido}^o - \sigma_{seco}^o}{\sigma_{seco}^o}$ (modificado de SANO et al., 1998; THOMA et al., 2006), está baseado no fato de que quando a imagem seca é obtida pode haver uma pequena quantidade de umidade no solo, então a diferença deve ser normalizado em relação aos valores da cena do período seco.

No entanto, estes estudos foram realizados utilizando banda C no ambiente semiárido, ou seja, com pouca influência da cobertura vegetal nas respostas de retroespalhamento, permitindo ser desconsiderada. Mesmo assim, estes índices foram calculados para tentar gerar covariáveis que possam estar correlacionadas com os atributos físicos e físico-hídricos, considerando que a banda L tem maior capacidade de penetração que a banda C.

O cálculo do índice diferença normalizada (DN) é semelhante ao NDVI (índice de vegetação por diferença normalizada), sendo

$$DN = \frac{\sigma_{t1}^o - \sigma_{t2}^o}{\sigma_{t1}^o + \sigma_{t2}^o}$$

em que σ_{t1}^o é o coeficiente de retroespalhamento do tempo 1 e σ_{t2}^o é o coeficiente de retroespalhamento do tempo 2. DN é a diferença das respostas de retroespalhamento normalizada em relação a variação no período de tempo. Os valores tendem a variar de -1 a 1, podendo ocorrer valores fora desta faixa. Valores positivos indicam que o σ^o foi maior no t2 (tempo 2) e valores negativos indicam que o σ^o foi menor no t2. Quanto mais próximo de 0, menor a diferença no período, indicando pouca influência da umidade e maior influência da vegetação e da rugosidade do terreno. Os índices foram calculados conforme as equações na Tabela 4.

Tabela 4. Covariáveis calculadas entre as imagens de referência do período seco e do período úmido.

Índices	Equação
S-HH4	HH4-HH3
S-HV4	HV4-HV3
S-HH5	HH5-HH3
S-HV5	HV5-HV3
ID-HH4	(HH4-HH3) / HH3
ID-HV4	(HV4-HV3) / HV3
ID-HH5	(HH5-HH3) / HH3
ID-HV5	(HV5-HV3) / HV3
DN-HH4	(HH3-HH4) / (HH3+HH4)
DN-HV4	(HV3-HV4) / (HV3+HV4)
DN-HH5	(HH3-HH5) / (HH3+HH5)
DN-HV5	(HV3-HV5) / (HV3+HV5)

4.4.5 Atributos do Terreno

Além das covariáveis referentes à imagem do ALOS/PALSAR foram também usados os atributos de terreno elevação (ELEV), declividade (DECLIV), posição relativa da declividade (PR-DECL), distância vertical do canal de drenagem (DVCD), fator-ls (FATOR-LS) e distância Euclidiana (D-EUCL); todos gerados no programa gratuito Saga Gis 2.1.2 (<https://sourceforge.net/projects/saga-gis/files/SAGA%20-%202.2/SAGA%202.2.5/>) obtidos a partir do MDE (Figura 8), com resolução espacial de 5 metros, descrito no Capítulo I.

4.4.6 Processamento dos Dados

Para extrair as informações referentes às covariáveis predictoras foi gerado arquivo *shapefile* de pontos equidistantes em 5 metros dentro da área de estudo. Como as imagens de radar apresentavam resolução espacial de 12,5 metros, foi executada interpolação por vizinho mais próximo para a resolução espacial de 5 metros para que pudessem ser utilizadas juntamente com os atributos do terreno (covariáveis) que possuem resolução espacial de 5 m. Obtidas as covariáveis com a mesma resolução, foi executada extração dos dados de cada pixel para o arquivo de pontos através do comando “*Add Grid Values to Points*”, no software *Saga Gis* 2.1.2, que possibilitou também a extração dos dados referentes aos pontos de coleta. Desta maneira, foram utilizadas 32 covariáveis predictoras, conforme a Tabela 5.

Tabela 5. Lista das covariáveis.

Covariáveis	Sigla das covariáveis
Elevação	ELEV
Declividade	DECLIV
Distância Euclidiana	D-EUCL
Fator-ls	FATOR-LS
Posição relativa da declividade	PR-DECL
Distância vertical do canal de drenagem	DVCD
Polarização HH de 03/05/2009	HH1
Polarização VV de 03/05/2009	VV1
Polarização HV de 03/05/2009	HV1
Polarização VH de 03/05/2009	VH1
Polarização HH de 03/11/2009	HH2
Polarização VV de 03/11/2009	VV2
Polarização HV de 03/11/2009	HV2
Polarização VH de 03/11/2009	VH2
Polarização HH de 26/09/2010	HH3
Polarização HV de 26/09/2010	HV3
Polarização HH de 27/12/2010	HH4
Polarização HV de 27/12/2010	HV4
Polarização HH de 11/02/2011	HH5
Polarização HV de 11/02/2011	HV5
HH4-HH3	S-HH4
HV4-HV3	S-HV4
HH5-HH3	S-HH5
HV5-HV3	S-HV5
(HH4-HH3) / HH3	ID-HH4
(HV4-HV3) / HV3	ID-HV4
(HH5-HH3) / HH3	ID-HH5
(HV5-HV3) / HV3	ID-HV5
(HH3-HH4) / (HH3+HH4)	DN-HH4
(HV3-HV4) / (HV3+HV4)	DN-HV4
(HH3-HH5) / (HH3+HH5)	DN-HH5
(HV3-HV5) / (HV3+HV5)	DN-HV5

Para cada atributo do solo considerado foram selecionadas, através da análise da correlação linear de Pearson (p-valor < 0,10) somente as covariáveis predictoras que apresentaram correlação significativa com estes atributos. Esta análise foi implementada no R (R Development Core Team, 2013), através da função *cor.test*, conforme Ciampalini et al. (2012), Carvalho Júnior et al. (2014) e Chagas et al. (2016). Na correlação de Pearson o p-valor define se duas variáveis são ou não significativamente correlacionadas.

Os modelos preditivos utilizados para predição dos atributos do solo foram o *Random Forest* (RF) e o *Random Forest* mais a Krigagem Ordinária (KO) do resíduo da *Random Forest* (RFK). Esses modelos foram implementados no programa R (R Development Core Team, 2013), com a utilização dos pacotes *Random Forest* (RF) e *gstat* (KO).

a) Random Forest

RF é uma técnica não paramétrica desenvolvida por Breiman (2001) como extensão do programa CART (*Classification and Regression Trees*), para melhorar o desempenho de predição do modelo, que consiste da combinação de muitas árvores predictoras (floresta), na qual cada árvore é gerada a partir de um vetor aleatório amostrado de forma independente e com a mesma distribuição para todas as árvores na floresta. As subdivisões dentro de cada árvore são determinadas com base em um subconjunto de variáveis predictoras escolhido aleatoriamente a partir do total de preditores existentes. No caso da aplicação da RF para regressão o resultado final consiste da média dos resultados de todas as árvores (BREIMAN, 2001; CUTLER et al., 2007).

As RFs foram implementadas utilizando-se o pacote *RandomForest* do R (R Development Core Team, 2015). Para utilização de uma RF três parâmetros precisam ser definidos: o número de árvores na floresta (*n**tree*), o número mínimo de dados em cada nó terminal (*nodesize*) e o número de variáveis utilizadas em cada árvore (*m**try*) (LIAW e WIENER, 2002). O padrão para *n**tree* definido no sistema é de 500. Embora resultados mais estáveis possam ser alcançados com um número maior (GRIMM et al., 2008), testes preliminares mostraram que o aumento do *n**tree* não melhorou o desempenho do modelo, sendo assim, optou-se por utilizar o número padrão (500). Como valor de *nodesize* foi utilizado o padrão para os estudos de regressão que é de cinco para cada nó terminal. Com relação ao *m**try*, para problemas de regressão, o valor padrão estipulado é de um terço do número total de variáveis predictoras (LIAW e WIENER, 2002).

A RF fornece estimativas confiáveis dos erros utilizando dados conhecidos como *Out-Of-Bag* (OOB), que é um subconjunto aleatório dos dados não utilizado pelo algoritmo para construção das árvores. A partir das predições OOB de todas as árvores na floresta, então é calculado o erro quadrado médio (MSE_{OOB}), conforme a equação abaixo (LIAW e WIENER, 2002).

$$MSE_{OOB} = n^{-1} \sum_{i=1}^n (z_i - \hat{z}_i^{OOB})^2$$

Onde z_i é o valor medido da variável e \hat{z}_i^{OOB} é a média de todas as predições OOB. No entanto, como o MSE é dependente da escala de medida da variável, não pode ser usado para comparação do desempenho de diferentes modelos, sendo assim, é calculada a porcentagem de variância explicada pelo modelo (Var_{ex}), conforme a equação abaixo (LIAW e WIENER, 2002).

$$Var_{ex} = 1 - (MSE_{OOB}/Var_z)$$

Onde Var_z é a variância total da variável.

b) Random Forest Krigagem

O modelo Random Forest Krigagem (RFK) é uma extensão do RF, em que os resíduos da predição por RF, isto é, as diferenças entre os valores observados e estimados em cada localização, são interpolados para toda a área de estudo utilizando a Krigagem Ordinária (KO), e em seguida os resíduos interpolados são somados aos resultados do RF para a obtenção dos resultados de predição por RFK (GUO et al., 2015), conforme a fórmula abaixo:

$$P_{RFK}(p) = P_{RF}(p) + \varepsilon_{KO}(p)$$

Onde $P_{RFK}(p)$ é a predição por RFK num ponto p , $P_{RF}(p)$ é a predição calculada por RF num ponto p e $\varepsilon_{KO}(p)$ é a predição do resíduo pela Krigagem ordinária de um ponto p .

A Krigagem ordinária permite uma abordagem do grau de dependência espacial entre as amostras, que pode ser avaliado pelo semivariograma (Figura 29).

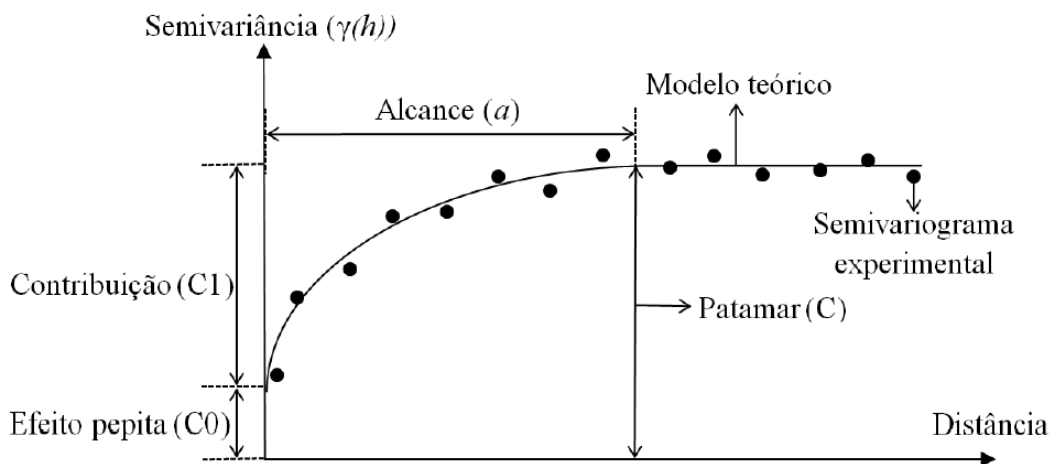


Figura 29. Representação esquemática de um semivariograma (adaptado de ISSAK & SIRIVASTAVA, 1989).

O valor da semivariância na interseção do eixo Y, denominado efeito pepita (C_0), representa a variabilidade dos atributos em espaçamentos menores do que o amostrado. Assim, quanto maior o C_0 , mais fraca é a dependência espacial do atributo em questão. O patamar (C) é uma estimativa da variância do conjunto de dados, representando o ponto a partir do qual não existe mais dependência espacial entre as observações. A contribuição (C_1) é a diferença entre o patamar e o efeito pepita, e representa a semivariância espacialmente estruturada. O alcance (a) do semivariograma ou da dependência espacial identifica a distância dentro da qual as observações apresentam correlação espacial, ou seja, os pontos localizados numa área de raio igual ao alcance são mais homogêneos entre si do que com aqueles localizados fora dessa área, e a partir deste ponto a variância se torna constante (ISSAK e SIRIVASTAVA, 1989).

Os cálculos do semivariograma experimental dos resíduos da predição do RF foram realizados através da função *variogram* e após a escolha do modelo adequado e ajuste manual (tentativa e erro), os modelos teóricos foram ajustados automaticamente através da função *fit.variogram*. A espacialização dos resíduos dos atributos foi feita através da função *krige*. Todas estas funções estão implementadas no pacote gstat do R (PEBESMA, 2004).

Ao final, foram gerados mapas, com resolução espacial de 5 metros, das predições dos atributos pelo modelo RF, e a este foram somadas as predições dos resíduos por KO, resultando nos mapas de predição por RFK, possibilitando o exame e interpretação da variabilidade espacial.

4.4.7 Validação dos Modelos

A performance dos modelos de predição foi avaliada utilizando-se um conjunto de amostras de validação independente com 25 pontos amostrais, que não foi utilizado no processo de calibração. Desta forma, o desempenho de cada modelo foi calculado a partir dessas amostras pelo cálculo da correlação entre os valores observados e os valores estimados através do coeficiente de determinação (R^2) e do RMSE (raiz quadrada do erro médio quadrático), conforme a equação:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i^2}$$

Em que, d é a diferença entre os valores observados e os valores estimados e n é o número total de amostras consideradas na validação (25). Segundo Holmes et al., (2000), o RMSE é medido a partir de pontos de amostra discretos e é comumente utilizado para estimar o erro ou a incerteza nos locais onde o erro não foi medido diretamente. Assim, o RMSE se refere ao grau de diferença entre os valores estimados e os valores medidos ou observados. Assim, quanto maiores são os valores do RMSE, maiores são as discrepâncias entre os conjuntos de dados comparados. Esta avaliação foi realizada com a utilização do R (R Development Core Team, 2013).

4.5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.5.1 Classes de Solos

A utilização do método cLHS para determinação dos locais de amostragem representou satisfatoriamente a distribuição das classes de solos em função das covariáveis ambientais utilizadas. Na Figura 30 é apresentado o mapa de solos da área de estudo e na Tabela 6 são apresentadas as classes de solos identificadas na área e a relação destas com as covariáveis ambientais contínuas utilizadas.

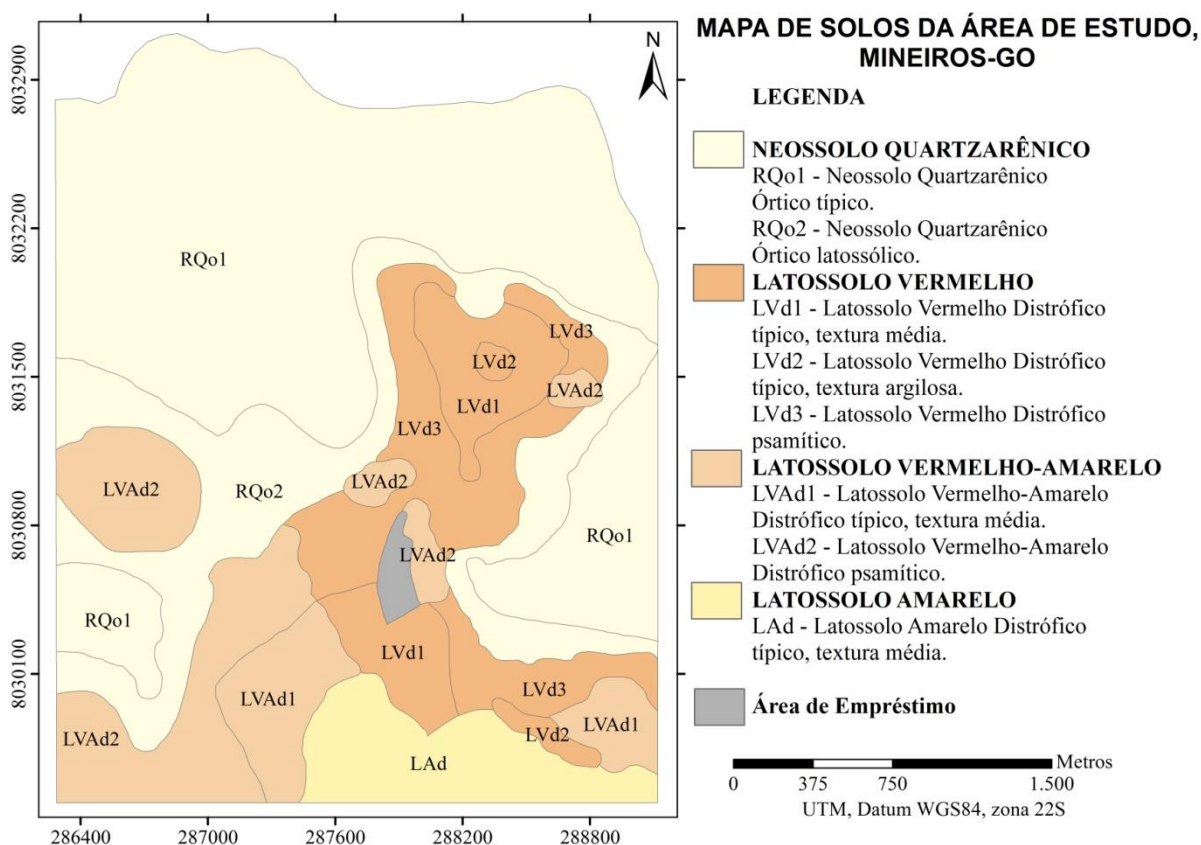


Figura 30. Mapa de solos na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

O elevado número de pontos amostrais classificados como RQo1 (48), RQo2 (13), reflete a ampla dominância dessas classes, ocupando 60,1% da área (Tabela 6). Cabe ressaltar que, no método cLHS o número de sorteios é diretamente proporcional à probabilidade de cada faixa (MINASNY & MCBRATNEY, 2002).

Os RQo1, junto com os RQo2, ocupam o terço inferior das topossequências, em elevações médias que variam de 791,49 m (RQo1) a 815,82 m (RQo2) (Tabela 6), e diferem basicamente dos Latossolos (LA, LVA e LV) com relação a textura, que é areia ou areia franca nos Neossolos Quartzarênicos e franco arenosa ou mais fina nos Latossolos, e a estrutura que se apresenta como grãos simples nos Neossolos Quartzarênicos e granular e/ou em blocos subangulares nos Latossolos (SANTOS et al., 2013a). Por sua vez, os Latossolos ocorrem nos terços médio e superior das topossequências em elevações médias que variam de

818,94 m (LVd1) a 833,81 m (LAd) (Tabela 6). Os LVd2 (textura argilosa) foram observados em dois pontos de amostragem com declividade média de 13,86%.

Tabela 6. Classes de solos identificadas na área de estudo na Fazenda Araucária, Mineiros-GO.

Classe de solos	Número de amostras	Área (ha)	% Área	Covariáveis Ambientais	
				Elevação média (m)	Declividade média (%)
NEOSSOLO QUARTZARÊNICO Órtico típico – RQo1	48	414,98	44,2	791,49	6,06
NEOSSOLO QUARTZARÊNICO Órtico latossólico – RQo2	13	149,52	15,9	815,82	4,35
LATOSSOLO VERMELHO Distrófico típico, textura média – LVd1	11	55,95	6,0	818,94	6,86
LATOSSOLO VERMELHO Distrófico típico, textura argilosa –LVd2	2	8,13	0,9	824,71	13,86
LATOSSOLO VERMELHO Distrófico psamítico – LVd3	12	93,99	10,0	822,24	5,17
LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico, textura média – LVAd1	8	47,36	5,0	827,13	5,89
LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico psamítico – LVAd2	11	110,06	11,7	820,42	4,88
LATOSSOLO AMARELO Distrófico típico, textura média - LAd	3	59,18	6,3	833,81	4,28
Total	108	939,17	100,0	808,01	5,80

Na Figura 30 observa-se uma mancha de LVAd2 (psamítico) no RQo2 (latossólico) na parte leste da área. A área mapeada como RQo2 corresponde a faixa de transição entre a unidade RQo1 e os Latossolos.

A classe psamítico não é prevista no quarto nível categórico das classes LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico e LATOSSOLO VERMELHO Distrófico pelo Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SANTOS et al., 2013a). No entanto, esta característica foi expressiva em alguns solos da área de estudo, sendo portanto inserida, por associação ao subgrupo definido para a classe dos LATOSSOLOS AMARELOS Distróficos. Pode ser feita, mas não é relevante no seu trabalho.

4.5.2 Estatística Descritiva dos Atributos do Solo Estudados

A estatística descritiva dos atributos estudados na camada superficial (0 a 20 cm) e subsuperficial (60 a 80 cm) dos solos para as amostras de calibração e validação é apresentada na Tabela 7.

Tabela 7. Estatística descritiva das amostras utilizadas na predição dos atributos do solo.

Atributos	Calibração					Validação				
	Máx.	Mín.	Média	DP	CV (%)	Máx.	Mín.	Média	DP	CV (%)
Superfície (0-20 cm)										
Areia ¹	952	621	852,7 ^{ns}	69,3	8,1	947	547	863,1 ^{ns}	84,8	9,8
Silte ¹	208	7	40,3 ^{ns}	26,9	66,7	90	8	31,6 ^{ns}	18,7	59,4
Argila ¹	322	20	107,1 ^{ns}	65,5	61,2	363	40	105,3 ^{ns}	69,3	65,8
CC ²	37,2	7,2	16,2*	6,0	36,8	26,8	6,5	12,9*	5,2	40,6
PMP ²	19,2	2,5	7,4*	3,5	47,3	17,2	1,3	4,8*	3,7	77,5
AD ²	27,7	3,6	8,8 ^{ns}	3,8	43,1	11,3	4,8	8,1 ^{ns}	2,0	25,1
Subsuperfície (60-80 cm)										
Areia ¹	943	534	817,6 ^{ns}	96,5	11,8	949	527	839,1 ^{ns}	101,9	12,1
Silte ¹	144	6	33,0 ^{ns}	21,5	65,2	69	10	28,3 ^{ns}	16,9	59,8
Argila ¹	402	40	149,4 ^{ns}	90,7	60,7	404	40	132,6 ^{ns}	88,7	66,9
CC ²	33,5	6,3	14,9*	6,4	43,0	26,8	5,4	11,3*	5,0	44,2
PMP ²	20,0	1,6	7,7*	4,4	57,5	17,5	2,0	5,3*	3,6	68,7
AD ²	31,8	3,8	7,2 ^{ns}	4,1	57,0	9,3	2,6	6,0 ^{ns}	1,7	28,4

¹unidade em g kg⁻¹; ²unidade em %; CC - capacidade de campo; PMP - ponto de murcha permanente; AD - água disponível; Máx. - máximo; Mín. - mínimo; DP - desvio padrão; CV - coeficiente de variação; ^{ns}Diferença não significativa entre as médias das amostras de calibração e validação pelo teste t a 5% de probabilidade; * Diferença significativa entre as médias das amostras de calibração e validação pelo teste t a 5% de probabilidade.

As amostras de calibração e validação apresentam similaridade pelo teste t (5% de probabilidade) para os atributos areia, silte, argila e água disponível (AD) nas duas profundidades. A similaridade é indicativa de que as amostras de validação representam adequadamente as amostras de calibração (CHAGAS et al., 2016).

A não similaridade dos atributos capacidade de campo (CC) e ponto de murcha permanente (PMP) pode estar relacionada ao seu processo de determinação em laboratório, que segundo Nascimento et al. (2010) apresenta dificuldade no controle do ponto de equilíbrio entre a pressão aplicada e a água retida no solo.

Os solos da área de estudo apresentam textura com maiores proporções da fração areia, com médias de 852,7 g kg⁻¹ e 863,1 g kg⁻¹ na camada superficial e 817,6 g kg⁻¹ e 839,1 g kg⁻¹ na camada subsuperficial, para as respectivas amostras de calibração e validação. Os altos teores de areia, associados as condições de alta temperatura da região, favorecem a rápida decomposição da matéria orgânica. Este efeito foi observado nas partes mais baixas da área de produção de cana-de-açúcar, que mesmo com a deposição dos restos culturais oriundos da colheita mecanizada sem a utilização de queimada, os solos apresentaram-se sem cobertura morta, com aspecto semelhante ao da areia da praia.

A fração argila variou de 40 g kg⁻¹ a 363 g kg⁻¹ em superfície e de 40 g kg⁻¹ a 404 g kg⁻¹ em subsuperfície, com médias indicando baixo incremento de argila em subsuperfície.

As médias dos valores de CC e AD foram maiores em superfície, enquanto que a média do PMP foi maior em subsuperfície. Mesmo apresentando maiores valores médios de argila em subsuperfície, estes não resultaram em aumento da capacidade de retenção de água do solo. Nesses solos, este resultado pode estar mais relacionado ao arranjo do espaço poroso,

relação entre macroporosidade e microporosidade, do que a própria granulometria (SALES et al., 2010).

Analisando a camada superficial dos solos, observou-se baixo acúmulo de matéria orgânica nos de textura arenosa. Já nas áreas com lavoura e nos solos com textura média e argilosa foi observada compactação superficial, evidenciada pela dificuldade na penetração das ferramentas nos primeiros 20 cm, quando da abertura das trincheiras. O que pode ter comprometido a porosidade do solo e, portanto, a capacidade de retenção de água.

Comparando algumas características físico-hídricas dos solos, segundo sua classe textural, Vermeiren e Jobling (1997) apresentam valores de CC variando de 6 a 14% para solos arenosos e franco-arenosos e de 31 a 39% para solos argilosos; valores de PMP variando de 2 a 8% para solos arenosos e franco-arenosos e de 15 a 19% para solos argilosos; e AD variando de 4 a 10% para solos arenosos e franco-arenosos e de 16 a 20% para solos argilosos. Os resultados de CC, PMP e AD obtidos na área de estudo na Fazenda Araucária, em Mineiros (GO) estão, portanto, coerentes com a textura dos solos.

A fração areia apresentou os menores valores de coeficiente de variação (CV), variando de 8,1% a 12,1%, indicando grande homogeneidade do atributo. Já os valores do CV das frações granulométricas silte (59,4% a 66,7%) e argila (60,7% a 66,9%) caracterizaram a heterogeneidade. No caso específico da fração silte, de acordo com Lima et al. (2009) e Zucoloto et al. (2011), o elevado CV (Tabela 7) pode estar relacionado ao seu processo de determinação em laboratório, por incorporar parte da variabilidade existente na areia e argila. Esse erro pode ser ainda maior dados aos seus baixos teores nas classes de solo da área da Fazenda Araucária.

4.5.3 Seleção das Covariáveis Predictoras

Os resultados da análise da correlação linear de Pearson são apresentados na Tabela 8, para os atributos físicos, e na Tabela 9, para os atributos físico-hídricos.

Entre os atributos do terreno, a ELEV (elevação), PR-DECL (posição relativa da declividade) e DVCD (distância vertical do canal de drenagem) apresentaram maiores correlações com os atributos do solo, exceto para silte. A declividade, mesmo considerada um dos mais importantes atributos topográficos que controlam os processos pedogenéticos, não apresentou correlação com nenhum dos atributos dos solos. Como o relevo da região é predominantemente plano a suave ondulado, este fator não é expressivo na formação dos solos encontrados (Tabela 6).

Em estudo com o objetivo de produzir mapas digitais de solos desenvolvidos de arenitos em Botucatu (SP), Dias et al. (2015) concluíram que a variável altitude foi determinante para todos os modelos preditivos, e que estava relacionada com a geologia. Ainda ressaltaram que o relevo não foi fator preponderante na diferenciação textural dos solos, principal atributo diferencial da área de estudo.

Os teores de areia correlacionaram-se negativamente com a ELEV nas duas profundidades, enquanto a fração argila apresentou correlação positiva, ou seja, os teores de areia tenderam a aumentar em direção a parte baixa da área de estudo. A variabilidade das frações areia e argila possivelmente está relacionada a mudança do material de origem, pois na parte mais alta da área são identificados os solos derivados de Coberturas Detrito-Lateríticas, com texturas relativamente mais argilosas.

A fração silte somente apresentou correlação significativa ($p < 0,10$) com a imagem HH1 ($r = 0,24$) na camada superficial e com PR-DECL ($r = 0,23$) e DVCD ($r = 0,27$) em subsuperfície. Em função das poucas covariáveis correlacionadas com esta fração, e pelo fato de ser pouco expressiva nas classes dos NEOSSOLOS QUARTIZARÊNICOS e LATOSSOLOS encontradas na área de estudo (Tabela 6), conforme os critérios do Sistema

Brasileiro de Classificação de Solos (SANTOS et al., 2013a), optou-se por não se realizar a predição deste atributo.

Tabela 8. Valores de r da correlação de Pearson entre os atributos físicos e as covariáveis preditoras.

Covariáveis	Superfície (0 a 20 cm)			Subsuperfície (60 a 80 cm)		
	Areia	Silte	Argila	Areia	Silte	Argila
ELEV	-0,40*	0,03 ^{ns}	0,45*	-0,47*	0,06 ^{ns}	0,50*
DECLIV	-0,04 ^{ns}	0,15 ^{ns}	0,02 ^{ns}	-0,09 ^{ns}	0,14 ^{ns}	0,12 ^{ns}
D-EUCL	-0,18*	0,01 ^{ns}	0,21*	-0,17*	-0,11 ^{ns}	0,19*
FATOR-LS	-0,05 ^{ns}	0,13 ^{ns}	0,04 ^{ns}	-0,10 ^{ns}	0,13 ^{ns}	0,11 ^{ns}
PR-DECL	-0,29*	0,14 ^{ns}	0,32*	-0,39*	0,23*	0,38*
DVCD	-0,28*	0,12 ^{ns}	0,31*	-0,40*	0,27*	0,38*
HH1	0,12 ^{ns}	0,24*	-0,19*	0,22*	-0,09 ^{ns}	-0,22*
VV1	0,18*	0,14 ^{ns}	-0,22*	0,27*	-0,16 ^{ns}	-0,25*
HV1	0,16*	0,13 ^{ns}	-0,22*	0,22*	-0,09 ^{ns}	-0,22*
VH1	0,17*	0,11 ^{ns}	-0,21*	0,20*	-0,11 ^{ns}	-0,21*
HH2	-0,12 ^{ns}	-0,18 ^{ns}	0,16 ^{ns}	-0,15 ^{ns}	0,04 ^{ns}	0,08 ^{ns}
VV2	-0,13 ^{ns}	-0,07 ^{ns}	0,12 ^{ns}	-0,19*	0,07 ^{ns}	0,14 ^{ns}
HV2	-0,20*	-0,16 ^{ns}	0,25*	-0,24*	0,05 ^{ns}	0,13 ^{ns}
VH2	-0,21*	-0,16 ^{ns}	0,25*	-0,25*	0,01 ^{ns}	0,14 ^{ns}
HH3	0,19*	0,11 ^{ns}	-0,24*	0,30*	-0,12 ^{ns}	-0,27*
HV3	0,20*	0,03 ^{ns}	-0,18*	0,22*	-0,16 ^{ns}	-0,23*
HH4	0,16 ^{ns}	0,12 ^{ns}	-0,21*	0,23*	0,10 ^{ns}	-0,25*
HV4	0,20*	0,08 ^{ns}	-0,26*	0,25*	0,03 ^{ns}	-0,30*
HH5	0,22*	0,07 ^{ns}	-0,26*	0,23*	-0,08 ^{ns}	-0,25*
HV5	0,08 ^{ns}	0,12 ^{ns}	-0,15 ^{ns}	0,16*	0,03 ^{ns}	-0,21*
S-HH4	-0,03 ^{ns}	0,00 ^{ns}	0,04 ^{ns}	-0,07 ^{ns}	0,16 ^{ns}	0,03 ^{ns}
S-HV4	-0,02 ^{ns}	0,04 ^{ns}	-0,03 ^{ns}	-0,01 ^{ns}	0,16 ^{ns}	-0,02 ^{ns}
S-HH5	0,01 ^{ns}	-0,03 ^{ns}	0,00 ^{ns}	-0,08 ^{ns}	0,05 ^{ns}	0,04 ^{ns}
S-HV5	-0,10 ^{ns}	0,07 ^{ns}	0,04 ^{ns}	-0,06 ^{ns}	0,16 ^{ns}	0,04 ^{ns}
ID-HH4	-0,05 ^{ns}	-0,09 ^{ns}	0,11 ^{ns}	-0,03 ^{ns}	-0,11 ^{ns}	0,04 ^{ns}
ID-HV4	-0,11 ^{ns}	-0,11 ^{ns}	0,12 ^{ns}	-0,08 ^{ns}	-0,04 ^{ns}	0,08 ^{ns}
ID-HH5	0,14 ^{ns}	0,06 ^{ns}	-0,13 ^{ns}	0,12 ^{ns}	-0,02 ^{ns}	-0,13 ^{ns}
ID-HV5	-0,09 ^{ns}	-0,07 ^{ns}	0,09 ^{ns}	-0,03 ^{ns}	-0,02 ^{ns}	0,03 ^{ns}
DN-HH4	-0,03 ^{ns}	-0,03 ^{ns}	0,04 ^{ns}	-0,08 ^{ns}	0,15 ^{ns}	0,04 ^{ns}
DN-HV4	-0,02 ^{ns}	0,05 ^{ns}	-0,04 ^{ns}	-0,01 ^{ns}	0,17 ^{ns}	-0,02 ^{ns}
DN-HH5	0,01 ^{ns}	-0,04 ^{ns}	0,00 ^{ns}	-0,09 ^{ns}	0,04 ^{ns}	0,05 ^{ns}
DN-HV5	-0,10 ^{ns}	0,07 ^{ns}	0,04 ^{ns}	-0,07 ^{ns}	0,17 ^{ns}	0,04 ^{ns}

* significativo ao nível de 10%; ^{ns} - não significativo; ELEV = elevação; DECLIV = declividade; D-EUCL = distância euclidiana; PR-DECL = posição relativa da declividade; DVCD = distância relativa do canal de drenagem.

Tabela 9. Valores de r da correlação de Pearson entre os atributos físico-hídricos e as covariáveis predictoras.

Covariáveis	Superfície (0 a 20 cm)			Subsuperfície (60 a 80 cm)		
	CC	PMP	AD	CC	PMP	AD
ELEV	0,42*	0,44*	0,26*	0,49*	0,49*	0,35*
DECLIV	0,05 ^{ns}	0,14 ^{ns}	-0,12 ^{ns}	0,11 ^{ns}	0,11 ^{ns}	0,06 ^{ns}
D-EUCL	0,04 ^{ns}	0,10 ^{ns}	-0,06 ^{ns}	0,17 ^{ns}	0,19*	0,07 ^{ns}
FATOR-LS	0,04 ^{ns}	0,14 ^{ns}	-0,14 ^{ns}	0,11 ^{ns}	0,11 ^{ns}	0,05 ^{ns}
PR-DECL	0,41*	0,35*	0,29*	0,44*	0,43*	0,35*
DVCD	0,42*	0,35*	0,32*	0,42*	0,42*	0,31*
HH1	-0,41*	-0,26*	-0,44*	-0,24*	-0,24*	-0,18*
VV1	-0,39*	-0,29*	-0,41*	-0,27*	-0,27*	-0,18*
HV1	-0,40*	-0,26*	-0,46*	-0,25*	-0,21*	-0,28*
VH1	-0,38*	-0,26*	-0,43*	-0,24*	-0,20*	-0,26*
HH2	0,23*	0,16 ^{ns}	0,28*	0,18*	0,12 ^{ns}	0,23*
VV2	0,21*	0,13 ^{ns}	0,20*	0,22*	0,14 ^{ns}	0,30*
HV2	0,17*	0,12 ^{ns}	0,17*	0,19*	0,15 ^{ns}	0,21*
VH2	0,19*	0,12 ^{ns}	0,22*	0,19*	0,15 ^{ns}	0,22*
HH3	-0,44*	-0,31*	-0,42*	-0,35*	-0,32*	-0,32*
HV3	-0,41*	-0,29*	-0,40*	-0,29*	-0,25*	-0,31*
HH4	-0,27*	-0,23*	-0,25*	-0,21*	-0,22*	-0,15 ^{ns}
HV4	-0,25*	-0,22*	-0,23*	-0,26*	-0,26*	-0,20*
HH5	-0,27*	-0,23*	-0,25*	-0,20*	-0,20*	-0,16 ^{ns}
HV5	-0,21*	-0,12 ^{ns}	-0,23*	-0,15 ^{ns}	-0,14 ^{ns}	-0,14 ^{ns}
S-HH4	0,15 ^{ns}	0,08 ^{ns}	0,15 ^{ns}	0,12 ^{ns}	0,10 ^{ns}	0,14 ^{ns}
S-HV4	0,17*	0,08 ^{ns}	0,17*	0,06 ^{ns}	0,03 ^{ns}	0,12 ^{ns}
S-HH5	0,17*	0,08 ^{ns}	0,16*	0,15 ^{ns}	0,12 ^{ns}	0,15 ^{ns}
S-HV5	0,19*	0,15 ^{ns}	0,16*	0,13 ^{ns}	0,10 ^{ns}	0,15 ^{ns}
ID-HH4	0,11 ^{ns}	0,05 ^{ns}	0,17*	0,03 ^{ns}	0,05 ^{ns}	-0,01 ^{ns}
ID-HV4	0,19*	0,08 ^{ns}	0,24*	0,08 ^{ns}	0,09 ^{ns}	0,07 ^{ns}
ID-HH5	-0,11 ^{ns}	-0,11 ^{ns}	-0,08 ^{ns}	-0,09 ^{ns}	-0,07 ^{ns}	-0,13 ^{ns}
ID-HV5	0,14 ^{ns}	0,05 ^{ns}	0,23*	0,07 ^{ns}	0,04 ^{ns}	0,15 ^{ns}
DN-HH4	0,14 ^{ns}	0,08 ^{ns}	0,14 ^{ns}	0,13 ^{ns}	0,10 ^{ns}	0,15 ^{ns}
DN-HV4	0,16 ^{ns}	0,08 ^{ns}	0,16*	0,06 ^{ns}	0,03 ^{ns}	0,12 ^{ns}
DN-HH5	0,16 ^{ns}	0,09 ^{ns}	0,14 ^{ns}	0,16 ^{ns}	0,13 ^{ns}	0,17*
DN-HV5	0,19 ^{ns}	0,15 ^{ns}	0,17*	0,14 ^{ns}	0,11 ^{ns}	0,17*

* significativo ao nível de 10%; ^{ns} - não significativo; ELEV = elevação; DECLIV = declividade; D-EUCL = distância euclidiana; PR-DECL = posição relativa da declividade; DVCD = distância relativa do canal de drenagem.

De maneira geral, os atributos físico-hídricos tiveram maior correlação com os dados oriundos das imagens de radar do que os atributos físicos. Pode-se destacar, principalmente em superfície, as correlações negativas e significativas entre os valores dos atributos físico-hídricos e as imagens ALOS/PALSAR das datas 03/05/2009 (HH1, VV1, HV1 e VH1) e 26/09/2010 (HH3 e HV3), obtidas em períodos mais secos.

Dentre as covariáveis obtidas (Tabela 4), nenhuma apresentou correlação significativa com os atributos físicos e com o atributo PMP. O atributo AD apresentou correlação positiva e significativa com as covariáveis S-HH5, S-HV5, ID-HH4, ID-HV4, ID-HV5, DN-HV4 e DN-HV5, na camada superficial, e com as covariáveis DN-HH5 e DN-HV5, na camada subsuperficial. Por sua vez, o atributo CC apresentou correlação positiva e significativa somente em superfície com S-HV4, S-HV5 e ID-HV4. As poucas correlações significativas com as covariáveis S, ID e DN indicam que as diferenças entre períodos úmidos e secos não são boas preditoras dos atributos físicos e físico-hídricos dos solos da área de estudo.

A partir dos resultados obtidos pela correção de Pearson, foram selecionadas as covariáveis com grau de significância em nível de 10% utilizadas para a predição dos atributos do solo (Tabela 10). O atributo AD teve o maior número (25) de covariáveis correlacionadas, enquanto o atributo PMP teve o menor número (12) de covariáveis correlacionadas, ambos na camada de 0-20 cm.

Tabela 10. Covariáveis selecionadas pela correlação de Pearson com significância ao nível de 10%.

Atributos	Covariáveis Selecionadas
	Superfície (0 a 20 cm)
Areia	ELEV + D-EUCL + PR-DECL + DVCD + VV1 + HV1 + VH1 + HV2 + VH2 + HH3 + HV3 + HV4 + HH5
Argila	ELEV + D-EUCL + PR-DECL + DVCD + HH1 + VV1 + HV1 + VH1 + HV2 + VH2 + HH3 + HV3 + HH4 + HV4 + HH5
CC	ELEV + PR-DECL + DVCD + HH1 + VV1 + HV1 + VH1 + HH2 + VV2 + HV2 + VH2 + HH3 + HV3 + HH4 + HV4 + HH5 + HV5 + S-HV4 + S-HH5 + S-HV5 + ID-HV4
PMP	ELEV + PR-DECL + DVCD + HH1 + VV1 + HV1 + VH1 + HH3 + HV3 + HH4 + HV4 + HH5
AD	ELEV + PR-DECL + DVCD + HH1 + VV1 + HV1 + VH1 + HH2 + VV2 + HV2 + VH2 + HH3 + HV3 + HH4 + HV4 + HH5 + HV5 + S-HV4 + S-HH5 + S-HV5 + ID-HH4 + ID-HV4 + ID-HV5 + DN-HV4 + DN-HV5
	Subsuperfície (60 a 80 cm)
Areia	ELEV + D-EUCL + PR-DECL + DVCD + HH1 + VV1 + HV1 + VH1 + VV2 + HV2 + VH2 + HH3 + HV3 + HH4 + HV4 + HH5 + HV5
Argila	ELEV + D-EUCL + PR-DECL + DVCD + HH1 + VV1 + HV1 + VH1 + HH3 + HV3 + HH4 + HV4 + HH5 + HV5
CC	ELEV + PR-DECL + DVCD + HH1 + VV1 + HV1 + VH1 + HH2 + VV2 + HV2 + VH2 + HH3 + HV3 + HH4 + HV4 + HH5
PMP	ELEV + D-EUCL + PR-DECL + DVCD + HH1 + VV1 + HV1 + VH1 + HH3 + HV3 + HV4 + HH4 + HH5
AD	ELEV + PR-DECL + DVCD + HH1 + VV1 + HV1 + VH1 + HH2 + VV2 + HV2 + VH2 + HH3 + HV3 + HV4 + DN-HH5 + DN-HV5

ELEV = elevação; DECLIV = declividade; D-EUCL = distância euclidiana; PR-DECL = posição relativa da declividade; DVCD = distância relativa do canal de drenagem.

4.5.4 Predição dos Atributos Físicos

a) Random Forest

Uma das vantagens da RF é que ela pode ser utilizada adicionalmente como um método de análise para estimar a importância relativa das covariáveis predictoras. Diferentemente de métodos como a RLM *stepwise*, por exemplo, onde somente as covariáveis altamente correlacionadas são mantidas no modelo (CUTLER et al., 2009), nos modelos RF nenhuma covariável é eliminada, evitando assim, que mesmo aquelas pouco correlacionadas, mas que podem ter significado pedológico importante, sejam descartadas do modelo (AKPA et al., 2014, CHAGAS et al., 2016).

A Figura 31 mostra a importância das covariáveis selecionadas em cada modelo RF avaliado, na qual podemos observar a porcentagem de variância explicada (Var_{ex}), obtida a partir dos dados *Out-Of-Bag* (MSE_{OOB}), que para a areia foi de 22,13% em superfície e de 43,98% em subsuperfície, e para argila foi de 28,43% em superfície e 47,11% em subsuperfície.

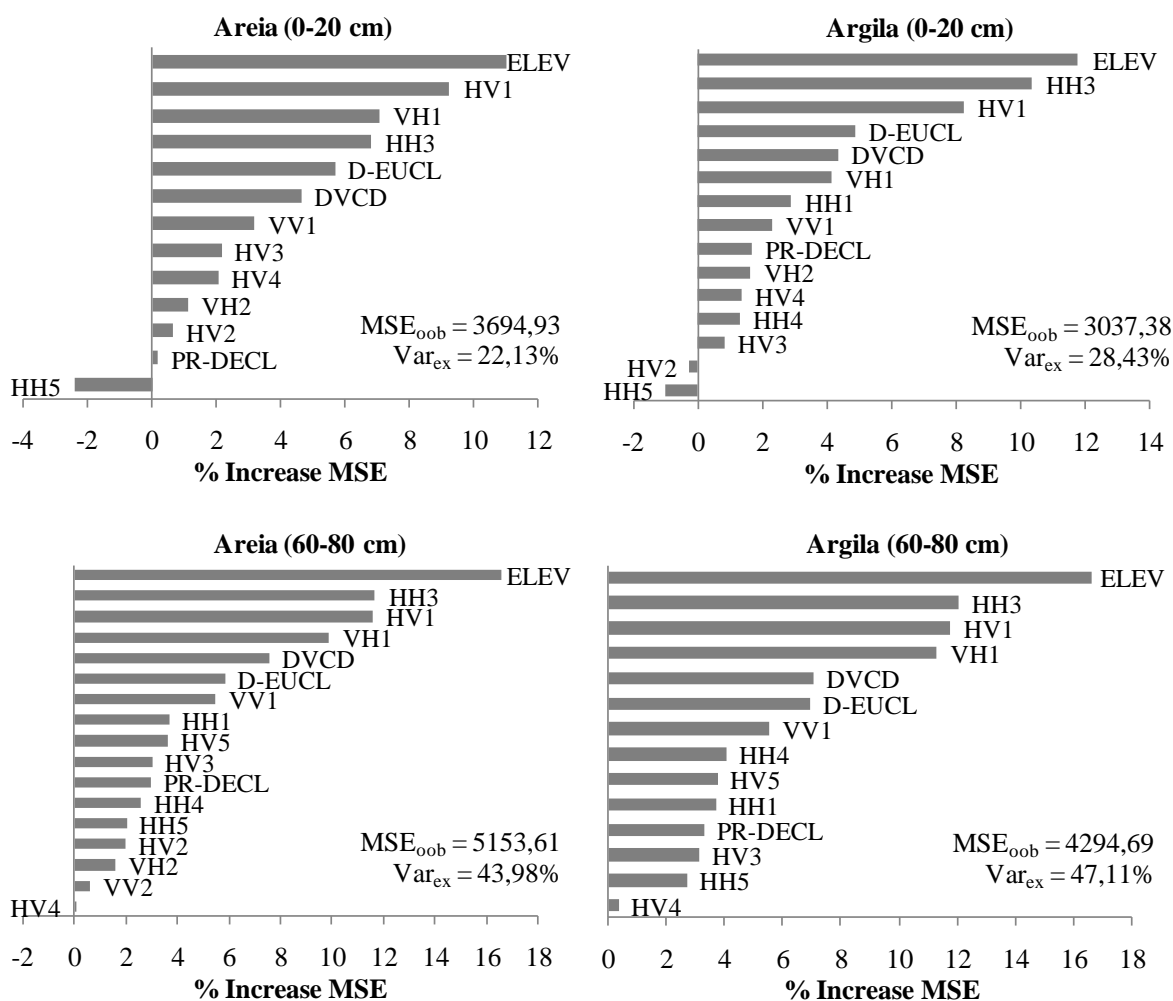


Figura 31. Importância das covariáveis selecionadas nos modelos RF para as frações areia e argila.

Os valores de Var_{ex} em superfície são menores do que os observados por Chagas et al. (2016) em estudo realizado no semiárido brasileiro para a predição da textura no horizonte A

dos solos, utilizando dados do sensor TM Landsat 5 como covariáveis ambientais. Estes encontraram resultados de Var_{ex} pelos modelos RF, de 47,65% para areia e 48,94% para argila. Já em profundidade, Vaysse & Lagacherie (2015) relataram porcentagens de Var_{ex} do modelo RF de 33 a 35% para areia e de 31 a 35% para argila nas camadas estudadas até 60 cm, sendo estes menores do que os observados neste estudo.

A covariável elevação apresentou a maior importância nos modelos RF, acompanhado os maiores valores de r da correlação de Pearson (Figura 31) entre as covariáveis e os atributos areia e argila. Este resultado é semelhante ao encontrado por Ließ et al. (2012) em estudo nos Andes para a predição da textura do solo pelo modelo RF.

Nos modelos RF para areia e argila em subsuperfície foram mais importantes as covariáveis ELEV>HH3>HV1>VH1>DVCD>D-EUCL>VV1. Assim, a maior relevância das covariáveis HH3, HV1 e VH1 pelo modelo RF, contraria os valores das correlações, que foram menores aos encontradas para DVCD e D-EUCL com as frações areia e argila.

A maior contribuição das imagens de radar dos períodos mais secos, 03/05/2009 (HH1, VV1, HV1 e VH1) e 26/09/2010 (HH3 e HV3) no modelo RF reflete a maior capacidade de penetração na vegetação e no solo das ondas de radar da banda L. Utilizando imagens com dados dual e quad polarimétricos do ALOS/PALSAR para estimar a umidade do solo e da biomassa, Koyama e Sato (2013) observaram que a polarização HH foi mais sensível para as propriedades dielétricas do solo, enquanto a polarização cruzada HV foi muito mais sensível para o retroespalhamento do dossel da vegetação. Ao contrário do relatado, os gráficos de importância das covariáveis não mostraram separação do grau de contribuição entre as imagens de polarização paralela e cruzada (Figura 31).

Os gráficos de dispersão entre os valores observados e estimados pelos modelos RF, considerando as amostras de validação, para a areia e argila (Figura 32) apresentam semelhanças entre as profundidades.

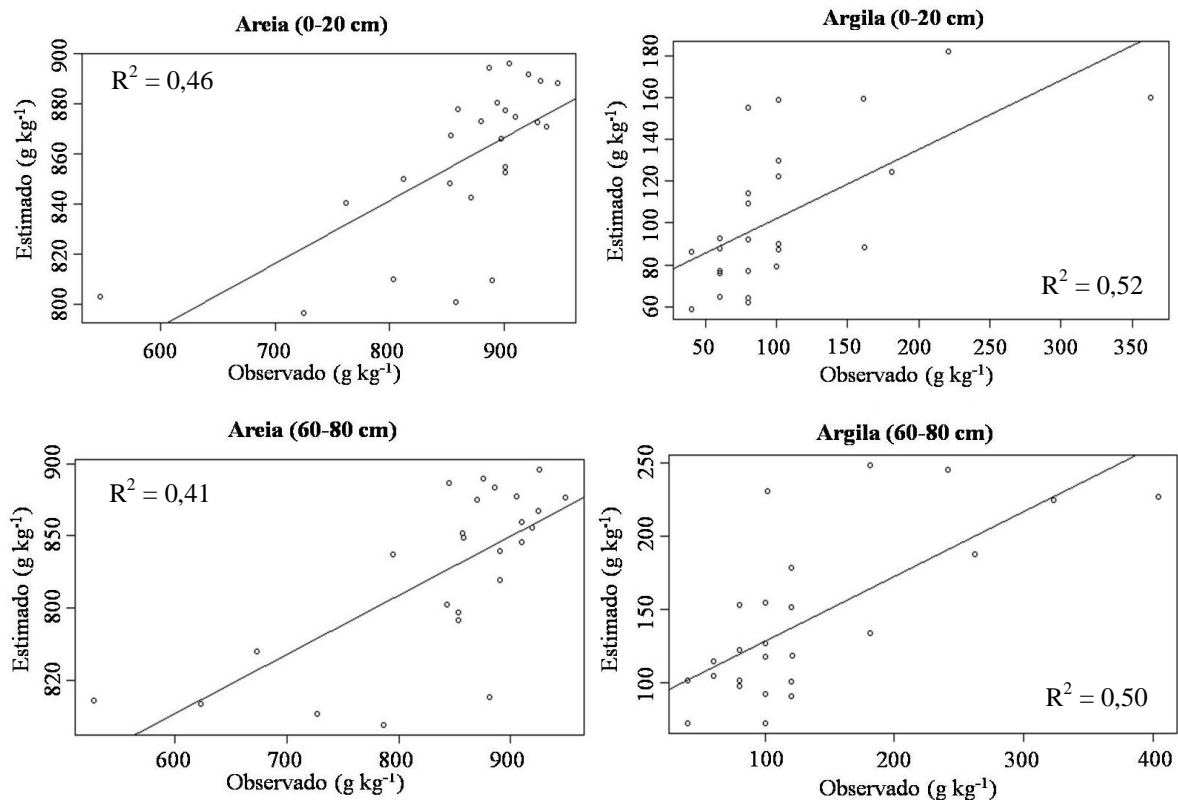


Figura 32. Gráficos dos valores observados nas amostras de validação e os valores estimados pelos modelos RF para areia (à esquerda) e argila (à direita) em superfície (0-20 cm) e subsuperfície (60-80 cm).

Os resultados da validação dos modelos de predição pelos modelos RF, utilizando o conjunto de dados independentes, são apresentados na Tabela 11. A predição da areia apresentou um R^2 (coeficiente de determinação) de 0,46 em superfície e 0,52 em subsuperfície, enquanto que para a fração argila os valores foram de 0,41 para o R^2 em superfície e de 0,50 em subsuperfície.

Os valores de R^2 indicam que a espacialização das frações areia e argila na profundidade de 60-80 cm foram melhor modelados do que em superfície, no entanto, os valores de RMSE apresentaram ligeiro aumento em profundidade no modelo RF para areia (RMSE de 66,55g kg⁻¹para 72,37g kg⁻¹) e argila (RMSE de 52,91 g kg⁻¹para 62,65 g kg⁻¹). Esta diferença pode ser explicada pelo aumento da média dos valores da fração areia e argila em profundidade.

Tabela 11. Resultados do coeficiente de determinação (R^2) e RMSE da validação dos modelos de predição RF para areia e argila nas duas profundidades.

Atributo	Random Forest	
	R^2	RMSE (g kg ⁻¹)
Superfície (0 a 20 cm)		
Areia	0,46	66,55
Argila	0,41	52,91
Subsuperfície (60 a 80 cm)		
Areia	0,52	72,37
Argila	0,50	62,65

RMSE - raiz quadrada do erro médio quadrático.

Em estudo realizado na Nigéria para predição de frações granulométricas do solo utilizando covariáveis ambientais, incluindo as derivadas do MDE, Akpa et al. (2014) relataram que os modelos RF resultaram em R^2 de 0,56 nas camadas até 15 cm e de 0,29 na camada de 60-100 cm para argila, e de 0,49 em superfície (até 15 cm) e de 0,33 na profundidade de 60-100 cm para areia. Estes resultados são similares aos obtidos em Mineiros (GO) para as frações areia e argila da camada superficial, mas inferiores para subsuperfície. Os resultados de RMSE obtidos no estudo variaram de 187,9 a 198,9 g kg⁻¹ para areia e de 131,1 a 157,0 g kg⁻¹ para argila, sendo bem maiores que os observados nesse estudo.

Chagas et al. (2016) encontraram maiores valores de R^2 e RMSE para areia (R^2 de 0,63 e RMSE de 90,77) e argila (R^2 de 0,56 e RMSE de 73,94) nos modelos RF na camada de 0-20 cm do solo.

Ließ et al. (2012), observaram que o modelo RF, utilizando covariáveis do terreno, conseguiu explicar de 30-40% da variação da textura na camada superior do solo. Os autores atribuíram o baixo desempenho do modelo ao pequeno tamanho do conjunto de dados. Vaysse & Lagacherie (2015) encontraram valores de RMSE maiores, variando de 94,49 a 100,34 g kg⁻¹ para argila, e de 97,11 a 146,57 g kg⁻¹ para areia.

Para uma área em Piracicaba-SP com 300 km² com ocorrência de diferentes geologias (domínio Tubarão, Passa Dois e São Bento) e diferentes classes de solos (incluindo Neossolos Quartzarênicos e Latossolos), Behrens et al. (2014) encontraram valor de R^2 de 0,63 para a predição de argila em superfície pelo modelo Random Forest utilizando covariáveis derivadas do MDE. Concluíram que os resultados obtidos a partir da análise de mineração de dados

permitem interpretações além dos conceitos e abordagens convencionais para explicar a formação do solo, superando o conflito entre precisão e facilidade de interpretação das previsões de propriedades do solo.

b) Random Forest Krigagem

Os semivariogramas obtido para as frações areia e argila fornecem uma descrição da sua dependência espacial e alguns indicativos sobre os possíveis processos que afetam sua distribuição (LIAO et al., 2013). Na Figura 33 são apresentados os semivariogramas dos resíduos para areia e argila, obtidos pela diferença entre os valores observados e estimados pelo modelo RF das amostras de calibração.

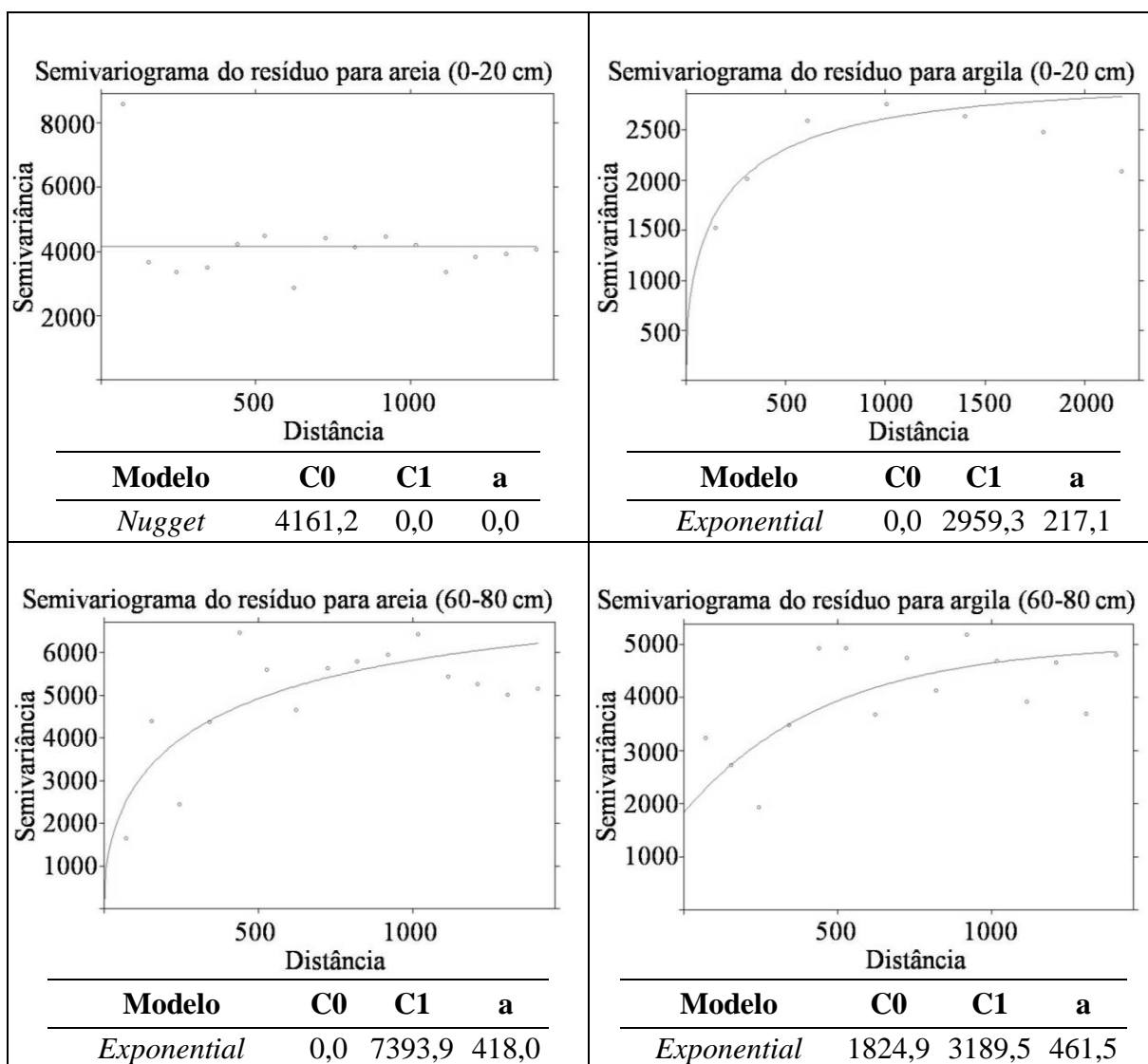


Figura 33. Semivariogramas dos resíduos para areia (à esquerda) e argila (à esquerda) em superfície (0-20 cm) e subsuperfície (60-80 cm).

O resíduo da fração areia na camada de 0-20 cm não apresentou dependência espacial, resultando num semivariograma de modelo *Nugget*, com C0 (efeito pepita) e patamar (C0 + C1) de 4161,2, ocorrendo o que se denomina efeito pepita puro, portanto, não sendo utilizado para a predição pelo método RFK. Um modelo de efeito pepita puro implica uma completa falta de correlação espacial (ISSAK e SIRIVASTAVA, 1989), podendo ser decorrente de erros na determinação ou microvariações não detectadas, considerando a distância de

amostragem utilizada (CAMBARDELLA et al., 1994). Como a semivariância foi calculada a partir do resíduo, isto não significa que o atributo não tenha dependência espacial, e este efeito pode ser contornado com menor distância entre os pontos de amostragem.

As frações areia (60-80 cm) e argila (0-20 cm e 60-80 cm) ajustaram-se ao modelo classe exponencial ajustou-se ao modelo exponencial, mostrando dependência espacial.

De acordo com Cambardella et al. (1994) o grau de dependência espacial de um atributo do solo pode ser determinado pela relação entre o efeito pepita e o patamar, considerando que valores inferiores a 25% indicam uma forte dependência espacial; entre 25 e 75% esta dependência é considerada moderada e se maior que 75% é considerada fraca. Portanto, os resíduos da argila em superfície e da areia em subsuperfície tiveram forte dependência espacial, enquanto a argila em subsuperfície teve moderada dependência espacial (36%). Este último apresentou C0 de 1824,9 indicando a variabilidade não explicada com base na distância de amostragem considerada (MCBRATNEY & WEBSTER, 1986).

Os resíduos da predição dos atributos pelo modelo RF apresentaram maior alcance (a) em subsuperfície do que em superfície, com 418,0 metros para areia e 461,5 metros para argila, indicando que os pontos são mais semelhantes dentro deste raio e a partir desta distância passam a ser independentes.

Os resultados da validação dos modelos de predição RFK, utilizando conjunto de amostras independentes, são apresentados na Tabela 12. Estes resultados foram superiores aos obtidos pelos modelos RF na predição da areia, com R^2 (coeficiente de determinação) de 0,64 em subsuperfície, e argila, com R^2 de 0,55 em superfície e 0,68 em subsuperfície.

Tabela 12. Resultados do coeficiente de determinação (R^2) e RMSE da validação dos modelos de predição RFK para areia e argila nas duas profundidades.

Atributo	Random Forest Krigagem	
	R^2	RMSE (g kg ⁻¹)
	Superfície (0 a 20 cm)	
Areia	-	-
Argila	0,55	46,12
	Subsuperfície (60 a 80 cm)	
Areia	0,64	60,56
Argila	0,68	49,58

RMSE - raiz quadrada do erro médio quadrático.

Os valores de R^2 indicam que a espacialização da areia e da argila foi superior na profundidade de 60-80 cm, conforme verificado para os modelos RF. No entanto, os valores de RMSE apresentaram ligeiro aumento em profundidade no modelo RFK para argila (RMSE de 46,12g kg⁻¹ para 49,58g kg⁻¹).

4.5.5 Comparação entre os Modelos Preditivos para os Atributos Físicos

Os resultados obtidos pelos modelos RFK foram superiores aos obtidos pelos modelos RF, tanto para a areia em subsuperfície quanto para a argila nas duas profundidades avaliadas (Tabela 11 e 12). Para fração areia em superfície não foi realizada a predição pelo método RFK, por não apresentar dependência espacial do seu resíduo.

Os melhores resultados do RFK sobre a RF e RLM (regressão linear múltipla) foram relatados no estudo de Guo et al. (2015), na predição da matéria orgânica do solo (MOS) na camada de 0 a 20 cm sob plantio de seringueira. O bom desempenho do modelo RFK foi atribuído à sua capacidade de lidar com as relações não lineares e hierárquicas entre MOS e as

variáveis ambientais e de contabilização de informações inexplicáveis dos resíduos do modelo RF.

Comparando o desempenho de 23 métodos para predição de sedimentos marinhos na costa sudoeste australiana, Li e Heap (2011) observaram que os métodos RF, RFK e RFIDS (RF mais inverso do quadrado da distância) foram os mais precisos, sendo que RFK apresentou o menor erro, concluindo que o desempenho superior foi atribuído aos próprios métodos, do que qualquer outro fator.

Zhao et al. (2009) utilizaram redes neurais artificiais para prever a textura do solo com base em atributos do terreno numa bacia hidrográfica no Canadá e encontraram precisão global relativa de 88% para o teor de argila e 81% para o teor de areia, significativamente superiores aos obtidos em Mineiros (GO).

Os modelos RF e RFK gerados foram utilizados na modelagem espacial dos atributos areia (Figura 34) e argila (Figura 35). Os teores de areia em superfície preditos pelo modelo RF variou de 729 a 919 g kg⁻¹. Na predição em subsuperfície, o modelo RFK apresentou maior variação dos teores de areia (517 a 976 g kg⁻¹) do que o RF (633 a 915 g kg⁻¹), resultando em melhor ajuste aos valores observados nas amostras de calibração e validação, que variaram de 527 a 949 g kg⁻¹ (Tabela 7).

A predição da fração argila pelo modelo RFK apresentou maior dispersão dos valores, que variou de 3 a 309 g kg⁻¹ em superfície e -2 a 406 g kg⁻¹ em subsuperfície, do que pelo RF, que variou de 43 a 224 g kg⁻¹ na primeira camada e de 55 a 317 g kg⁻¹ em subsuperfície.

O comportamento dos teores de argila foi contrário aos da fração areia nas duas profundidades estudadas, com os maiores teores concentrados nas partes mais elevadas da área de estudo. Este fato deve-se principalmente a geologia de Coberturas Detrito-Lateríticas que deram origem aos solos mais argilosos nas partes mais elevadas.

Os modelos RFK produziram mapas da distribuição espacial dos atributos areia (Figura 34) e argila (Figura 35) com melhor representação da variação dos dados amostrados do que os modelos RF, conforme também verificado por (Guo et al., 2015). Os mapas destes atributos na camada de 60 a 80 cm gerados por RFK são bem semelhantes ao mapa de solos convencional, mostrando que as covariáveis utilizadas associadas aos modelos RFK podem contribuir para o mapeamento digital de solos.

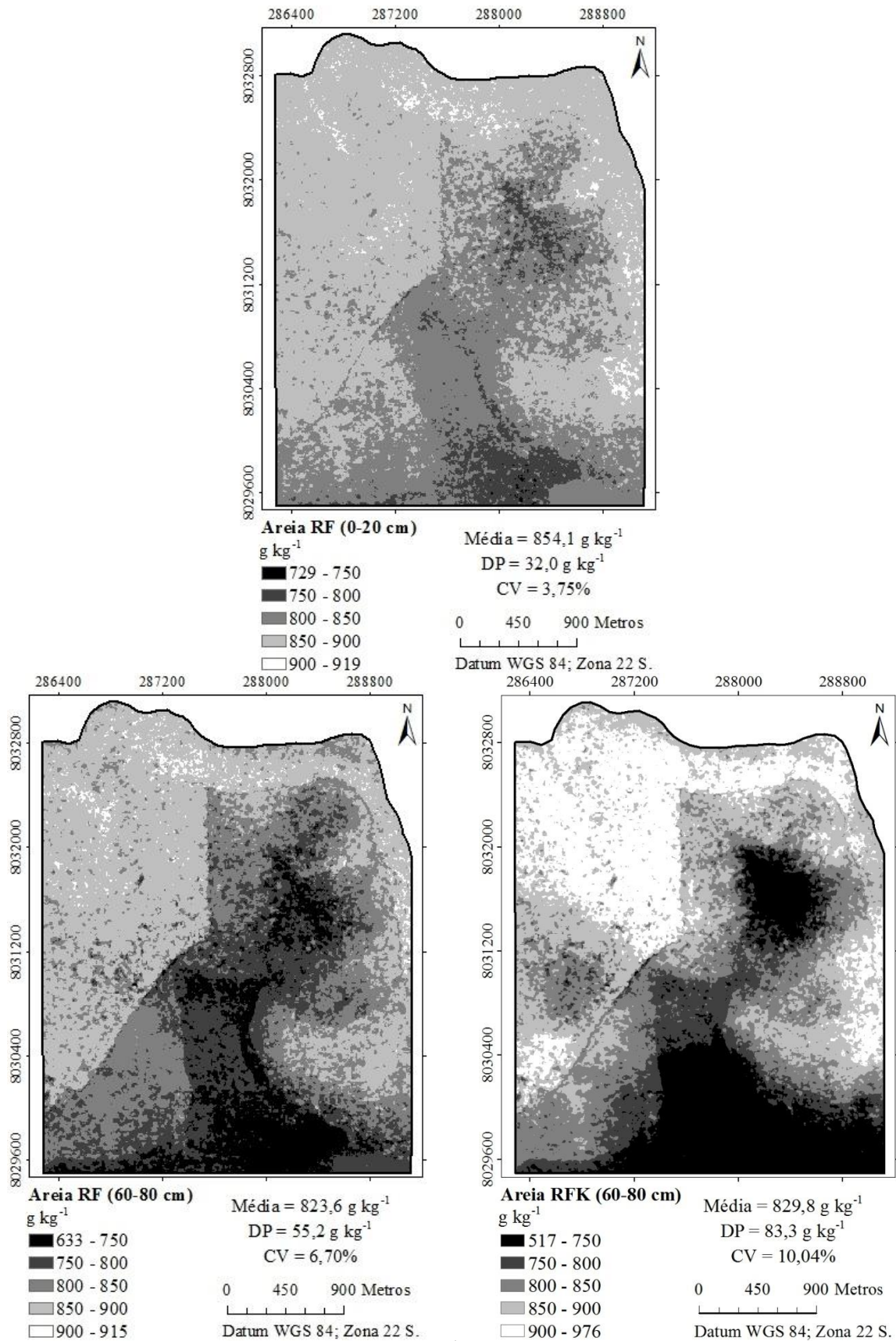


Figura 34. Mapas de predição de areia (g kg⁻¹) gerados por Random Forest (RF) e Random Forest Krigagem (RFK), nas profundidades de 0-20 cm e de 60-80 cm, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

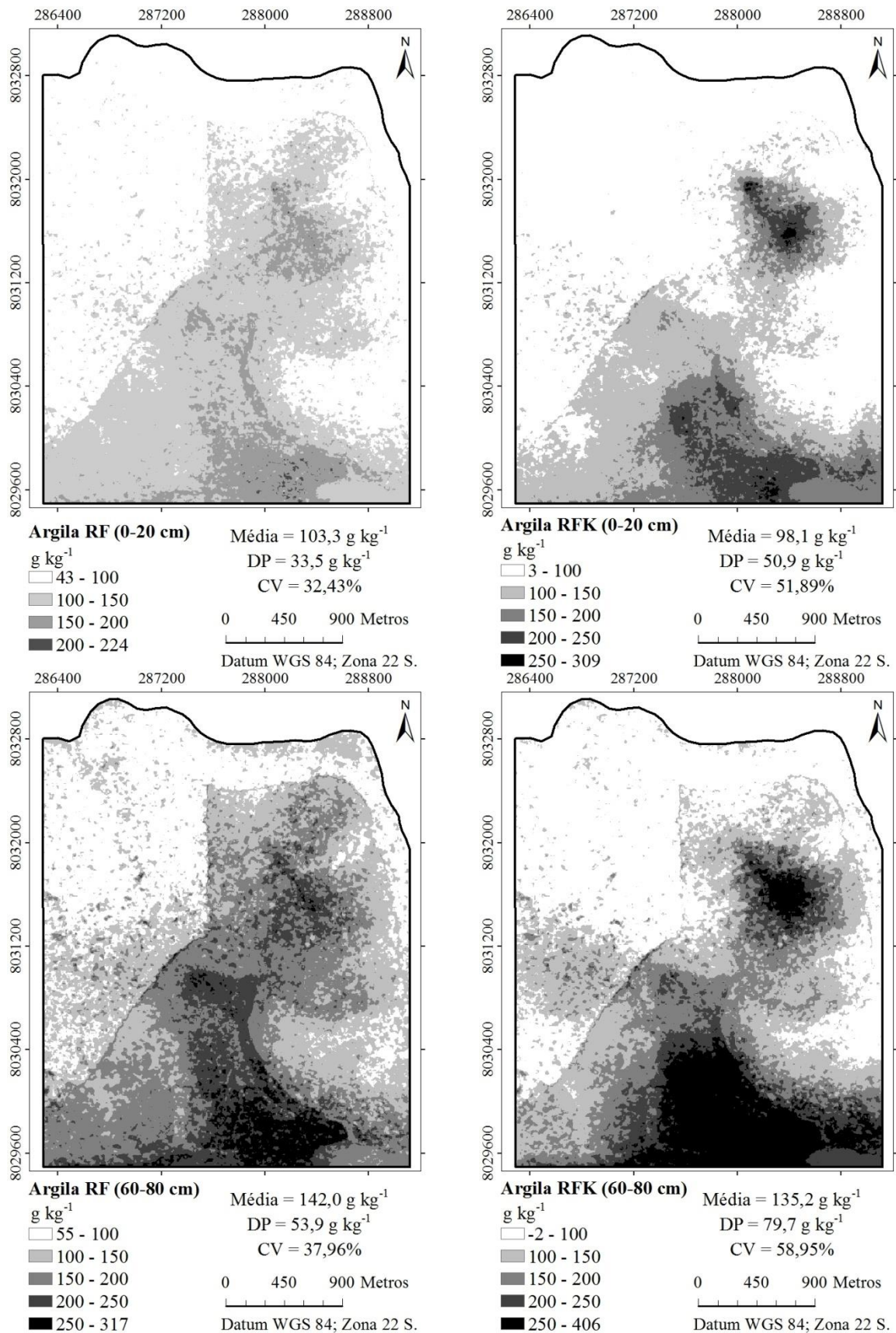


Figura 35. Mapas de predição de argila (g kg^{-1}) gerados por Random Forest (RF) à esquerda e Random Forest Krigagem (RFK) à direita, nas profundidades de 0-20 cm e de 60-80 cm, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

4.5.6 Predição dos Atributos Físico-Hídricos

a) Random Forest

Os gráficos da importância das covariáveis selecionadas em cada modelo RF (Figura 36) mostram grande variação entre os atributos. O PMP (ponto de murcha permanente) apresentou maior Var_{ex} com 36,22% (superfície) e 49,39% (subsuperfície), e a AD (água disponível) a menor, com 12,73% (superfície) e -15,99% (subsuperfície). A Var_{ex} negativa para AD em subsuperfície significa que a variância do resíduo é maior que a variância total do atributo, indicando que as covariáveis não foram boas preditoras do atributo pelo modelo RF.

A covariável HV1 apresentou a maior importância para os modelos RF de CC, PMP e AD em superfície. As covariáveis ELEV, HV1 e HH3 foram as mais relevantes em subsuperfície nos modelos RF para CC e PMP, semelhante ao encontrado para argila e areia. As relevâncias das covariáveis pelos modelos RF contrariaram os maiores valores de r da correlação de Pearson (Tabela 9) para os atributos do terreno, ELEV, PR-DECLIV e DVCD.

De modo geral, as imagens de radar de 27/12/2010 (HH4 e HV4) e de 11/02/2011 (HH5 e HV5), do período de maior precipitação, tiveram baixa contribuição em todos os modelos RF, enquanto as imagens das datas 03/05/2009 (HH1, VV1, HV1 e VH1) e 26/09/2010 (HH3 e HV3), do período mais seco, apresentam grande importância na predição de todos os atributos. Estes resultados são semelhantes aos encontrados nos modelos de predição da fração areia e argila. A baixa contribuição das imagens do período mais chuvoso pode estar relacionada pela maior umidade do solo, diminuindo a sensibilidade das respostas dos atributos físico-hídricos, e a interferência da vegetação (cerrado e cana-de-açúcar) que fica normalmente mais densa, dificultando a penetração das micro-ondas no solo.

Experimento realizado para investigar a sensibilidade do retroespalhamento (σ^0) da banda C-SAR à umidade da superfície do solo (θ_s) em pastagens em ambiente semiárido e testar uma fusão dos dados com base nas medições ópticas (Landsat TM), Moran et al. (2000) observaram que a relação entre o retroespalhamento (σ^0) da banda C-SAR do ERS-2 e a umidade da superfície do solo (θ_s) era fraca ($r^2=0,27$) e que a relação entre os σ^0 (época das chuvas) - σ^0_{dry} (época da seca) e θ_s era forte e significativa ($r^2=0,93$). Estes resultados diferem do encontrado em Mineiros (GO), que mostrou que as diferenças entre as imagens de período chuvoso e seco tiveram pouca contribuição para a estimativa da capacidade de retenção de águas do solo, que pode ter sido causada pela interferência da maior cobertura do solo por vegetação.

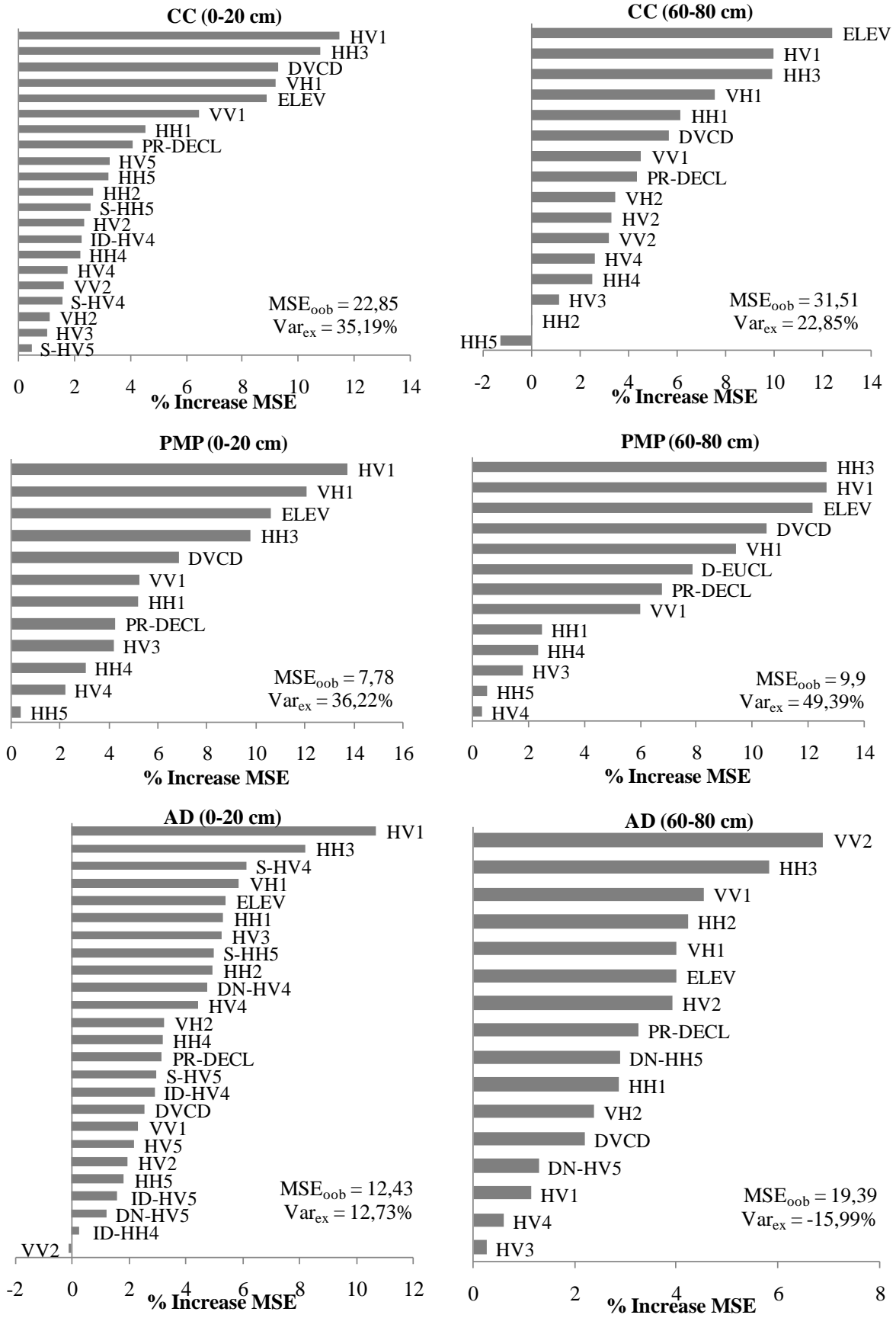


Figura 36. Importância das covariáveis selecionadas nos modelos RF para CC, PMP e AD em superfície (à esquerda) e subsuperfície (à direita).

Os gráficos de dispersão dos valores observados e estimados pelos modelos RF para as amostras de validação de CC, PMP e AD, apresentados na Figura 37, mostram grande semelhança nas linhas de tendências entre as profundidades e maior dispersão dos pontos para AD em superfície.

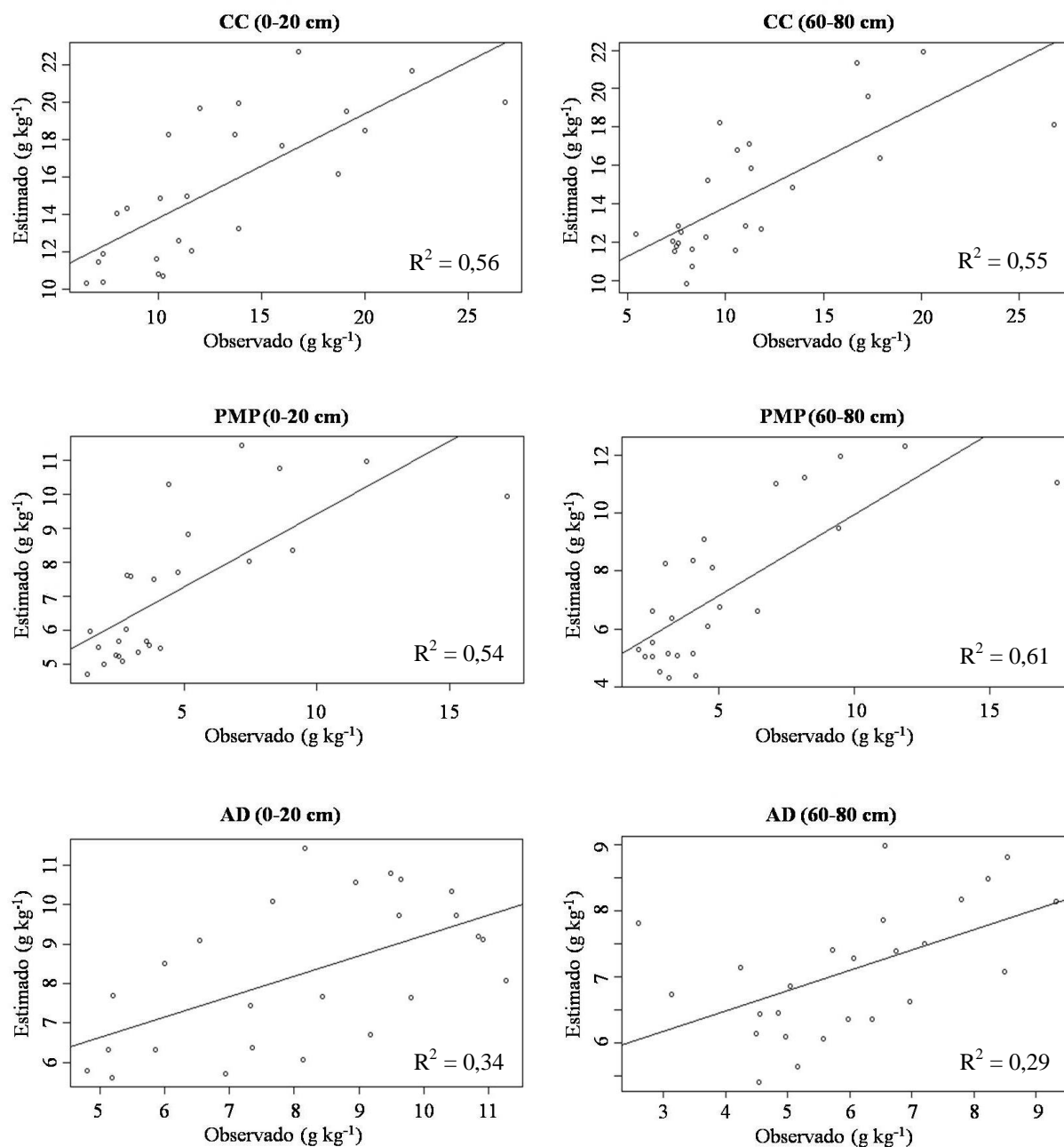


Figura 37. Gráficos dos valores observados nas amostras de validação e os valores estimados pelos modelos RF para CC, PMP e AD em superfície (à esquerda) e subsuperfície (à direita).

Os resultados da validação dos modelos de predição RF (Tabela 13) apresentam melhores valores de coeficiente de determinação e RMSE em superfície para CC (0,56 e 4,23%, respectivamente) e AD (0,34 e 1,77%, respectivamente), enquanto que para PMP foi superior em subsuperfície com R² de 0,61 e RMSE de 3,01%. Estes resultados estão coerentes

com os maiores valores de Var_{ex} e representam os modelos com os maiores números de covariáveis preditoras selecionadas (Figura 36).

Tabela 13. Resultados do coeficiente de determinação (R^2) e RMSE da validação dos modelos de predição RF para CC, PMP e AD nas duas profundidades.

Atributo	Random Forest	
	R^2	RMSE
Superfície (0 a 20 cm)		
CC	0,56	4,23
PMP	0,54	3,48
AD	0,34	1,77
Subsuperfície (60 a 80 cm)		
CC	0,55	4,59
PMP	0,61	3,01
AD	0,29	1,79

RMSE - raiz quadrada do erro médio quadrático.

b) Random Forest Krigagem

Na Figura 38 são apresentados os semivariogramas dos resíduos para CC, PMP e AD obtidos pela diferença entre os valores observados e estimados pelo modelo RF das amostras de calibração.

Os resíduos para PMP e AD na camada superficial não apresentaram dependência espacial, resultando num semivariograma de efeito pepita puro, com C_0 de 8,7 e 16,0, respectivamente. Os demais semivariogramas, ajustaram-se aos modelos matemáticos exponencial com efeito pepita (C_0) igual a 0,0, indicando forte dependência espacial (CAMBARDELLA et al., 1994). No entanto, os alcances apresentados para CC em superfície (25,3 m) e em subsuperfície (17,2 m) e para AD em subsuperfície (42,1 m) são muito menores do que as distâncias entre os pontos amostrados, indicando pouca correlação e homogeneidade entre as amostras.

O atributo PMP em subsuperfície apresentou o maior alcance entre os modelos com 954,0 metros, valor bem maior do que os encontrado para os resíduos de areia e argila.

Em análise variográfica de atributos físico-hídricos do solo em sub-bacia do Rio Grande, Serra da Mantiqueira, Junqueira Júnior et al. (2008) observaram moderada dependência espacial dos atributos CC e PMP e dependência fraca a moderada para AD na camada de 0-15 cm.

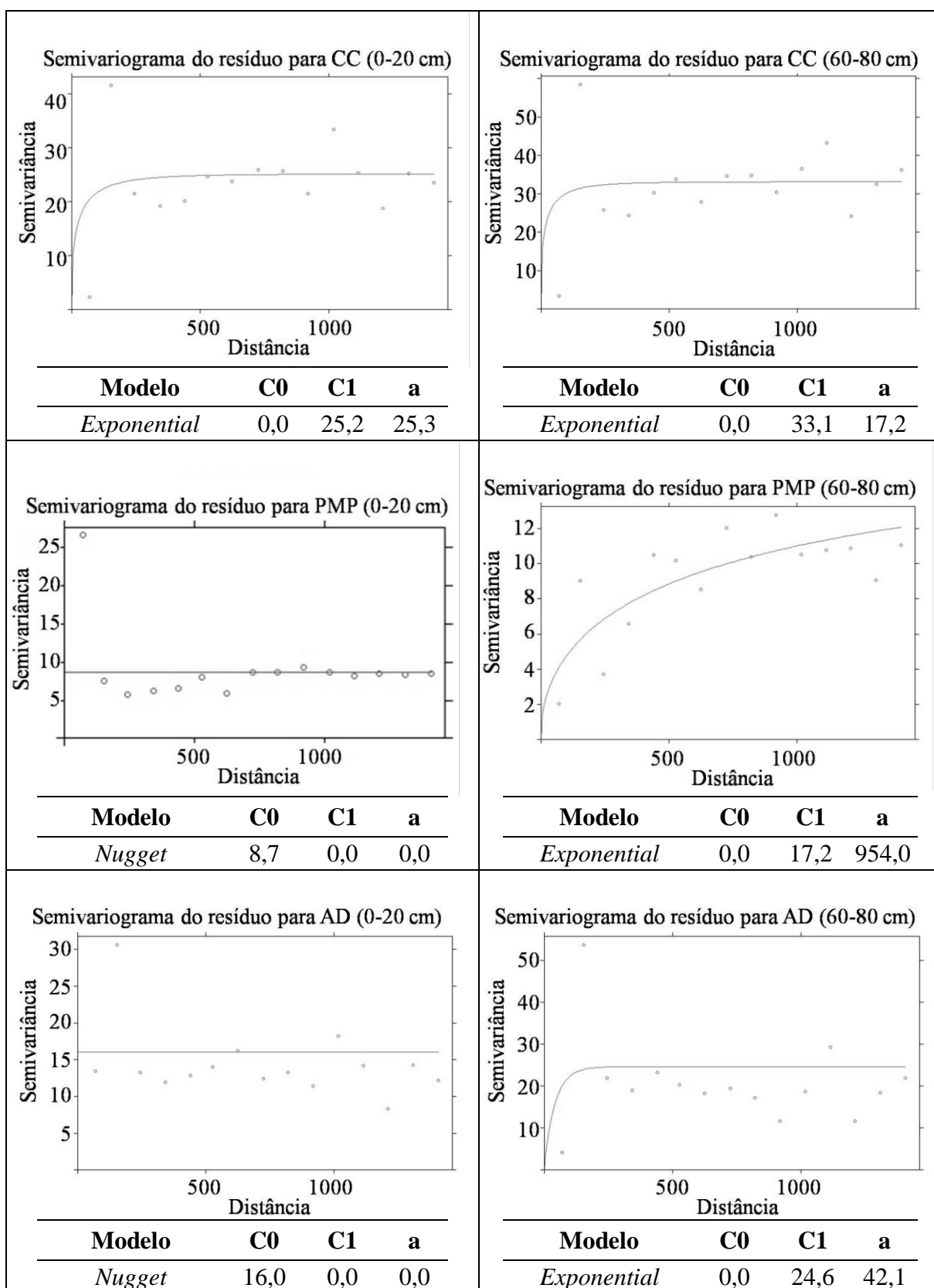


Figura 38. Semivariogramas dos resíduos para CC, PMP e AD em superfície (à esquerda) e subsuperfície (à direita).

Os resultados da validação dos modelos RFK (Tabela 14) apresentaram maiores valores de R^2 para CC, com 0,60 (0-20 cm) e 0,57 (60-80 cm), e para PMP (0,72) em subsuperfície do que os modelos RF. O atributo AD em subsuperfície apresentou valor de R^2 de 0,22. Os valores de RMSE foram 4,02% em superfície e 4,42% em subsuperfície para CC, 2,63% para PMP (subsuperfície) e 1,74% para AD (subsuperfície).

Tabela 14. Resultados do coeficiente de determinação (R^2) e RMSE da validação dos modelos de predição RFK para CC, PMP e AD nas duas profundidades.

Atributo	Random Forest Krigagem	
	R^2	RMSE
Superfície (0 a 20 cm)		
CC	0,60	4,02
PMP	-	-
AD	-	-
Subsuperfície (60 a 80 cm)		
CC	0,57	4,42
PMP	0,72	2,63
AD	0,22	1,74

RMSE - raiz quadrada do erro médio quadrático.

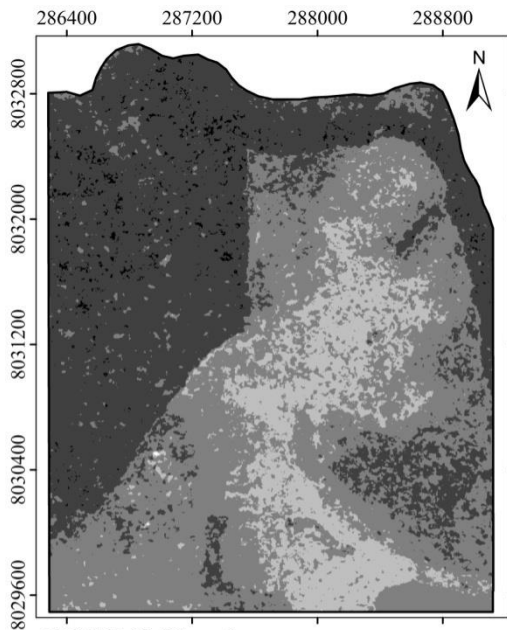
4.5.7 Comparação entre os Modelos Preditivos para os Atributos Físico-Hídricos

Os modelos RFK foram superiores para CC nas duas profundidades, com R^2 de 0,60 (superfície) e 0,57 (subsuperfície), e PMP, com 0,72 (subsuperfície) (Tabela 14), enquanto o modelo RF foi superior para AD, com R^2 de 0,29 em subsuperfície (Tabela 13). Os atributos PMP e AD em superfície não foram estimados pelo método RFK por não apresentarem dependência espacial dos seus resíduos verificados nos semivariogramas (Figura 38). Os valores de RMSE apresentaram pouca diferença entre os modelos, sendo ligeiramente maiores para o RF. Os menores valores de R^2 para AD podem estar relacionados a maior variabilidade dos dados causada acúmulo do erro na determinação das variáveis CC e PMP.

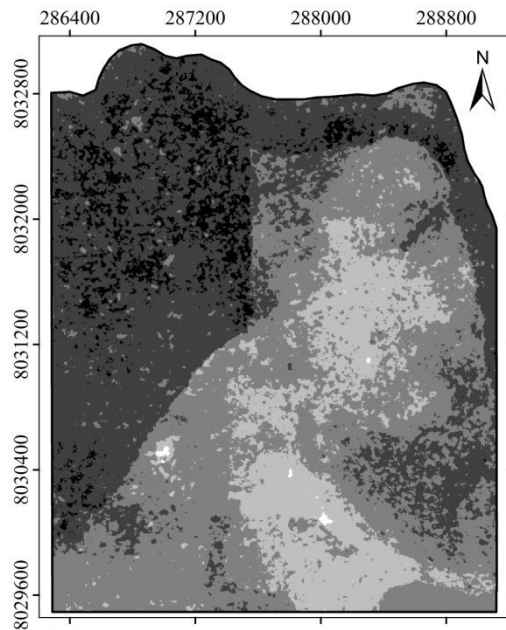
O melhor resultado na predição do atributo PMP em subsuperfície pelo modelo RFK pode ser atribuída ao melhor ajuste do resíduo ao semivariograma que apresentou alcance de 954,0 metros (Figura 38), ou seja, com maior alcance da dependência espacial, indicando que as amostras apresentam-se correlacionadas espacialmente dentro deste raio.

Em estudo realizado na Índia para avaliar a resposta de retroespalhamento em solos com diferentes texturas utilizando imagens RADARSAT-1, Srivastava et al. (2006) observaram correlação de 0,92 entre a capacidade de campo e o coeficiente de retroespalhamento. O estudo indicou que a percentagem de água disponível por unidade de volume de solo é um bom atributo para representar a umidade do solo, uma vez que descreve o parâmetro o efeito da interação micro-ondas no solo.

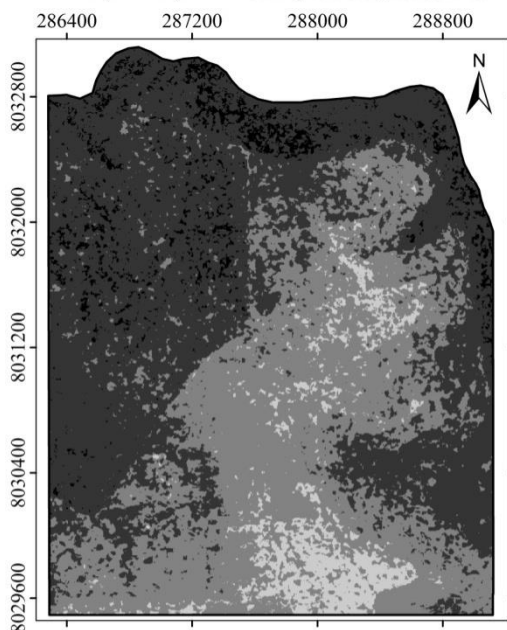
A espacialização da predição dos atributos pelos modelos RF e RFK (com dependência espacial) originou os mapas de CC (Figura 39), PMP (Figura 40) e AD (Figura 41) para as camadas de 0-20 cm e 60-80 cm. Nos mapas de predição dos atributos CC, PMP e AD em subsuperfície e da CC em superfície os modelos RFK resultaram em melhor ajuste dos valores calculados em relação aos observados na amostras de calibração e validação (Tabela 7).



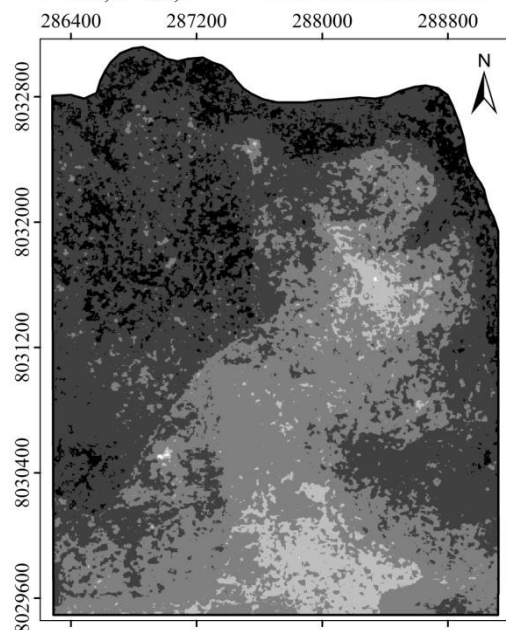
CC RF (0-20 cm) Média = 15,5 %
 DP = 3,69 %
 CV = 23,81 %
 0 500 1.000 Metros
 UTM, WGS84, Zona 22 S.



CC RFK (0-20 cm) Média = 15,4 %
 DP = 4,00 %
 CV = 25,97 %
 0 500 1.000 Metros
 UTM, WGS84, Zona 22 S.



CC RF (60-80 cm) Média = 14,6 %
 DP = 3,22 %
 CV = 22,05 %
 0 500 1.000 Metros
 UTM, WGS84, Zona 22 S.



CC RFK (60-80 cm) Média = 14,3 %
 DP = 3,45 %
 CV = 24,13 %
 0 500 1.000 Metros
 UTM, WGS84, Zona 22 S.

Figura 39. Mapas de predição de capacidade de campo (%) gerados por Random Forest (RF) à esquerda e Random Forest Krigagem (RFK) à direita, nas profundidades de 0-20 cm e de 60-80 cm, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

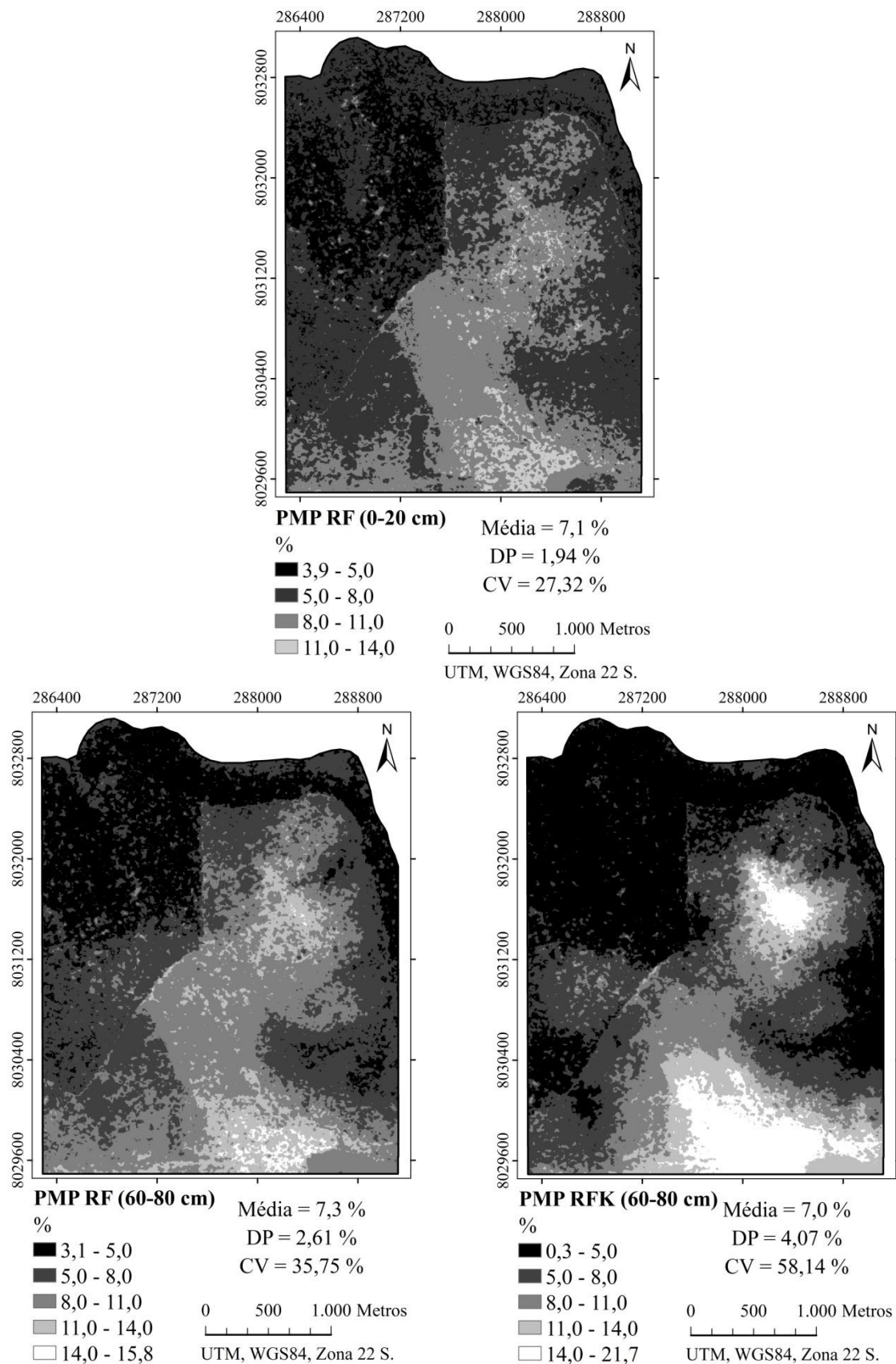


Figura 40. Mapas de predição de ponto de murcha permanente (%) gerados por Random Forest (RF) à esquerda e Random Forest Krigagem (RFK) à direita, nas profundidades de 0-20 cm e de 60-80 cm, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro

(GO).

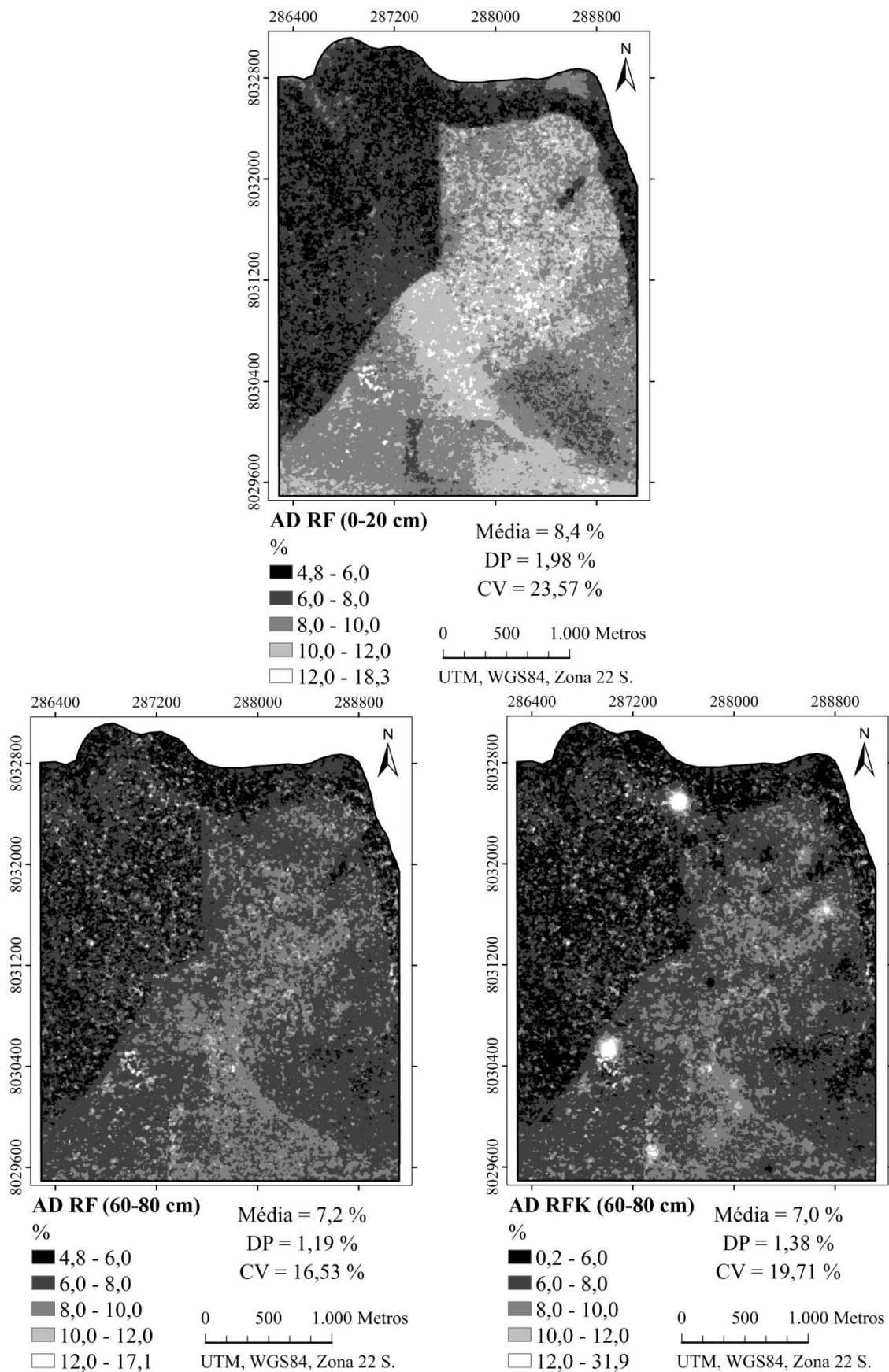


Figura 41. Mapas de predição de água disponível (%) gerados por Random Forest (RF) à esquerda e Random Forest Krigagem (RFK) à direita, nas profundidades de 0-20 cm e

de 60-80 cm, na área da Fazenda Araucária no Município de Mineiro (GO).

De maneira geral, o mapa de PMP em subsuperfície pelo modelo RFK apresentou maior homogeneidade na espacialização entre os atributos, enquanto que os mapas de AD em subsuperfície apresentaram maior heterogeneidade, com aspecto fragmentado, principalmente para o modelo RFK.

No mapa de predição da AD da camada superficial é possível observar uma nítida separação entre a área de cultivo de cana-de-açúcar, com valores maiores que 8%, e a área de cerrado, com valores menores que 8% (Figura 41). Esta separação é semelhante no mapa de CC em superfície. Na bacia do Ribeirão Queixada em Mineiros (GO), onde predominam solos arenosos (Neossolos Quartzarênicos) ou de textura média (Latosolos), a atividade agrícola pode estar promovendo o aumento da densidade do solo na camada superficial, resultando em maior capacidade de retenção de água nesta camada.

Este efeito foi observado por Sales et al. (2010), em estudo realizado para avaliar as alterações dos atributos físico-hídricos de Neossolo Quartzarênico Órtico submetidos ao uso e manejo do solo com pastagem, plantio direto, integração lavoura-pecuária e cerrado no município de Mineiros-GO, observaram valores menores de macroporosidade (média de $0,23 \text{ dm dm}^{-3}$) e maiores de densidade do solo (média de $1,55 \text{ kg dm}^{-3}$) nos sistemas de cultivo em relação ao cerrado, com macroporosidade de $0,30 \text{ dm dm}^{-3}$ e densidade do solo de $1,42 \text{ kg dm}^{-3}$. Os autores salientam que o atributo mais sensível às intervenções decorrentes do manejo foi a macroporosidade, e que a pouca alteração no arranjo das partículas nestas classes de solos pode ser benéfico por aumentar a retenção de água disponível.

No entanto, o aumento da capacidade de retenção de água em detrimento da macroporosidade pode levar ao aumento da densidade do solo, reduzindo a capacidade de infiltração superficial da água no solo, com conseqüente aumento da erosão, além de limitar o desenvolvimento do sistema radicular das culturas.

4.6 CONCLUSÕES

Os solos da área de estudo apresentam textura com maiores proporções da fração areia, com médias de $852,7 \text{ g kg}^{-1}$ e $863,1 \text{ g kg}^{-1}$ na camada superficial e $817,6 \text{ g kg}^{-1}$ e $839,1 \text{ g kg}^{-1}$ na camada subsuperficial, para as respectivas amostras de calibração e validação.

Entre as covariáveis do terreno, a ELEV (elevação), PR-DECL (posição relativa da declividade) e DVCD (distância vertical do canal de drenagem) tiveram as maiores correlações com os atributos do solo.

A fração areia correlacionou-se negativamente com a ELEV nas duas profundidades enquanto a fração argila apresentou correlação positiva.

Os atributos físico-hídricos tiveram correlações maiores com as imagens de radar do que os atributos físicos, com significância para quase todas as imagens.

De maneira geral, as imagens das datas 03/05/2009 (HH1, VV1, HV1 e VH1) e 26/09/2010 (HH3 e HV3), obtidas em períodos mais secos, tiveram melhores correlações com os atributos do solo.

As covariáveis ELEV, HV1 e HH3 foram as que mais contribuíram para o modelo RF na predição para areia e argila nas duas profundidades e para capacidade de campo (CC) e ponto de murcha permanente (PMP) em subsuperfície.

O modelo RFK foi superior à RF na predição da areia, com R^2 de 0,64 em subsuperfície, e argila, com R^2 de 0,55 em superfície e 0,68 em subsuperfície.

Os modelos RFK foram superiores para CC, com R^2 de 0,60 (superfície) e 0,57 (subsuperfície), e PMP, com R^2 de 0,72 (subsuperfície), enquanto os modelos RF foram superiores para AD, com R^2 de 0,29 em subsuperfície.

Os atributos areia, PMP e AD não apresentaram dependência espacial dos seus resíduos, realizando as predições somente com o método RF, resultando em R^2 de 0,46, 0,54 e 0,34, respectivamente.

5. CONCLUSÕES GERAIS

O processamento das imagens do radar ALOS/PALSAR possibilitou as correções geográfica e radiométrica, transformando os dados em unidades de coeficiente de retroespalhamento (σ^0) corrigidos pelo modelo digital de elevação (MDE), necessárias para o desenvolvimento deste estudo.

As imagens adquiridas representaram de forma ampla as variações de σ^0 ocorridos em diferentes datas.

A espacialização dos pontos de amostragem determinados pelo método Hiper cubo Latino condicionado foi satisfatória, com as amostras de validação tendo boa representatividade das amostras de calibração.

O modelo *Random Forest* (RF) empregado para a predição dos atributos físicos e físico-hídricos dos solos proporcionou a análise da contribuição das covariáveis preditoras. Os atributos do terreno que exerceram maior influência na predição dos atributos estudados estão relacionados à elevação. As imagens de 03/05/2009 (HH1, VV1, HV1 e VH1) e 26/09/2010 (HH3 e HV3), obtidas em períodos mais secos, tiveram melhor correlação com os atributos do solo.

As análises dos semivariogramas dos resíduos da predição dos modelos RF mostraram maior dependência espacial na camada de 60 a 80 cm.

A abordagem da Krigagem somada ao modelo RF contribuiu para melhor predição dos atributos argila e CC nas duas profundidades e areia e PMP em subsuperfície.

O uso de imagens de radar ALOS/PALSAR e atributos do terreno como covariáveis em modelos RFK mostrou potencial para estimar os atributos físicos (areia e argila) e físico-hídricos (CC e PMP), que podem auxiliar no mapeamento de solos formados a partir de materiais da Formação Botucatu.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste estudo, os índices calculados entre as imagens ALOS/PALSAR dos períodos seco e úmido tiveram pouca contribuição na predição dos atributos do solo, demonstrando que estes não são indicados para áreas com condições ambientais semelhantes à área de estudo. Com isso, seria de grande importância que futuros trabalhos realizem a campanha de campo no momento da passagem do radar para tentar quantificar e minimizar os efeitos da umidade do solo, da cobertura vegetal e da rugosidade do terreno. De outra maneira, poderia correlacionar as respostas de retroespalhamento com a umidade do solo sob diferentes sistemas de uso e cobertura do solo (solo exposto, agricultura, pastagem, capoeira e floresta).

As aplicações dos métodos *Random Forest* e *Random Forest Krigagem* foram boas alternativas para a predição de atributos do solo, principalmente quando se tem dificuldades em entender as complexas relações com as covariáveis, como no caso das imagens de radar.

Desta forma, mapas da fração areia e argila podem ser gerados para auxiliar no planejamento do uso para a lavoura e manejo dos solos frágeis, indicando áreas prioritárias para a manutenção da cobertura do solo para exploração agropecuária ou reflorestamento.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABOUD NETA, S.R.A. Uso de imagens ALOS/PALSAR multipolarizadas para detecção de incremento de desflorestamento na Amazônia. São José dos Campos, INPE, 264 p. 2009. (Dissertação de Mestrado)
- AKPA, S. I. C.; ODEH, I. O. A.; BISHOP, T. F. A.; HARTEMINK, A. E. Digital Mapping of Soil Particle-Size Fractions for Nigeria. *Soil Science Society of America Journal*, v. 78, p. 1953-1966, 2014.
- ALASKA SATELLITE FACILITY (ASF). ASF-MapReady Remote Sensing Toolkit, versão 3.1.22. University of Alaska Fairbanks. <<https://www.asf.alaska.edu/data-tools/mapready/>>. Acesso em 15 de janeiro de 2015.
- ALMEIDA, F.C. Simulação de resposta de estruturas simplificadas de vegetação ao radar de abertura sintética interferométrico. São José dos Campos: INPE, 102p., 2008. (Dissertação de Mestrado)
- ALMEIDA, G. S. de; GOMES, C. L. R.; HELLMEISTER JUNIOR, Z.; FROTA, A. de S.; Albuquerque Filho, J. L. Análise geológico-geotécnica e hidrogeológica dos processos erosivos situados na bacia hidrográfica do córrego Santa Maria, bairro Jardim Modelo, município de Brotas, SP. São Paulo: IPT. 2009. (Parecer Técnico 17 506 - 301).
- ALVARENGA, B.S.; D'ARCO, E.; ADAMI, M.; FORMAGGIO, A.R. O ensino de conceitos e práticas de espectrorradiometria laboratorial: estudo de caso com solos do estado de São Paulo. *Anais XI SBSR, Belo Horizonte, Brasil, 05- 10 abril 2003*, INPE, p. 739-747.
- ANDRADE, N. S. O. Qualidade geométrica de imagens JERS-1 (SAR) e RADARSAT (modos S2 e S3) em ambiente de floresta tropical (Rondônia). – São José dos Campos: INPE, 1999. 203p. (Dissertação de Mestrado)
- ARAKAKI, R.G.I. Simulação do coeficiente de retroespalhamento de radar na banda c para solos nus típicos do estado de São Paulo. São José dos Campos-INPE, 119p., 1994. (Dissertação de Mestrado)
- BEHRENS, T.; SCHMIDT, K.; RAMIREZ-LOPEZ, L.; GALLANT, J.; ZHU, A.X.; Scholten, T. Hyper-scale digital soil mapping and soil formation analysis. *Geoderma* 213, 578–588, 2014.
- BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. Instrução Normativa Nº 2, de 9 de outubro de 2008. *Diário Oficial da União*, nº 197, de 10/10/2008, Seção 1, pág. 71.
- BREIMAN, L. Random forests. Statistics Department, University of California. 33p., 2001. <www.stat.berkeley.edu/~breiman/randomforest2001.pdf>. Acesso em 12 de agosto de 2015.
- CAMBARDELLA, C.A.; MOORMAN, T.B.; NOVAK, J.M.; PARKIN, T.B.; KARLEN, D.L.; TURCO, R.F. & KONOPKA, A.E. Field-scale variability of soil properties in Central Iowa soils. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 58:1501-1511, 1994.
- CANTERO, A.; GIL, G.; BECERRA, V.H.; CISNEROS, J.M.; BRICCHI, E.M. Un índice de aptitud relativa de lastierrascon fines catastrales. *Aplicación al Departamento Río Cuarto*

(Córdoba, Argentina). Investigación agraria. Producción y protecciónvegetales, Vol. 14, Nº 1-2, p. 259-272, 1999.

CARNEIRO, M.A.C.; SOUZA, E.D.; REIS, E.F.; PEREIRA, H.S.; AZEVEDO, W.R. Atributos físicos, químicos e biológicos de solo de cerrado sob diferentes sistemas de uso e manejo. Revista Brasileira de Ciência do Solo, 33:147-157, 2009.

CARVALHO JUNIOR, W.; LAGACHERIE, P.; CHAGAS, C. S.; CALDERANO FILHO, B.; BHERING, S. B. A regional-scale assessment of digital mapping of soil attributes in a tropical hillslope environment. Geoderma, v. 232, p. 479-486, 2014.

CARVALHO, C.C.N. de; NUNES, F.C.; ANTUNES, M.A.H. Histórico do levantamento de solos no Brasil: da industrialização brasileira à era da informação. Revista Brasileira de Cartografia, nº 65/5: 997-1013, 2013.

CASTRO, S. S. de. Erosão hídrica na alta bacia do rio Araguaia- distribuição, condicionantes, origem e dinâmica atual. Revista do Departamento de Geografia, 17, 38-60, 2005.

CASTRO, S.S. Comportamento de sistemas pedológicos frágeis no cerrado: breves anotações. Resumo expandido. In. XVIII Reunião Brasileira de Manejo e Conservação do Solo e da Água. CD-ROOM. Teresina, Piauí, 2010.

CASTRO, S.S.; BARBALHO, M.G.S.; MARINHO, G.V.; CAMPOS, A.B.; SALOMÃO, F.X.T.; VECHIATTO, A. Condicionantes hidrológicos, geomorfológicos, pedológicos e de uso e manejo dos solos na circulação hídrica e processos de voçorocamento na alta bacia do rio Araguaia (GO/MT). In: COUTO, E. G.; BUENO, J. F. (Eds.). Os (Des) caminhos do uso da água na agricultura brasileira. Cuiabá: Ed. UFMT/SBCS, p.408-448, 2004.

CEZAR, E.; NANNI, M.R.; CHICATI, M.L.; FABRIO, F.D.; HATA, F.T.; OLIVEIRA, R.B. de. Uso de sistema GPR (GroundPenetrating Radar) na avaliação de atributos de um solo sob plantio de cana-de-açúcar. Revista Brasileira de Ciências do Solo. vol.34, n.2, pp. 291-298, 2010.

CHAGAS, C. da S.; CARVALHO JÚNIOR, W.; BHERING, S.B.; CALDERANO FILHO, B. Spatial prediction of soil surface texture in a semiarid region using random forest and multiple linear regressions. Catena, 139, 232–240 2016.

CIAMPALINI, R.; LAGACHERIE, P.; HAMROUNI, H. Documenting GlobalSoilMap.net grid cells from legacy measured soil profile and global available covariates in Northern Tunisia. In: MINASNY, B.; MALONE, B. P.; MCBRATNEY, A. B. (Eds.), Digital Soil Assessments and Beyond. CRC Press/Balkema, London, 2012. p.439-444.

CUTLER, D. R.; EDWARDS JR., T. C.; BEARD, K. H.; CUTLER, A.; HESS, K. T.; GIBSON, J. & LAWLER, J. J. Random forests for classification in ecology. Ecology, v.88, p.2783-2792, 2007.

DIAS, L.M. da. Predição de classes de solo por atributos do meio físico e de sensoriamento remoto em área da bacia sedimentar do São Francisco. Campinas, 141p., 2015. (Dissertação de Mestrado)

DOBSON, M.C.; ULABY, F. Microwave Backscatter Dependence on Surface Roughness, Soil Moisture, and Soil Texture: Part III-Soil Tension. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. Vol. GE-19, Nº 1, p.51-61, 1981.

DOBSON, M.C.; ULABY, F.T. Active Microwave Soil Moisture Research, IEEE Trans. Geosc. Remote Sensing, Vol. GE-24, No. 1, pp. 23-35, 1986.

DUTRA, L. V.; MURA, J. C.; FREITAS, C. D. C.; SANTOS, J. R.; ELMIRO, M.T. Processamento de Imagens de Radar de Abertura Sintética – Princípios e Aplicações. In: IV WORKSHOP EM TRATAMENTO DE IMAGENS. 2003. Belo Horizonte. Anais... Belo Horizonte: NPDI/DCC/ICEx/UFGM, p 4-13. 2003.

EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa em Solos. Manual de métodos de análises de solos. 2. ed. rev. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2011. 230p. (Embrapa Solos. Documentos, 132).

ENGMAN, E.T.; CHAUHAN, N. Status of microwave soil moisture measurements with remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, vol. 51, p. 189-198, 1995.

ENTEKHABI, DARA; ASRAR, GHASSEM R.; BETTS, ALAN K.; BEVEN, KEITH J.; BRAS, RAFAEL L.; DUFFY, CHRISTOPHER J.; DUNNE, THOMAS; KOSTER, RANDAL D.; LETTENMAIER, DENNIS P.; MCLAUGHLIN, DENNIS B.; SHUTTLEWORTH, WILLIAM J.; VAN GENUCHTEN, MARTINUS T.; WEI, MING YING; WOOD, ERIC F. An agenda for land surface hydrology research and a call for the second international hydrological decade. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 79, 2743–2746, 1999.

ESRI. Environmental Systems Research Institute Inc. Redlands. CA. Software: ArcGIS e ArcINFO – v.10.2010. CD-ROM.

EVANS, T.L.; COSTA, M. Landcover classification of the Lower Nhecolândia subregion of the Brazilian Pantanal Wetlands using ALOS/PALSAR, RADARSAT-2 and ENVISAT/ASAR imagery. *Remote Sensing of Environment*, 128, 118–137, 2013.

EVANS, T.L.; COSTA, M.; TELMER, K.; SILVA, T.S.F. Using ALOS/PALSAR and RADARSAT-2 to Map Land Cover and Seasonal Inundation in the Brazilian Pantanal. *IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, vol. 3, no. 4, 2010.

GAMBA, C.T. de C. Contribuição ao estudo da vegetação da porção leste da ilha de Marajó. Universidade de São Paulo, 148 p. 2009. (Tese de Doutorado)

GOMES, M.F. Avaliação de Dados RADARSAT-1 e CBERS-2 para Estimativa da Estrutura do Cerrado: uma abordagem utilizando dados alométricos e históricos. Minas Gerais – Brasil, UFGM, 145p., 2006. (Monografia)

GRIMM, R.; BEHRENS, T.; MÄRKER, M.; ELSENBEEER, H. Soil organic carbon concentrations and stocks on Barro Colorado Island - digital soil mapping using Random Forests analysis. *Geoderma*, v.146, p.102-113, 2008.

GUO, P. T.; LI, M. F.; LUO, W.; TANG, Q. F.; LIU, Z. W.; LIN, Z. M. Digital mapping of soil organic matter for rubber plantation at regional scale: An application of random forest plus residuals kriging approach. *Geoderma*, v.237, p.49-59, 2015.

HOLMES, K.W.; CHADWICK, O. A.; KYRIAKIDIS, P. C. Error in a USGS 30-meter digital elevation model and its impact on terrain modeling. *Journal of Hydrology*, v.233, p.154-173, 2000.

HOUSER, P. R., SHUTTLEWORTH, W. J., FAMIGLIETTI, J. S., GUPTA, H. V., SYED, K. H., & GOODRICH, D. C. Integration of soil moisture remote sensing and hydrologic modeling using data assimilation. *Water Resources Research*, 34, 3405–3420. (1998).

ISAAKS, E.; SRIVASTAVA, R. An introduction to applied geostatistics. Oxford: Oxford University, 1989. 592 p.

JACKSON, T.; SCHMUGGE, T.; ENGMAN, E. Remote sensing applications to hydrology: soil moisture. *Hydrological Science Journal*, 41, 517-530. 1996.

Japan Space Systems (J-spacesystems). PALSAR User's Guide. 2ª ed. 2012. Disponível em: <http://gds.PALSAR.ersdac.jspacesystems.or.jp/e/guide/pdf/U_Guide_en.pdf>. Acesso em: 05 de janeiro de 2014.

JAXA - Japan Aerospace Exploration Agency. PALSAR data [CEOS]. Fairbanks, Alaska: Americas ALOS Data Node. Disponível em: <http://www.asf.alaska.edu/aadn>. Acesso em: 10 de dezembro de 2014.

JENSEN, J.R. Sensoriamento Remoto do Ambiente: Uma Perspectiva em Recursos Terrestres. 2.ed. São José dos Campos: Parêntese, 598p. 2011.

JUNQUEIRA JÚNIOR, J.A.; SILVA, A.M. da; MELLO, C.R. de; PINTO, D.B.F. Continuidade espacial de atributos físico-hídricos do solo em sub-bacia hidrográfica de cabeceira. Ciênc. agrotec., Lavras, v. 32, n. 3, p. 914-922, maio/jun., 2008

KLUTHCOUSKI, J.; STONE, L.F.; AIDAR, H. Integração lavoura-pecuária. Santo Antônio de Goiás, Embrapa Arroz e Feijão, 570p, 2003.

KOYAMA, C.N. & SATO, M. Soil Moisture and Biomass Retrieval using ALOS/PALSAR Data. Asia-Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar (APSAR). IGARSS 2013.

LEE, J.-S.; JURKEVICH, I.; DEWAELE, P.; WAMBACQ, P.; OOSTERLINCK, A. Speckle Filtering of Synthetic Aperture Radar Images: A Review. Remote Sensing Reviews, v. 8, pp. 313-340. 1994.

LEPSCH, I.F. (Coord.). Manual para levantamento utilitário de meio físico e classificação de terras no sistema de capacidade de uso: 4ª aproximação. Campinas: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 175p., 1991.

LEWIS, A. J.; HENDERSON, F. M. Radar fundamentals: the geoscience perspective. In: HENDERSON, F. M.; LEWIS, A. J. Principles and applications of imaging radar - manual of remote sensing. (3ed). New York: John Wiley & Sons, p. 131-181. 1997.

LI, J.; HEAP, A.D. A review of comparative studies of spatial interpolation methods in environmental sciences: Performance and impact factors. Ecological Informatics 6, 228–241, 2011.

LIAO, K.; XU, S.; WU, J.; ZHU, Q. Spatial estimation of surface soil texture using remote sensing data. Soil Science and Plant Nutrition, v.59, p.488-500, 2013.

LIAW, A; WIENER, M. Classification and regression by randomForest. R News 2(3):18–22, 2002.

LIEß, M.; GLASER, B.; HUWE, B. Uncertainty in the spatial prediction of soil texture: Comparison of regression tree and Random Forest models. Geoderma, v.170, 70-79, 2012.

LIEVENS, H.; VERHOEST, N. E. C.; KEYSER, E. DE; VERNIEUWE, H.; MATGEN, P.; Álvarez-Mozos, J.; Baets, B. De. Effective roughness modelling as a tool for soil moisture retrieval from C- and L-band SAR. Hydrology and Earth System. Sciences, 15, 151–162, 2011.

LIMA, J. S.; SATTTLER, M. A.; XAVIER, A. C.; DE OLIVEIRA, R. B.; PASSOS, R. R.&OLIVEIRA, P. C. Variabilidade espacial da textura de um Argissolo Vermelho Amarelo sob cultivo de pastagem e vegetação nativa. Ciência Rural, 39:2634-2637, 2009.

MARTINS, S. P. Classificação textural de imagens Radarsat-1 para discriminação de alvos agrícolas. São José dos Campos: INPE, 2004.142p. (Dissertação de Mestrado)

- MÁXIMO, A.O.; SAAD, A.M.; KUX, H.H. Estimativa do teor de água no solo utilizando dados de radar de abertura sintética (nota). *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 23:745-752, 1999.
- McBRATNEY, A. G.; WEBSTER, A. G. Choosing functions for semivariograms and fitting them to sampling estimates. *Journal of Soil Science, London*, v. 37, n. 4, p. 617-639, 1986.
- MENESES, P.R.; ALMEIDA, T. de. Distorções e correções dos dados da imagem. In: MENESES, P.R.; ALMEIDA, T. de (Organizador). *Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto*. Brasília: CNPq, p. 57-76, 2012.
- MENESES, P.R.; SANO, E.E. Sensor Radar de Abertura Sintética. In: MENESES, P.R.; ALMEIDA, T. de (Organizador). *Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto*. Brasília: CNPq, p. 57-76, 2012.
- MINASNY, B.; McBRATNEY, A. B. The neuro-m method for fitting neural network parametric pedotransfer functions. *Soil Science Society of America Journal*, v.66, p.352-361, 2002.
- MINASNY, B.; MCBRATNEY, A.B. A conditioned Latin hypercube method for sampling in the presence of ancillary information. *Computers & Geosciences* 32, pp 1378-1388. 2006.
- MOHANTY, B. P., SHOUSE, P. J., MILLER, D. A., & VAN GENUCHTEN, M. T. Soil property database: Southern Great Plains 1997 hydrology experiment. *Water Resources Research*, 38, 1047, 2002.
- MORAN, M.S.; HYMERB, D.C.; QI, J.; SANO, E.E. de. Soil moisture evaluation using multi-temporal synthetic aperture radar (SAR) in semiarid *rangeland*. *Agricultural and Forest Meteorology* 105, p.69–80, 2000.
- MULLA, D. J.; McBRATNEY. Soil spatial variability. In: WARRICK, A.W *Soil physics companion*, (ed.). Boca Raton: CRC Press, p.343-347, 2002.
- NASCIMENTO, P. dos S.; BASSOI, L. H.; PAZ, V. P. da S.; VAZ, C. M. P.; NAIME, J. de M.; MANIERI, J. M. Estudo comparativo de métodos para a determinação da curva de retenção de água no solo. *Irriga, Botucatu*, v. 15, n. 2, p. 193-207, 2010.
- NEPOMUCENO, A. M. Uso de rede neural artificial não supervisionada na classificação de dados de radar na banda-p para mapeamento de cobertura da terra em floresta tropical. São José dos Campos: INPE, 2003. 197p. (Dissertação de Mestrado)
- NOERNBERG, M.A. Discriminação de plantas aquáticas utilizando dados SAR multipolarimétricos na banda C. (Dissertação de Mestrado em Sensoriamento Remoto e Aplicações) Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 1996. (INPE-6619-TDI/580)
- ODEH, I. O. A.; McBRATNEY, A. B.; CHITTLEBOROUGH, D. J. Further results on prediction of soil properties from terrain attributes: heterotopic cokriging and regressionkriging. *Geoderma, Amsterdam*, v. 67, p. 215-225, 1995.
- ODEH, I.O.A., MCBRATNEY, A.B., CHITTLEBOROUGH, D.J. Further results on prediction of soil properties from terrain attributes: heterotopic cokriging and regressionkriging. *Geoderma* 67, 215–226, 1995.
- PEBESMA, E.J. Multivariable geostatistics in S: the gstat package. *Comput. Geosci.* 30, 683–691, 2004.

- PÉREZ, D.V. Novos paradigmas no conhecimento de solos frágeis para a produção agrícola sustentável do Brasil. Edital: MCT/CNPq/MEC/CAPES/CT AGRO/CT HIDRO/FAPS/EMBRAPA N° 22/2010. 45p., 2010. (Dados não publicados)
- PRAKASH, R.; SINGH, D.; PATHAK, N.P. Microwave specular scattering response of soil texture at X-band. *Advances in Space Research* 44 (2009) p. 801–814.
- QIU, F.; BERGLUND, J.; JENSEN, J.R.; THAKKAR, P.; REN, D. Speckle Noise Reduction in SAR Imagery Using a Local Adaptive Median Filter. *GIScience and Remote Sensing*, 41, No. 3, pp. 244-266, 2004.
- R DEVELOPMENT CORE TEAM. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, 2013. ISBN 3-900051-07-0. Disponível em <<http://www.r-project.org>>. Acesso em 14 de agosto de 2015.
- RABELO, T.N. avaliação das imagens multipolarizadas de radar em banda L do sensor SAR-R99B (SIVAM-CENSIPAM) em aplicação geológica no Vale do Rio Curuçá, Bahia. São José dos Campos: INPE, 2007. 192 p. (Dissertação de Mestrado)
- RANEY, R. K. Radar Fundamentals: Technical perspective. In: HENDERSON, F. M.; LEWIS, A. J (Ed.). Principles and applications of imaging radar: Manual of remote sensing. 3ª ed, vol 2. New York: John Wiley & Sons, Inc., Cap. 2, p. 131-181. 1998.
- RENNÓ, C. D. Avaliação de medidas texturais na discriminação de classes de uso utilizando imagens SIR-C/X-SAR do perímetro irrigado de Bebedouro, Petrolina, PE. São José dos Campos: INPE, 111p. 2003. (Dissertação de Mestrado)
- RIBEIRO, F.L.; CAMPOS, S. Vulnerabilidade à erosão do solo da região do Alto Rio Pardo, Pardinho, SP. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, vol.11, no.6, p.628-636. ISSN 1415-4366, 2007.
- ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A.; DEERING, D.W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: *Earth Resources Technology Satellite - 1 Symposium*, 3, 1973. Proceedings. Washington, v.1, Sec. A, p. 309-317, 1973.
- SALES, L. E. de O.; Carneiro, M.AC.; Severiano, E. da C.; Oliveira, G.C. de; Ferreira, M.M. Qualidade física de Neossolo Quartzarênico submetido a diferentes sistemas de uso agrícola. *Ciênc. agrotec.*, vol.34, n.3, pp. 667-674, 2010.
- SALIBY, E. Descriptive sampling: an improvement over latin hypercube sampling. *Winter Simulation Conference* 230-233, 1997.
- SANLI, F.B.; KURUCU, Y.; ESETLILI, M.T.; ABDIKAN, S. SOIL MOISTURE ESTIMATION FROM RADARSAT-1, ASAR AND PALSAR DATA IN AGRICULTURAL FIELDS OF MENEMEN PLANE OF WESTERN TURKEY. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Vol. XXXVII. Part B7. Beijing. P. 75-82, 2008.
- SANO, E.E.; FERREIRA, L.G.; HUETE, A.R. Synthetic aperture radar (L-band) and optical vegetation indices por discriminating the Brazilian savanna physiognomies: a comparative analysis. *Earth Interactions*, vol. 9, Paper no. 15, p. 1-15. 2005.
- SANO, E.E.; HUETE, A.R.; TROUFLEAU, D.; MORAN, M.S.; VIDAL, A. Relation between ERS-1 synthetic aperture radar data and measurements of surface roughness and moisture content of rocky soils in a semiarid *rangeland*. *Water Resources Research* 34(6): 1491-1498, 1998.

- SANO, E.E.; SANTOS, E.M. dos; MENESES, P.R. Análise de imagens do satélite ALOS PALSAR para o mapeamento de uso e cobertura da terra do Distrito Federal. São Paulo, UNESP, Geociências, v. 28, n. 4, p. 441-451, 2009.
- SANT'ANNA, S.J.S.; FERNANDES, D.; LACAVALA, J.C. da S. Análise comparativa do desempenho de filtros redutores de "speckle" em imagens SAR. In: IX SBT, Simp. Tel. Fortaleza, 6p., 2001.
- SANTANELLO, J.A., PETERS-LIDARD, C.D., GARCIA, M.E., MOCKO, D.M., TISCHLER, M.A., MORAN, M.S., THOMA, D.P. Using remotely-sensed estimates of soil moisture to infer soil texture and hydraulic properties across a semi-arid watershed. *Remote Sensing of Environment* 110 (1), 79–97. 2007.
- SANTOS HG, JACOMINE PKT, ANJOS LHC dos, OLIVEIRA VA, LUMBRERAS JF, COELHO MR, ALMEIDA JA, CUNHA TJF, OLIVEIRA JB. Sistema Brasileiro de Classificação de Solos. 3ª. ed. Brasília, DF: Embrapa; 2013a.
- SANTOS, E.M. dos. Análise de Imagens do Satélite ALOS PALSAR (Banda L, Modo Polarimétrico) para Discriminação de Coberturas de Terras do Distrito Federal. Universidade de Brasília, 78p. 2009. (dissertação de mestrado)
- SANTOS, F. J.; KLAMT, E. Gestão agroecológica de microbacias hidrográficas através de técnicas de geoprocessamento e sensoriamento remoto – caso Fazenda Pantanoso. *Revista Ciência Rural*, Santa Maria, 34 (36):1785-1792, 2004.
- SANTOS, R. D.; LEMOS, R. C.; SANTOS, H. G.; KER, J. C.; ANJOS, L. H. C. SHIMIZU, S. H. Manual de descrição e coleta de solo no campo. 6. ed. revista e ampliada Viçosa, Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 100 p. 2013b.
- SATALINO, G.; MATTIA, F.; BALENZANO, A.; PANCIERA, R.; WALKER, J. Soil moisture maps from time series of PALSAR-1 scansar data over Australia. IGARSS 2013.
- SCHARFENBERG, K. A. Polarimetric radar signatures in damaging downburst-producing thunderstorms. 131 p. Dissertação (Mestrado em Ciências) – University of Oklahoma, Oklahoma, 2002.
- SCHMUGGE, T.J. Effect of Texture on Microwave Emission from Soils. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. GE-18, NO. 4, p. 353-361, 1980.
- SENA, E.F. Classificação de Imagens do Radar de Abertura Sintética do SIPAM com Síntese Genética de Redes Neurais Artificiais. Brasília, UnB. 126p. 2011. (Dissertação de Mestrado)
- SHIMADA, M.; ISOGUCHI, O.; TADONO, T.; ISONO, K. PALSAR radiometric and geometric calibration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, New York, v. 47, p. 3915-3932, 2009.
- SILVA, W. F. da. Imagens polarimétricas em banda L do SAR-R99B e do MAPSAR (simuladas) para distinguir culturas agrícolas. São José dos Campos: INPE, 2007. 142 p. (Dissertação de Mestrado)
- SILVA, W.S.B. da. Uso de imagens RADARSAT-1 para fins de mapeamento de uso da terra e cobertura do solo em ambiente tropical úmido urbano: o caso de Manaus, estado do Amazonas. São José dos Campos: INPE, 159p., 2004. (Dissertação de Mestrado)
- SRIVASTAVA, H.S.; PATEL, P.; NAVALGUND, R.R. Incorporating soil texture in soil moisture estimation from extended low-1 beam mode RADARSAT-1 SAR data. *International Journal of Remote Sensing*. Vol. 27, No. 12, 2587–2598, 2006.

- STRECK, N.A.; RUNDQUIST, D.; CONNOT, J. Estimating residual wheat dry matter from remote sensing measurements. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 68:1193–1201, 2002.
- THOMA, D.P.; MORAN, M.S.; BRYANT, R.; RAHMAN, M.; HOLIFIELD-COLLINS, C.D.; SKIRVIN, S.; SANO, E.E.; SLOCUM, K. Comparison of four models to determine surface soil moisture from C-band radar imagery in a sparsely vegetated semiarid landscape. *Water Resources Research*, VOL. 42, W01418, 2006.
- TOLEDO, L. de O.; ANJOS, L.H.C. dos; COUTO, W.H. do; CORREIA, J.R.; PEREIRA, M.G.; CORREIA, M.E.F. Análise multivariada de atributos pedológicos e fitossociológicos aplicada na caracterização de ambientes de cerrado no norte de Minas Gerais. *Revista Árvore*, Viçosa-MG, v.33, n.5, p.957-968, 2009.
- ULABY, F. T., P. P. BATLIVALA, M. C. DOBSON. Microwave Backscatter Dependence on Surface Roughness, Soil Moisture, and Soil Texture, Part I - Bare Soil, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, Vol. GE-16, No. 4, pp. 286-295, 1978.
- ULABY, F.T.; DOBSON, M.C. *Handbook of radar scattering statistics for terrain*. Norwood: MA, Artech House, 1989.
- ULABY, F.T.; DUBOIS, P.C.; JACOB, V.Z. Radar mapping of surface soil moisture. *Journal of Hydrology*, 184, pp. 57–84, 1996.
- ULABY, F.T.; MOORE, R.K. & FUNG, A.K. *Microwave remote sensing- Active and passive*. Washington, D.C., Artech House, v.3. 1097p. 1986.
- ULABY, F.T.; MOORE, R.K.; FUNG, A.K. *Microwave Remote Sensing: Active and Passive, Volume I: Microwave Remote Sensing Fundamentals and Radiometry*. Addison-Wesley Publishing Company/Don Mills, 1981.
- VALERIANO, M. M. Modelo digital de elevação com dados SRTM disponíveis para a América do Sul. São José dos Campos, SP: INPE: Coordenação de Ensino, Documentação e Programas Especiais (INPE-10550-RPQ/756). 72p., 2004.
- VALERIANO, M. M.; ROSSETTI, D. F. Topodata: Brazilian full coverage refinement of SRTM data. *Applied Geography (Sevenoaks)*, v. 32, p. 300-309, 2012.
- VAYSSE, K.; LAGACHERIE, P. Evaluating Digital Soil Mapping approaches for mapping GlobalSoilMap soil properties from legacy data in Languedoc-Roussillon (France). *Geoderma Regional*, v.4, p.20-30, 2015.
- VERMEIREN, L., JOBLING, G.A. *Irrigação localizada*. Tradução de H.R. Gheyi, F.A.V. Damasceno, L.G.A. Silva Jr., J.F. de Medeiros, Campina Grande, UFPB, 1997. 184p. (Estudos FAO: Irrigação e Drenagem, 36).
- VIOLANTE-CARVALHO, N.; RIZOPOULOU, K.; CARVALHO, L.M.; GOLDSTEIN, B.F. Sobre os mecanismos de imageamento do radar de abertura sintética SAR para a estimação do espectro direcional de ondas geradas pelo vento. *Revista Brasileira de Geofísica*, 28(4): 593-607, 2010.
- WAGNER, W.; LEMOINE, G.; BORGEAUD, M.; ROTT, H. A Study of Vegetation Cover Effects on ERS Scatterometer Data. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, VOL. 37, NO. 2, MARCH 1999.
- WANG, Y.; KASISCHKE, E.S.; DAVIS, F.W.; MELACK, J.M; CHRISTENSEN, N.L. The effects of changes in forest biomass on radar backscatter from tree canopies. *International Journal of Remote Sensing*, 16, 503-513, 1995.

- WARING, R.H.;WAY, J.; HUNT, E.R.; MORRISSEY, L.; RANSON, K.J.; WEISHAMPEL, J.F.; OREN, R.; FRANKLIN, S.E. Imaging radar for ecosystem studies. *Bioscience*, 45 (10), 715-723, 1995.
- WEBSTER, R. Quantitative spatial analysis of soil in the field. *Advances in Soil Science*, New York, v. 3, p. 1-70, 1984.
- XIE, H.; PIERCE, L. E.; ULABY, F. T. SAR speckle reduction using wavelet denoising and markov random field modeling, *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on* 40(10): 2196–2212. 2002.
- ZHANG, S., HUANG, Y., SHEN, C., YE, H., Du, Y., 2012. Spatial prediction of soil organic matter using terrain indices and categorical variables as auxiliary information. *Geoderma* 171–172, 35–43.
- ZHAO, Z.; CHOW, T.L.; REES, H.W.; YANG, Q.; XING, Z.; MENG, F.R. Predict soil texture distributions using an artificial neural network model. *computers and electronics in agriculture* 65, 36–48, 2009.
- ZRIBI, M.; KOTTI, F.; LILI-CHABAANE, Z.; BAGHDADI, N.; BEN ISSA, N.; AMRI, R.; DUCHEMIN, B.; CHEHBOUNI, A. Soil texture estimation over a semiarid area using TerraSAR-X Radar data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, VOL. 9, NO. 3, MAY 2012.
- ZUCOLOTO, M., DE SOUZA LIMA, J. S., COELHO, R. I. & QUARTEZANI, W. Z. Variabilidade espacial das frações granulométricas e da produção de bananeira'Prata Anã'. *Idesia (Arica)*, 29: 47-52, 2011.
- ZUO, X.; ZHAO, H.; ZHAO, X.; ZHANG, T.; GUO, Y.; WANG, S.; DRAKE, S. Spatial pattern and heterogeneity of soil properties in sand dunes under grazing and restoration in Horqin Sandy Land, Northern China. *Soil & Tillage Research*, Amsterdam, v.99, n.2, p.202-212, 2008.

8. ANEXOS

Perfil: 76

Data: 06/12/2012

Classificação: LATOSSOLO AMARELO Distrófico típico textura argilosa

Localização, Município, Estado e Coordenadas: Brasil Agro – Mineiros (GO) 287848m E e 8029892m N.

Situação: Terço superior de elevação

Altitude: 844

Litologia e Formação Geológica: Arenito da Formação Botucatu e Coberturas Detrito-Lateríticas

Material Originário: produto de alteração da litologia supracitada

Pedregosidade: Ausente

Rochosidade: Ausente

Relevo Local: Plano

Relevo Regional: Suave ondulado

Erosão: Laminar ligeira

Drenagem: Bem drenado

Uso Atual: Cana

Descrito e Coletado por: Alba e Cesar

DESCRIÇÃO MORFOLÓGICA DO SOLO

Ap – 0 a 18 cm, bruno (7,5 YR 4/3, úmido); franca, argila arenosa; fraca, média, grande, blocos subangulares; firme, ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa; transição plana e gradual.

AB – 18 a 37 cm, bruno (7,5 YR 4/4, úmido); franca, argila arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares; friável, ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa; transição plana e clara.

BA – 37 a 52 cm, bruno (7,5 YR 4/6, úmido); argila arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares; friável, ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa; transição plana e clara.

Bw₁ – 52 a 84 cm, bruno-claro (7,5 YR 5/6, úmido); argila arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares que se desfaz em forte muito pequena granular; muito friável, plástica e pegajosa; transição plana e difusa.

Bw₂ – 84 a 130 cm, bruno-claro (7,5 YR 5/8, úmido); argila arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares que se desfaz em forte muito pequena granular; muito friável, plástica e pegajosa; transição plana e difusa.

Bw₃ – 130 a 180 + cm, bruno-claro (7,5 YR 5/8, úmido); pequena, média, blocos subangulares que se desfaz em forte muito pequena granular; muito friável, plástica e pegajosa.

Raízes: Poucas finas no Ap, AB e BA, raras muito finas no Bw₁, Bw₂.

DESCRIÇÃO ANALÍTICA

Horizonte		Composição Granulométrica da Terra Fina				Argila dispersa em água	Grau de flocculação	Relação silte/argila	P assimilável	C orgânico	
Símbolo	Profundidade	Areia Grossa	Areia Fina	Silte	Argila						
	cm	g kg ⁻¹				%		mg.dm ⁻³	%		
Ap	0-18	441	326	31	202	142	30	0,15	10	7,9	
BA	-37	421	324	33	222	202	9	0,15	7	5,3	
BA	-52	395	320	22	263	223	15	0,08	<1	3,7	
Bw1	-84	382	283	32	303	0	100	0,11	<1	2,9	
Bw2	-130	362	295	19	324	0	100	0,06	<1	2,5	
Bw3	-180	350	305	19	326	0	100	0,06	<1	2,0	
Horizonte	pH (1:2,5)		Complexo Sortivo							Valor V	Sat. por Al
	Água	KCl	Ca ²⁺ + Mg ²⁺	K ⁺	Na ⁺	Valor S	Al ³⁺	H ⁺	Valor T		
	cmol _c .kg ⁻¹							%			
Ap	4,8	4,2	1,5	0,16	0,02	1,7	0,3	4,2	6,2	27	15
BA	5,3	4,4	1,1	0,14	0,02	1,3	0,1	2,5	3,9	33	7
BA	5,1	4,5	1,3	0,11	0,02	1,4	0,1	2,0	3,5	40	7
Bw1	4,5	4,4	0,7	0,09	0,01	0,8	0,1	1,9	2,8	29	11
Bw2	5,1	4,9	0,7	0,08	0,01	0,8	0,0	1,7	2,5	32	0
Bw3	5,2	5,1	0,5	0,03	0,01	0,5	0,0	1,3	1,8	28	0

Perfil: 77

Data: 03/12/2012

Classificação: LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico típico textura média

Localização, Município, Estado e Coordenadas: Brasil Agro – Mineiros (GO) 287320m E e 8030003m N.

Situação: Terço superior de elevação.

Altitude: 834

Litologia e Formação Geológica: Arenito da Formação Botucatu e Coberturas Detrito-Lateríticas

Material Originário: produto de alteração da litologia supracitada.

Pedregosidade: Ausente

Rochosidade: Ausente

Relevo Local: Suave ondulado

Relevo Regional: Suave ondulado

Erosão: Laminar ligeira

Drenagem: Fortemente drenado

Uso Atual: Cana

Descrito e Coletado por: Alba e Cesar

DESCRIÇÃO MORFOLÓGICA DO SOLO

Ap – 0 a 5 cm, bruno-avermelhado-escuro (5 YR 4/3, úmido); franca, arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares; friável, não plástica e não pegajosa; transição plana e clara.

AB – 15 a 25 cm, bruno-avermelhado (5 YR 4/6, úmido); franca, argila arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares; friável, ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa; transição plana e clara.

BA – 25 a 54 cm, bruno-avermelhado (5 YR 4/6, úmido); franca, argila arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares; muito friável, ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa; transição plana e gradual.

Bw₁ – 54 a 110 cm, bruno-avermelhado-claro (5 YR 5/8, úmido); franca, argila arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares que se desfaz em forte muito pequena granular; muito friável, ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa; transição plana e difusa.

Bw₂ – 110 a 180+ cm, bruno-avermelhado-claro (5 YR 5/8, úmido); franca, argila arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares que se desfaz em forte muito pequena granular; muito friável, ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa.

Raízes: Comuns finas e médias no Ap e AB, poucas finas e médias no BA e Bw₁, raras muito finas no Bw₂.

DESCRIÇÃO ANALÍTICA

Horizonte		Composição Granulométrica da Terra Fina				Argila dispersa em água	Grau de flocculação	Relação silte/argila	P assimilável	C orgânico		
Símbolo	Profundidade	Areia Grossa	Areia Fina	Silte	Argila							
	cm	g kg ⁻¹				%		mg.dm ⁻³	%			
Ap	0-15	404	418	16	162	122	25	0,10	4	5,4		
AB	-25	375	427	17	181	181	0	0,09	<1	2,7		
BA	-54	358	427	14	201	181	10	0,07	<1	2,3		
Bw ₁	-110	361	410	7	222	0	100	0,03	<1	2,0		
Bw ₂	-180	345	413	20	222	0	100	0,09	<1	1,4		
Horizonte	pH (1:2,5)		Complexo Sortivo								Valor V	Sat. por Al
	Água	KCl	Ca ²⁺ + Mg ²⁺	K ⁺	Na ⁺	Valor S	Al ³⁺	H ⁺	Valor T			
	cmol _c .kg ⁻¹									%		
Ap	4,6	4,0	1,2	0,10	0,01	1,3	0,3	2,8	4,4	30	19	
AB	5,7	4,7	1,3	0,08	0,01	1,4	0	1,5	2,9	48	0	
BA	5,9	5,3	1,2	0,07	0,01	1,3	0	1,0	2,3	57	0	
Bw ₁	5,3	5,0	0,7	0,05	0,01	0,8	0	1,2	2,0	40	0	
Bw ₂	5,8	5,6	0,6	0,09	0,01	0,7	0	0,8	1,5	47	0	

Perfil: 78

Data: 04/12/2012

Classificação: LATOSSOLO VERMELHO-AMARELO Distrófico psamítico, textura média

Localização, Município, Estado e Coordenadas: Brasil Agro – Mineiros (GO) 286380m E e 8030016m N.

Situação: Terço superior de elevação.

Altitude: 830

Litologia e Formação Geológica: Arenito da Formação Botucatú e Coberturas Detrito-Lateríticas

Material Originário: produto de alteração da litologia supracitada.

Pedregosidade: Ausente

Rochosidade: Ausente

Relevo Local: Suave ondulado

Relevo Regional: Suave ondulado

Erosão: Não aparente

Drenagem: Fortemente drenado

Uso Atual: Mata (cerrado)

Descrito e Coletado por: Alba e Cesar

DESCRIÇÃO MORFOLÓGICA DO SOLO

- A₁ – 0 a 17 cm, bruno (7,5 YR 4/3, úmido); areia; grão simples; solta, não plástica e não pegajosa; transição plana e clara.
- A₂ – 17 a 37 cm, bruno (7,5 YR 4/4, úmido); areia; grão simples; solta, não plástica e não pegajosa; transição plana e gradual.
- AB – 37 a 50 cm, bruno-escuro (5 YR 5/4, úmido); areia; grão simples; solta, não plástica e não pegajosa; transição plana e gradual.
- BA – 50 a 67 cm, bruno (5 YR 4/6, úmido); areia, franca; grão simples; muito friável, não plástica e não pegajosa; transição plana e gradual.
- Bw₁ – 67 a 88 cm, bruno-claro (5 YR 5/6, úmido); areia, franca; grão simples; muito friável, não plástica e não pegajosa; transição plana e gradual.
- Bw₂ – 88 a 115 cm, bruno-avermelhado-claro (5 YR 5/6, úmido); areia, franca; grão simples, fraca pequena, média, blocos subangulares; muito friável, não plástica e não pegajosa; transição plana e difusa.
- Bw₃ – 115 a 160 cm, bruno-claro (2,5 YR 5/6, úmido); franca, arenosa; que se desfaz em forte muito pequena granular; muito friável, não plástica e não pegajosa.
- Bw₄ – 160 a 200+ cm, bruno-claro (2,5 YR 5/8, úmido); franca, arenosa; que se desfaz em forte muito pequena granular; muito friável, não plástica e não pegajosa.

Raízes: Muitas médias e finas no A₁, poucas médias e finas no A₂, AB e BA, poucas muito finas no Bw₁ e Bw₂, raras finas no Bw₃.

Observações: LVAd med. Intermediário para Neossolo, descontinuidade litológica no Bw₃.

DESCRIÇÃO ANALÍTICA

Horizonte		Composição Granulométrica da Terra Fina				Argila dispersa em água	Grau de flocculação	Relação silte/argila	P assimilável	C orgânico	
Símbolo	Profundidade	Areia Grossa	Areia Fina	Silte	Argila						
	cm	g kg ⁻¹				%		mg.dm ⁻³	%		
A1	0-17	539	324	37	100	100	0	0,37	3	6,7	
A2	-37	478	396	6	120	120	0	0,05	<1	2,7	
AB	-50	524	325	31	120	120	0	0,26	<1	2,4	
BA	-67	490	347	22	141	141	0	0,16	<1	1,7	
Bw1	-88	484	343	12	161	0	100	0,07	<1	1,1	
Bw2	-115	436	392	31	141	0	100	0,22	<1	1,0	
Bw3	-160	480	343	16	161	0	100	0,10	<1	1,0	
Bw4	-200	472	331	16	181	0	100	0,09	<1	0,8	
Horizonte	pH (1:2,5)		Complexo Sortivo							Valor V	Sat. por Al
	Água	KCl	Ca ²⁺ + Mg ²⁺	K ⁺	Na ⁺	Valor S	Al ³⁺	H ⁺	Valor T		
	cmol _c .kg ⁻¹										
A1	4,2	3,6	0,2	0,05	0,01	0,3	0,8	3,3	4,4	7	73
A2	4,1	4,1	0,4	0,01	0,01	0,4	0,4	1,4	2,2	18	50
AB	4,5	4,2	0,6	0,01	0,01	0,6	0,3	1,4	2,3	26	33
BA	4,8	4,3	0,3	0,01	0,01	0,3	0,2	1,1	1,6	19	40
Bw1	4,8	4,3	0,2	0,01	0,01	0,2	0,2	0,8	1,2	17	50
Bw2	5,1	4,4	0,4	0,01	0,01	0,4	0,2	0,8	1,4	29	33
Bw3	4,8	4,4	0,3	0,01	0,01	0,3	0,1	0,7	1,1	27	25
Bw4	4,9	4,6	0,4	0,01	0,01	0,4	0,0	0,8	1,2	33	0

Perfil: 79

Data: 05/12/2012

Classificação: LATOSSOLO VERMELHO Distrófico típico textura argilosa

Localização, Município, Estado e Coordenadas: Brasil Agro – Mineiros (GO) 288329m E e 8031664m N.

Situação: Terço médio de elevação.

Altitude: 811

Litologia e Formação Geológica: Arenito da Formação Botucatú e Coberturas Detrito-Lateríticas

Material Originário: produto de alteração da litologia supracitada.

Pedregosidade: Ausente

Rochosidade: Ausente

Relevo Local: Suave ondulado

Relevo Regional: Suave ondulado

Erosão: Laminar ligeira

Drenagem: Acentuadamente drenado

Uso Atual: Cana

Descrito e Coletado por: Alba e Cesar

DESCRIÇÃO MORFOLÓGICA DO SOLO

Ap – 0 a 22 cm, bruno-avermelhado (2,5 YR 4/6, úmido); franca, argila arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares; friável, não plástica e não pegajosa; transição plana e clara.

BA – 22 a 39 cm, bruno-avermelhado (2,5 YR 4/8, úmido); franca, argila arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares; friável, ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa; transição plana e gradual.

Bw₁ – 39 a 77 cm, vermelho (10R 4/6, úmido); franca, argila arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares que se desfaz em forte muito pequena granular; muito friável, ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa; transição plana e difusa.

Bw₂ – 77 a 137 cm, vermelho (10 R 4/8, úmido); argila arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares que se desfaz em forte muito pequena granular; muito friável, ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa; transição plana e difusa.

Bw₃ – 137 a 200+ cm, vermelho (10 R 4/8, úmido); argila arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares que se desfaz em forte muito pequena granular; muito friável, ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa.

Raízes: Comuns muito finas e finas no Ap, BA e Bw, poucas finas no Bw₂, raras muito finas no Bw₃.

DESCRIÇÃO ANALÍTICA

Horizonte		Composição Granulométrica da Terra Fina				Argila dispersa em água	Grau de flocculação	Relação silte/argila	P assimilável	C orgânico		
Símbolo	Profundidade	Areia Grossa	Areia Fina	Silte	Argila							
	cm	g kg ⁻¹				%		mg.dm ⁻³	%			
Ap	0-22	332	443	24	201	161	20	0,12	10	4,4		
BA	-39	271	417	49	263	202	23	0,19	<1	3,7		
Bw1	-77	260	373	65	302	40	87	0,22	<1	3,1		
Bw2	-137	256	351	28	365	0	100	0,08	<1	2,5		
Bw3	-200	246	367	24	363	0	100	0,07	<1	2,1		
Horizonte	pH (1:2,5)		Complexo Sortivo								Valor V	Sat. por Al
	Água	KCl	Ca ²⁺ + Mg ²⁺	K ⁺	Na ⁺	Valor S	Al ³⁺	H ⁺	Valor T			
	cmol.c.kg ⁻¹									%		
Ap	6,1	5,5	2,8	0,05	0,01	2,9	0	1,3	4,2	69	0	
BA	6,9	6,0	1,4	0,01	0,01	1,4	0	1,0	2,4	58	0	
Bw1	6,9	6,2	1,2	0,01	0,01	1,2	0	0,7	1,9	63	0	
Bw2	5,5	5,7	0,6	0,01	0,01	0,6	0	1,0	1,6	37	0	
Bw3	4,7	5,3	0,9	0,01	0,01	0,9	0	1,0	1,9	47	0	

Perfil: 80

Data: 04/12/2012

Classificação: LATOSSOLO VERMELHO Distrófico típico, textura média

Localização, Município, Estado e Coordenadas: Brasil Agro – Mineiros (GO) 288298m E e 8031133m N.

Situação: Terço superior de elevação.

Altitude: 823 m

Litologia e Formação Geológica: Arenito da Formação Botucatu e Coberturas Detrito-Lateríticas

Material Originário: produto de alteração da litologia supracitada.

Pedregosidade: Ausente

Rochosidade: Ausente

Relevo Local: Suave ondulado

Relevo Regional: Suave ondulado

Erosão: Laminar ligeira

Drenagem: Fortemente drenado

Uso Atual: Cana

Descrito e Coletado por: Alba e Cesar

DESCRIÇÃO MORFOLÓGICA DO SOLO

Ap – 0 a 16 cm, bruno-avermelhado-escuro (5 YR 4/4, úmido); franca, arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares; friável, não plástica e não pegajosa; transição plana e clara.

AB – 16 a 26 cm, bruno-avermelhado (5 YR 4/6, úmido); franca, arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares; muito friável, não plástica e não pegajosa; transição plana e clara.

- BA – 26 a 44 cm, bruno-avermelhado (5 YR 4/6, úmido); franca, argila arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares; muito friável, não plástica e não pegajosa; transição plana e gradual.
- Bw₁ – 44 a 97 cm, bruno-claro (2,5 YR 5/6, úmido); franca, argila arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares que se desfaz em forte muito pequena granular; muito friável, ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa; transição plana e difusa.
- Bw₂ – 97 a 160 cm, bruno-claro (2,5 YR 5/8, úmido); franca, argila arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares que se desfaz em forte muito pequena granular; muito friável, ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa; transição plana e difusa.
- Bw₃ – 160 a 200+ cm, bruno-avermelhado (2,5 YR 4/8, úmido); argila arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares que se desfaz em forte muito pequena granular; muito friável, plástica e pegajosa.

Raízes: Muito finas e finas no Ap, AB e BA, poucas finas no Bw₁ e Bw₂.

DESCRIÇÃO ANALÍTICA

Horizonte		Composição Granulométrica da Terra Fina				Argila dispersa em água	Grau de flocculação	Relação silte/argila	P assimilável	C orgânico	
Símbolo	Profundidade	Areia Grossa	Areia Fina	Silte	Argila						
	cm	g kg ⁻¹				%			mg.dm ⁻³	%	
Ap	0-16	308	517	34	141	101	28	0,24	13	6,2	
AB	-26	292	532	15	161	121	25	0,09	3	4,1	
BA	-44	290	515	34	161	0	100	0,21	<1	3,3	
Bw ₁	-97	277	488	34	201	141	30	0,17	<1	2,2	
Bw ₂	-160	258	483	38	221	0	100	0,17	<1	1,9	
Bw ₃	-200	249	479	31	241	0	100	0,13	<1	1,5	
Horizonte	pH (1:2,5)		Complexo Sortivo							Valor V	Sat. por Al
	Água	KCl	Ca ²⁺ + Mg ²⁺	K ⁺	Na ⁺	Valor S	Al ³⁺	H ⁺	Valor T		
	cmol.kg ⁻¹										
Ap	6,3	5,8	2,6	0,04	0,01	2,6	0	1,5	4,1	63	0
AB	5,9	5,0	1,4	0,01	0,01	1,4	0	1,8	3,2	44	0
BA	5,2	4,3	0,8	0,01	0,01	0,8	0,2	1,8	2,8	29	20
Bw ₁	4,8	4,2	0,6	0,01	0,01	0,6	0,2	1,3	2,1	29	25
Bw ₂	5,2	4,7	0,6	0,01	0,01	0,6	0	1,3	1,9	32	0
Bw ₃	4,8	5,0	0,2	0,01	0,01	0,2	0	1,5	1,7	12	0

Perfil: 81

Data: 05/12/2012

Classificação: LATOSSOLO VERMELHO Distrófico típico, textura média

Unidade de Mapeamento:

Localização, Município, Estado e Coordenadas: Brasil Agro – Mineiros (GO) 288722m E e 8031673m N.

Situação: Terço médio inferior de inclinação.

Altitude: 800 m

Litologia e Formação Geológica: Arenito da Formação Botucatú e Coberturas Detrito-Lateríticas

Material Originário: produto de alteração da litologia supracitada.

Pedregosidade: Ausente

Rochosidade: Ausente
Relevo Local: Suave ondulado
Relevo Regional: Suave ondulado
Erosão: Laminar ligeira
Drenagem: Fortemente drenado
Uso Atual: Cana
Descrito e Coletado por: Alba e Cesar

DESCRIÇÃO MORFOLÓGICA DO SOLO

- Ap – 0 a 20 cm, bruno (7,5 YR 4/3, úmido); areia, franca; fraca, pequena, média, blocos subangulares; muito friável, não plástica e não pegajosa; transição plana e clara.
- AB – 20 a 29 cm, bruno-avermelhado-escuro (5 YR 4/4, úmido); areia, franca; fraca, pequena, média, blocos subangulares; solta, não plástica e não pegajosa; transição plana e clara.
- BA – 29 a 47 cm, bruno-avermelhado-claro (5 YR 5/6, úmido); areia, franca; fraca, pequena, média, blocos subangulares; solta, não plástica e não pegajosa; transição plana e gradual.
- Bw₁ – 47 a 81 cm, bruno-claro (2,5 YR 5/6, úmido); franca, arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares que se desfaz em forte muito pequena granular; muito friável, não plástica e não pegajosa; transição plana e difusa.
- Bw₂ – 81 a 122 cm, bruno-claro (2,5 YR 5/7, úmido); franca, arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares que se desfaz em forte muito pequena granular; muito friável, ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa; transição plana e difusa.
- Bw₃ – 122 a 160+ cm, bruno-claro (2,5 YR 5/8, úmido); franca, arenosa; fraca, pequena, média, blocos subangulares que se desfaz em forte muito pequena granular; muito friável, ligeiramente plástica e ligeiramente pegajosa.

Raízes: Abundantes médias e grossa no Ap, comuns finas e médias no AB e BA, poucas finas no Bw₁, Bw₂ e Bw₃.

DESCRIÇÃO ANALÍTICA

Horizonte		Composição Granulométrica da Terra Fina				Argila dispersa em água	Grau de flocculação	Relação silte/argila	P assimilável	C orgânico	
Símbolo	Profundidade	Areia Grossa	Areia Fina	Silte	Argila						
	cm	g kg ⁻¹				%		mg.dm ⁻³	%		
Ap	0-15	243	579	37	141	101	28	0,26	7	5,4	
AB	-29	241	587	31	141	121	14	0,22	1	3,6	
BA	-47	241	575	23	161	121	25	0,14	<1	3,1	
Bw ₁	-81	227	539	33	201	80	60	0,16	<1	2,5	
Bw ₂	-122	211	545	41	203	0	100	0,20	<1	2,0	
Bw ₃	-180	214	538	26	222	0	100	0,12	<1	1,9	
Horizonte	pH (1:2,5)		Complexo Sortivo							Valor V	Sat. por Al
	Água	KCl	Ca ²⁺ + Mg ²⁺	K ⁺	Na ⁺	Valor S	Al ³⁺	H ⁺	Valor T		
	cmolc.kg ⁻¹										
Ap	6,2	5,5	2,7	0,04	0,01	2,7	0	2,0	4,7	57	0
AB	5,8	4,9	1,6	0,01	0,01	1,1	0	2,0	3,1	35	0
BA	5,5	4,5	0,6	0,01	0,01	0,6	0,1	2,0	2,7	22	14
Bw ₁	4,9	4,3	0,6	0,01	0,01	0,6	0,2	1,5	2,3	26	25
Bw ₂	5,3	4,6	0,9	0,01	0,01	0,9	0,1	1,6	2,6	35	10

Bw3	5,0	4,7	0,8	0,01	0,01	0,8	0	1,5	2,3	35	0
-----	-----	-----	-----	------	------	-----	---	-----	-----	----	---

Perfil: 82

Data: 03/12/2012

Classificação: NEOSSOLO QUARTZARÊNICO Órtico típico

Unidade de Mapeamento:

Localização, Município, Estado e Coordenadas: Brasil Agro – Mineiros (GO) 287561m E e 8032534m N.

Situação: Terço inferior de elevação.

Altitude: 776 m

Litologia e Formação Geológica: Arenito da Formação Botucatu e Coberturas Detrito-Lateríticas

Material Originário: produto de alteração da litologia supracitada.

Pedregosidade: Ausente

Rochosidade: Ausente

Relevo Local: Suave ondulado

Relevo Regional: Suave ondulado

Erosão: Não aparente

Drenagem: Excessivamente drenado

Uso Atual: Mata

Descrito e Coletado por: Alba e Cesar

Observações: Horizonte C4 coletado com trado.

DESCRIÇÃO MORFOLÓGICA DO SOLO

A – 0 a 22 cm, bruno-amarelado-escuro (10 YR 5/3, úmido); areia; grão simples; solta, não plástica e não pegajosa; transição plana e clara.

AC – 22 a 34 cm, bruno-amarelado-escuro (10 YR 5/4, úmido); areia; grão simples; solta, não plástica e não pegajosa; transição plana e clara.

CA – 34 a 49 cm, bruno-amarelado (10 YR 5/5, úmido); areia; grão simples; solta, não plástica e não pegajosa; transição plana e gradual.

C₁ – 49 a 87 cm, amarelo-brunado (10 YR 6/4, úmido); areia; grão simples; solta, não plástica e não pegajosa; transição plana e difusa.

C₂ – 87 a 120 cm, amarelo-brunado (10 YR 6/6, úmido); areia, franca; grão simples; solta, não plástica e não pegajosa; transição plana e difusa.

C₃ – 120 a 160 cm, bruno-amarelado (10 YR 5/8, úmido); areia, franca; grão simples; solta, não plástica e não pegajosa; transição plana e difusa.

C₄ – 160 a 200+ cm, bruno-amarelado (7,5 YR 5/8, úmido); areia, franca; grão simples; solta, não plástica e não pegajosa.

Raízes: Abundantes médias e grossas no A, AC; comuns médias no CA; poucas grossas e médias no C₁ e C₂, raras grossas no C₃ e C₄.

DESCRIÇÃO ANALÍTICA

Horizonte		Composição Granulométrica da Terra Fina				Argila dispersa em água	Grau de flocculação	Relação silte/argila	P assimilável	C orgânico	
Símbolo	Profundidade	Areia Grossa	Areia Fina	Silte	Argila						
	cm	g kg ⁻¹				%		mg.dm ⁻³	%		
A	0-22	462	470	8	60	40	33	0,13	2	6,2	
AC	-34	422	500	18	60	40	33	0,30	1	2,1	
CA	-49	433	510	17	40	40	0	0,42	<1	1,9	
C1	-87	403	538	19	40	40	0	0,47	<1	1,7	
C2	-120	475	465	20	40	40	0	0,50	<1	1,5	
C3	-160	414	502	24	60	40	33	0,40	<1	1,0	
C4	-200	408	504	28	60	0	100	0,47	<1	0,8	
Horizonte	pH (1:2,5)		Complexo Sortivo							Valor V	Sat. por Al
	Água	KCl	Ca ²⁺ + Mg ²⁺	K ⁺	Na ⁺	Valor S	Al ³⁺	H ⁺	Valor T		
	cmolc.kg ⁻¹										
A	4,8	3,5	0,5	0,04	0,01	0,5	0,6	3,7	4,8	10	55
AC	5,2	4,2	0,6	0,01	0,01	0,6	0,2	1,8	2,6	23	25
CA	4,5	4,2	0,3	0,01	0,01	0,3	0,3	1,7	2,3	13	50
C1	4,7	4,3	0,2	0,01	0,01	0,2	0,2	1,6	2,0	10	50
C2	4,9	4,3	0,4	0,01	0,01	0,4	0,2	1,3	1,9	21	33
C3	5,1	4,3	0,2	0,01	0,01	0,2	0,1	1,2	1,5	13	33
C4	5,2	4,4	0,2	0,01	0,01	0,2	0,1	1,1	1,4	14	33

Perfil: 83

Data: 02/12/2012

Classificação: NEOSSOLO QUARTZARÊNICO Órtico típico

Localização, Município, Estado e Coordenadas: Brasil Agro – Mineiros (GO). 287004/8030569.

Situação: Terço médio de elevação

Altitude: 818 m

Litologia e Formação Geológica: Arenito da Formação Botucatu e Coberturas Detrito-Lateríticas

Material Originário: produto de alteração da litologia supracitada.

Pedregosidade: Ausente

Rochosidade: Ausente

Relevo Local: Suave ondulado

Relevo Regional: Suave ondulado

Erosão: Laminar ligeira

Drenagem: Excessivamente drenado

Uso Atual: Cana

Descrito e Coletado por: Alba e Cesar

DESCRIÇÃO MORFOLÓGICA DO SOLO

Ap – 0 a 22 cm, bruno (7,5 YR 4/4, úmido); areia; fraca, pequena, média, blocos subangulares; muito friável, não plástica e não pegajosa; transição plana e clara.

- AC – 22 a 41 cm, bruno (7,5 YR 4/6, úmido); areia; fraca, pequena, média, blocos subangulares; muito friável, não plástica e não pegajosa; transição plana e gradual.
- CA – 41 a 57 cm, bruno (7,5 YR 4/6, úmido); areia; fraca, pequena, média, blocos subangulares; solta, não plástica e não pegajosa; transição plana e gradual.
- C₁ – 57 a 124 cm, bruno-claro (7,5 YR 5/8, úmido); areia, franca; fraca, pequena a média, blocos subangulares que se desfaz em grãos simples; solta, não plástica e não pegajosa; transição plana e difusa.
- C₂ – 124 a 180+ cm, bruno-claro (7,5 YR 5/8, úmido); areia, franca; fraca, pequena a média, blocos subangulares que se desfaz em grãos simples; solta, não plástica e não pegajosa.

Raízes: Comuns médias e finas no Ap; poucas finas e médias no AC, CA e C₁; raras finas no C₂.

DESCRIÇÃO ANALÍTICA

Horizonte		Composição Granulométrica da Terra Fina				Argila dispersa em água	Grau de flocculação	Relação silte/argila	P assimi-lável	C orgânico		
Símbolo	Profundidade	Areia Grossa	Areia Fina	Silte	Argila							
	cm	g kg ⁻¹				%		mg.dm ⁻³	%			
Ap	0-22	570	278	32	120	120	0	0,27	18	4,3		
AC	-41	616	238	26	120	120	0	0,22	1	2,2		
CA	-57	618	234	28	120	100	17	0,23	<1	2,0		
C1	-124	608	246	26	120	0	100	0,22	<1	1,4		
C2	-180	602	248	30	120	0	100	0,25	<1	1,1		
Horizonte	pH (1:2,5)		Complexo Sortivo								Valor V	Sat. por Al
	Água	KCl	Ca ²⁺ + Mg ²⁺	K ⁺	Na ⁺	Valor S	Al ³⁺	H ⁺	Valor T			
			cmol _c .kg ⁻¹									
Ap	4,6	4,1	0,7	0,06	0,01	0,8	0,4	3,1	4,3	19	33	
AC	4,8	4,2	0,3	0,05	0,01	0,4	0,2	2,1	2,7	15	33	
CA	4,3	4,1	0,5	0,07	0,01	0,6	0,2	1,5	2,3	26	25	
C1	4,3	4,2	0,5	0,02	0,01	0,5	0,2	1,6	2,3	22	29	
C2	4,9	4,4	0,6	0,03	0,01	0,6	0,1	1,1	1,8	33	14	