

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE GOIÁS
UNIDADE UNIVERSITÁRIA DE CIÊNCIAS EXATAS E
TECNOLÓGICAS
MESTRADO *STRICTO SENSO* EM ENGENHARIA AGRÍCOLA

DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DAS CARACTERÍSTICAS FÍSICAS E
QUÍMICAS DO SOLO DE CERRADO UTILIZANDO KRIGAGEM
INDICATIVA

Márcio José Dias

ANÁPOLIS - GO
JULHO DE 2013

DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DAS CARACTERÍSTICAS FÍSICAS E QUÍMICAS DO SOLO DE CERRADO UTILIZANDO KRIGAGEM INDICATIVA

MÁRCIO JOSÉ DIAS

Orientador(a): Prof^a. Dr^a. Sueli Martins de Freitas Alves

Dissertação apresentada à Universidade Estadual de Goiás – UEG, Unidade Universitária de Ciências Exatas e Tecnológicas de Anápolis como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação *Stricto Sensu* em Engenharia Agrícola, Área de concentração de Sistemas Agroindustriais, para obtenção do título de MESTRE.

Anápolis
Goiás
2013

DIAS, Márcio José.

**VARIABILIDADE ESPACIAL DE
CARACTERÍSTICAS FÍSICAS E QUÍMICAS DO
SOLO DE CERRADO, POR MEIO DA
AGRICULTURA DE PRECISÃO UTILIZANDO
KRIGAGEM INDICATIVA – 2013.**

80 f. il.

Orientador(a): Prof^a. Dr^a. Sueli Martins de Freitas Alves

Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual de Goiás.
Mestrado Stricto Sensu em Engenharia Agrícola, 2013.

Bibliografia.

1. Ciências Agrárias. 2. Engenharia Agrícola. 3.
ESTATÍSTICA. I. Título.

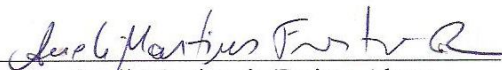
**DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DAS CARACTERÍSTICAS FÍSICAS E
QUÍMICAS DO SOLO DE CERRADO UTILIZANDO KRIGAGEM
INDICATIVA**

Por

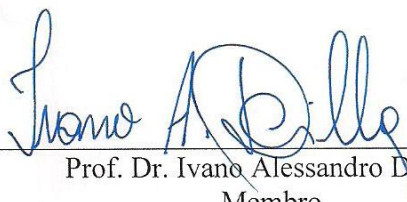
Márcio José Dias

Dissertação apresentada como parte das exigências para obtenção do título de
MESTRE EM ENGENHARIA AGRÍCOLA

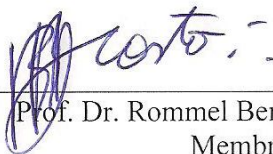
Aprovada em: 25/07/2013



Profa. Dra. Sueli Martins de Freitas Alves
Orientadora
UEG / UNUCET



Prof. Dr. Ivano Alessandro Devilla
Membro
UEG / UNUCET



Prof. Dr. Rommel Bernardes da Costa
Membro
UFG

Texto de reflexão

Clame a mim no dia da angústia;

eu o livrarei, e você me honrará

(Sl 50.15)

A minha esposa (Soni), minhas filhas (Ana Laura e Maria Luiza), meus pais, sogro e minha sogra “dona Olinda”, meus irmãos, e em especial minha querida cunhada/amiga e suporte de todas as horas, Sineide Denice Mendonça.

DEDIDO

AGRADECIMENTOS

A Deus,

...que, incomparável e inconfundível na sua infinita bondade, compreendeu os meus anseios e me deu a necessária coragem para atingir o meu objetivo, a virgem santíssima Nossa Senhora Aparecida constante intercessora a Deus por minhas súplicas.

Aos meus pais,

... de vocês recebi o dom mais preciso do universo: a vida. Agradeço por ter me feito uma pessoa responsável. Divido nesse momento com vocês, os méritos dessa conquista, pois ela lhes pertence, ela é tão de vocês quanto minha. Procuro entre palavras, aquela que gostaria que seus corações ouvissem do meu, e só, uma é simples e sincera: Obrigado!

A minha eterna esposa e namorada (Sonimar),

... por ser tão especial, não encontro palavras para expressar o carinho a gratidão e o amor que sinto por você. Muito obrigado, com a mais verdadeira expressão de quem tem consciência de que chegar até aqui teria sido muito mais difícil sem o seu apoio.

Aos professores e colaboradores da UEG,

... a todos, Ivano Alessandro Devilla, Roberta Passini, André José de Campos, Itamar Rosa Teixeira, João Carlos Nabout, Honorato Pacco, Sueli Martins de Freitas Alves, em especial professor Elton Fialho dos Reis pelo apoio incondicional na cessão dos dados, a Assistente Administrativa Eliete Feitosa Lima Fernandes, secretária da pró-reitoria Millayne Caixeta Silva, e ao Técnico de Laboratório Waldeir Costa.

Aos colegas e amigos da UEG,

Ao colega da graduação em Engenharia Agrícola, Danilo Gomes de Oliveira pela cessão dos dados de seu projeto de iniciação científica, e ainda aos colegas: Bethoven, Paula Elson, Neyber, Rodney, Vandoir, Lorena, Rafael, Antônio, Luciana, Jordana, Ítalo, Lucas, Fábio..... e tantos outros, com as quais convivi horas. Muito obrigado, pelas trocas de experiências, que contribuíram para o crescimento pessoal diário e para minha melhora como ser humano, convívio que transformou-nos de simples colegas, em grandes amigos. Obrigado!

Ao SENAI e meus colegas de trabalho,

Aos Diretores da unidade FATEC SENAI Roberto Mange; Srs. Aroldo dos Reis Nogueira e Francisco Carlos Costa, e ao Gerente de Educação e Tecnologia Sr. Wilson de Paula e Silva meus sinceros agradecimentos pelo apoio na flexibilização de meu horário de trabalho.

Aos colegas de trabalho profs. Almiro Martins da Silva Neto, Diego Freire Vieira, Edson Ferreira da Cruz, Ronaldo Venâncio da Cruz, e Vandoir Holtz pelo apoio incondicional no auxílio do “tira dúvidas pontuais” (disciplinas específicas). Obrigado!.

As Instituições UnUCET e a FAPEG,

À Universidade Estadual de Goiás– UEG, Unidade Universitária de Ciências Exatas e Tecnológicas - UnUCET , ao departamento de Engenharia Agrícola e ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola;

A Fundação de Amparo a Pesquisa do Estado de Goiás - FAPEG, pela concessão de bolsa de formação de Mestrado.

A você minha orientadora Profª Drª Sueli Freitas,

... que no exercício de sua profissão não se restringiu em apenas ensinar, pois você é acima de tudo, extremamente capacitada e conhecedora da sua função e com confiança e autodeterminação, transmitiu-me seus conhecimentos para que fosse encontrado a direção deste trabalho. Muito Obrigado!

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS.....	ix
LISTA DE FIGURAS	x
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS	xi
RESUMO	xiv
ABSTRACT	xv
1 INTRODUÇÃO	1
2 REVISÃO DE LITERATURA	3
2.1 Variabilidade espacial e a Agricultura de Precisão.....	3
2.2 Sistema de Plantio Direto	4
2.3 Geoestatística	5
2.3.1 Breve histórico da metodologia geoestatística	5
2.3.2 A Geoestatística como ferramenta para Agricultura de Precisão e o conhecimento da variabilidade espacial do solo	5
2.3.3 Variogramas experimentais.....	6
2.3.4 Estimativas geoestatísticas	8
2.3.5 Krigagem.....	9
2.3.5.1 Krigagem ordinária	9
2.3.5.2 Krigagem indicativa.....	10
3 MATERIAL E MÉTODOS	13
3.1 Características gerais	13
3.2 Mapeamento da área e georreferenciamento das amostras.....	14
3.3 Determinação dos atributos físicos e químicos do solo.....	14
3.3.1 Atributos físicos do solo	15
3.3.2 Atributos químicos do solo	17
3.4 Determinação da produtividade.....	17
3.5 Estatística descritiva.....	17
3.6 Geoestatística	18
3.6.1 Krigagem indicativa e a escolha dos pontos de cortes.....	20
3.6.2 Codificação por indicação.....	21
3.7 Softwares utilizados.....	23
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES	24

4.1	Análise da estatística descritiva das variáveis das físicas do solo	24
4.2	Análise da estatística descritiva das variáveis das químicas do solo.....	26
4.3	Análise da estatística descritiva da produtividade	30
4.4	O uso da Geoestatística na análise da variabilidade espacial	30
4.5	Variabilidade espacial das variáveis físicas do solo.....	31
4.6	Variabilidade espacial das variáveis químicos do solo e da produtividade.....	32
4.7	Mapas de Incerteza Probabilística de ocorrência para os atributos físicos e químicos	34
5	CONCLUSÕES	40
6	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	41
	APENDICE A	47
	APÊNDICE B	58

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - Modelos e equações matemáticas do comportamento dos semivariogramas experimental.....	19
TABELA 2 - Valores de referência para os pontos de cortes	20
TABELA 3 - Estatística descritiva dos atributos físicos do solo	25
TABELA 4 - Estatística descritiva dos atributos químicos do solo	27
TABELA 5 - Estatística descritiva de produtividade da soja no ano de 2012.	30
TABELA 6 - Modelos teóricos de semivariância ajustados para atributos físicos do solo (Dados codificados).....	31
TABELA 7 - Modelos teóricos de semivariância ajustados para atributos químicos do solo e da produtividade (dados codificados)	33

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – Variograma experimental, modelo teórico e seus parâmetros (adaptado de LANDIM e STURARO, 2002).....	7
FIGURA 2 - Interpolação ou krigagem (YAMAMOTO e LANDIM, 2013).....	9
FIGURA 3 - Mapa do Brasil localizando o estado Goiás, e mapa de Goiás em foco o município de Anápolis (Fonte: Google Imagens 2013)	13
FIGURA 4 – Mapa das proximidades do município de Anápolis, imagem aérea da localização da área experimental (Fonte: Google 2013)	13
FIGURA 5 - Grade amostral da distribuição dos pontos	14
FIGURA 6 - Modelos matemáticos para ajuste ao semivariograma experimental (adaptado de SILVA et al., 2011).....	18
FIGURA 7 – Primeira etapa para obtenção do modelo de incerteza - codificação dos dados e análise estrutural da modelagem dos semivariogramas (adaptado de FELGUEIRAS et al., 2002).....	21
FIGURA 8 - Segunda etapa para obtenção do modelo de incerteza – Função de Distribuição Acumulada Condicionada (FDAC), (adaptado de FELGUEIRAS et al., 2002).	22
FIGURA 9 - Classes texturais do solo Fonte: (adaptado de ALVAREZ et. al., 1999)	24
FIGURA 10 - Mapa de probabilidades de ocorrência referente ao nível de corte RP 0,15 – 0,40 m (2 MPa)	35
FIGURA 11 - Mapa de probabilidades de ocorrência referente ao nível de corte Potássio K - (71,0 mg.dm ⁻³), e de P - Fósforo (20,1 mg.dm ⁻³).....	36
FIGURA 12 - Mapa de probabilidades de ocorrência referente ao nível de corte Mg - Magnésio (0,91 cmolc.dm ⁻³)	37
FIGURA 13 - Mapa de probabilidades de ocorrência referente ao nível de corte Saturação por Bases (60,1 %)	39

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- a: Peso da amostra úmida (g)
- Acidez Potencial: H + Al (cmolc.dm⁻³)
- Al: Alumínio (cmolc.dm⁻³)
- AP: Agricultura de Precisão
- ASABE: American Society of Agricultural and Biological
- Ass: coeficiente de assimetria
- (a-b): Peso da amostra
- b: Peso da amostra seca (g)
- C: Efeito pepita + Contribuição (C₀+C₁)
- C₁: Contribuição
- Ca: Cálcio trocável (cmolc.dm⁻³)
- CaCl₂: Cloreto de Cálcio
- cmolc.dm⁻³): Centimol por decímetro cúbico
- CNPq: Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico
- Co: Efeito Pepita
- Co+C₁: (Patamar)
- CONAB: Companhia Nacional de Abastecimento
- CTC: Capacidade de Troca Catiônica
- CTC: pH 7: T (mg.dm⁻³)
- Curt.: coeficiente de curtose
- CV: Coeficiente de variação
- DP: Desvio padrão
- DPV: Desvio padrão da média
- Ds: Densidade do solo (g.cm⁻³)
- E [Z(x): Esperança Matemática
- EMBRAPA: Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
- EPP: Efeito Pepita Puro
- exp: Exponencial
- F: Frequência
- FDAC: Função de Distribuição Acumulada Condicionada
- g.cm⁻³: Grama por decímetro cúbico
- h: Distância entre amostras

H: Hidrogênio

h: Passo

i: Posição da amostra

IDE: Índice de Dependência Espacial

ij: Indicadores

KPa: Quilopascal

L: Leste

LO: Coordenadas de Latitude

LS: Coordenadas de Longitude

M: média

m: Metros

m²: Metro quadrado

Máx.: Máximo

MD: Mediana

mg.dm⁻³: Miligrama pro decímetro cúbido

Mg: Magnésio trocável (cmolc.dm⁻³)

Min: Mínimo

mm: Milímetro

Mo: Matéria Orgânica (g.dm⁻³)

MPa: Megapascal

ms: Massa de solo seco

N: Número de amostras

(n): Informação condicional pelo semivariograma categórico

N: Nitrogênio

N: Norte

N: Número de amostras

NE: Nordeste

NO: Noroeste

O: Oeste

P: Fósforo (mg.dm⁻³)

p: Probabilidade condicional moderada

pH CaCl₂: Potencial hidrogeniônico

pH: Acidez do solo

pH: Potencial hidrogeniônico
Prod: Produtividade (ton.ha⁻¹)
R²: Coeficiente de Determinação
RP: Resistência a Penetração (MPa)
S: Sul
Sat. Bases: Saturação por bases (%)
SE: Sudeste
Sk: Número de cortes
SO: Sudoeste
SPD: Sistema de Plantio Direto
SQR: Soma dos Quadrados dos Resíduos
ton.ha⁻¹: Tonelada por hectare
U: Umidade na base seca
Unid: Unidade
VA: Variáveis aleatórias
VAR: variância da amostra
VC: Coeficiente de regressão da validação cruzada
Vc: Nível ou valor de Corte
Vj: Valor de Corte
Vs: Volume de sólidos e poro
Wj: Pesos (somatório deve ser igual a um)
Xi: Medida na posição x
y (h): Variância Experimental
Z: Valor da variável
Z: Valor da variável na posição Xi
Zn: Zinco (mg.dm⁻³)
Σ: Somatório
%: percentual
2y (h): Variograma
2y (h)=1/2: Semivariograma

RESUMO

DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DAS CARACTERÍSTICAS FÍSICAS E QUÍMICAS DO SOLO DE CERRADO UTILIZANDO KRIGAGEM INDICATIVA

A agricultura de precisão torna-se cada vez mais utilizada, pois o conhecimento das variações de características que interferem na produtividade, com bases em mapas de variabilidade espacial e temporal, leva à tomada de decisão fundamentada e com exatidão. Este trabalho avaliou a incerteza probabilística da variabilidade espacial dos atributos físicos e químicos do solo, utilizando a geoestatística por meio da krigagem indicativa. Os dados das características foram coletados em um talhão manejado sob plantio direto, onde foram georreferenciados 124 pontos em uma malha de 60 x 60m. Em cada ponto foram coletados dados da Resistência à Penetração (RP), amostra indeformada para determinação de densidade do solo, e uma amostra deformada para a determinação dos atributos físicos e químicos do solo. A avaliação da produtividade da cultura foi realizada no momento da colheita, onde todas as plantas em 1m² próximo a cada ponto amostral foram colhidas e avaliadas quanto à produtividade. Os dados originais foram submetidos à estatística descritiva a fim de se conhecer e resumir cada variável, logo após, para caracterizar a variabilidade espacial e a incerteza probabilística dos resultados foi utilizada a geoestatística, por meio da técnica de krigagem indicativa, transformando e categorizando os dados em códigos binários (1 ou 0), sendo: os valores que estavam abaixo ou igual ao ponto de corte foram codificados em um (1) e os que estão acima, em zero (0), dos valores de referência aos pontos de cortes. O melhor modelo do semivariograma foi determinado pelo maior coeficiente de determinação (R²) e a menor Soma de Quadrado de Resíduos (SQR) dos dados de semivariância experimental, prevalecendo os modelos gaussiano e o esférico. Para os pontos onde foi comprovada a dependência espacial foi construídos os mapas de isolinhas, por meio da técnica de krigagem indicativa. Os atributos físicos/químicos (RP 0,15 m, RP 0,40 m, K, P, Mg, SB) apresentaram dependência espacial, enquanto (pH, Ca, Al, Zn, Acidez Potencial, MO, CTC e a produtividade) não apresentaram variabilidade espacial, ou seja apresentaram comportamento de Efeito Pepita Puro (EPP) e foram explicados pela estatística descritiva. A discussão da incerteza espacial dos resultados gerados, por meio da técnica krigagem indicativa, subsidiou com base na variabilidade natural dos atributos físicos e químicos, uma tomada de decisão para a correção química e/ou intervenção mecânica nas áreas problemáticas fundamentada pela probabilidade de ocorrência de cada atributo estudado.

Palavras chave: Agricultura de precisão, Taxa variável, GPS, Produtividade, Geoestatística.

ABSTRACT**SPATIAL VARIABILITY OF PHYSICAL AND CHEMICAL SOIL
FROM SAVANNA, THROUGH THE ACCURACY OF AGRICULTURE
USING KRIGING**

Precision agriculture becomes increasingly used, because knowledge of the variations in productivity characteristics that interfere with base maps for spatial and temporal variability leads to informed decision-making and accuracy. This study evaluated the probabilistic uncertainty of the spatial variability of the physical and chemical soil using geostatistics by kriging. Data were collected on the characteristics of a field managed under no-tillage, where 124 were geocoded points in a mesh of 60 x 60m. At each point of the data were collected Penetration Resistance (PR), undisturbed sample for determination of bulk density, and soil samples for the determination of physical and chemical attributes of the soil. The evaluation of crop yield was performed at the time of harvest, where all the plants in 1m² next to each sampling point were collected and evaluated for productivity. The original data were submitted to descriptive statistics in order to understand and summarize each variable, soon after, to characterize the spatial and probabilistic uncertainty of the results was used by geostatistical indicator kriging technique, transforming and categorizing data binary code (0 or 1), where: the values were below or equal to the cutoff were coded in one (1) and which are above, at zero (0). reference values for cutoffs. The best semivariogram model was determined by the highest coefficient of determination (R^2) and lower Sum of Square Waste (SQR) semivariance experimental data, prevailing models and Gaussian spherical. To the points where it was proven to the spatial dependence was constructed contour maps, using the technique of kriging. The physical / chemical (RP 0.15 m, 0.40 m RP, K, P, Mg, SB) spatial dependence, while (pH, Ca, Al, Zn, Acid Potential, MO, CTC and productivity) do not showed spatial variability, ie behavior exhibited pure nugget effect (EPP) and were explained by descriptive statistics. The discussion of spatial uncertainty of the results generated by kriging technique, subsidized based on the natural variability of the physical and chemical attributes, one decision making to correct chemical and / or mechanical intervention in troubled areas substantiated by the probability of occurrence of each attribute under consideration.

Keywords: Precision Agriculture, variable rate, GPS, Productivity, Geostatistic.

1 INTRODUÇÃO

Na forma tradicional de se praticar agricultura o solo é considerado como homogêneo. Nesse sistema a amostragem de solo é recolhida e calculada médias para aplicação de corretivos, desconsiderando as diferenças espaciais da distribuição dos atributos físicos e químicos do solo no plantio de uma lavoura, conseqüentemente a utilização de forma indevida (distribuição por média simples) de fertilizantes e defensivos, gerando por consequência a diminuição dos lucros e a contaminação do solo. Entretanto, com o aumento da competitividade de preços dos produtos agrícolas, a nível nacional e internacional, e a busca pela conservação dos recursos naturais fez com que o produtor rural procurasse nova alternativa de se praticar agricultura, onde o conhecimento de cada parcela do solo por meio de seus atributos físicos e químicos podem ser considerados como fatores de subsistências. Surge então novo conceito a chamada Agricultura de Precisão (AP), que é uma tecnologia em desenvolvimento que se apresenta como alternativa à agricultura convencional, tornando o produtor rural em “empresário rural”.

Essa nova metodologia de se praticar agricultura, norteadada pela maximização dos lucros e pela minimização dos impactos ambientais, é fundamentada no conhecimento localizado de cada parcela, ou classe de solo para aplicação de defensivos e corretivos à taxa variável. Essas variabilidades espaciais e temporais conseqüentemente ocasionam a formação de diferentes classes de solo, também conhecido como “manchas de fertilidade” que podem conduzir a um estado de nutrição diferenciado nas plantas, incrementando a variação na produção. Ao se tratar de soluções para gerenciamento localizado de cultura em variáveis regionalizadas, surge o conceito básico da geoestatística (MATHERON, 1963).

A geoestatística, aplicada às ciências agrárias, tem utilizado a técnica de krigagem que por meio da função do “variograma ou semivariograma” (processo de estimativa por médias móveis, de valores de variáveis distribuídas no espaço a partir de valores adjacentes, enquanto considerado como interdependentes) permite estimar ou simular variáveis regionalizadas em locais não amostrados, identificando a variabilidade espacial dos atributos do solo e das culturas, no espaço e no tempo (LANDIM e STURARO, 2002).

As formas mais usuais de simular ou estimar variáveis regionalizadas são a krigagem simples e a krigagem ordinária. A krigagem simples é utilizada quando a média é assumida como estatisticamente constante para toda a área e a krigagem ordinária, por sua vez, considera a média flutuante ou móvel por toda a área.

A krigagem ordinária utiliza a média móvel de um estimador linear (condição não enviesado) e não-viciado (sem tendência), com mínima variância para interpolação do atributo medido em posições não-amostrados. Enquanto que, a krigagem indicativa é uma ramificação da krigagem ordinária onde os dados são transformados e categorizados tomando como referência pontos de corte, antes da estimativa, denominado de codificação por indicação (FELGUEIRAS et al., 2002; MOTOMIYA et al., 2006; SILVA et al., 2011).

Um dos obstáculos da prática da agricultura precisão por meio da geoestatística está na obtenção dos dados, uma vez que o tempo despendido para a sua coleta e valor dos custos das análises torna fator limitante para sua utilização.

Apresentando bons resultados a partir de um número menor de amostras a krigagem indicativa, motivação maior desse estudo, atualmente tem sido bastante utilizada. A fundamentação teórica desta técnica (codificação binária, 0 ou 1, a partir de pontos de cortes e a proposta de se construir uma Função de Distribuição Acumulada Condicionada (FDAC) permite um melhor ajuste de semivariograma, maior alcance da variabilidade espacial, e conseqüentemente redução do número de amostras. Por fim, é possível apresentar ao produtor rural os resultados em forma de mapas da incerteza probabilística da presença localizada da variável em estudo.

Diante do exposto, este trabalho objetivou o estudo e a avaliação da incerteza probabilística da variabilidade espacial das características físicas e químicas do solo de cerrado, por meio da agricultura de precisão utilizando a técnica da krigagem indicativa.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Variabilidade espacial e a Agricultura de Precisão

O solo normalmente por mais uniforme que seja apresenta variações nos atributos físicos e químicos. Mesmo em áreas consideradas homogêneas pertencentes a uma mesma classe, existem variações espaciais de determinados atributos a curtas distâncias, em grau suficiente para interferir na produtividade das culturas (AMARO FILHO et al., 2007).

Estudos sobre a variabilidade espacial dos solos brasileiros apontam que o Brasil possui grandes áreas agrícolas sobre Latossolos, considerados homogêneos do ponto de vista pedológico e de manejo. Contudo, nestes tipos de solos existem diferenças na distribuição espacial de seus atributos de acordo com a forma técnica do modo de preparo ao longo de sucessivos cultivos (CORÁ et al., 2004).

O desenvolvimento das culturas é influenciado em consequência dessas diferentes classes de solo e pelas variações nos teores de seus nutrientes, e normalmente resultam em “manchas de fertilidade”, que podem conduzir a um estado de nutrição diferenciado nas plantas, incrementando a variação na produção (BERNARDI et al., 2002). Para tais correções sugere-se que sejam realizadas avaliações dos atributos químicos e físicos com frequência e de formas diferenciadas (OLIVEIRA et al., 2011).

O conhecimento da variabilidade espacial dos atributos químicos do solo torna-se fundamental para aperfeiçoar as aplicações localizadas de corretivos e fertilizantes, reduzindo a degradação ambiental provocada pelo excesso destes, melhorando o controle do sistema de produção das culturas (SOUZA et al., 2004; SILVA et al., 2007).

Ao se tratar de soluções para gerenciamento localizado de cultura surge o conceito de Agricultura de Precisão (AP). Esta prática, em uma de suas áreas de aplicação, tem sido bastante utilizada para a identificação da variabilidade espacial dos atributos do solo e das culturas, no espaço e no tempo (YANG e ANDERSON, 1999; QUEIROZ et al., 2000; SIQUEIRA et al., 2009).

Para a estratificação da variabilidade espacial a AP tem utilizado a geoestatística como ferramenta, por meio do método da técnica de krigagem, que permite estimar ou simular variáveis em locais não amostrados (SILVA et al., 2011).

2.2 Sistema de Plantio Direto

Cavalcante et al. (2007), apontam em seus estudos que o uso do solo, com o passar do tempo, leva ao aumento de sua heterogeneidade por meio do manejo de preparo do solo, das rotações de cultura, e da aplicação de fertilizantes de forma localizada. Estes quesitos são influenciados pela forma como as culturas são plantadas em faixas ou em linhas, isto faz com que o sistema de adubação e revolvimento do solo variem consideravelmente. Alcântara (2010) complementa que, o Sistema de Plantio Direto (SPD), também, apresenta como responsáveis pela heterogeneidade do solo, principalmente por minimizar o revolvimento das camadas do solo. Este sistema de plantio teve seu início em 1972 nos estados do Paraná e Rio Grande do Sul, já em solos de cerrado por volta da década de 80. A área de plantio direto vem aumentando significativamente, e este sistema contribui para melhorar a operacionalidade e produtividade agrícola.

Como característica principal do SPD pode-se considerar a minimização do revolvimento da camada do solo, porém com o passar do tempo este tende a se compactar, apresentando maiores valores de densidade e microporosidade, e menores valores de macroporosidade e porosidade total, nas camadas superficiais do perfil, em comparação com o preparo convencional, podendo prejudicar o desenvolvimento das plantas (BEUTLER et al., 2001; SPERA et al., 2004; STRECK et al., 2004; MAHL et al., 2008). Isto decorre principalmente, do não revolvimento do solo e da movimentação de máquinas e implementos agrícolas (STONE e SILVEIRA, 2001; CUNHA et al., 2009).

Streck et al. (2004) avaliaram os efeitos da compactação provocada pelo trânsito de máquinas no SPD e concluíram que os valores de Resistência a Penetração (RP) aumentam de acordo com a intensidade do tráfego, e recomendam o monitoramento do estado de compactação do solo. Dentre as técnicas utilizadas para se identificar a presença de compactação pode-se empregar a avaliação ou teste de resistência do solo à penetração. Esta técnica é utilizada por ser fácil, rápido e simples (PEDROTTI et al., 2001).

Quando os valores da RP se elevam a níveis críticos, é necessária a utilização de intervenção de prática mecânica, visando à descompactação do solo. Os valores de RP restritivos variam de 1 até 4 MPa, e em geral, o valor acima de 2,0 MPa compromete o crescimento radicular (TORMENA et al., 1998).

2.3 Geoestatística

2.3.1 Breve histórico da metodologia geoestatística

A geoestatística é uma subárea da estatística que estuda as variáveis regionalizadas. Essa metodologia inicialmente foi utilizada em estudos de minas de exploração de petróleo onde boa parte dos custos com pesquisas, desenvolvimento de softwares, e até mesmo criações de Institutos de Pesquisas foram pagas por empresas que atuavam nesse seguimento. A idealização da criação da geoestatística iniciou-se pelo professor Georges Matheron, inspirado nos trabalhos de pioneiros como H. J. Wijs nos anos de 1951-1953, professor da Universidade de Delft, na Holanda e Daniel G. Krige também em 1951, engenheiro de minas que trabalhou nas minas de ouro do Rand, na África do Sul, e em 1960 apresentou uma série de publicações que contribuíram para desenvolvimento da teoria das variáveis regionalizadas (YAMAMOTO e LANDIM, 2013).

Complementam Yamamoto e Landim (2013), que a partir de 1980, a metodologia geoestatística expandiu seu campo de aplicação, pois, além de lavra e prospecção mineira, passou a ser utilizada em agricultura de precisão, análise espacial de crimes, cartografia, climatologia, ecologia da paisagem, engenharia florestal, epidemiologia, geologia ambiental, geologia de petróleo, geotecnia, hidrogeologia e pedologia.

A expansão da utilização dessa metodologia por diversas áreas das ciências se resume em considerar que os fenômenos naturais são mais facilmente entendidos quando é possível a visualização da distribuição espacial e/ou temporal. Assim, o estudo de ferramentas estatísticas aplicadas, como a geoestatística, faz-se necessário. Com a geoestatística é possível verificar a existência da dependência espacial e/ou temporal das variáveis e, quando dependentes, pode ser realizado mapeamento por técnicas de estimação ou de simulação (SILVA et al., 2013).

2.3.2 A Geoestatística como ferramenta para Agricultura de Precisão e o conhecimento da variabilidade espacial do solo

A AP é uma tecnologia em desenvolvimento, apresentada como nova alternativa ao processo convencional, é norteada em seus princípios básicos como um conjunto de técnicas para a gestão de produção rural que considera importante o conhecimento dos atributos físicos

e químicos do solo, e sua variação espacial e temporal (AMARO FILHO et al., 2007; OLIVEIRA et al., 2011).

A geoestatística, utilizada como ferramenta para prática da AP, tem como objetivo a caracterização espacial de uma variável de interesse por meio do estudo de sua distribuição e variabilidade espaciais, com determinação das incertezas ou erros associados, uma vez que as estimativas geoestatísticas são em geral, superiores aos demais métodos de interpolação numérica, pois fazem uso da função do variograma. Em resumo, a geoestatística caracteriza o fenômeno espacial desconhecido representado pela população da qual uma amostra foi extraída (YAMAMOTO e LANDIM, 2013).

Ao se tratar dos atributos do solo é de suma importância o conhecimento do significado da variação espacial e temporal. A ferramenta geoestatística, por meio da técnica de krigagem, pode contribuir na definição de melhores estratégias para o manejo sustentável do solo, permitindo o entendimento da influência da variabilidade espacial dos atributos na produtividade das culturas (CHERUBIM et al., 2011).

Grego e Vieira (2005) descrevem que é preciso conhecer a área por meio da obtenção de seus dados, e com o uso da geoestatística, é possível analisá-los gerando mapas de variabilidade espacial. Esta técnica, além de considerar o valor de cada ponto amostral, também associa a posição geográfica em que se encontra, possibilitando que dados coletados próximos tenham valores mais semelhantes e sejam melhores correlacionados do que amostras mais distantes do ponto de referência (SILVA et al., 2003).

2.3.3 Variogramas experimentais

Para entender a variação espacial do processo aleatório subjacente, deve-se levar em consideração a possibilidade de que o valor de cada ponto no espaço está relacionado, de algum modo, com valores obtidos de pontos situados a certa distância, sendo razoável supor que a influência é tanto maior quanto menor for a distância entre os pontos (YAMAMOTO e LANDIM, 2013).

O variograma é a função chave geoestatística que caracteriza a variabilidade do padrão espacial e temporal de um determinado fenômeno. O variograma experimental ou variograma das amostras $\gamma(h)$ é calculado a partir da diferença média quadrada entre pares de dados que pertencem a uma certa classe de distância, conforme expressada pela Equação 1:

$$y(h) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(X_i) - Z(X_{i+h})]^2 \quad (1)$$

em que;

$y(h)$ = variância experimental;

$Z(X_i)$ = Valor da variável medida na posição x_i ;

$Z(x_{i+h})$ = Valor da variável medida na posição $x(i+h)$;

N = Número de pares de dados para a distância de separação (h);

i = Posição da amostra;

h = Distância que separa duas amostras, (m).

A Figura 1 representa o ajuste do variograma experimental a um teórico, bem como os parâmetros do modelo. Na teoria temos que a variância $\gamma(h)$ cresce com o incremento de h , até atingir um valor constante para $\gamma(h)$ que corresponde às variações aleatórias, ou seja, variações que não são justificadas pela semelhança de um ponto com outro. Para o ajuste de um modelo matemático aos valores estimados de $\gamma(h)$ são definidos os coeficientes do modelo teórico para o semivariograma (o efeito pepita C_0 , patamar $C_0 + C_1$, e o alcance a), (SILVA et al., 2013).

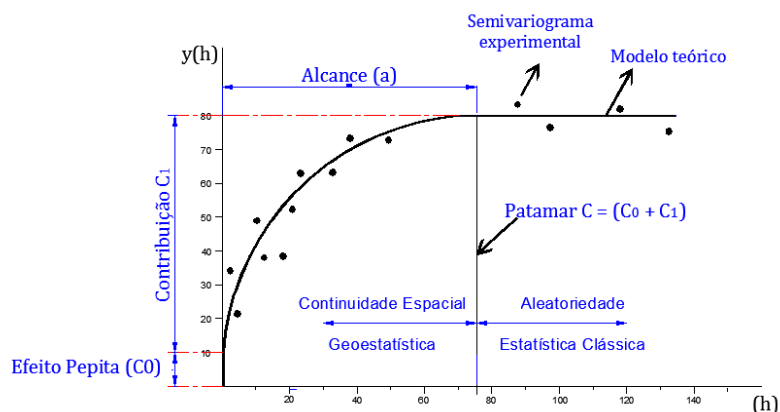


FIGURA 1 – Variograma experimental, modelo teórico e seus parâmetros (adaptado de LANDIM e STURARO, 2002)

Landim e Sturaro (2002) descrevem que:

- (a) a amplitude ou alcance(a): indica a distância a partir da qual as amostras passam a não possuir correlação espacial e a relação entre elas torna-se aleatória; toda amostra cuja distância ao ponto a ser estimado for menor ou igual a amplitude fornece informações sobre o ponto.

- (b) o patamar $C = (C1 + C0)$, indica o valor segundo o qual a função estabiliza-se no campo aleatório, corresponde à distância “a”; mostra a variabilidade máxima entre pares de valores, isto é, a variância dos dados e, conseqüentemente, covariância nula;
- (c) a continuidade ou efeito pepita $C0$, pela forma do variograma, em que para $h \cong 0$, $\gamma(h)$ apresenta algum valor. Esta situação pode ser atribuída a erros de medição ou ao fato de que os dados não foram coletados a intervalos suficientemente pequenos, para mostrar o comportamento espacial subjacente do fenômeno em estudo, isto é, não é capturado um fenômeno numa escala maior.

Com relação ao termo variograma, há uma confusão terminológica na literatura geoestatística. Alguns autores preferem terminologia denominada de semivariograma outros simplesmente variograma. A confusão a respeito do prefixo (semi) se faz pela descrição original do comportamento matemático da variância (h), onde Matheron (1965) desejava calcular a divisão da média das diferenças ao quadrado por dois, conforme mostrado nas Equações 2 e 3:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E \{ [Z(X_i) - Z(X_i+h)]^2 \} \quad (2)$$

$$= \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(X_i) - Z(X_i+h)]^2 \quad (3)$$

Portanto, $2\gamma(h)$ é chamado de variograma e $\gamma(h)$, de semivariograma, por causa da divisão por dois 2 (YAMAMOTO e LANDIM, 2013).

Observação: Por convenção, e mantendo a originalidade da função matemática criada por Matheron, no decorrer desta pesquisa será adotado o termo semivariograma.

2.3.4 Estimativas geoestatísticas

Estimativas geoestatísticas são, em geral, superiores aos demais métodos de interpolação numérica, pois fazem uso da função do semivariograma, que não é simplesmente uma função da distância entre pontos, mas depende: (a) da existência ou não do efeito pepita (dependência espacial), (b) da amplitude (distância a partir da qual as amostras passam a não possuir correlação espacial e a relação entre elas torna-se aleatória), e (c) da presença da anisotropia (quando os semivariogramas mostram parâmetros diferentes para diferentes direções de amostragem). Na impossibilidade de obtenção de um modelo de correlação

espacial, métodos de interpolação não estocásticos (randômicos ou aleatórios), que não necessitam função de semivariograma, podem ser considerados conforme Figura 2.

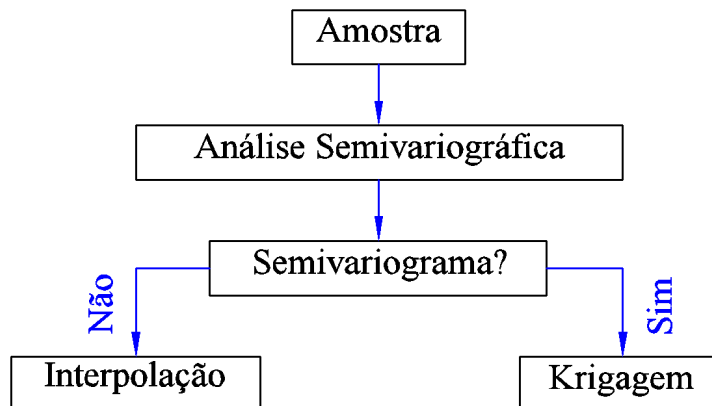


FIGURA 2 - Interpolação ou krigagem (YAMAMOTO e LANDIM, 2013)

2.3.5 Krigagem

O termo krigagem (tradução do francês *krigeage* e do inglês *kriging*) vem do nome de Daniel G. Krige, engenheiro de minas sul-africano, que em 1951 introduziu o uso da técnica em avaliação de lavras mineira. O desenvolvimento formal da teoria deve-se a Matheron (1963), para a qual a krigagem é um processo de obtenção do melhor preditor linear não viciado de uma variável desconhecida (YAMAMOTO e LANDIM, 2013).

Landim e Sturaro (2002) e Yamamoto e Landim (2013) classifica a técnica de krigagem como uma família de algoritmo sendo as formas mais usuais: a krigagem simples, a krigagem ordinária e a krigagem indicativa. A krigagem simples é utilizada quando a média é assumida como estatisticamente constante para toda a área. A krigagem ordinária considera a média flutuante ou móvel por toda área. E a Krigagem indicativa pode ser considerada basicamente uma ramificação da técnica de krigagem ordinária, porém trabalha com o conceito de pontos de corte/*cutoff* (codificação ou transformação dos valores que estão abaixo ou acima de um determinado valor de referência).

2.3.5.1 Krigagem ordinária

A krigagem ordinária, é um método de interpolação de dados, que usa a dependência espacial entre amostras vizinhas, expressa por meio de um modelo denominado de semivariograma, para estimar valores em qualquer posição dentro do espaço analisado, ao

qual o modelo do semivariograma é ajustado, sem tendência e com variância mínima (MOTOMIYA et al., 2006).

2.3.5.2 Krigagem indicativa

A krigagem indicativa é uma ramificação da krigagem ordinária onde os dados são transformados em variáveis categóricas, realizando uma transformação matemática não linear dos dados antes da estimativa, denominado de codificação por indicação (FELGUEIRAS et al., 2002). Estes mesmos autores apresentam as vantagens da utilização da krigagem por indicação, sendo: (a) não paramétrica, pois não considera nenhum tipo de distribuição de probabilidade a *priore* para variável aleatória; (b) fornece uma metodologia única para espacialização com estimativa de incertezas, para atributos espaciais tanto de natureza temática quanto numérica; (c) possibilita a estimativa de incertezas, utilizando a FDCA da variável aleatória que representa o atributo independentemente do estimador; (d) pode ser usada para modelar atributos com alta variabilidade espacial, sem necessidade de se filtrar amostras cujos valores estão muito distantes de uma tendência “*Outliers*”; (e) melhorar a qualidade de estimação com o uso de amostras indiretas, retiradas de fontes auxiliares, que são acrescentadas ao conjunto do atributo, as amostras diretas. Entretanto, como desvantagem esta técnica apresenta: além das probabilidades negativas e funções acumuladas inválidas, requer do especialista, um alto grau de interatividade para definição da quantidade e dos valores de corte a serem utilizados.

Journel (1983) apresenta uma proposta de se construir uma função de distribuição de probabilidades acumuladas (*cumulative distribution function*, “*cdf*”), estruturada na minimização dos impactos dos pontos discrepantes (*Outliers*) para a realização da estimativa de distribuição espacial. Yamamoto e Landim (2013), complementam que a krigagem indicativa evita o problema da contaminação pela presença de poucos valores altos na interpolação de regiões com valores baixos em função.

O procedimento estabelecido para indicar os pontos de cortes podem ser realizados em função do (percentis, decis e/ou quartis) de uma função acumulada, ou até mesmo da existência ou ausência da variável estudada. A aplicação dessa técnica resulta em um novo conjunto de dados os quais serão utilizados para estimar valores de distribuição em um determinado local, cuja função pode ser ajustada pelo semivariograma (LANDIM e STURARO, 2002). O enfoque na krigagem indicativa passa a ser, não mais estimar um

determinado valor, como na krigagem ordinária, mas definir áreas com maior ou menor probabilidade de que o evento ocorra (FELGUEIRAS et al., 2002).

Yamamoto e Landin, (2013) e Landim e Sturaro (2002) evidenciam que para atingir estes objetivos, o primeiro passo, na krigagem indicativa, é transformar os dados originais em indicadores, isto é, transformar os valores que estão acima de um determinado nível de corte em zero (0), e os que estão abaixo em (1), conforme expresso na Equação 4.

$$i_j(V_c) \begin{cases} 1 & \text{se } V_j \leq V_c \\ 0 & \text{se } V_j > V_c \end{cases} \quad (4)$$

em que;

V_c = nível de corte

V_j = é o valor observado.

A frequência acumulada de valores observados, por exemplo, abaixo do nível de corte pode ser expressa pela Equação 5:

$$F(V_c) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n i_j(V_c) \quad (5)$$

De modo idêntico, a proporção de valores abaixo do nível de corte pode, também, ser considerada como a média ponderada dos indicadores, no caso 1, situados na vizinhança do local avaliado segundo a Equação 6:

$$F(V_c) = \sum_{j=1}^n w_j i_j(V_c) \quad (6)$$

em que;

W_j = são os pesos (cuja soma deve ser 1 pela condição de não viés);

i_j = os indicadores;

V_c = o nível de corte.

Desta forma são calculados os semivariogramas experimentais indicativos para determinados níveis de corte e estabelecidos os modelos semivariográficos para os mesmos.

Os semivariogramas indicativos podem ser estimados pela Equação 7:

$$y_I(h, V_c) = \frac{I}{2N_h} \sum_{i=1}^{N_h} [i(x+h, V_c) - i(x, V_c)]^2 \quad (7)$$

Em que:

h = passo (lag) básico

Vc = nível de corte (cutoff)

N = número de pares

Em resumo, a krigagem indicativa consiste basicamente na aplicação da krigagem ordinária para a variável transformada, o que permite estimar as medidas pontuais de incerteza, que correspondem à sua probabilidade de ocorrência (FELGUEIRAS et al., 2002).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Características gerais

Este trabalho foi desenvolvido a partir dos estudos em dados cedidos do projeto de pesquisa de iniciação científica, fomentado pelo Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), e elaborado pela Universidade Estadual de Goiás (UEG), no ano de 2012. O experimento foi realizado em área de produção de soja cultivada sob plantio direto, próximo a região de Anápolis-GO, com altitude de 1040 m, latitude 16°22'44" S e longitude 48°42'23" W. A área apresenta Latossolo Vermelho-Escuro, com textura argilosa e topografia com pouca declividade encobrendo 37,85 hectares como apresentado nas Figuras 3 e 4.

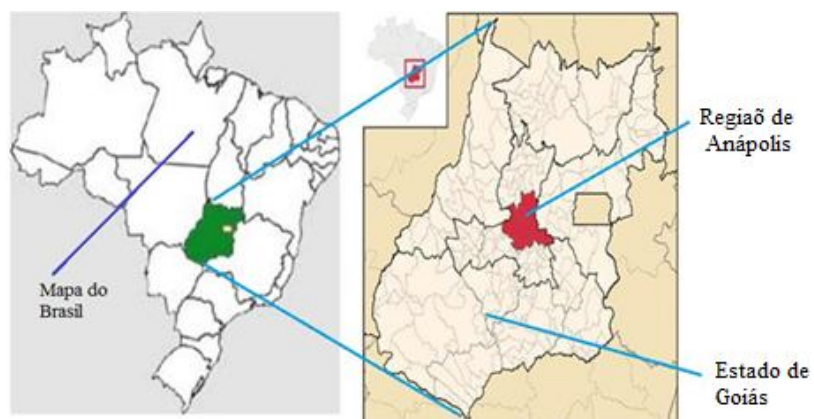


FIGURA 3 - Mapa do Brasil localizando o estado Goiás, e mapa de Goiás com foco no município de Anápolis (Fonte: Google Imagens 2013)



FIGURA 4 – Mapa do município de Anápolis, imagem aérea da localização da área experimental (Fonte: Google 2013).

3.2 Mapeamento da área e georreferenciamento das amostras

As amostras foram coletadas em um talhão cultivado sob plantio direto, no centro de malha regular de amostragem de 60 x 60 m, totalizando 124 pontos conforme apresentado na Figura 5. Cada ponto foi georreferenciado utilizando aparelho de Sistema de Posicionamento Global-GPS, da marca e modelo “Omnistar SST” (Fugro®), com o sistema de correção diferencial em tempo real via satélite geostacionário, com serviço fornecido pelo próprio fabricante do GPS, e um computador portátil, Pocket PC Ipaq 3850, munido de um programa de navegação “Field Rover II”.

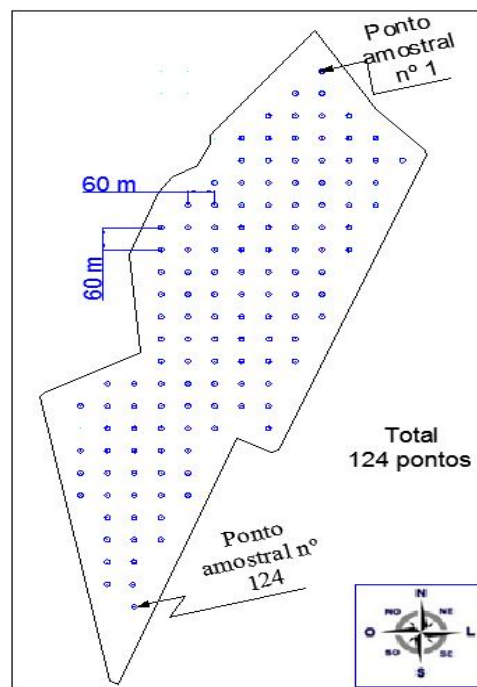


FIGURA 5 - Grade amostral da distribuição dos pontos

3.3 Determinação dos atributos físicos e químicos do solo

Em cada ponto da grade amostral georreferenciada foram coletados, antes do plantio, 3 (três) dados de resistência à penetração e uma amostra deformada para análises química e física do solo.

Os ensaios para análise das propriedades físicas do solo foram conduzidos no Laboratório de Mecânica dos Solos da Unidade Universitária de Ciências Exatas e Tecnológicas (UnuCET) da Universidade Estadual de Goiás (UEG). As análises das características químicas foram realizadas por um laboratório comercial certificado.

3.3.1 Atributos físicos do solo

Foram analisadas as seguintes variáveis:

(a) Densidade de solo

Para análise da densidade do solo foram coletadas amostras indeformadas de solo na camada de 0 a 0,20 m em cada um dos pontos georreferenciados. Foi utilizado um trado Uhland com anel de aço de bordas cortantes e de volume conhecido, conforme metodologia proposta pela EMBRAPA (1997).

Logo após a coleta, as amostras foram colocadas em sacos plásticos, identificadas e vedadas para transporte.

Nos ensaios de laboratórios, as amostras foram colocadas em latas de alumínio devidamente identificadas, foram pesadas em balança de precisão, e conduzidas à estufa com temperatura entre 105 a 110°C, onde permaneceram por um período de 24 horas. A densidade foi obtida pela Equação 8:

$$D_s = \frac{m_s}{V_s} \quad (8)$$

em que;

D_s – densidade do solo, ($\text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$);

m_s – massa do solo seco, (g);

V_s – volume de sólidos e poros (volume do anel), cm^{-3} .

(b) Umidade ou determinação do teor de água no solo

A umidade do solo foi determinada utilizando as amostras retiradas para a densidade do solo, conforme procedimento descrito anteriormente, ou seja, pelo método padrão-estufa proposto pela EMBRAPA (1997). Esta foi estimada pela Equação 9.

$$U = 100 \frac{(a-b)}{b} \quad (9)$$

em que;

U – umidade na base seca, (%) b.s;

a – peso da amostra úmida, (g);

b – peso da amostra seca (g).

(c) Determinação da resistência à penetração

A resistência à penetração do solo foi determinada nas profundidades de 0,15 e 0,4 m empregando-se um penetrômetro eletrônico Falker PLG 1020, seguindo-se as normas da ASABE S 313 (ASABE, 2006). A velocidade de penetração da haste foi mantida próxima a 30 mm s^{-1} , de acordo com a instrumentação do aparelho. Foi utilizado um cone com diâmetro de 12,83 mm e ângulo de penetração de 30° . A resolução do equipamento foi de 7,7 kPa e o índice de cone máximo permitido de 7700 kPa.

(d) Limite de plasticidade

Para a determinação do limite de plasticidade foi elaborada uma pasta de solo que atravessava peneira de malha #40, fazendo-a rolar com a palma da mão sobre uma placa de vidro esmerilhado, formando um pequeno cilindro. Quando o cilindro de solo atingiu o diâmetro de 3 mm e não apresentou fissuras, mediu-se a umidade do solo. Esta operação foi repetida por 5 vezes, definindo assim como limite de plasticidade o valor médio do teor de água do solo, determinados conforme (EMBRAPA, 1997).

(e) Granulometria do solo

Para a quantificação da composição granulométrica do solo (areia, silte e argila), foram coletadas amostras deformadas na camada de 0 a 0,20 m de profundidade. Cada amostra foi composta de três amostras simples, coletadas em um raio de um metro, em torno de cada ponto da grade amostral. Os ensaios foram realizados pelo método da dispersão total, seguindo as recomendações da EMBRAPA (1997).

3.3.2 Atributos químicos do solo

Foram coletadas amostras deformadas do solo na camada de 0,0 - 0,20 m, composta de cinco amostras simples, coletadas em um raio de um metro, em torno de cada ponto da grade amostral. Em seguida foram embaladas, numeradas, vedadas e encaminhadas a um laboratório de análise de solos comercial onde às análises químicas e a determinação de seus atributos: pH, Potássio (K), Fósforo (P), Cálcio (Ca), Magnésio (Mg), Alumínio trocável (Al), Zinco (Zn), acidez potencial (H+Al), Matéria Orgânica (MO). Após a análise química, foram calculados os seguintes atributos de fertilidade do solo: Capacidade de Troca Catiônica (CTC) e Saturação por Bases (SB).

3.4 Determinação da produtividade

A avaliação da produtividade da cultura foi realizado antes da colheita, de acordo com o teor de água ou umidade específica do grão, em uma área de 1 m² próximo a cada ponto amostral georreferenciado. Todas as plantas dentro deste quadrado foram colhidas e avaliadas quanto à produtividade de seus grãos, e a partir dessa amostragem foram gerados os mapas de estimativa da produtividade total.

3.5 Estatística descritiva

A estatística descritiva, por meio da análise exploratória dos dados, foi aplicada tendo como objetivo o conhecimento e a visualização do comportamento das variáveis em estudo a partir dos dados originais. Sendo assim, foi realizada a interpretação gráfica (Box plot), e o teste de normalidade com $p\text{-value} < 0,05$ conforme proposto por Shapiro e Wilk (1965).

Para identificação dos *Outliers* foi usada a ferramenta ou a técnica Box Plot utilizando o programa R® e a ferramenta suplementar do Excel® (Action – análise estatística descritiva). Após a identificação dos pontos/valores dentro do intervalo dos *outliers*, foi realizada análise das discrepâncias desta seleção, e assim os pontos discrepantes foram retirados, conforme apresentado no apêndice A deste estudo.

Para o conhecimento do comportamento das variáveis em estudo por meio do estudo foi utilizado a técnica de Shapiro e Wilk (1965), teste de normalidade da distribuição. Os comparativos em resumo entre os $p\text{-value}$, testes de distribuição da normalidade das variáveis

em estudos, estão apresentados nas Tabelas 3 e 4. Enquanto que, os gráficos ilustrativos do comportamento de cada variável, pelo teste de Shapiro-Wilk e distribuição da frequência, podem ser visualizados por meio das Figuras apresentadas no apêndice A deste estudo.

3.6 Geoestatística

A análise geoestatística foi utilizada para estudar a variabilidade espacial dos atributos físico-químicos do solo e da produtividade, dentro do espaço amostral estudado. Foram utilizados os métodos geoestatísticos por meio do estudo de semivariogramas indicativos, para obtenção da semivariância experimental Equação 10, tendo como objetivo a verificação da dependência espacial (SILVA et al., 2013).

Os semivariogramas indicativos podem ser estimados pela função:

$$y(h,z) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [i(x+h, z) - i(x, z)]^2 \quad (10)$$

em que;

h = passo (lag) básico, (m);

z = nível de corte;

N = número de pares.

A semivariância experimental foi calculada considerando a dependência espacial isotrópica, ou seja, a dependência espacial ser a mesma para qualquer direção. Foram testados e ajustados os modelos esférico, exponencial, linear e gaussiano, conforme Figura 6.

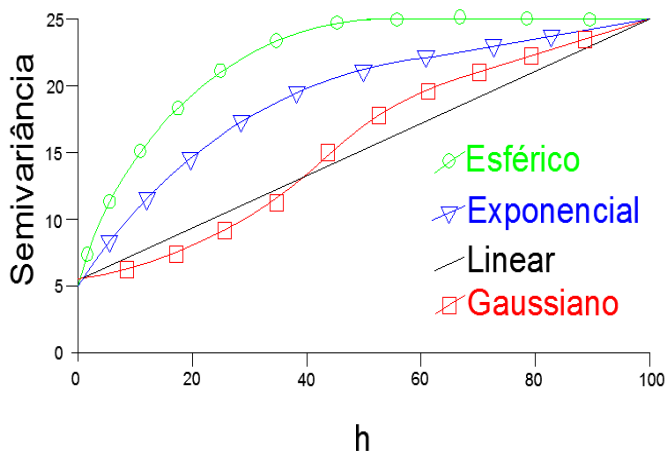


FIGURA 6 - Modelos matemáticos para ajuste ao semivariograma experimental (adaptado de SILVA et al., 2011)

A Tabela 1 apresenta as equações matemáticas dos principais modelos de semivariogramas. A modelagem por meio do ajuste dos semivariogramas foi utilizada para explicar a variabilidade espacial da distribuição dos dados.

TABELA 1 - Modelos e equações matemáticas do comportamento dos semivariogramas experimental

Modelo	Equação
Esférico	$\begin{cases} y(h) = C_0 + C \left[1,5 \frac{h}{a} - 0,5 \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right] \text{ para } h < a \\ y(h) = C_0 + C \text{ para } h \geq a \end{cases}$
Exponencial	$y(h) = C_0 + C \left[1 - \exp \left(-\frac{h}{a} \right) \right]$
Linear	$y(h) = C_0 + \frac{C}{a} h$
Gaussiano	$y(h) = C_0 + C \left[1 - \exp \left(-\frac{h}{a} \right)^2 \right]$

$y(h)$ = Semivariância; C_0 = efeito pepita; C_1 = contribuição; Patamar (C) = $C_0 + C_1$; a = alcance; h = (lag) (m), (adaptado de YAMAMOTO e LANDIM, 2013)

Quando verificada a dependência espacial, o melhor modelo foi escolhido a partir da menor Soma dos Quadrados dos Resíduos (SQR) e o maior coeficiente de determinação (R^2) dos dados de semivariância experimental, em relação aos valores de semivariância estimada pelo modelo. Caso o semivariograma apresentasse constante e igual ao patamar, este foi identificado como efeito pepita puro (ausência total de dependência espacial).

A análise do grau de dependência espacial foi determinada pelo Índice de Dependência Espacial (IDE), e classificado de acordo com Zimback (2001). A dependência espacial foi considerada fraca para valores até 25%, entre 50% a 75% moderada, e acima de 75% forte dependência espacial, como apresentado na Equação 11.

$$IDE = 100 \frac{C_1}{(C_0 + C_1)} \quad (11)$$

em que;

IDE = Índice de Dependência Espacial;

C_1 = Variância Estrutural, ou contribuição;

$(C_0 + C_1)$ = Patamar.

Uma aplicação imediata do semivariograma é a utilização das informações geradas por ele na interpolação, ou seja, na estimativa de dados e posterior mapeamento da variável. O interpolador que utiliza o semivariograma em sua modelagem é chamado de krigagem (SILVA et al., 2011). Quando verificada a dependência espacial entre as amostras, por meio do ajuste e análise dos semivariogramas, foram elaborados os mapas de isolinhas (de contorno) utilizando a técnica de krigagem indicativa com os dados categorizados. Esta técnica é uma ferramenta utilizada na geoestatística que permite estimar os valores para locais não amostrados (SILVA et al., 2004; OLIVEIRA e ROCHA, 2011).

3.6.1 Krigagem indicativa e a escolha dos pontos de cortes

A técnica de krigagem indicativa foi utilizada neste trabalho tendo como objetivo a avaliação da incerteza probabilística da variabilidade espacial dos atributos físicos e químicos do solo da área experimental. Os valores originais quantificados dos atributos em estudos foram transformados em códigos binários tomando como referência, visto a similaridades entre as características dos solos, (valores abaixo ou acima) das recomendações propostas para uso de corretivos e fertilizantes em solos do estado de Minas Gerais Ribeiro et al. (1999).

A escolha dos valores de referências para pontos de cortes, Tabela 2, foram definidos em função da área em estudo apresentar características de solos semelhantes aos solos do estado de Minas Gerais. Para tanto, Ribeiro et. al, (1999), quantifica os valores ideais dos atributos para a composição do solo em função de uma maior produtividade.

TABELA 2 - Valores de referência para os pontos de cortes

Atributos	Unidade	Valor de referência para os pontos de cortes/ <i>cutoff</i>
Matéria Orgânica	g.dm ⁻³	40,1
Ca - Cálcio trocável	cmolc.dm ⁻³	2,41
Mg - Magnésio trocável	cmolc.dm ⁻³	0,91
Acidez Potencial (H + Al)	cmolc.dm ⁻³	5,01
CTC – pH 7 (T)	cmolc.dm ⁻³	8,61
K – Potássio	mg.dm ⁻³	71,0
Produtividade	ton.ha ⁻¹	3,0
Al - Alumínio	cmolc.dm ⁻³	0
P - Fósforo (teor de argila 30%)	mg.dm ⁻³	20,1
Resistência a Penetração 0,15 m	MPa	2,0
Resistência a Penetração 0,40 m	MPa	2,0
Saturação por bases	%	60,1
pH CaCl ₂	- -	5,5
Zn – Zinco	mg.dm ⁻³	1,6

H – hidrogênio; CTC – capacidade de troca catiônica; pH – Acidez do solo (Classificação agronômica)

FONTE: Adaptação de: (ALVAREZ et. al., 1999)

3.6.2 Codificação por indicação

A codificação por indicação foi realizada conforme metodologia proposta por Felgueiras et. al, (2002), ou seja foi subdividida em duas etapas conforme mostrado nas Figuras 7 e 8 , sendo: 1ª etapa – (fase 1) codificação probabilística dos dados e (fase 2) análise estrutural; 2ª etapa – função de distribuição acumulada.

A primeira fase da metodologia proposta (codificação probabilística dos dados), consistiu em transformar os dados originais em indicadores, tomando como referência estudos propostos por Alvarez et al. (1999), conforme apresentados na Tabela 2. Desta forma os dados originais foram transformados em códigos binários (1 ou 0), ou seja, os valores que estavam abaixo ou igual ao ponto de corte foram codificados em um (1) e os que estão acima, em zero (0) conforme apresentado na Figura 7, (fase 1).

Após a transformação dos dados foi realizado o ajuste (teórico) do semivariograma conforme apresentado na Figura 7 (fase 2), tendo como objetivo a visualização do melhor modelo do comportamento e distribuição dos dados.

Primeira Etapa do Processo de krigagem por Indicação para atributos contínuos

- ① - Codificação Probabilística dos Dados => Função de Transformação por Indicação
- ② - Análise Estrutural => Função Semivariograma por Indicação e Modelagem

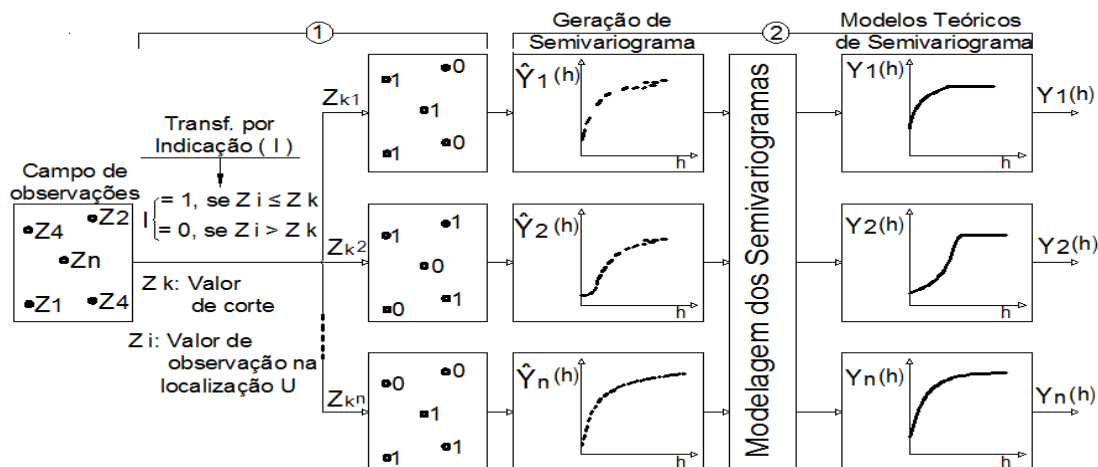


FIGURA 7– Primeira etapa para obtenção do modelo de incerteza - codificação dos dados e análise estrutural da modelagem dos semivariogramas (adaptado de FELGUEIRAS et al., 2002)

A segunda etapa da metodologia, conforme apresentado na Figura 8, foi à modelagem da Função de Distribuição Acumulada Condicionada (FDAC), conforme as (Equações 12 e 13), por meio da escolha do melhor modelo de semivariograma. O melhor modelo foi escolhido tendo como referência: a menor soma dos quadrados dos resíduos (SQR); o maior

coeficiente de determinação (R^2) dos dados de semivariância experimental, estimados pelos modelos expressos pelas Equações 12 e 13.

$$p\left(x; \frac{S_k}{(n)}\right) \sum_{k=1}^k \left[p\left(x; \frac{S_k}{(n)}\right) \right]^* = 1 \quad (12)$$

$$\left[p\left(x; \frac{S_k}{(n)}\right) \right]^* = \in [0, 1] \quad k=1, \dots, k \quad (13)$$

em que;

* = probabilidade condicional modelada pelo semivariograma categórico;

S_k = Número de cortes;

x = Variável aleatória;

n = representa a informação condicionante disponível na vizinhança da localização

Para validação da igualdade da equação cada valor deve estar no intervalo de $[0, 1]$, e a soma total desses valores deve ser igual a 1 (FELGUEIRAS et al., 2002).

Segunda Etapa do Processo de krigagem por Indicação para atributos contínuos

Função de Distribuição Acumulada Condicionada

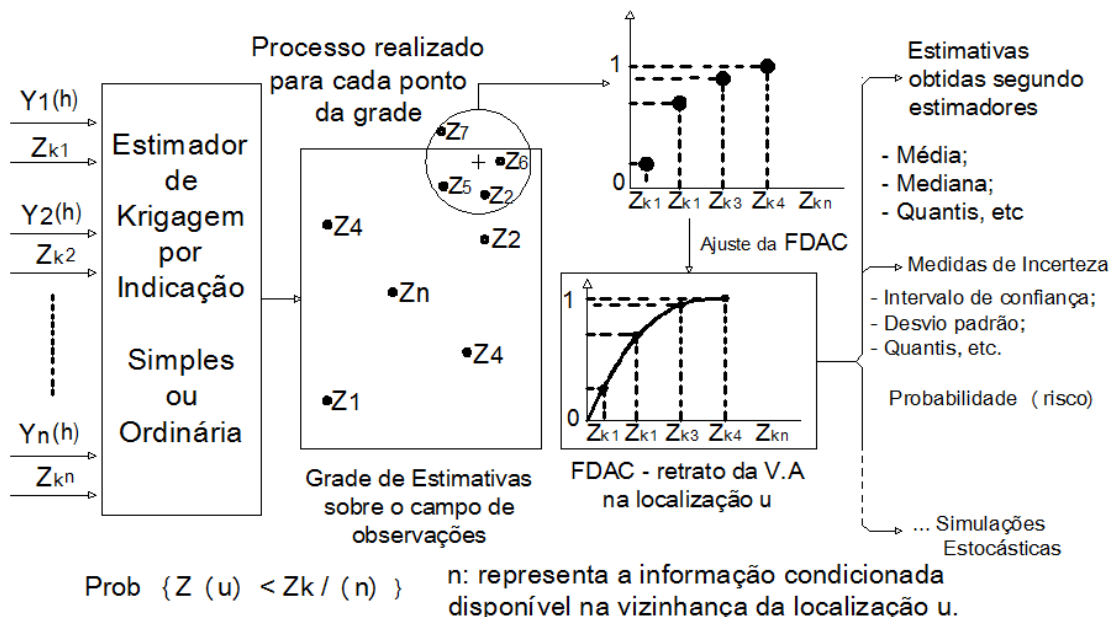


FIGURA 8 - Segunda etapa para obtenção do modelo de incerteza – Função de Distribuição Acumulada Condicionada (FDAC), (adaptado de FELGUEIRAS et al., 2002).

O resultado da modelagem matemática da FDAC (por meio do processamento de algoritmos: linguagem de programação do software GS+) foram os retratos das Variáveis Aleatórias (VA), geradas pela criação dos mapas de incerteza probabilísticas das variáveis que apresentaram dependência espacial.

Assim, a partir da krigagem indicativa foi possível a elaboração de mapas probabilísticos para cada um dos atributos estudados. Os mapas probabilísticos foram confeccionados de acordo com metodologia descrita em Landim e Sturaro (2002), onde; as escalas de probabilidades da ocorrência estão definidas entres os intervalos (0 a 1), e 0 (zero) significa que a probabilidade de ocorrência estar acima do limite definido pelo nível corte é de 100%, sendo que inicialmente estabelecido que os valores acima do nível corte seriam substituídos pelo valor 0. Assim, sendo as cores aos tons de azuis, nos mapas, indicam tal situação.

Caso o semivariograma apresentasse constante e igual ao patamar, este foi identificado como efeito pepita puro (ausência total de dependência espacial). Dessa forma os dados foram explicados por meio da estatística descritiva

3.7 Softwares utilizados

Para análise descritiva e exploratória dos dados de todas as características estudadas foram utilizados os softwares Action, Excel®, R e SISVAR 5.1.

Para realizar estas análises geoestatística foram utilizados os softwares: GS+ versão 7.0, Gamma Design Software® (*Geostatistics for the Environmental Sciences*).

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 Análise da estatística descritiva das variáveis das físicas do solo

Na Tabela 3, estão apresentados os resultados das análises descritivas para os atributos físicos do solo em estudo.

Os valores médios da umidade encontrados foram de 20,95%, resultados inferiores aos encontrados por Alcântara (2010) em solos com características semelhantes. Foi encontrado para densidade valor médio de 1,09 g.cm⁻¹, abaixo do valor limite crítico (1,75 g.cm⁻¹) para desenvolvimento radicular das plantas (COLLARES et al., 2006; REINERT et al. 2008).

Foram encontrados valores médios em g.kg⁻¹ de: argila 299,27 g.Kg⁻¹ (≅ 30%); silte 81,37 g.Kg⁻¹ (≅ 10%); e areia 619,35 g.Kg⁻¹ (≅ 60%). Portanto, o solo pode ser classificado como Franco-Argilo-Arenoso, conforme mostrado na Figura 9, de acordo com estudos de (ALVAREZ et. al., 1999). De forma que, com valores médios de 300 g.k g⁻¹ de argila, o solo em estudo pode ser classificado como textura média (EMBRAPA, 1999).

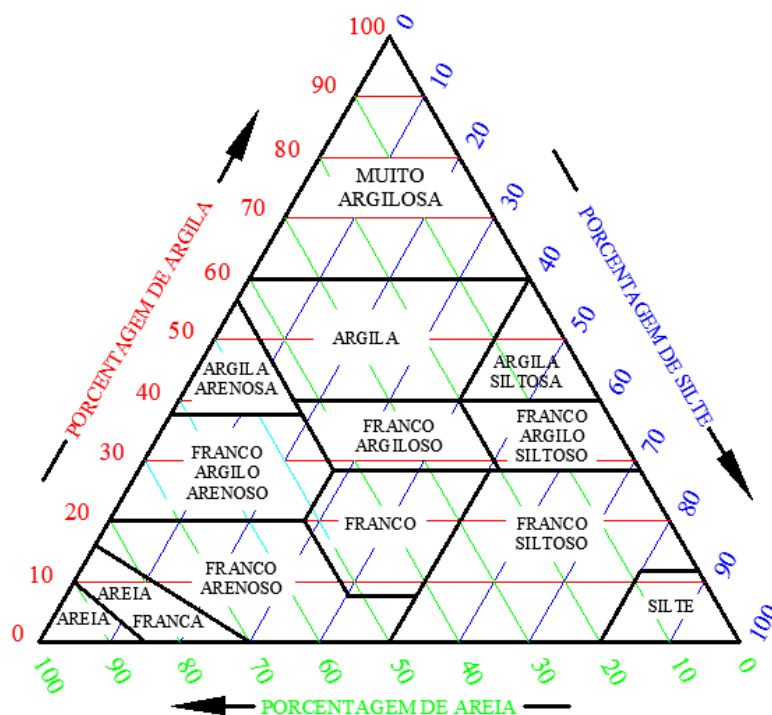


FIGURA 9 - Classes texturais do solo Fonte: (adaptado de ALVAREZ et. al., 1999)

TABELA 3 - Estatística descritiva dos atributos físicos do solo

Variável	Unidade	M	MD	VAR	DP	DPV	CV %	Curt.	Ass.	Mín.	Máx.	N	Distribuição normal
Umidade	%	20,93	20,59	4,56	2,13	0,19	10,20	2,85	0,63	14,22	27,95	123	Não
Densidade	g.cm ⁻³	1,09	1,09	0,01	0,10	0,01	9,54	1,27	-0,59	0,70	1,37	123	Sim
Plasticidade	g	0,18	0,18	0,00	0,07	0,01	36,10	0,99	0,85	0,04	0,38	121	Não
RP 0,15 m	Mpa	1,77	1,74	0,11	0,33	0,03	18,82	6,66	1,64	1,14	3,43	121	Não
RP 0,40 m	Mpa	1,88	1,87	0,05	0,22	0,02	11,87	6,24	1,27	1,19	3,02	119	Não
Argila	g.Kg ⁻¹	299,27	300,00	912,48	30,21	2,71	10,09	0,23	-0,72	230,00	350,00	124	Não
Silte	g.Kg ⁻¹	81,37	80,00	49,32	7,02	0,63	8,63	-0,34	0,09	70,00	100,00	124	Não
Areia	g.Kg ⁻¹	619,35	620,00	1355,68	36,82	3,31	5,94	0,01	0,58	550,00	700,00	124	Não

RP – Resistência a Penetração; M – Média; MD – Mediana; VAR - variância da amostra; DP - desvio padrão; DPV - desvio padrão da média; CV - Coeficiente de variação; Curt. - coeficiente de curtose; Ass. - coeficiente de assimetria; Mín. - mínimo; Máx. - máximo; N- número de amostras.

Os valores médios das Resistências as Penetrações (RP) foram de 1,77 e 1,88 MPa, respectivamente, para as profundidades de 0,15 e 0,40 m. Indicadores abaixo de 2 MPa que não impedem o crescimento radicular das plantas conforme (TORMENA et al.,1998).

Os Coeficientes de Variação (CV) encontrados foram relativamente baixos: maior valor 36,10% para plasticidade e de 5,96% para areia, valores relativamente baixos por se considerar experimentos em campos. Warrick e Nielsen (1980) consideram valores do coeficiente de variação entre 12% - 60% como de média variabilidade, e os valores abaixo e acima deste intervalo como de baixa e alta variabilidade. Alcântara (2010) e Couto (2010) em seus estudos em região próxima a esta área de estudos encontraram valores variáveis semelhantes (27,8-8,61 e 26,0-7,7 respectivamente).

A RP na profundidade de 0,15m apresentou maior CV em relação à medida de profundidade 0,40m, identificando provavelmente maiores variações nas primeiras camadas causadas pela movimentação de máquinas e implementos agrícolas. Resultados similares foram encontrados por (SILVA et al., 2004; GUEDES FILHO, 2009; ALCÂNTARA, 2010).

Little e Hills (1978) afirmam que quando os valores da média, mediana e moda apresentam valores semelhantes, os dados apresentam ou aproximam da distribuição normal. Porém, apesar da proximidade dos valores da (média, mediana e moda) pode ser observado, TABELA 3 que a maioria dos atributos analisados não apresentou distribuição de frequência normal. Sendo que apenas a variável densidade apresentou distribuição normal, como pode ser notado com maiores detalhes no apêndice A deste estudo (distribuição de frequência).

4.2 Análise da estatística descritiva das variáveis das químicas do solo

Na Tabela 4, estão apresentados os resultados das análises estatísticas para as propriedades químicas do solo em estudo.

O solo em estudo apresenta potencial hidrogeniônico (pH) médio de 5,46 que de acordo com a classificação química é considerado de acidez média, e pela classificação agrônômica considerado como nível bom (ALVAREZ et. Al., 1999). O coeficiente de variação 3,72% pode ser classificado como baixo segundo critérios propostos por (WARRICK e NIELSEN, 1980).

TABELA 4 - Estatística descritiva dos atributos químicos do solo

Variável	Unidade	M	MD	VAR	DP	DPV	CV %	Curt.	Ass.	Mín.	Máx.	N	Distribuição normal
pH CaCl ₂	-	5,46	5,50	0,04	0,20	0,02	3,72	0,54	-0,45	4,80	6,00	123	Não
K	mg. m ⁻³	65,93	62,00	878,59	29,64	2,66	44,96	1,31	1,08	23,00	173,00	124	Não
P	mg.dm ⁻³	13,51	9,20	132,65	11,52	1,06	85,27	10,81	2,83	1,80	77,00	119	Não
Ca	cmolc.dm ⁻³	2,34	2,20	0,43	0,66	0,06	28,07	-0,60	0,34	1,00	3,90	124	Sim
Mg	cmolc.dm ⁻³	0,71	0,70	0,03	0,19	0,02	26,20	-0,52	0,33	0,30	1,20	124	Não
Al	cmolc.dm ⁻³	0,00	0,00	0,00	0,03	0,00	734,8	83,79	8,79	0,00	0,30	124	Não
Zn	cmolc.dm ⁻³	5,81	5,15	6,16	2,48	0,22	42,69	2,10	1,54	2,50	14,10	124	Não
Acidez													
Potencial (H + Al)	cmolc.dm ⁻³	2,41	2,30	0,18	0,43	0,04	17,72	0,60	0,93	1,60	3,70	124	Não
MO	g.dm ⁻³	22,64	22,00	23,94	4,89	0,04	21,61	12,92	2,42	14,00	54,00	124	Não
CTC a pH7	cmolc.dm ⁻³	5,63	5,42	1,04	1,02	0,09	18,12	-0,66	0,54	3,88	8,37	124	Não
Sat. bases	%	56,46	56,44	56,31	7,50	0,67	13,29	1,13	-0,60	30,61	71,43	124	Sim

pH – potencial hidrogeniônico; CaCl₂ – cloreto de cálcio; K – potássio; P – fósforo; Mg – magnésio; Al – alumínio; Zn – zinco; H – hidrogênio; MO- matéria orgânica; CTC – capacidade de troca catiônica; M – média; MD – mediana; VAR - variância da amostra; DP - desvio padrão; DPV - desvio padrão da média; CV - coeficiente de variação; Curt. - coeficiente de curtose; Ass. - coeficiente de assimetria; Min; - mínimo; Máx. - máximo; N- número de amostras.

No estudo da área em questão foram encontrados $65,93 \text{ mg.dm}^{-3}$ de K e $13,51 \text{ mg.dm}^{-3}$ de P, classificando o solo em estudo como nível médio para ambos atributos. Alvarez et al. (1999), em seu trabalho sobre recomendação para uso de corretivos e fertilizante, aponta que a disponibilidade do Potássio (K) e do Fósforo (P) varia de acordo com a dinâmica das fontes destes nutrientes quando adicionados ao solo, na grande maioria pelos corretivos agrícolas a base de N-P-K. Ao lado do Nitrogênio, o Potássio é um dos elementos mais extraídos pelas plantas e sua função é contribuir em varias atividades bioquímicas sendo um ativador de grande numero de enzimas. Ao passo que o fósforo é absorvido em menores quantidades que os demais, entretanto sua presença no solo é indispensável para o crescimento e produção vegetal.

Considerados como macronutrientes secundários os atributos; Cálcio (Ca), o Magnésio (Mg) encontrados na proporção média de $2,34 - 0,71 \text{ cmolc.dm}^{-3}$, respectivamente estão também classificados como nível médio (ALVAREZ et. Al., 1999). O Ca como constituinte do solo promove a redução da acidez do solo e melhora a resistência a toxidez provocada pelo excesso do alumínio, já o Mg é um constituinte da molécula de clorofila, sua deficiência aparece com um amarelecimento entre as nervuras das folhas mais velhas (MALAVOLTA, 2006).

A Matéria Orgânica (MO) do solo em estudo está classificada como nível médio, esta deficiência pode estar prejudicando diversos benefícios físicos, químicos e biológicos (ALVAREZ et. Al., 1999). A Matéria Orgânica (MO) composta por: resíduos de plantas, resíduos de animais, húmus e matéria não húmificada desempenha um papel crítico na capacidade que as plantas apresentam para absorver os nutrientes (EPSTEIN e BLOOM, 2006).

O solo em estudo não apresenta toxidez ao Alumínio (AL), devido ao teor encontrado ser classificado como muito baixo, sendo que dos 124 pontos analisados apenas 3 pontos foram quantificados com sua presença, justificando altíssimo coeficiente de variação. O alumínio trocável apresenta prejuízo ao desenvolvimento normal de grandes números de plantas (MALAVOLTA, 2006).

A acidez potencial encontrada $2,41 \text{ cmolc.dm}^{-3}$, é classificada como de nível baixo (ALVAREZ et. Al., 1999). Acidez potencial ou acidez total refere-se ao total de íons H^+ (diretamente) e os íons Al^{3+} (indiretamente), adsorvidos nos colóides da fase sólida, sob acidez ou alcalinidade excessiva, entre outros problemas para as plantas, tem-se uma baixa disponibilidade de nutrientes (KIEHL, 2008).

Considerado como micronutriente significativo ao desenvolvimento das culturas o Zinco (Zn) na área pesquisada foi encontrado valor médio de $5,81 \text{ cmolc.dm}^{-3}$, classificando o solo com alto nível (ALVAREZ et. Al., 1999). O Zn têm como função principal exercer funções vitais nas plantas como síntese protéica dentre outras. Sua deficiência afeta o crescimento de ramos e de folhas, em excesso o zinco pode provocar sintomas análogos às plantas e também problemas de toxidez na aplicação ou até mesmo na ingestão de alimentos com valores acima de determinados teores (MALAVOLTA, 2006).

O valor médio encontrado de Capacidade de Troca Catiônica (CTC) foi de $5,63 \text{ cmolc.dm}^{-3}$ o solo, desse modo é classificado como nível médio (ALVAREZ et. Al., 1999). Ronquim (2010), considera a CTC sendo uma característica físico-química do solo e fundamental ao manejo adequado do solo, representando a graduação da capacidade de liberação de vários nutrientes, ou seja, quando maior a sua presença maior será a capacidade de cátions que esse solo pode reter.

A saturação por bases é um indicador de fertilidade do solo e com o percentual médio encontrando de 56,46%, o solo da área em estudo pode ser classificado como fértil apresentando boas condições ao desenvolvimento do cultivar em estudo (RONQUIM, 2010).

O potencial hidrogeniônico (pH) apresentou a menor média de CV encontrado (3,72 %), ao passo que os maiores valores encontrados para Al (734,8 %), seguido pelo P (85,27 %). Estes valores segundo critérios de Warrick e Nielsen (1980) podem ser classificados como baixa variação para o pH, e alta variação para Al e para o P. Essas variações (baixo teor de Al e o alto teor de P), pode ser explicada possivelmente pela forma como o produtor esteja realizando correções da fertilidade do solo seguindo recomendações agrônômicas de calagem e adubação.

Ainda de acordo com os critérios Warrick e Nielsen (1980), os demais atributos químicos apresentam valores médios de variações entre 13,29 a 44,96 %.

As variáveis dos atributos químicos apresentaram comportamentos semelhantes às variáveis físicas, quanto à semelhança ou proximidade da média, mediana e moda. Porém, também quando realizado o teste de normalidade, conforme sugerido por Shapiro-Wilk (1965), observou-se apenas que o Cálcio e Saturação por Bases apresentaram tais características, ou seja, distribuição com frequência normal. Logo os resultados podem ser observados na Tabela 4, e com maiores detalhes no apêndice A deste estudo.

4.3 Análise da estatística descritiva da produtividade

Na Tabela 5, estão apresentados os resultados das análises estatísticas para a produtividade do cultivar soja, no ano de 2012.

TABELA 5 - Estatística descritiva de produtividade da soja no ano de 2012.

Variável	Unid.	M	MD	VAR	DP	CV %	Curt.	Ass.	Mín.	Máx.	N
Prod.	ton.ha ⁻¹	3,55	3,5	0,5	0,7	19,7	1,2	0,3	1,4	5,6	123

Prod. – Produtividade; Unid. - Unidade de medida; M – média; MD – mediana; VAR - variância da amostra; DP - desvio padrão; CV - coeficiente de variação; Curt. - coeficiente de curtose; Ass. - coeficiente de assimetria; Min. - mínimo; Máx. – máximo; N – número de amostras.

Observa-se que a produtividade média foi de 3,55 ton.ha⁻¹. A área pesquisada apresentou produtividade maior em relação proposto por Ribeiro et. al., (1999) sendo 2,5 a 3,0 ton.ha⁻¹. Ressalta-se ainda que a escolha dos valores de pontos de corte para os atributos físicos e químicos do solo em estudo foram definidos em função de uma maior produtividade. Sendo assim, pode-se afirmar uma forte correlação entre a produtividade com a forma de preparo do solo, aplicação de corretivos e defensivos.

O CV encontrado foi de 19,74%, classificando como média variação, (WARRICK e NIELSEN, 1980). Os dados de produtividade seguem distribuição normal, pelo teste de Shapiro Wilk (1965) a 5% de probabilidade. Os resultados estão dispostos no apêndice A deste estudo.

Comparando a produtividade média da área em estudo de 3,55 ton.ha⁻¹, sendo superior a média goiana de 3,10 ton. ha⁻¹ e nacional de 2,95 ton.ha⁻¹ conforme relatório apresentado pela Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB, 2013). Pode se atribuir parcialmente esse bom resultado as boas condições do solo em estudo.

4.4 O uso da Geoestatística na análise da variabilidade espacial

Neste estudo foi verificada a dependência espacial utilizando a técnica de krigagem indicativa. Esta técnica consiste basicamente na aplicação da krigagem ordinária para a variável transformada. A codificação por indicação dos dados amostrais consiste em transformar os dados originais em codificadores. Isto é transformar os valores que estão abaixo de um determinado nível de corte em um (1) e os que estão acima, em zero (0), conforme apresentado na Tabela 2.

Após a codificação das variáveis foi feita análise geoestatística utilizando o programa GS+. Para as variáveis que apresentaram dependência espacial foram elaborados mapas de isolinhas identificando as probabilidades de ocorrência do atributo avaliado, por meio do Ajuste dos Semivariogramas e da modelagem da FDAC. Os mapas probabilísticos foram confeccionados de acordo com metodologia descrita em Landim e Sturaro (2002).

4.5 Variabilidade espacial das variáveis físicas do solo

Na Tabela 6, estão apresentados os resultados que melhor se ajustaram às semivariâncias experimentais para os atributos físicos do solo em estudo (dados codificados). Os gráficos dos modelos ajustados e das validações cruzadas, para as variáveis que apresentaram variabilidade espacial, podem ser visualizados nas Figuras apresentadas no Apêndice B deste estudo.

TABELA 6 - Modelos teóricos de semivariância ajustados para atributos físicos do solo (Dados codificados)

Variáveis	Unid.	Modelo	Alcance (A)	Patamar (C ₀ +C)	Efeito Pepita (C ₀)	IDE (C ₀ /(C ₀ C))	R ²	SQR	VC
RP 0,15 m	MPa	Gaussiano	921,0	0,295	0,122	0,586	0,955	1,13E-03	0,129
RP 0,40 m	MPa	Gaussiano	1859,0	0,626	0,133	0,788	0,973	1,38E-03	0,368

RP – resistência a penetração; IDE - índice de dependência espacial; R² - coeficiente de determinação; SQR - soma dos quadrados dos resíduos; VC - coeficiente de regressão da validação cruzada e EPP* - efeito pepita puro.

Por meio do ajuste do semivariograma foi possível constatar a dependência espacial nas variáveis RP 0,15 m e RP 0,40 m o maior alcance foi de 1859 metros para resistência à penetração de 0,40 m. Esses resultados, menor alcance da dependência espacial da RP 0,15 m podem ter sido influenciados principalmente, do não revolvimento do solo e da movimentação de máquinas e implementos agrícolas (STONE e SILVEIRA, 2001; CUNHA et al., 2009).

O modelo gaussiano foi o que melhor se ajustou para ambas variáveis analisadas com valores de: R² 0,955 e SQR 1,13E-03 (RP 0,15m), e R² 0,973 e SQR 1,38E-03 (RP 0,40m). O ajuste de um modelo teórico de um semivariograma experimental é um dos aspectos mais importantes da aplicação da teoria das variáveis regionalizadas (SILVA et al., 2011).

O efeito pepita puro, que é um parâmetro importante do semivariograma, reflete o erro analítico, indicando uma variabilidade não explicada (ao acaso) de um ponto para outro, ou seja, havendo independência entre as amostras. Quando isto ocorre, este tipo de análise se baseia em construção e interpretação gráfica, cálculos e interpretação de estatísticas (SILVA

et al., 2011). Uma das formas de se verificar a presença do EPP é a análise do patamar, sendo que caso o semivariograma se apresente constante e igual ao patamar, tem-se o efeito pepita puro, que é a ausência total de dependência espacial, fato não ocorrido em nenhum dos atributos físicos analisados.

O patamar é o valor da semivariância onde a curva se estabiliza sobre um valor constante, os patamares encontrados foram de 0,295 e 0,626 para RP 0,15-0,40 m respectivamente, comprovando dependências espaciais dessas variáveis analisadas. O Índice de Dependência Espacial (IDE) variou de forma moderada para RP 0,15 m com no valor de 0,58%, e de forma forte para RP 0,40 com variações médias de 0,78%, conforme classificação proposta por Zimback (2001). Esta autora classifica a dependência como: fraca $IDE < 25\%$, moderada $25\% < IDE < 75\%$, e forte $IDE > 75\%$.

Os atributos físicos; argila, silte, areia, umidade, densidade e plasticidade foram estudados para subsidiar a classificação do solo. A quantificação desses atributos foram explicados pela estatística descrita.

Quanto à dimensão da grade amostral 60 x 60 m pode-se constatar que foi suficiente para identificar a dependência espacial das variáveis do atributo físico do solo em estudo.

4.6 Variabilidade espacial das variáveis químicas do solo e da produtividade

Os resultados que melhor se ajustaram às semivariâncias experimentais para os atributos químicos do solo em estudo (dados codificados) são apresentados na Tabela 7. Os gráficos dos modelos ajustados e das validações cruzadas podem ser visualizados nas Figuras apresentadas no Apêndice B deste estudo.

As variáveis, Potássio e Magnésio apresentaram variabilidade espacial de 681 e 2365 m respectivamente. Esses resultados foram obtidos por meio dos ajustes dos semivariogramas experimentais conforme metodologia proposta por Landim e Sturaro (2002).

Entre as 12 (doze) variáveis analisadas 4 (quatro) delas apresentaram dependência espacial, sendo que o melhor modelo ajustado foi o gaussiano para 3 (três) deles sendo: K, P e Mg, já o esférico foi o melhor modelo que se ajustou para a variável Saturação por Bases. Para selecionar ou escolher tais modelos de semivariograma considerou-se aquele que melhor se ajustou aos maiores valores de R^2 e a menor SQR encontrados, conforme orientações proferidas por Robertson (1988).

TABELA 7 - Modelos teóricos de semivariância ajustados para atributos químicos do solo e da produtividade (dados codificados)

Variáveis	Unidade de medida	Modelo	Alcance (A)	Patamar (C ₀ +C)	Efeito Pepita (C ₀)	IDE (C ₀ /(C ₀ C))	R ²	SQR	VC
pH CaCl ₂	-	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*
Potássio (K)	mg.dm ⁻³	Gaussiano	681,0	0,425	0,128	0,698	0,990	8,540E-04	0,785
Fósforo (P)	mg.dm ⁻³	Gaussiano	1714,0	0,444	0,124	0,716	0,914	2,612E-03	0,502
Cálcio (Ca)	cmolc.dm ⁻³	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*
Magnésio (Mg)	cmolc.dm ⁻³	Gaussiano	2365,0	0,565	0,086	0,848	0,905	2,140E-03	0,884
Alumínio (Al)	cmolc.dm ⁻³	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*
Zinco (Zn)	mg.dm ⁻³	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*
Acidez Potencial (H+Al)	cmolc.dm ⁻³	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*
Matéria Orgânica (MO)	g.dm ⁻³	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*
CTC	cmolc.dm ⁻³	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*
Saturação por bases	%	Esférico	767,0	0,257	0,128	0,502	0,977	4,446E-04	0,463
Produtividade	ton.ha ⁻¹	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*	EPP*

pH – potencial hidrogeniônico; CaCl₂ – cloreto de cálcio; H – hidrogênio; CTC – capacidade de troca catiônica; IDE - índice de dependência espacial; R² - coeficiente de determinação; SQR - soma dos quadrados dos resíduos; VC - coeficiente de regressão da validação cruzada e EPP* - efeito pepita puro.

A ausência de dependência espacial, foi identificada pelo alcance inferior à grade amostral, e também pela inexistência da variação do patamar foi identificada nas variáveis: pH, Ca, Al, Zn, Acidez Potencial, MO, CTC e Produtividade. Estudiosos como (CAMBARDELLA et al., 1994; VIEIRA, 2000) apontam que o Efeito Pepita Puro (EPP) pode refletir um erro analítico, indicando uma variabilidade não explicada (ao acaso) de um ponto amostral para outro, que pode ser encontrada por erros de medição ou por distância de grades insuficiência para comprovação de tal dependência. Quando isto acontece os dados podem ser explicados pela estatística descritiva por meio da: média, mediana, desvio-padrão e etc (SILVA et al., 2011).

De acordo com a classificação de Zimback (2001), o Índice de Dependência Espacial (IDE) encontrado variaram de 50,2 à 84,8% ou seja, variando de moderado a forte. Sendo IDE moderado para as variáveis; K, Ca, e Saturação por Bases, enquanto o IDE encontrando e classificado como forte para a variável Mg.

Quanto à dimensão da grade amostral 60 x 60 m pode-se constatar que foi suficiente para identificar a dependência espacial das variáveis do atributo físicos quanto químicos do solo em estudo. De modo que, pode se afirmar que os modelos de semivariogramas foram os melhores ajustados, sendo menor coeficiente de regressão R^2 0,86.

4.7 Mapas de Incerteza Probabilística de ocorrência para os atributos físicos e químicos

A técnica de krigagem indicativa por meio dos ajustes dos modelos teóricos de semivariogramas selecionados na Tabela 6(atributos físicos do solo), e Tabela 7 (atributos químicos do solo e da produtividade), foram utilizados para gerar os mapas de contorno das incertezas probabilística dos pontos de corte para cada variável que apresentaram dependência espacial.

Na Figura 10, encontra-se interpolado a incerteza probabilística de ocorrência de altos e baixos valores do limite de resistência à penetração para a profundidade de 0,15 e 0,40 m.As escalas de probabilidades dos mapas vão de 0 a 1, onde 0 (zero) significa que a probabilidade de ocorrência estar acima do limite definido pelo nível corte é de 100%, sendo que inicialmente estabelecido que os valores acima do nível corte seria substituídos pelo valor 0. Assim, as cores aos tons de azuis, nos mapas, indicam tal situação.

Pode-se observar que as regiões norte e sul do mapa prevalece áreas com 100% probabilidade de ocorrência valores acima do limite definido pelo nível de corte (2 MPa),

sendo inicialmente codificados em 0. Enquanto que, valores abaixo ou igual do ponto de corte foram encontrados na região central da área pesquisada, codificados em 1. As manchas de incertezas probabilidades de ocorrências diferenciam entre as duas profundidades, basicamente, por uma leve tendência de ocorrência na região ao norte do mapa para a profundidade de penetração a 0,40m.

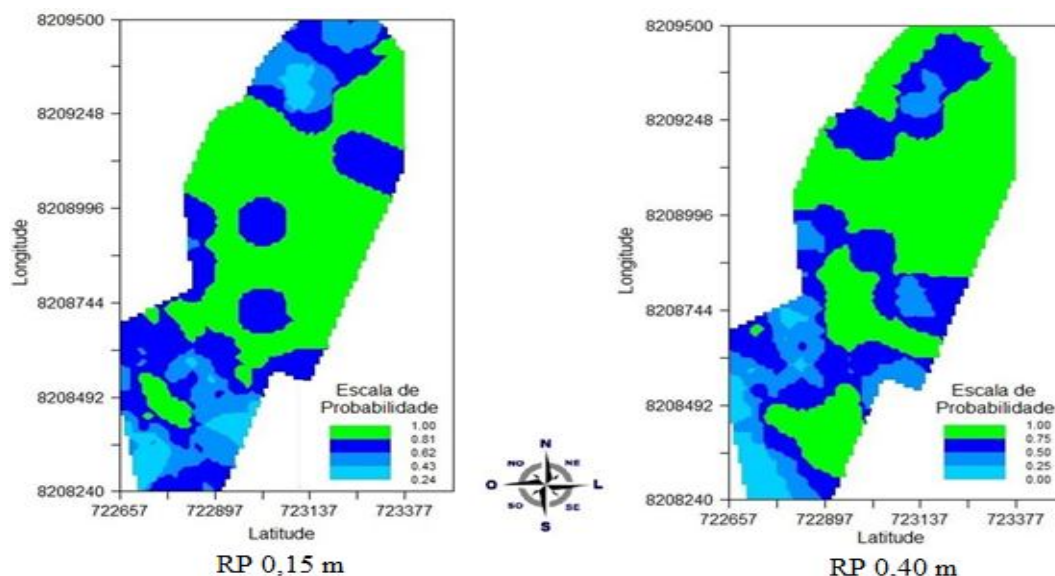


FIGURA 10 - Mapa de probabilidades de ocorrência referente ao nível de corte RP 0,15 – 0,40 m (2 MPa)

Utilizando critérios estabelecidos por (TORMENA et al.,1998), no qual o ponto de corte (2 MPa) é considerado limite de resistência ao crescimento radicular da planta, aponta a região central como de maior área favorável ao não impedimento do crescimento do cultivar. Uma das justificativas que podem estar correlacionadas é o tráfego de máquinas visto que são mais intensos nas regiões periféricas devido a manobras de máquinas e implementos (STONE e SILVEIRA, 2001; CUNHA et al., 2009).

Comparando as duas profundidades de penetração: 0,15 m – 0,40 m podem ser observada que primeira variável (0,15 m) apresentou IDE de 58,6 % e alcance de 921 m, ao passo que variável (0,40 m) apresentou IDE de 78,8% e alcance de 1859 (vide Tabela 6). Resultados que contrariam os estudos feitos por Couto (2010) onde mostrou que as maiores compactações do solo ocorrem em profundidades mais superficiais. Este mesmo estudioso, afirma que a que o limite de plasticidade do solo é influenciado pela redução da matéria orgânica. A deficiência da matéria orgânica na área em estudo, conforme apresentada no

apêndice B deste estudo, pode ter reduzido a umidade ótima de compactação aumentando a dependência espacial para profundidade de 0,40 m.

A Figura 11 apresenta a distribuição da incerteza probabilística de ocorrência das variáveis potássio e fósforo.

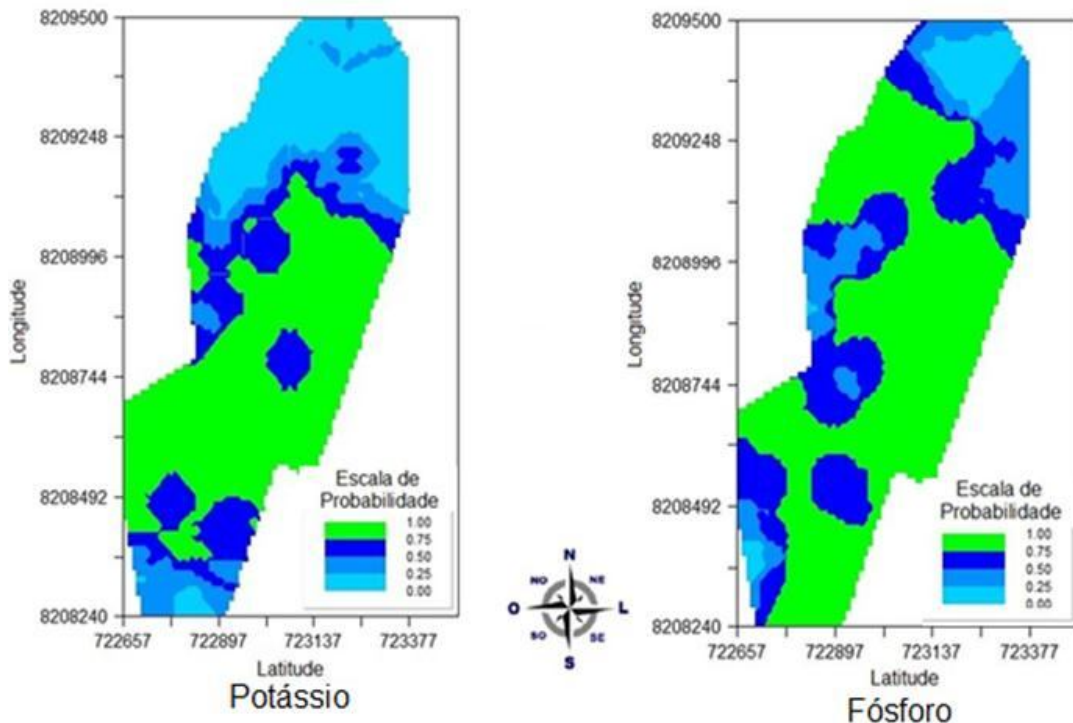


FIGURA 11 - Mapa de probabilidades de ocorrência referente ao nível de corte Potássio K - ($71,0 \text{ mg.dm}^{-3}$), e de P - Fósforo ($20,1 \text{ mg.dm}^{-3}$)

Os macronutrientes do solo; o potássio e o fósforo são considerados componentes principais da composição básica dos principais fertilizantes. O primeiro tendo como função principal o metabolismo da planta e as atividades bioquímicas, já o segundo apresentando função principal o crescimento das raízes das plantas e garantindo assim maior absorção dos nutrientes do solo (RIBEIRO et al., 1999; RONQUIM, 2010).

O potássio nutriente do solo em estudo se encontra com 100% probabilidade (acima do ponto de corte – codificado em 0) nas regiões norte e sul, consecutivamente, com menores concentrações na região central (abaixo do ponto de corte – codificado em 1). Já o fósforo componente químico do solo que em resumo garante maior produtividade da cultura, apresenta comportamento semelhante ao potássio, ou seja, maior probabilidade (100%) também nas regiões norte e sul (acima do ponto de corte). Pode se observar que a

disponibilidade do fósforo da área em estudo é menor em relação ao potássio, evidenciando uma pequena tendência a região sul.

As probabilidades de ocorrências podem ser explicadas em função de a região norte apresentar um solo de maior fertilidade conforme o indicador de saturação por bases, podendo ser visualizado na Figura 13. Entretanto, a região sul apresenta solo mais pobre em nutrientes, logo por recomendações agronômicas o produtor pode estar iniciando correção desta defasagem com adição de maiores teores de fertilizantes a base de N:P:K, tendo com objetivos de minimizar impactos de produtividade da cultura.

A Figura 12 apresenta a distribuição da incerteza probabilística de ocorrência da variável magnésio.

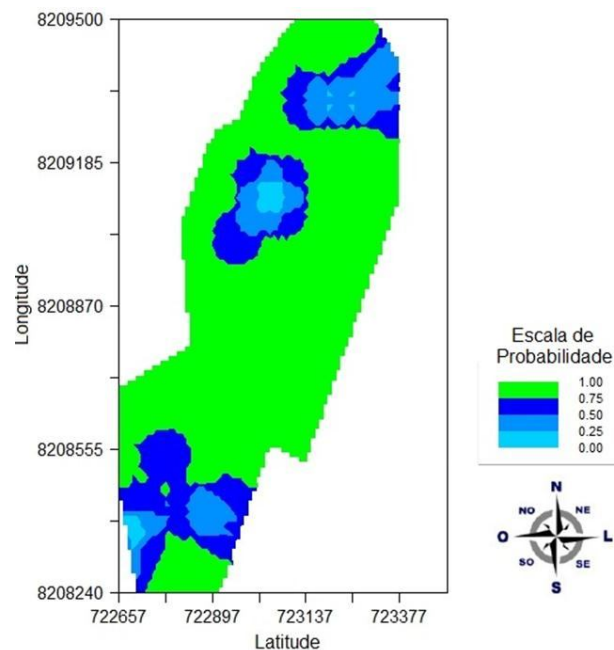


FIGURA 12 - Mapa de probabilidades de ocorrência referente ao nível de corte Mg - Magnésio (0,91 cmolc.dm⁻³)

Magnésio (Mg) composto químico do solo encontrado na área de estudo com Índice de Dependência Espacial (IDE) médio de 85%, com alcance de sua dependência espacial de 2365 m. Ronquim (2010) classifica o Magnésio (Mg) como um constituinte da molécula de clorofila, sua deficiência aparece com um amarelecimento entre as nervuras das folhas mais velhas.

As regiões sul, norte e parte da região central da área em estudo apresentam áreas com 100% de probabilidade (acima do ponto de corte). Enquanto que, a região central e periférica da área prevalece menor probabilidade de ocorrência (abaixo do limite de ponto de corte).

Sua principal forma de acréscimo ao solo é por meio a aplicação de calcário, e de forma secundária aplicação de fertilizantes contendo esse composto. O alto alcance de sua dependência espacial resume que se deve ter um acompanhamento mais rigoroso no processo de calagem deste solo. Pode-se afirmar que possivelmente a aplicação do calcário, ou até mesmo de outros fertilizantes, pelo cálculo tradicional (médias das medições) é o principal fator que está influenciando esta alta variabilidade espacial.

De forma geral, a concentração de Mg na área em estudo encontra-se baixa. Esta deficiência pode ocasionar pouca absorção da clorofila pela planta, pelo fato da baixa realização de fotossíntese em função do amarelecimento de suas folhas, conseqüentemente perca de produtividade.

A saturação por bases é considerada como excelente indicativo das condições gerais de fertilidade do solo, sendo utilizada até como complemento na nomenclatura dos solos. Com um alcance de 767 m e o menor valor de IDE – 50,%, o solo em estudo pode ser considerado como fértil, sua principal forma de correção pode ser feita pela calagem (ALVAREZ, 1999).

Como pode ser visualizado na Figura 13 a região central tendendo ao norte do mapa, indicam áreas com 100% de probabilidade de alta ocorrência desse atributo (acima do ponto de corte – codificado em 0). Esse indicador evidencia e classifica a região norte como área de solos de maior qualidade. Também pode ser observado na Figura 11 maiores disponibilidades de dos atributos potássio e fósforo, justificando o indicador de maior fertilidade do solo na região norte da área em estudo.

O solo estudado, de forma geral, apresentou boas condições ao desenvolvimento do cultivar soja. Como sugestão de melhoria desse indicador pode ser recomendado ao produtor rural que melhore as condições de preservação da matéria orgânica, e que se faça manejo adequado utilizando aplicações de fertilizantes em dose adequada a cada parcela.

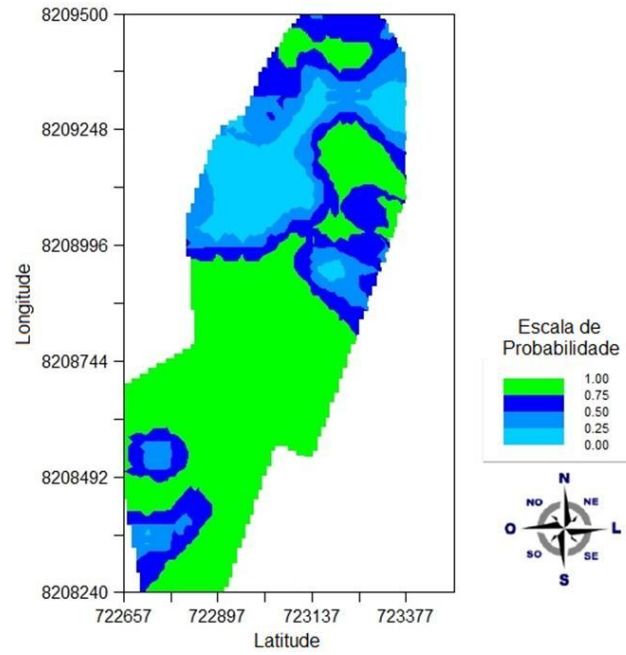


FIGURA 13 - Mapa de probabilidades de ocorrência referente ao nível de corte Saturação por Bases (60,1 %)

5 CONCLUSÕES

Com base nos resultados pode-se concluir que:

Os percentuais dos atributos físicos argila, silte e areia foram classificadores do solo em Franco-Argilo-Arenoso.

Os atributos físicos/químicos (RP 0,15m, RP 0,40m, K, P, Mg, SB) apresentaram dependência espacial, sendo explicados pela geoestatística.

Os atributos químicos (pH, Ca, Al, Zn, Acidez Potencial, MO, CTC) e a produtividade não apresentaram variabilidade espacial. Foram classificados como efeito pepita puro (EPP), e desta forma explicados pela estatística descritiva.

A grade amostral utilizada mostrou-se eficiente às variabilidades estudadas, visto que dos 14 variáveis analisadas apenas 8 apresentaram EPP.

A produtividade da cultura apresentou acima das médias estaduais e nacionais, com coeficiente de variação classificado como médio. Pode se atribuir parcialmente o bom resultado as boas condições do solo em estudo.

O método de krigagem indicativa pode ser utilizado como ferramenta para mapear a probabilidade de incerteza de disponibilidade dos atributos químicos do solo tanto quanto para atributos físicos. Esta técnica pode ser utilizada para definição de zonas de manejo.

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALCÂNTARA, G.R. **Variabilidade espacial de características físicoquímicas e condutividade elétrica aparente do solo sob plantio direto**. 2010. 89p. Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual de Goiás, Anápolis, 2010.

ALVAREZ, V.V.H.; NOVAIS, R.F.; BARROS, N.F.; CANTARUTTI, R.B.; LOPES, A.S. **Interpretação dos resultados das análises de solos**. In. RIBEIRO, A.C.; GUIMARÃES, P.T.G.; ALVAREZ, V.V.H. Recomendações para o uso de corretivos e fertilizantes em Minas Gerais – 5ª aproximação. Viçosa, MG, 1999, cap. 5, p-30-35.

AMARO FILHO, J.; NEGREIROS, R.F.D.D.E; ASSIS JÚNIOR, R.N.; MOTA, J.C.A. Amostragem e variabilidade espacial de atributos físicos de um Latossolo vermelho em Mossoró, RN. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.31, p.415-422, 2007.

ASABE - AMERICAN SOCIETY OF AGRICULTURAL AND BIOLOGICAL ENGINEERS. Soil cone penetrometer: **ASABE standard S313.3**. St. Joseph, 2006, p.903-904.

BERNARDI, A.C.C.; CARMO, C.A.F.S.; MACHADO, P.L.O.; SILVA, C.A.; VALENCIA, L.I.O.; e MEIRELLES, M.S. Variabilidade espacial de teores de nutrientes em folhas de soja como ferramenta para agricultura de precisão. Rio de Janeiro, **Embrapa Solos**, 2002. 5p. (Comunicado Técnico 17).

BEUTLER, A.N.; SILVA, M.L.N; CURTI, N.; FERREIRA, M.M.; CRUZ, J.C.; PEREIRA FILHO, I.A. Resistência à penetração e permeabilidade de Latossolo Vermelho distrófico típico sob sistemas de manejo na região dos cerrados. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.25, p.167-177, 2001.

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. **Soils Science Society of America Journal**, v.58, p. 1501-11, 1994.

CAVALCANTE, E.G.S.; ALVES, M.C.; SOUZA, Z.M.; PEREIRA, G.T. Variabilidade espacial de atributos químicos do solo sob diferentes usos e manejos. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.31, p.1329-1339, 2007.

COLLARES, G.L.; REINERT, D.J; REICHERT, J.M.; KAISER; D.R. **Qualidade física do solo na produtividade do feijoeiro num Argissolo**. Pesquisa Agropecuária Brasileira. v. 41, p. 1663-1674, 2006.

CHERUBIN, M.R.; SANTI, A.S.; BASSO, C.J.; EITELWEIN, M.T.; VIAN, A. L. Variabilidade da resistência a penetração do solo em função da dimensão da malha amostral. **Revista Plantio Direto**, Santa Maria – RS, v. , n. , p. , 2011.

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO – CONAB. **Acompanhamento de safra brasileira: grãos, sétimo levantamento, abril / 2013.** Disponível em: <<http://www.conab.gov.br/conabweb/index.php>. Acesso em abril de 2013.

COPYRIGHT DANIEL FURTADO FERREIRA. **SISVAR 5.3.** Lavras – MG: Universidade Federal de Lavras – UFLA. Conjunto de Programas. 1 CD-ROM

CORÁ, J.E.; ARAUJO, A.V.; PEREIRA, G.T.; BERALDO, J.M.G. Variabilidade espacial de atributos do solo para adoção do sistema de agricultura de precisão na cultura de cana-de-açúcar. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.28, p.1013-1021, 2004.

COUTO, R.F. **Variabilidade espacial de atributos físicos de um solo sob Sistema de Plantio Direto.** 2010. 49p. Monografia (Bacharel em Engenharia Agrícola)-Universidade Estadual de Goiás, Anápolis-GO, 2010.

CUNHA, J.P.A.R.; CASCÃO, V.N.; REIS, E.F. Compactação causada pelo tráfego detratador em diferentes manejos de solo. **Acta Scientiarum Agronomy**, v.31, p. 371-375, 2009.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA. **Manual de métodos de análises de solo.** 2 ed. Rio de Janeiro, Ministério da Agricultura e do Abastecimento, 1997. 212p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA – EMBRAPA. **Sistema brasileiro de classificação de solo.** Brasília, Embrapa, 1999. 412p.

EPSTEIN, E.; BLOOM, A.J. Componentes Inorgânicos de Plantas. **In:** EPSTEIN, E.; BLOOM, A.J. **Nutrição Mineral de Plantas: Princípios e Perspectivas.** 2 ed. Londrina – Paraná: Editora Planta, 2006. v.1, cap. 3, p.41-65.

ESTATCAMP. **Action 2.4.163.322**, São Carlos – SP, maio/2012. Suplementos do Excel.

FELGUEIRAS, C.A.; DRUCK, S.; MONTEIRO, A.M.V. Análise espacial de superfície: o enfoque da geostatística por indicação, **INPE – 11444-PRE/6866**, São José dos Campos, 2002.

GAMMADESIGN LLC. **GS+ versão 7.0 - Geostatistics for the Environmental Sciences.** Michigan – USA, 2010, Conjunto de Programas, 1 CD-ROM.

GREGO, C.R.; VIEIRA, S.R. Variabilidade espacial de propriedades físicas do solo em uma parcela experimental. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.29, p.169-177, 2005.

GUEDES FILHO, O. **Variabilidade espacial e temporal de mapas de colheita e atributos do solo em um sistema de semeadura direta.** Campinas, 2009. 97p. Dissertação (Mestrado em Agricultura Tropical e Subtropical) – Instituto Agrônomo de Campinas.

ISAAKS, E.H.; SRIVASTAVA, R.M. An introduction to applied geoestatistic. New York, Oxford University Press, 1989. 561p.

JOURNEL, A. G.; **Non-parametric estimation of spatial distribution**. Math. Geology, V. 15, p. 445-468, 1983.

KIEHL, E.J.; **Fertilizantes Organominerais**. 4.ed. Piracicaba: ESALQ/USP, 2008. 160P.

LANDIM, P.M.B.; STURARO, J.R, **Krigagem Indicativa aplicada à elaboração de mapas de probabilidades de riscos**. DGA, IGCE, UNESP / Rio Claro, Lab. Geomatemática, Texto Didático 06, 19 p. 2002.

LITTLE, T.M.; HILLS, F.J. Agricultural experimentation: design and analysis. New York: J Wiley, 1978. 350p.

MAHL, D.; SILVA, R.B.; GAMERO, C.A.; SILVA, P.R.A. Resistência do solo à penetração, cobertura vegetal e produtividade do milho em plantio direto escarificado. **Acta Scientiarum Agronomy**, Maringá, PR, v. 30, n. 5, p. 741-747, 2008.

MALAVOLTA, E. Funções dos Macro e Micronutrientes. In: MALAVOLTA, E. **Manual de Nutrição Mineral de Plantas**. 1.ed. São Paulo: Editora Agronômica Ceres, 2006. cap. 4, p. 124-402.

MATHERON, G. Principles of geostatistics. **Economic Geology**, Lancaster, v.58, p. 1246-1246, 1963.

MICROSOFT. **Excel 2010**. Microsoft Corporation – USA, 2010. Conjunto de Programas. 1 CD-ROM.

MOTOMIYA, A.V.A.; CORÁ, J.E.; PEREIRA, G.T. Uso da krigagem indicatriz na avaliação de indicadores de fertilidade do solo. Parte da dissertação de Mestrado (primeiro autor) – UNESP/Campus de Jaboticabal, **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 30, p. 485-496, 2006.

OLIVEIRA, E.L.V.; FERNANDES, H.C.; TEIXEIRA, M.M. Variabilidade espacial das propriedades físicas de um Latossolo Amarelo Eutrófico da região serrana do estado do Espírito Santo. **Centro Científico Conhecer**, Goiânia, v.7, n.13, 2011.

OLIVEIRA, S.B.; ROCHA, M.M. Krigagem Indicadora Aplicada aos Litotipos do Depósito de NI-CI de Americano do Brasil, GO. **Revista do Instituto de Geociências – USP**, São Paulo, v.11, n.2, p.123-134, 2011.

PEDROTTI, A.; PAULETTO, E.A.; CRESTANA, S.; FERREIRA, M.M.; DIAS JUNIOR, M.S.; GOMES, A.S.; TURATTI, A.L. Resistência mecânica à penetração de um planossolo submetido a diferentes sistemas de cultivo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa-MG, v. 25, p. 521-529, 2001.

QUEIROZ, D.M.; DIAS, G.P.; MANTOVANI, E.C. Agricultura de precisão na produção de grãos. In. BORÉM, A.B.; GIÚDICE, M.P.; QUEIROZ, D.M.; MANTOVANI, E.C.; FERREIRA, L.R.; VALLE, F.X.R.; GOMIDE, R. T. **Agricultura de precisão**, Viçosa: UFV, p 1-42, 2000.

R DEVELOPMENT CORE TEAM, **R Foundation for Statistic Computing 2010**, (Local de Publicação?). Conjunto de Programas. 1 CD-ROM.

REINERT, D.J.; ALBUQUERQUE, J.A.; REICHERT, J.M.; AITA, C.; ANDRADA, M.M.C. Limites críticos de densidade do solo para o crescimento de raízes de plantas de cobertura em Argissolo Vermelho. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v. 32, p. 1805-1816, 2008.

RIBEIRO, A.C.; GUIMARÃES, P.T.G.; ALVAREZ V.V.H. **Recomendações para o uso de corretivos e fertilizantes em Minas Gerais – 5ª aproximação**. Comissão de Fertilidade do Solo do Estado de Minas Gerias. Viçosa, MG, 1999. 359p.

ROBERTSON, G.P. **GS+: Geoestatistic for the environmental sciences – GS+ User,s Guide**. Plainwell, Gamma Design Software, 1988. 152p.

RONQUIM, C.C.; Conceitos de fertilidade do solo e manejo onde quando para regiões tropicais. *Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento - ISSN 1806-3322*. EMBRAPA Monitoramento por Satélite, SP – 2010.

SHAPIRO, S.S.; WILK, M.B. Na analysis of variance test for normality (complete sample). **Biometrika**, London, v.52, n. 3/4, p. 591-611, 1965.

SILVA, A.F.; QUARTEZANI, W, Z.; ZIMBACK, C. R. L.; LANDIM, P. M. B. **Aplicação da Geoestatística em Ciências Agrárias**. II Simpósio de Geoestatística aplicada a Ciências Agrárias, Botucatu-SP, 2011.

SILVA, F.M.; SOUZA, Z.M.; FIGUEIREDO, C.A.P.; MARQUES JÚNIOR, J.; MACHADO, R.V. Variabilidade espacial de atributos químicos e da produtividade na cultura do café. **Ciência Rural**, v.37, p.401-407, 2007.

SILVA, G.; CAPPELLI, N.L.; UMEZU, C.K. Métodos probabilístico e determinístico para diagnóstico da necessidade de subsolagem de solos agrícolas. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v.24, p. 130-141, 2004.

SILVA, V. R.; REICHERT, J. M.; STORCK, L.; FEIJÓ, S. Variabilidade espacial das características químicas do solo e produtividade de milho em um Argissolo Vermelho-Amarelo distrófico arênico. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.27, p.1013-1020, 2003.

SILVA, S.A.; LIMA, J.S.S.; ZUCOLOTO, M. Distribuição espacial das frações granulométricas em um Latossolo Vermelho utilizando krigagem indicativa, **Engenharia na Agricultura**, Viçosa – MG, v.19 n.3, p.195-202, 2011.

SILVA, A.F.; ZIMBACK, C.R.; LANDIM, P.M.B. **Aplicação da Geoestatística em Ciências Agrárias: parte II**. Botucatu, V.1, 2013.

SIQUEIRA, G.M.; VIEIRA, S.R.; CEDDIA, M. B. **Variabilidade espacial de atributos físicos do solo determinados por métodos diversos**. Bragantina, v.67, p.693-699, 2009.

SOUZA, Z.M.; MARQUES JUNIOR, J.; PEREIRA, G.T. Variabilidade espacial de atributos físicos do solo em diferentes formas de relevo sob cultivo de cana-de-açúcar. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.28, p.937-944, 2004.

SPERA, S.T.; SANTOS, H.P.; FONTANELI, R.S.; TOMM, G. O. Efeitos de sistemas de produção de grãos envolvendo pastagens sob semeadura direta nos atributos físicos de solo e na produtividade. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.28, p.533-542, 2004.

STONE, L.F.; SILVEIRA, P.M. Efeitos do sistema de preparo e da rotação de culturas na porosidade e densidade do solo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.25, p.395-401, 2001.

STRECK, C.A.; REINERT, D.J.; REICHERT, J.M.; KAISER, D.R. Modificações em propriedades físicas com a compactação do solo causada pelo tráfego induzido de um trator em plantio direto. **Ciência Rural**, v. 34, n. 3, p. 755-760, 2004.

TORMENA, C.A.; SILVA, A.P.; LIBARDI, P.L. Caracterização do intervalo hídrico ótimo de um Latossolo Roxo sob plantio direto. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa-MG, v.22, p.573-581, 1998.

VIEIRA, S.R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: NOVAIS, R.F.; ALVAREZ, V.H.; SCHAEFER, G.R. (Ed). **Tópicos em Ciência do Solo**, Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, p.1-54, 2000.

WARRICK, A.W.; NIELSEN, D.R. Spatial variability of soil physical in the field. In: HILLEL, D. (ed). **Applications of soil physics**. New York: Academic, 1980. P. 319-344.

YAMAMOTO, J.K.; LANDIM, P.M.B. **Geoestatística: conceitos e aplicações**. 1. ed. São Paulo: Ed. Oficina de Textos, 2013. 215p.

YANG, C.; ANDERSON, G.L. Airborne videography to identify spatial plant growth variability for grain sorghum. Characterizing Plant Growth. **Precision Agriculture**, v. 1, p.67 – 79, 1999.

ZIMBACK, C.R.L. **Análise espacial de atributos químicos de solos para fins de mapeamento da fertilidade.** Botucatu, 2001. 114f. Tese (Livre-Docência em Levantamento do solo e ftopedologia) - Faculdade de Ciências Agronômicas, Universidade Estadual Paulista. 2001.

APENDICE A

**Teste de normalidade e distribuição de frequência dos dados originais
(não transformados)**

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0,910567764

P-valor 5,42427E-07

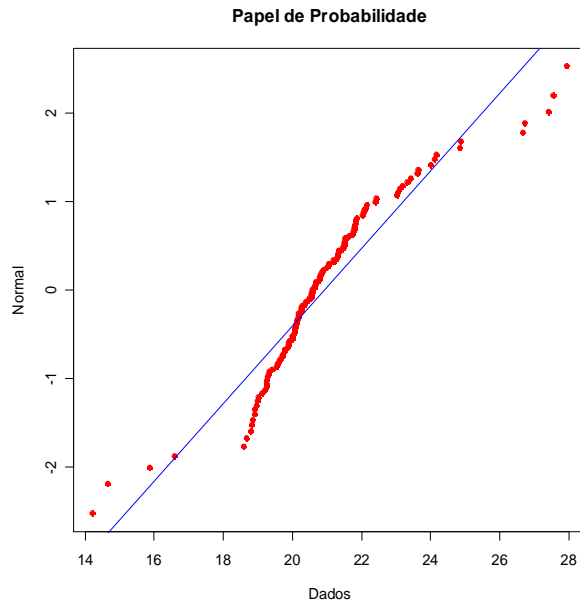


FIGURA A 1- Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) - Umidade

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0.973317275

P-valor 0.015297403

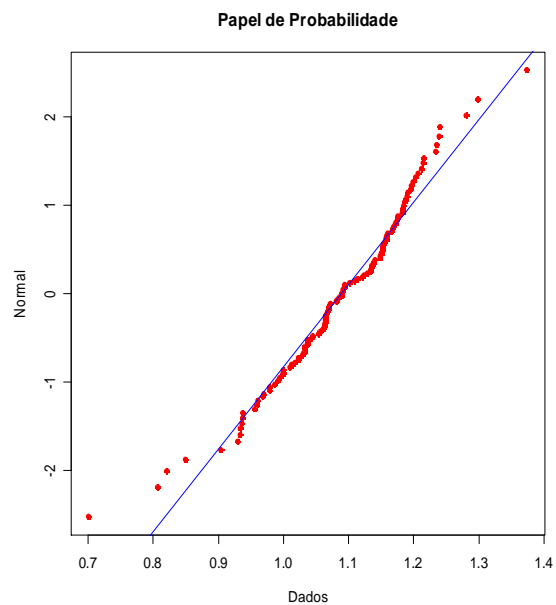
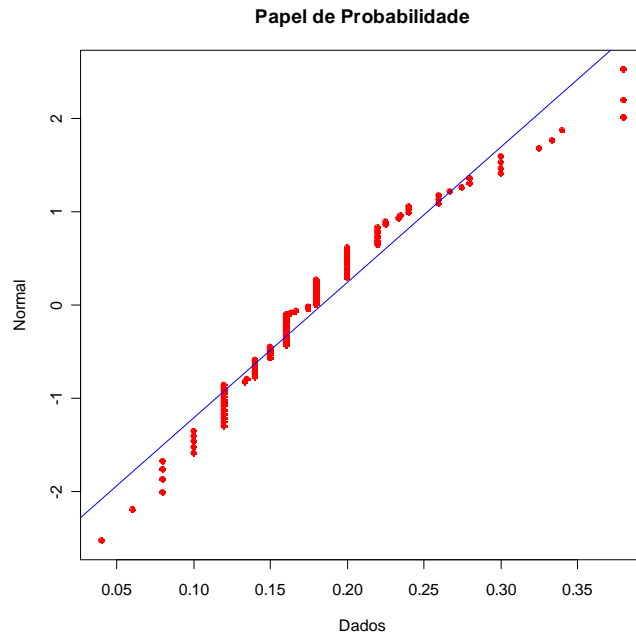


FIGURA A 2- Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) - Densidade

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0.947412483

P-valor 0.000131111

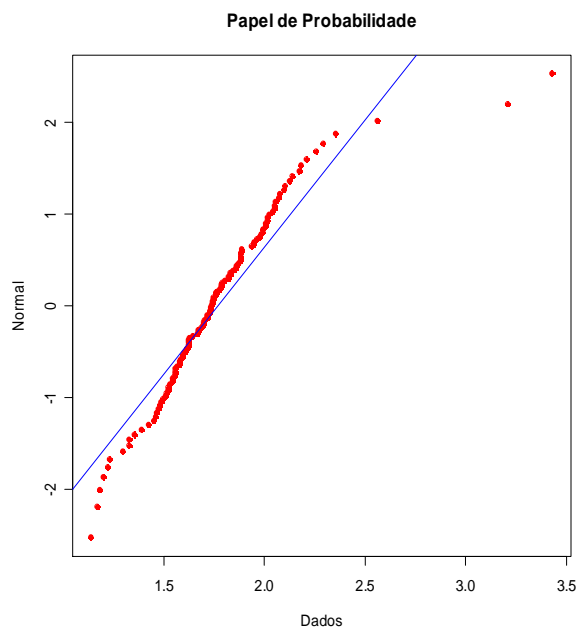


FIGURAA 3 - Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) - Plasticidade

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0.891119622

P-valor 6.41502E-08



FIGURAA4- Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) – Resistência a Penetração 0,15 m

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0.908517166
P-valor 6.01589E-07

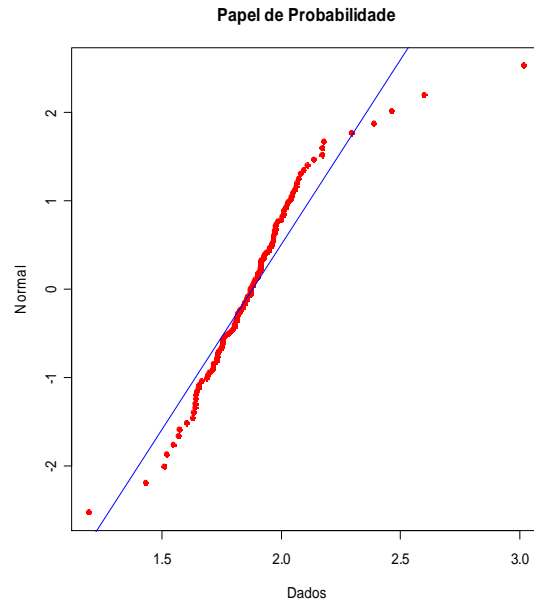


FIGURA A 5 -Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) – Resistência a Penetração 0,40 m

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0.970780777
P-valor 0.009827748

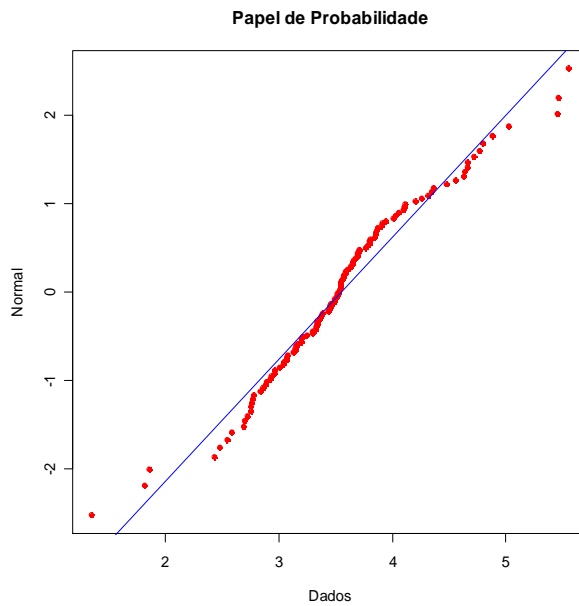


FIGURA A 6- Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) - Produtividade

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0.903239943

P-valor 1.9908E-07

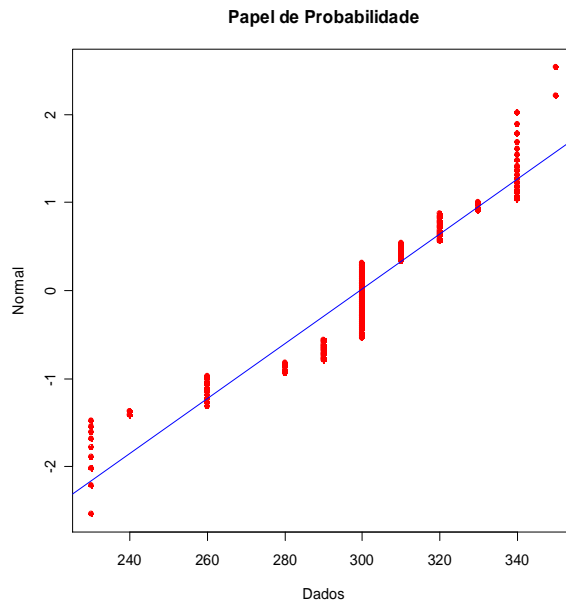


FIGURA A 7- Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) - Argila

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0.825693038

P-valor 8.24986E-11

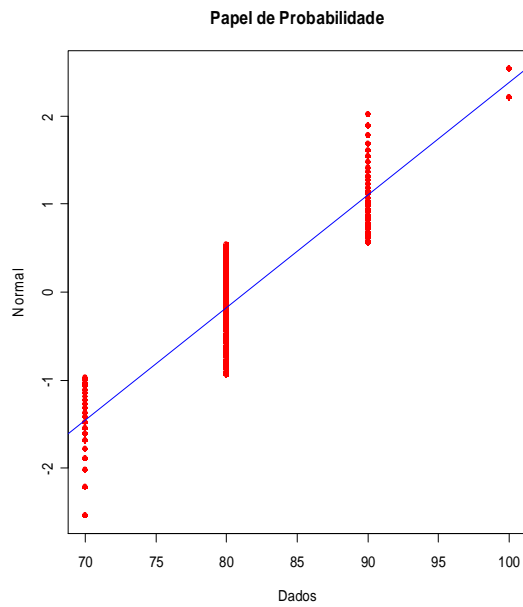
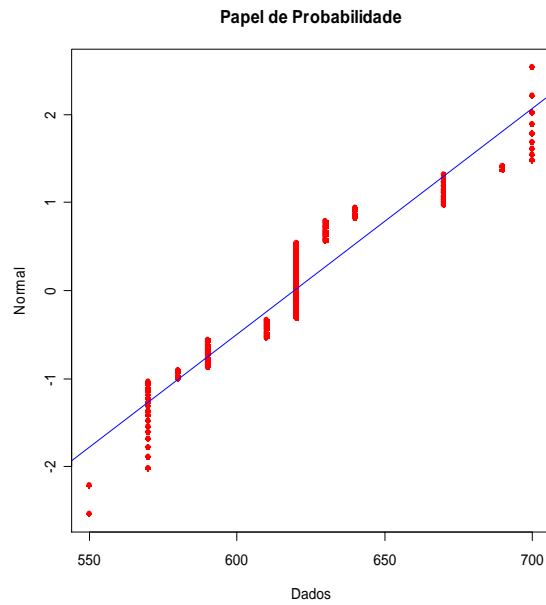


FIGURA A 8 - Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) -Silte

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0.908280408

P-valor 3.71512E-07

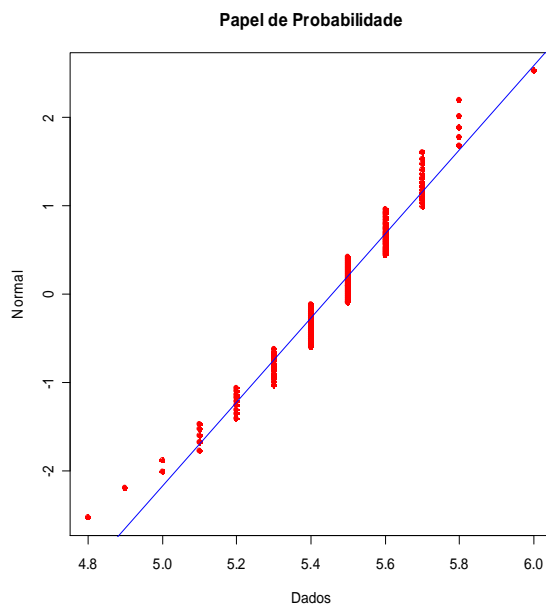


FIGURAA 9 - Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) - Areia

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0.967009267

P-valor 0.004165271

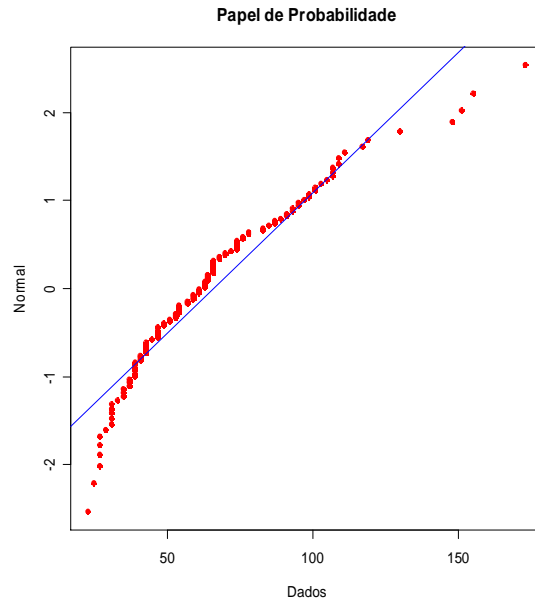


FIGURAA 10- Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) - pH

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0.924331852

P-valor 3.12129E-06

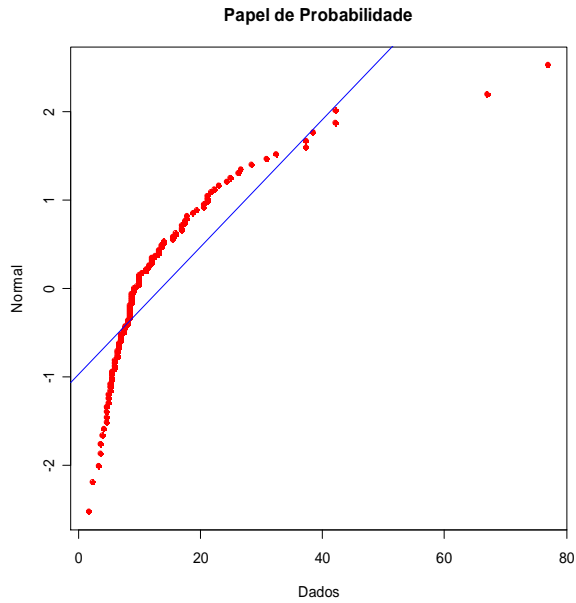


FIGURAA 11- Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) - Potássio (K)

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0.717765976

P-valor 8.03479E-14

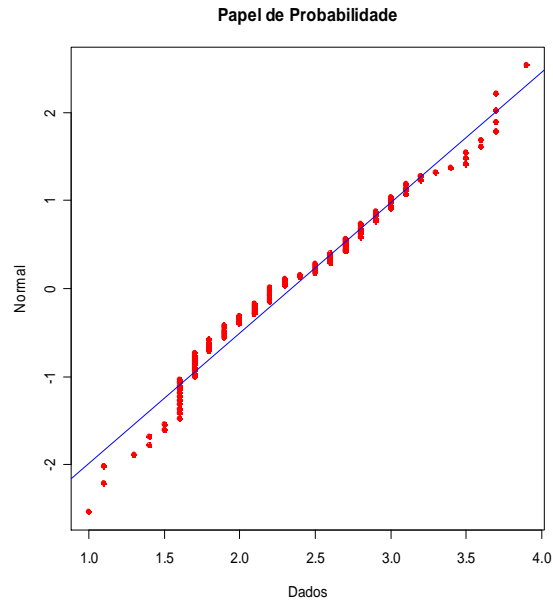


FIGURAA 12- Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) - Fósforo (P)

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0.970462203

P-valor 0.008047035

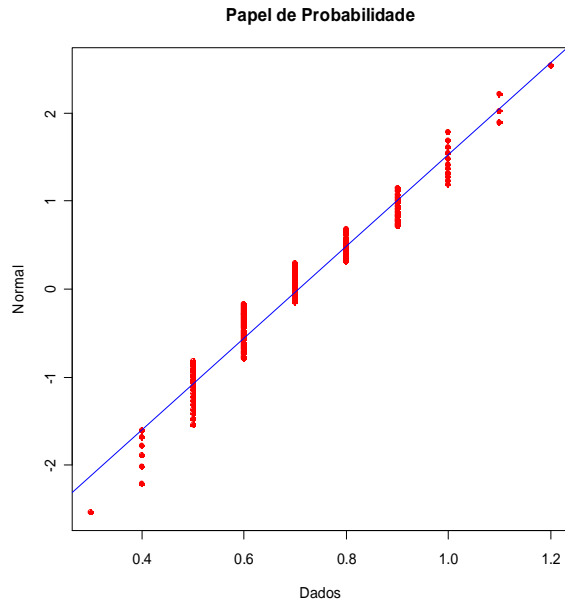


FIGURAA 13 - Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) - Cálcio

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0.958259747

P-valor 0.000729142

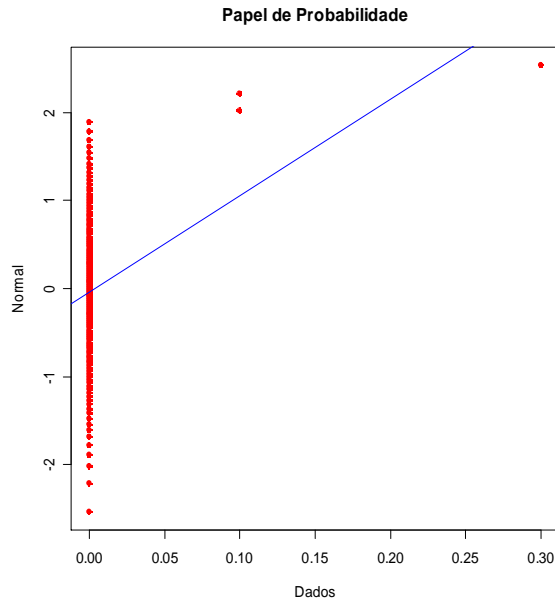


FIGURAA 14- Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) - Magnésio

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0.120488633

P-valor 6.01425E-24



FIGURAA 15 - Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) - Alumínio

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0.843674404

P-valor 3.96148E-10

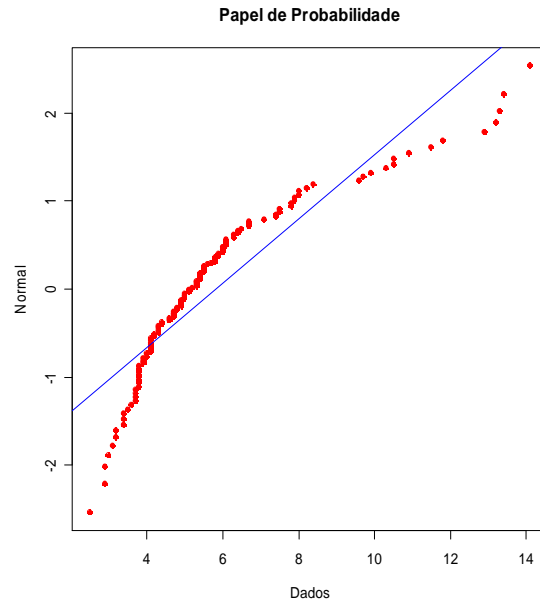


FIGURA A 16 - Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) - Zinco

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0.928374383

P-valor 5.54432E-06

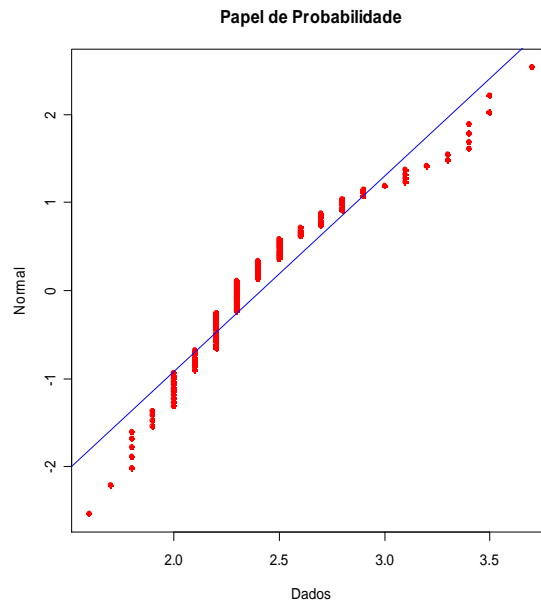


FIGURA A 17- Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) - Acidez Potencial

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0.841604809

P-valor 3.28769E-10

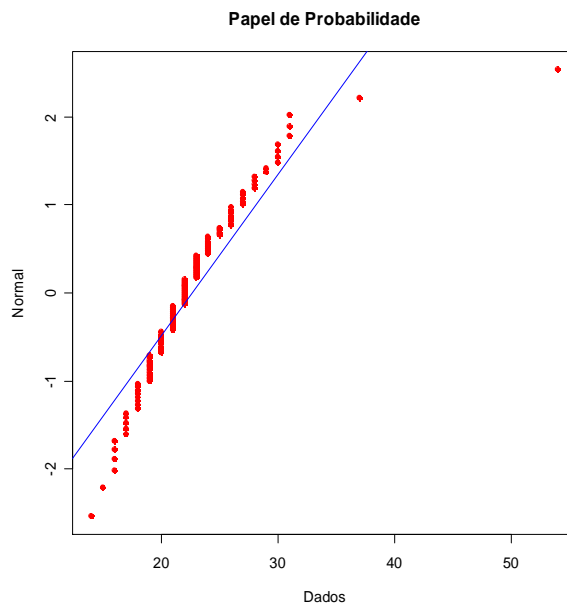


FIGURA A 18- Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) - Matéria Orgânica

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0.946378028

P-valor 9.01779E-05

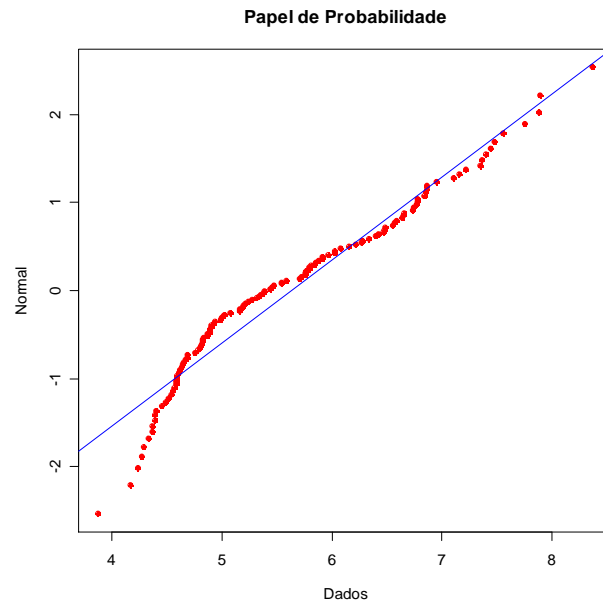


FIGURA A 19 - Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) - Capacidade de Troca Catiônica (CTC)

TESTES DE NORMALIDADE

Estatística: Shapiro-Wilk 0.970749162

P-valor 0.008542701

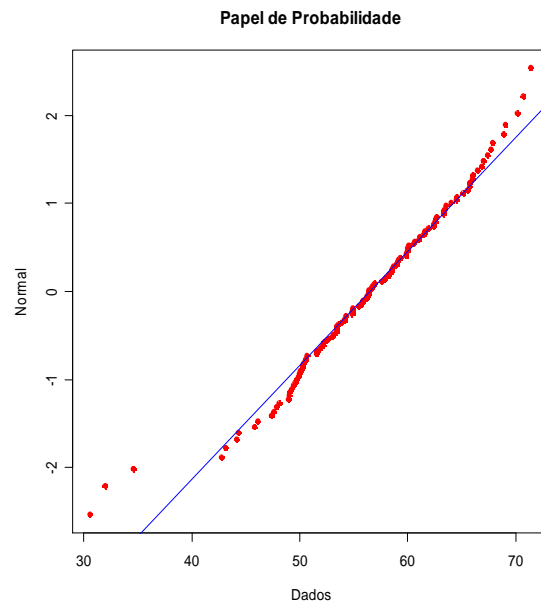


FIGURA A 20 - Teste Shapiro-Wilk ($p < 0,05$) - Saturação por Bases

APÊNDICE B

Semivariograma das propriedades do solo em estudo

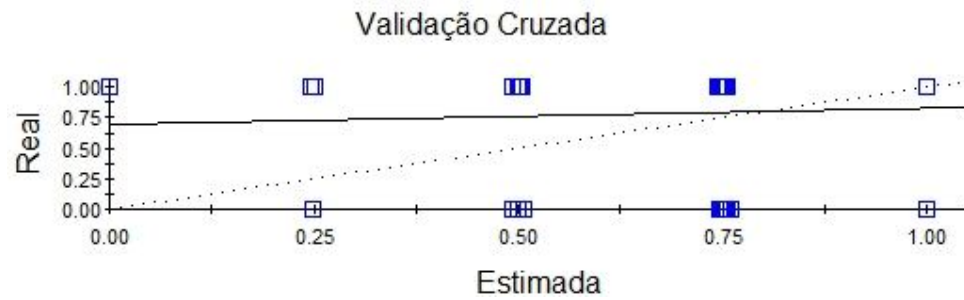
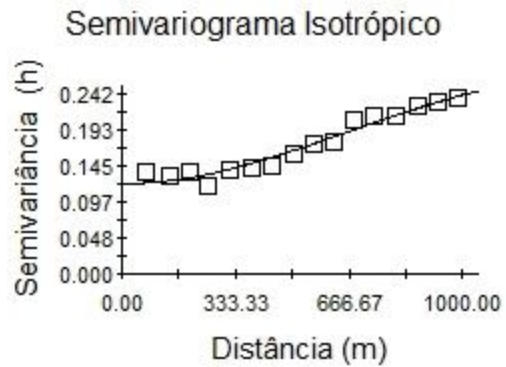


FIGURA B 1 - Semivariograma teórico e validação cruzada para RP 0,15m (dados codificados com Ponto de Corte – 2 MPa)

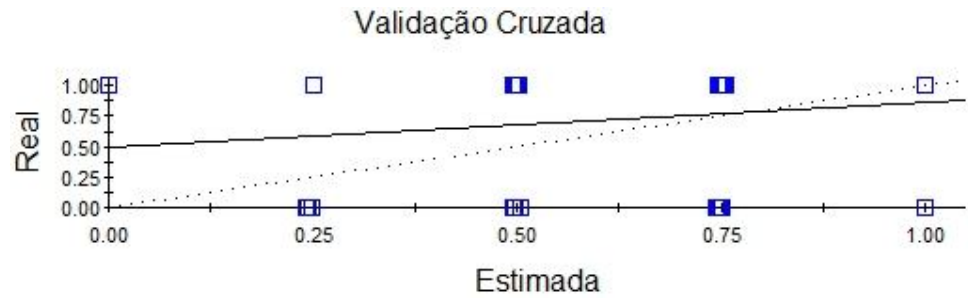
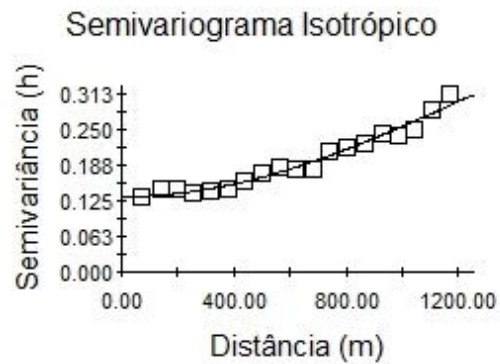


FIGURA B 2 - Semivariograma teórico e validação cruzada para RP 0,40 m (dados codificados com Ponto de Corte – 2 MPa)

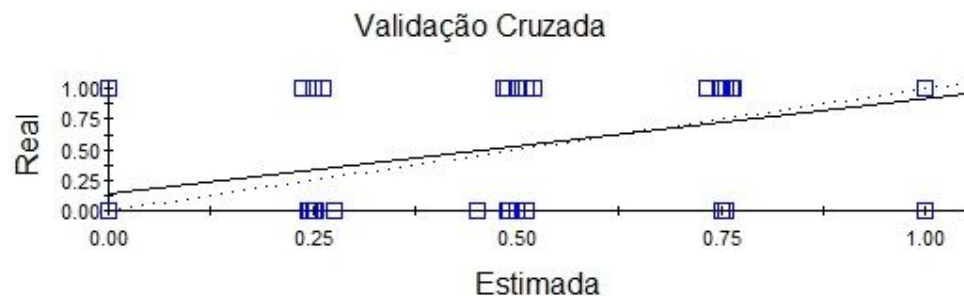
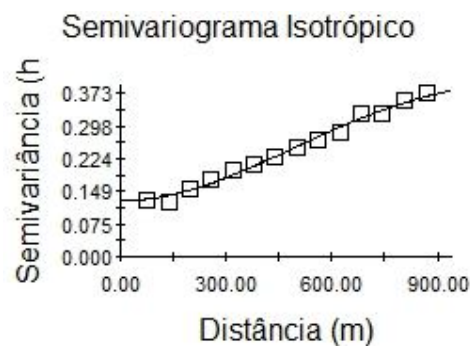


FIGURA B 3 - Semivariograma teórico e validação cruzada para K - Potássio (dados codificados com Ponto de Corte – $71,0 \text{ mg.dm}^{-3}$.)

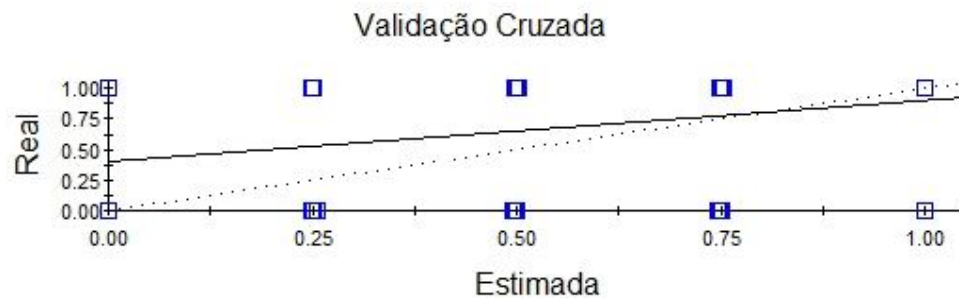
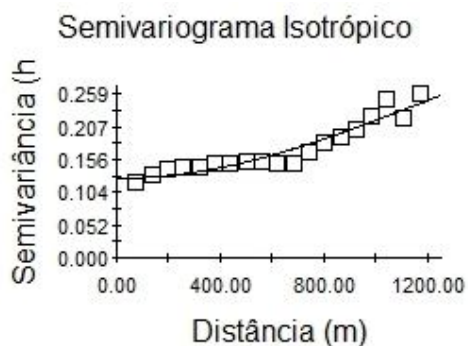


FIGURA B 4 - Semivariograma teórico e validação cruzada para P – Fósforo (dados codificados com Ponto de Corte – $20,1 \text{ mg.dm}^{-3}$.)

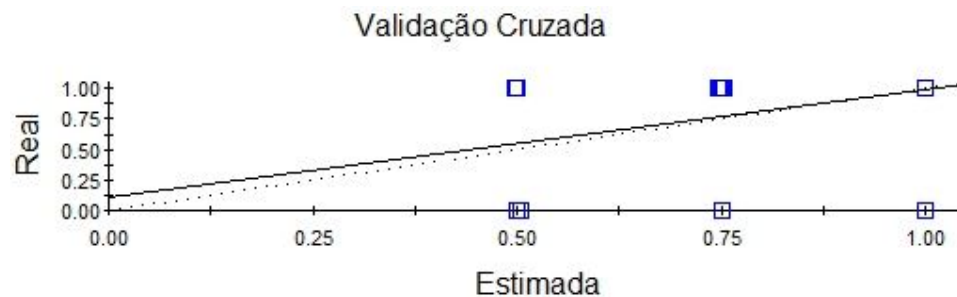
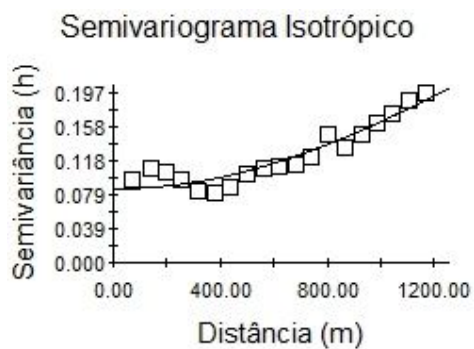


FIGURA B 5 - Semivariograma teórico e validação cruzada para Mg – Magnésio (dados codificados com Ponto de Corte – 0,91 cmol.dm^{-3})

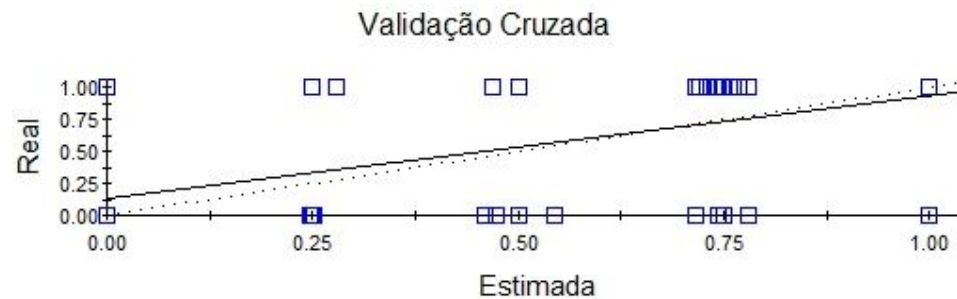
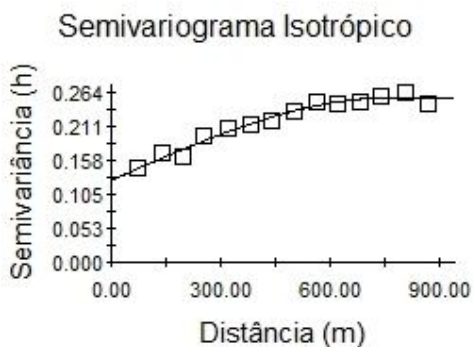
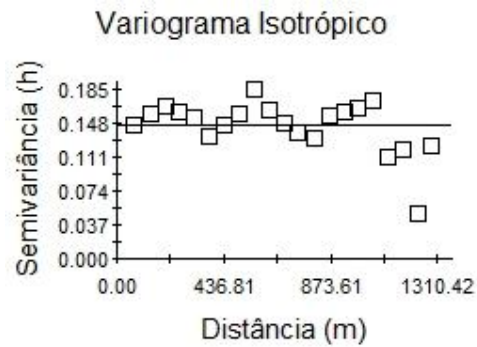
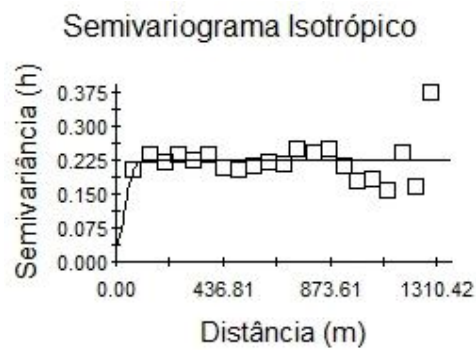


FIGURA B 6 - Semivariograma teórico e validação cruzada para Saturação por Bases (dados codificados com Ponto de Corte – 60,1 %)

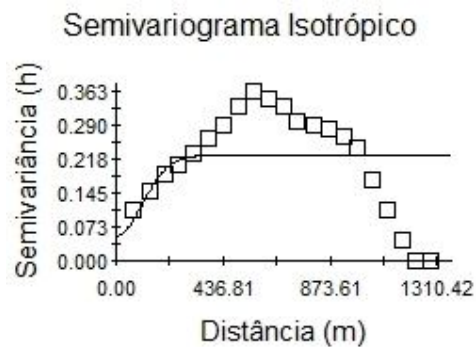
Semivariograma Teórico das variáveis que apresentaram Efeito Pepita Puro (EPP)



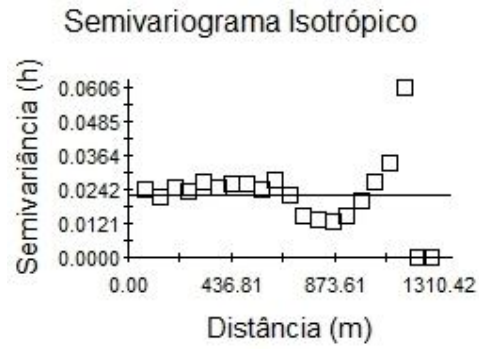
Semivariograma Teórico da variável Produtividade



Semivariograma Teórico da variável potencial hidrogeniônico (pH)



Semivariograma Teórico da variável Cálcio (Ca)



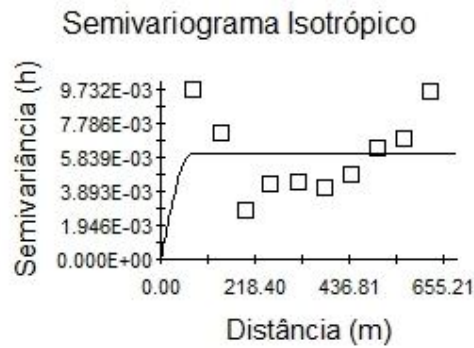
Semivariograma Teórico da variável Alumínio (Al)

Observação: Todos os pontos foram codificados com 0

Semivariograma Teórico da variável Zinco (Zn)

Observação: Todos os pontos foram codificados com 1

Semivariograma Teórico da variável Acidez Potencial (H + Al)



Semivariograma Teórico da variável Matéria Orgânica (MO)

Observação: Todos os pontos foram codificados com 1

Semivariograma Teórico da variável Capacidade de Troca Catiônica (CTC)