

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DO OESTE DO PARANÁ
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLÓGICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AGRÍCOLA**

**DISTÂNCIA ENTRE PASSADAS DA COLHEDORA COM MONITOR DE
COLHEITA NOS MAPAS DE PRODUTIVIDADE E TEOR DE ÁGUA NA
CULTURA DO MILHO**

CLAUDIO LEONES BAZZI

**CASCADEL – PR
2007**

CLAUDIO LEONES BAZZI

**DISTÂNCIA ENTRE PASSADAS DA COLHEDORA COM MONITOR DE
COLHEITA NOS MAPAS DE PRODUTIVIDADE E TEOR DE ÁGUA NA
CULTURA DO MILHO**

Dissertação apresentada como requisito parcial de avaliação para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Agrícola do Programa de Pós Graduação em Engenharia Agrícola, área de concentração em Engenharia de Sistemas Agroindustriais, Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, Universidade Estadual do Oeste do Paraná

Orientador: Prof. Dr. Eduardo Godoy de Souza
Co-Orientador: Prof. Dr. Miguel Angel Uribe-Opazo

CASCADEL-PR

2007

CLAUDIO LEONES BAZZI

DISTÂNCIA ENTRE PASSADAS DA COLHEDORA COM MONITOR DE COLHEITA NOS MAPAS DE PRODUTIVIDADE E TEOR DE ÁGUA NA CULTURA DO MILHO

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola em cumprimento parcial aos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Agrícola, área de concentração Engenharia de Sistemas Agroindustriais, **aprovada** pela seguinte banca examinadora:

Orientador: Prof. Dr. Eduardo Godoy de Souza
Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, UNIOESTE

Prof. Dr. Raimundo Pinheiro Neto
Centro de Ciências Agrárias, UEM

Profª. Dra. Lúcia Helena Pereira Nóbrega
Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, UNIOESTE

Prof. Dr. Marcio Antonio Vilas Boas
Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, UNIOESTE

Cascavel, 25 de janeiro de 2007.

Dedico este trabalho, a Deus, depois a meus pais pelo apoio contínuo, bem como a todos aqueles que colaboraram de uma forma ou outra na sua elaboração.

AGRADECIMENTOS

A Deus, por ter me concedido a vida e permitido realizar este trabalho;

Aos amigos e familiares que me apoiaram, bem como foram compreensivos em todos os sentidos, durante todo esse período;

Ao professor Miguel Angel Uribe-Opazo, pela fundamental participação e apoio no trabalho realizado;

Ao professor Suedêmio de Lima Silva, pelo auxílio e sugestões apresentadas, bem como pela presteza sempre presente;

À professora Lúcia Helena Pereira Nóbrega, pela amizade, simpatia e convívio durante todo período de desenvolvimento deste trabalho;

Ao doutorando Erivelto Mercante, por não ter medido esforços no auxílio durante a análise dos dados;

A todos os colegas de curso, em especial a Juliano Lamb, Liane Piacentini, Grazieli, Roger Michels e Alexandra Dorneles pela amizade, apoio e simpatia em todos os momentos;

Aos meus amigos, pela compreensão, auxílio e apoio apresentados, bem como pelo incentivo durante a execução deste trabalho;

Agradeço em especial ao professor Godoy, meu orientador e além de tudo amigo, que esteve sempre disposto a me orientar, apresentando idéias, sugestões, melhorias e questionamentos, trazendo um aspecto de amizade e confiança a cada dia mais intenso.

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS	<i>vi</i>
LISTA DE FIGURAS	<i>viii</i>
RESUMO	<i>xv</i>
ABSTRACT	<i>xvi</i>
1 INTRODUÇÃO	01
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	03
2.1 AGRICULTURA DE PRECISÃO – AP	03
2.2 MAPAS DE PRODUTIVIDADE	04
2.3 ERROS EM MAPAS DE PRODUTIVIDADE	06
2.4 ANÁLISE EXPLORATÓRIA	09
2.5 ANÁLISE GEOESTATÍSTICA	09
2.5.1 Modelos com patamar	14
2.5.1.1 Modelo linear	14
2.5.1.2 Modelo esférico	15
2.5.1.3 Modelo exponencial	16
2.5.1.4 Modelo gaussiano	16
2.5.2 Modelos sem patamar	18
2.5.2.1 Modelo potência	18
2.6 INTERPOLAÇÃO DOS DADOS	19
2.7 COMPARAÇÃO DE MAPAS	22
3 MATERIAIS E MÉTODOS	25
3.1 COLETA DE DADOS	25
3.2 FILTRAGEM DOS DADOS	26
3.3 ELIMINAÇÃO DAS FAIXAS DE COLHEITA	31
3.4 ANÁLISE EXPLORATÓRIA DOS DADOS	35
3.5 ANÁLISE GEOESTATÍSTICA	35
3.6 MAPAS TEMÁTICOS	35
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES	37
4.1 ANÁLISE EXPLORATÓRIA DOS DADOS	37
4.2 ANÁLISE DE DEPENDÊNCIA ESPACIAL	40
4.3 MAPAS DE CONTOURO PARA VARIÁVEL PRODUTIVIDADE....	42
4.4 MAPAS DE CONTOURO PARA VARIÁVEL TEOR DE ÁGUA	47
4.5 COMPARAÇÃO DE MAPAS	53
4.5.1 Coeficiente de desvio relativo – CDR	53
4.5.2 Índice kappa	56
4.5.3 Comparação entre o índice kappa e o CDR	60
4.5.4 Número de passadas	62
5 CONCLUSÕES.....	63
6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	64
ANEXO I – SEMIVARIOGRAMAS PARA VARIÁVEL PRODUTIVIDADE	72
ANEXO II – SEMIVARIOGRAMAS PARA VARIÁVEL TEOR DE ÁGUA.....	74

LISTA DE TABELAS

TABELA 1	Classificação do coeficiente de efeito pepita	13
TABELA 2	Comparação entre métodos de interpolação (quanto mais próximo o conceito de um (1) melhor)	19
TABELA 3	Nível de qualidade do Coeficiente Kappa	24
TABELA 4	Definição dos diversos tratamentos a serem estudados pela eliminação das passadas da colhedora.....	32
TABELA 5	Análise estatística descritiva dos conjuntos de dados, pelo fator produtividade	37
TABELA 6	Análise estatística descritiva dos conjuntos de dados, pelo fator teor de água.....	38
TABELA 7	Modelos e parâmetros dos semivariogramas para produtividade	40
TABELA 8	Modelos e parâmetros dos semivariogramas para teor de água	41
TABELA 9	Coeficientes de desvio relativos resultantes da comparação entre os mapas simulados e o original para a produtividade e o teor de água.....	54
TABELA 10	Coeficientes de desvio relativos resultantes da comparação entre os mapas criados pelo método da krigagem e os criados pelo método do inverso da distância ao quadrado	55
TABELA 11 Coeficientes de desvio relativos resultantes da comparação entre os mapas criados pelo método do inverso da distância ao quadrado e o mapa original criado pelo método de krigagem	56
TABELA 12	Índices kappa resultantes da comparação entre os mapas simulados e o original para a produtividade e o teor de água	57
TABELA 13	Índices kappa resultantes da comparação entre os mapas criados pelo método da krigagem e os criados pelo método do inverso da distância ao quadrado	58
TABELA 14	Índices kappa resultantes da comparação entre os mapas criados pelo método do inverso da distância ao quadrado e o mapa original criado pelo método de krigagem	59

TABELA 15 Número de passadas que podem ser eliminadas em função da precisão desejada estimada pelo CDR..... 62

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1	Parâmetros de um semivariograma típico	12
FIGURA 2	Modelo linear	15
FIGURA 3	Modelo esférico	15
FIGURA 4	Modelo exponencial	16
FIGURA 5	Modelo gaussiano	17
FIGURA 6	Modelos de semivariogramas e Parâmetros de ajuste.....	17
FIGURA 7	Modelos sem patamar.....	18
FIGURA 8	Colhedora utilizada no experimento.....	25
FIGURA 9	Dispositivos instalados na colhedora.....	26
FIGURA 10	Módulos do software SMS Advanced 4.02® de importação dos dados do cartão PCMCIA da colhedora para o computador e suas configurações.....	28
FIGURA 11	Erros de posicionamento causado pela não desativação do monitor de colheita na coleta dos dados.....	29
FIGURA 12	Erros de posicionamento causado pela faixa de colheita ser menor que a largura da plataforma.....	30
FIGURA 13	Mapa de produtividade: Mapa de pontos, definido com “Mapa original” com 13.473 pontos de coleta de dados, com valores não interpolados.....	30
FIGURA 14	Mapa de Produtividade: Mapa de contorno, definido com “mapa original” interpolado pelo método do inverso da distância ao quadrado.....	30
FIGURA 15	Mapa definido com “mapa uma passada” com 6.824 pontos de coleta de dados	31
FIGURA 16	Mapa definido com “mapa duas passadas” com 5.257 pontos de coleta de dados.....	32
FIGURA 17	Mapa definido com “mapa três passadas” com 3.670 pontos de coleta de dados.....	32
FIGURA 18	Mapa definido com “mapa quatro passadas” com 2.996 pontos de coleta de dados.....	33
FIGURA 19	Mapa definido com “mapa cinco passadas” com 2.456 pontos de coleta de dados.....	33
FIGURA 20	Mapa definido com “mapa seis passadas” com 2.065 pontos de coleta de dados.....	33
FIGURA 21	Mapa definido com “mapa sete passadas” com 1.965 pontos de coleta de dados.....	33
FIGURA 22	Mapa definido com “mapa dez passadas” com 2.481 pontos de coleta de dados.....	34

FIGURA 23	Mapa definido com “mapa quinze passadas” com 1.053 pontos de coleta de dados.....	34
FIGURA 24	Mapa definido com “mapa vinte passadas” com 769 pontos de coleta de dados.....	34
FIGURA 25	Mapa definido com “mapa vinte e cinco passadas” com 616 pontos de coleta de dados.....	34
FIGURA 26	Gráfico de Box-Plot de cada um dos conjuntos de dados criados, no fator produtividade.....	39
FIGURA 27	Gráfico de Box-Plot de cada um dos conjuntos de dados criados, no fator teor de água.....	39
FIGURA 28	Mapa definido com “mapa original” criado pelo do inverso da distância ao quadrado em kg ha^{-1}	41
FIGURA 29	Mapa definido com “mapa uma passada” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha^{-1}	41
FIGURA 30	Mapa definido com “mapa duas passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha^{-1}	42
FIGURA 31	Mapa definido com “mapa três passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha^{-1}	42
FIGURA 32	Mapa definido com “mapa quatro passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha^{-1}	42
FIGURA 33	Mapa definido com “mapa cinco passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha^{-1}	42
FIGURA 34	Mapa definido com “mapa seis passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha^{-1}	43
FIGURA 35	Mapa definido com “mapa sete passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha^{-1}	43
FIGURA 36	Mapa definido com “mapa dez passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha^{-1}	43
FIGURA 37	Mapa definido com “mapa quinze passadas” criado pelo	

	método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha ⁻¹	43
FIGURA 38	Mapa definido com “mapa vinte passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha ⁻¹	44
FIGURA 39	Mapa definido com “mapa vinte e cinco passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha ⁻¹	44
FIGURA 40	Mapa definido com “mapa original” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha ⁻¹	44
FIGURA 41	Mapa definido com “mapa uma passada” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha ⁻¹	44
FIGURA 42	Mapa definido com “mapa duas passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha ⁻¹	45
FIGURA 43	Mapa definido com “mapa três passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha ⁻¹	45
FIGURA 44	Mapa definido com “mapa quatro passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha ⁻¹	45
FIGURA 45	Mapa definido com “mapa cinco passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha ⁻¹	45
FIGURA 46	Mapa definido com “mapa seis passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha ⁻¹	46
FIGURA 47	Mapa definido com “mapa sete passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha ⁻¹	46
FIGURA 48	Mapa definido com “mapa dez passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha ⁻¹	46
FIGURA 49	Mapa definido com “mapa quinze passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha ⁻¹	46
FIGURA 50	Mapa definido com “mapa vinte passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha ⁻¹	47
FIGURA 51	Mapa definido com “mapa vinte e cinco passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha ⁻¹	47
FIGURA 52	Mapa definido com “mapa original” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado para variável teor de água (%).....	47
FIGURA 53	Mapa definido com “mapa uma passada” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado para variável teor de água (%).....	47
FIGURA 54	Mapa definido com “mapa duas passadas” criado pelo	

	método de interpolação do inverso da distância ao quadrado para variável teor de água (%).	48
FIGURA 55	Mapa definido com “mapa três passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado para variável teor de água (%).	48
FIGURA 56	Mapa definido com “mapa quatro passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado para variável teor de água (%).	48
FIGURA 57	Mapa definido com “mapa cinco passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado para variável teor de água (%).	48
FIGURA 58	Mapa definido com “mapa seis passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado para variável teor de água (%).	49
FIGURA 59	Mapa definido com “mapa sete passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado para variável teor de água (%).	49
FIGURA 60	Mapa definido com “mapa dez passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado para variável teor de água (%).	49
FIGURA 61	Mapa definido com “mapa quinze passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado para variável teor de água (%).	49
FIGURA 62	Mapa definido com “mapa vinte passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado para variável teor de água (%).	50
FIGURA 63	Mapa definido com “mapa vinte e cinco passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado para variável teor de água (%).	50
FIGURA 64	Mapa definido com “mapa original” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).	50
FIGURA 65	Mapa definido com “mapa uma passada” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).	50
FIGURA 66	Mapa definido com “mapa duas passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).	51

FIGURA 67	Mapa definido com “mapa três passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).	51
FIGURA 68	Mapa definido com “mapa quatro passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).	51
FIGURA 69	Mapa definido com “mapa cinco passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).	51
FIGURA 70	Mapa definido com “mapa seis passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).	52
FIGURA 71	Mapa definido com “mapa sete passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).	52
FIGURA 72	Mapa definido com “mapa dez passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).	52
FIGURA 73	Mapa definido com “mapa quinze passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).	52
FIGURA 74	Mapa definido com “mapa vinte passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).	53
FIGURA 75	Mapa definido com “mapa vinte e cinco passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).	53
FIGURA 76	Erro relativo medido pelo método CDR de comparação nas interpolações realizadas pelos métodos do inverso da distância ao quadrado e krigagem para a produtividade e o teor de água.	54
FIGURA 77	Gráfico de variação do desvio médio relativo entre os mapas de produtividade e teor de água criados pelos métodos de krigagem e inverso da distância ao quadrado ...	55
FIGURA 78	Gráfico de variação do desvio médio relativo entre os	

	mapas de produtividade e teor de água criados pelos métodos do inverso da distância ao quadrado e o original criado pelo método de krigagem.....	56
FIGURA 79	Coeficiente kappa de comparação nas interpolações realizadas pelos métodos do inverso da distância ao quadrado e krigagem para a produtividade e o teor de água.	57
FIGURA 80	Gráfico de variação do índice kappa entre os mapas de produtividade e teor de água, criados pelos métodos de krigagem e inverso da distância ao quadrado.....	58
FIGURA 81	Gráfico do índice kappa referente à comparação entre os mapas de produtividade e teor de água criados pelos métodos do inverso da distância ao quadrado e o original criado pelo método de krigagem.....	59
FIGURA 82	Índice Kappa para os mapas de produtividade interpolados por inverso da distância ao quadrado (Kappa_IQD_Pr) em função do coeficiente de desvio relativo para os mapas de produtividade interpolados por inverso da distância ao quadrado (CDR_IQD_Pr)	60
FIGURA 83	Índice Kappa para os mapas de produtividade interpolados por krigagem (Kappa_Kr_Pr) em função do coeficiente de desvio relativo para os mapas de produtividade interpolados por krigagem (CDR_Kr_Pr)	60
FIGURA 84	Índice kappa para os mapas de teor de água interpolados por inverso da distância ao quadrado (Kappa_IQD_TA) em função do coeficiente de desvio relativo para os mapas de teor de água interpolados por inverso da distância ao quadrado (CDR_IQD_TA).....	61
FIGURA 85	Índice kappa para os mapas de teor de água interpolados por krigagem (Kappa_Kr_TA) em função do coeficiente de desvio relativo para os mapas de teor de água interpolados por krigagem (CDR_Kr_TA).....	61

DISTÂNCIA ENTRE PASSADAS DA COLHEDORA COM MONITOR DE COLHEITA NOS MAPAS DE PRODUTIVIDADE E TEOR DE ÁGUA NA CULTURA DO MILHO

RESUMO

A agricultura de precisão (AP) vem, nos últimos anos, ampliando sua aplicação no País, a fim de aumentar a produtividade e lucratividade, bem como diminuir o impacto ambiental com a aplicação adequada de insumos agrícolas. O entrave para a maior expansão da tecnologia está principalmente no elevado custo dos equipamentos a serem utilizados. A geração de mapas de produtividade é a fase que apresenta maior facilidade de execução dentro do ciclo da AP. Entretanto, quando várias colhedoras estão colhendo em uma determinada área, nem sempre é possível a presença de monitores de colheita em cada uma delas. Nesse contexto, este trabalho teve como objetivo encontrar o número máximo de passadas que podem ser eliminadas pela utilização de colhedoras não equipadas com monitor de colheita sem que haja perda de qualidade nos mapas de produtividade e de teor de água gerados. Buscou-se também realizar um comparativo entre os métodos de interpolação “inverso da distância ao quadrado” e “Krigagem”. Na comparação entre os mapas simulados e o original, utilizaram-se o coeficiente de desvio relativo – CDR - e o índice kappa. Comprovou-se que o número de passadas eliminadas diminui a precisão dos mapas em ambos métodos de interpolação. A quantidade de monitores que deve haver em um conjunto de colhedoras é relativa ao nível de precisão que se deseja ter, devendo-se intercalá-las de maneira que as amostras sejam coletadas uniformemente por toda a área a ser colhida.

Palavras chave: Agricultura de precisão, métodos de interpolação, mapas temáticos, índice kappa.

THE DISTANCE AMONG COMBINE STEP WITH YIELD MONITOR IN THE YIELD AND MOISTURE MAPS IN THE CULTURE OF THE CORN

ABSTRACT

The precision agriculture comes in the last years enlarging its application in the country, seeking the increase of the productivity and profitability, also reducing the environmental impact with the appropriate application of fertilizers and agricultural inputs. The impediment for larger expansion of the technology is mainly the high cost of the equipments to be used. The generation of yield maps is the phase that presents larger execution easiness inside of the cycle of AP. However when several combines are working in a certain area, not always it is possible to have monitors in each one of them. In this context this work had as objective finds the step maximum number that it can be eliminated by the combine not equipped with yield monitor without quality loss in the yield and moisture maps generated. It was also looked for to accomplish a comparison among the interpolation methods inverse square root and Kriging. In the comparison between the simulated maps and the original, the coefficient of relative deviation was used - CDR and the index kappa. He/she was proven that the eliminated last number reduces the precision of the maps in both interpolation methods. The amount monitors that it should be had in a combine group, are relative at the level of precision that one want to have. The monitored combine should be inserted so that the samples are collected in an uniform way by the whole area to be crop.

Keywords: Agriculture of precision, interpolation methods, thematic maps, kappa index.

INTRODUÇÃO

Muito antes da revolução industrial e do processo de mecanização da agricultura, já era possível reconhecer a variabilidade espacial de certas características físico-químicas e biológicas das áreas cultivadas. A própria divisão dessas áreas em campos reflete o conhecimento da variabilidade. Até então, o uso do trabalho braçal e/ou da tração animal permitia tratar áreas com menor ou maior fertilidade, ou mesmo infestação por pragas e doenças, de forma diferenciada.

O advento da mecanização e da produção em larga escala permitiu que os campos cultivados passassem a ser tratados de maneira uniforme. Inicialmente, os cálculos das taxas de aplicação de fertilizantes foram feitos com base em valores médios de fertilidade e a aplicação foi feita uniformemente em toda a extensão do campo. Como resultado, é sabido que áreas com maior nível de fertilidade são adubadas em excesso enquanto aquelas com solos mais pobres não são corrigidas em níveis desejados. O mesmo ocorre para a aplicação de agroquímicos e no combate a pragas e doenças, em que as taxas de aplicação são geralmente calculadas com base no maior grau de infestação, as quais resultam na aplicação excessiva em diversas áreas.

Ao contrário da agricultura tradicional, a agricultura de precisão - AP - tenta focar a variabilidade espaço-temporal dos requerimentos de aplicação de insumos durante todo o processo produtivo. Para que ela tenha sucesso, é necessária a utilização de tecnologias tais como: sistemas de informação geográfica (SIGs), sistema de posicionamento global (GPS) e sensoriamento remoto para que se obtenha e se interprete a maior quantidade de informações possível sobre o processo. A AP surgiu da necessidade de se considerar a variabilidade espaço-temporal existente em uma área de produção agrícola e que influencia no desenvolvimento e potencial produtivo da cultura.

BALASTREIRE (1998) e CHUNG *et al.* (2000) consideram que a geração de mapas de produtividade é a fase que apresenta maior facilidade de execução dentro do ciclo da AP. E devido à grande variedade de equipamentos e pesquisas, principalmente, sobre colheitas de cereais, mais especificamente,

sobre soja e milho, pode-se coletar grande quantidade de informações sobre a área a um custo operacional mais acessível (SCHUELLER, 2000). Entretanto, quando várias colhedoras estão trabalhando em uma determinada área, nem sempre é possível a presença dos monitores de colheita em cada uma delas. Nesse contexto, este trabalho teve como objetivo encontrar o número máximo de passadas que podem ser eliminadas pela utilização de colhedoras não equipadas com monitor de colheita sem que haja perda de qualidade nos mapas de produtividade nem no teor de água gerados. Buscou-se também realizar um comparativo entre os métodos de interpolação “inverso da distância ao quadrado” e “Krigagem”

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 AGRICULTURA DE PRECISÃO

A agricultura de precisão corresponde ao conjunto de técnicas que propõem o tratamento localizado dos pontos do terreno com base na variabilidade espacial para maximizar o uso da terra e dos insumos, aumentar a produtividade da propriedade e diminuir o custo com defensivos agrícolas (MOLIN, 2000).

Para EARL *et al.* (1997), a AP é o nome dado ao método de manejo das culturas em áreas pequenas, dentro de um talhão, que podem ser tratadas com diferentes níveis de insumos, dependendo do potencial de produtividade da cultura nessas áreas.

AP é também um termo utilizado para descrever a busca do crescimento em eficiência por meio do gerenciamento localizado da agricultura, visando-se à otimização da produção mediante a aplicação localizada de insumos, ao se reduzir a contaminação de água e de alimentos, e se proporcionar uma melhor proteção contra erosão (LAMPARELLI *et al.*, 2001).

As tecnologias e práticas emergentes da AP desafiam o uso da média como valor representativo de uma situação. O manejo da variabilidade é o principal foco de sua atenção. Duas formas principais de variabilidade são imediatamente detectadas: espacial e temporal. A variação espacial é a variação vista no campo, afetada pelos diferentes fatores que o compõem enquanto a variação temporal ocorre quando se comparam mapas de produtividade de um ano para outro (CAPELLI, 2000).

Em estudo conduzido por ROBERT (2002), 108 trabalhos foram selecionados para avaliar a viabilidade econômica da ação de técnicas de AP, 63% apresentaram resultados positivos para adoção de técnicas de AP, 26% mostraram resultados mistos e 11%, resultados negativos. Os dados evidenciam o potencial de uso de técnicas de AP para um sistema de produção agrícola mais sustentável e, possivelmente, mais rentável.

De acordo com MOLIN (2000), a implementação de um sistema de AP implica em um ciclo fechado de tarefas, no qual o mapa de produtividade é a

informação mais completa para visualizar-se a variabilidade espacial das lavouras. Para a geração de tais mapas, o monitor de colheita das máquinas armazena, na maioria dos sistemas, arquivos-texto com informações de posicionamento, latitude, longitude e altitude, fornecidas pelo receptor de DGPS (Sistema de Posicionamento Global diferencial), e dados da lavoura, tais como produtividade e teor de água nos grãos.

MOLIN (2004) ainda enfatiza que a AP está alicerçada em um conjunto de recursos que permitem que se faça, em áreas extensas, o que os pequenos produtores sempre fizeram, isto é, o tratamento dos detalhes considerando-se as diferenças existentes dentro de um talhão, com a interação de todo o conhecimento acumulado pelas ciências agrárias até hoje.

2.2 MAPAS DE PRODUTIVIDADE

Os primeiros mapas de produtividade foram produzidos a partir da década de 90, com o sistema de posicionamento via rádio, previamente posicionado nas fronteiras do talhão (HANEKLAUS *et al.*, 2000). A partir desse período, o sistema GPS começou a ser utilizado. MOLIN (2000) reforçou que o ponto de partida, considerado por usuários e pesquisadores para se visualizar a variabilidade espacial das lavouras, é, sem dúvida, o mapa de produtividade que materializa a resposta da cultura. Segundo BLACKMORE & MARSHALL (1996), o primeiro mapa de produtividade foi produzido pela classificação e coloração de cada ponto de dado coletado conforme o valor de produtividade. Já a primeira empresa a produzir uma colhedora comercial com sistema de mapeamento de produtividade de grão foi a MASSEY FERGUSON, atual AGCO, na década de 80 (BLACKMORE, 1994).

Os monitores atuais coletam informações sobre a produtividade da cultura com intervalo de 1 a 5 segundos, as quais são associadas com o posicionamento GPS ou DGPS (sistema de posicionamento global diferencial). Os conjuntos de dados são combinados à sintaxe latitude, longitude e produtividade, e geralmente armazenados em um cartão PCMCIA (*Personal Computer Memory Card International Association*) de capacidade de memória variável, em vários formatos computacionais. Alguns dados podem ser inclusos

no arquivo, tais como: data, hora, qualidade do sinal do DGPS, teor de água dos grãos, velocidade de deslocamento e largura da plataforma de corte (BLACKMORE & MARSHALL, 1996). Os dados coletados são transmitidos do cartão PCMCIA para um computador, no qual, em um *software* SIG (Sistema de Informações Geográficas), são gerados mapas para representação da produtividade, teor de água e altitude da área colhida.

Em geral, cada empresa fornece, juntamente com o monitor de colheita, seu próprio *software* SIG, que também servirá para análise dos dados. O próximo passo após a coleta dos dados é a interpretação do mapa de produtividade. Devido à grande quantidade de informações brutas, é importante definir os fatores principais a serem considerados, além das técnicas algorítmicas de suavização ou alisamento de dados que tornarão as práticas gerenciais e administrativas possíveis. A interpretação dos mapas requer conhecimento prático e do local de coleta para identificar quais tendências espaciais são mais importantes. Cabe salientar que um mapa de produtividade mostra aquilo que se quer ver. Ademais, a manipulação de alguns parâmetros de construção é de extrema importância para uma boa visualização. Todos os *software* de visualização de mapas permitem alguma forma de manipulação que deve ser trabalhada de acordo com sua necessidade (MOLIN, 2001).

Nessa perspectiva, o mapa de produtividade é apenas uma etapa de todo o processo que envolve a AP e representa o efeito combinado de diversas fontes de variabilidade espaço-temporal. Segundo CAPELLI (2000), uma parte da variabilidade pode ser atribuída a fatores que são constantes ou variam lentamente, enquanto outros são transitórios, pois mudam de importância e distribuição espaço-temporal de uma safra para outra. O autor ainda salientou que a interpretação dos mapas de produtividade é imprescindível para a correção dos fatores de produção que persistem ao longo do tempo, tais como, diferenças do tipo de solo na área plantada, acidez do solo em locais específicos, deficiência de fertilizantes e locais com falta ou excesso de água.

2.3 ERROS EM MAPAS DE PRODUTIVIDADE

Segundo MICHELAN (2005), a colheita é constituída por vários processos e, nesses podem ocorrer erros, por isso, uma metodologia de

filtragem de dados torna-se necessária para obtenção de mapas confiáveis os quais giram em torno de várias fontes de erros que podem ocorrer. Dentre elas está o tempo de atraso que corresponde à principal fonte de erros, que ocorrem principalmente nas cabeceiras dos terrenos.

Diversos autores e pesquisadores têm demonstrado fontes potenciais de erros que podem influenciar na acurácia de dados brutos, registrados durante a colheita e que são utilizados para gerar os mapas de produtividade (MOORE, 1998). BLACKMORE & MARSHALL (1996) citam como sendo seis os principais erros em mapas de produtividade: tempo de atraso (ou de transporte dos grãos dentro do mecanismo de debulha); determinação errada da largura da plataforma durante a colheita; erro natural do GPS; sobra de grãos no mecanismo de transporte; perda de grãos pelo conjunto e acurácia e calibração do sensor de fluxo. Todavia, MOORE (1998) identificou quatro erros durante seis anos de trabalho com mapeamento de produtividade: calibração de volume, tempo de enchimento dos espaços internos da colhedora, suavização e largura de corte da plataforma incorreta.

O tempo de atraso é o intervalo entre o corte da planta pela barra da plataforma e a passagem do grão pelo sensor de produtividade. O fluxo de grãos, medido no sensor de produtividade, deve ser correlacionado com a posição da colhedora quando a cultura foi ceifada pela barra de corte, entretanto, para MOORE (1998), esse tempo pode resultar em erros no cálculo da produtividade e no deslocamento da sua coordenada.

Segundo MICHELAN (2005), o tempo de enchimento corresponde ao tempo que a colhedora leva para normalizar seu ciclo de colheita, ou seja, para manter todo o sistema de trilha alimentado, desde o corte até a chegada dos grãos ao graneleiro.

CHUNG, SUDDUTH & DRUMMOND (2000) utilizaram um monitor de produtividade AgLeader® e encontraram tempos de enchimento de 14 a 16 segundos para a produtividade e de 15 a 21 segundos para o teor de água, pela análise geoestatística.

MENEGATTI (2002) escolheu cinco passadas aleatórias da colhedora, para verificação e remoção dos pontos gravados durante o tempo de enchimento. Calculou a produtividade média em função da distância do início da passada, limitada em 50 metros e então, definiu o intervalo de enchimento

como o espaço necessário para que a produtividade média pudesse atingir 90% da produção máxima. Obteve-se, com essa técnica, um tempo de enchimento de 14 metros para um monitor da marca AgLeader® que equipa as colhedoras New Holland®.

De acordo com MOORE (1998), o tempo de esvaziamento é o período requerido pela colhedora para esvaziar seus sistemas após a interrupção no corte das plantas, o qual representa o período de produtividade que pode ser gravado apesar de a barra de corte da colhedora ter sido levantada, ou seja, não estar realizando o corte da cultura. Da mesma forma com que o tempo de enchimento deve ser controlado para que não haja coleta de dados inconsistentes.

Segundo SHEARER *et al.* (1999), o teor de água do grão colhido é determinado por um sensor de propriedades dielétricas. O nível de água dentro do grão afeta a capacitância do grão, que é medida ao se limitar um volume predeterminado de grãos entre duas superfícies de metal condutivas. Para a maioria dos monitores de produtividade, o fato ocorre devido à instalação de um sensor de teor de água montado ao lado do elevador de grãos limpos. MICHELAN (2005) verificou que um erro durante a coleta de dados corresponde à variação do teor de água dos grãos, ou seja, é possível constatar que há uma maior confiabilidade na coleta de dados úmidos do que em dados cujo desconto do teor de água foi realizado no próprio processo.

MOORE (1998) destacou que o sensor de velocidade pode inserir erros de posicionamento, principalmente no caso dos sensores magnéticos, que medem a rotação das rodas de tração. Quando em situações de curva, a velocidade diferencial entre as rodas não é compensada pelo sensor, se instalado em apenas uma das rodas.

Erros do sistema GPS são descritos por diversos autores (HURN, 1989; MORGAN & ESS, 1997 e MOORE, 1998) e podem ser resumidos em erros atribuídos a interferências da ionosfera e troposfera, erros do relógio do satélite e do receptor, erros na órbita dos satélites e erros de reflexão ou multicaminhamento. De acordo com MORGAN & ESS (1997), a correção diferencial, que pode ser obtida via satélite, por estações locais ou por outras maneiras, elimina os erros do relógio, da órbita do satélite e da refração, bem como reduz consideravelmente os erros do relógio do receptor da interferência

da ionosfera e da troposfera, logo contribui com uma melhoria significativa na qualidade do posicionamento.

JUERSCHIK & GIEBEL (1999) citaram que em um conjunto de dados coletados durante a colheita de um talhão são encontrados vários pontos de altíssima produtividade e outros de produtividade nula ou quase nula. Os autores consideraram que a eliminação de tais pontos deve ser criteriosa porque os dados de produtividade com valores muito altos e muito baixos podem, de fato, ocorrer na natureza. Esse tipo de erro é eliminado do conjunto de dados de colheita pela eliminação de pontos discrepantes levantados durante a análise estatística exploratória.

A largura da barra de corte é um valor programado no monitor de produtividade. De acordo com BLACKMORE & MOORE (1999), na prática, o valor inserido no sistema pode ser 95% da largura total, assumindo-se assim uma perda de 5% devido às deficiências na operação da colhedora. Cuidados nesse sentido devem ser tidos pelo operador da máquina que deve programar o monitor de acordo com a necessidade, principalmente, em finais de talhões e das cabeceiras do terreno sob manejo. É essencial que o operador da colhedora combine a largura de corte informada ao monitor com largura efetivamente utilizada. Qualquer desvio ocorrido entre a largura efetiva e a largura informada ao sistema resulta em erros na medição de área e, conseqüentemente, em erros na medição da produtividade da cultura (MOORE, 1998).

MENEGATTI (2002) desenvolveu uma metodologia para identificação e remoção de erros em mapas de produtividade, a qual, segundo MICHELAN (2005), é bastante utilizada nos mapas gerados pela maioria dos monitores comercializados no Brasil. A metodologia segue os seguintes passos:

- 1) Colheita;
- 2) Geração dos arquivos-texto e arquivos do *software* utilizado;
- 3) Disponibilidade dos dados brutos;
- 4) Retirada dos erros grosseiros de posicionamento;
- 5) Retirada dos pontos com produtividade nula;
- 6) Retirada de pontos com largura parcial da plataforma;
- 7) Retirada de pontos com teor de água nula ou ausente;
- 8) Retirada de pontos com distância nula;

- 9) Remoção de pontos gravados durante o tempo de enchimento;
- 10) Remoção de pontos com produtividade discrepante e;
- 11) Dados filtrados.

2.4 ANÁLISE EXPLORATÓRIA

Para ALVES (1987) e FARIAS (1999), a análise exploratória dos dados é um estágio inicial que permite verificar e descrever as medidas estatísticas e matemáticas dos dados, visando melhorar a eficiência da análise estatística.

Segundo RIBEIRO JUNIOR (1995), a análise exploratória possui duas etapas básicas: análise descritiva geral e análise descritiva espacial. A primeira refere-se à descrição geral dos dados sem considerar a posição das amostras, enquanto a segunda considera a posição das amostras, isto é, amostras georeferenciadas. Etapas importantes referentes às análises exploratórias e que devem ser cumpridas são a construção dos diagramas de ramos e folhas e dos gráficos de *box-plot*, contudo, os últimos são instrumentos importantes para se detectarem, dentre os dados, os pontos extremos.

2.5 ANÁLISE GEOESTATÍSTICA

Essa teoria baseia-se na função semivariância, usada no estudo da dependência espacial de uma variável aleatória. A função semivariância assume um papel importante na interpolação de valores por meio da técnica denominada krigagem, que leva a erros mínimos na interpolação e ajuda na construção de mapas de isolinhas e de superfície (VIEIRA *et al.*, 1983).

A geoestatística se configura como uma estatística que considera não apenas o valor obtido para uma variável resposta, mas também sua posição expressa por um sistema de coordenadas. O valor tomado por uma variável localizada espacialmente por suas coordenadas pode ser predito por valores em posições vizinhas que pareçam não ser estocasticamente independentes entre si (KAVANAGH, 2001). Segundo VIEIRA (1998), o semivariograma mostra a medida do grau de dependência espacial entre amostras ao longo de

um suporte específico, entretanto, para sua construção, são usados valores da variável obtidos no campo a diferentes distâncias.

Segundo SILVA (1988), a estimativa de dependência entre amostras vizinhas no espaço pode ser realizada pela autocorrelação bastante útil quando se está fazendo amostragem em uma direção. Para o autor, ainda quando a amostragem envolve duas direções (x, y), o instrumento mais indicado na estimativa da dependência entre amostras é o semivariograma.

A geoestatística, para GROSSI SAD (1986), dedica-se ao estudo da distribuição e da variabilidade dos valores, em função do seu arranjo espacial ou temporal, isto é, de valores regionalizados que se modificam no espaço e que são providos de certa estrutura. Se $Z(x)$ é o valor de uma variável Z no ponto x , é possível descrever a variabilidade da função $f(Z(x))$ no espaço, com Z variando dependentemente do local da amostragem.

A análise dos semivariogramas indica se os valores dos atributos estudados possuem dependência espacial ou não. Segundo SALVIANO (1995), caso não haja dependência espacial, pode-se dizer que apresentam distribuição aleatória, ou que o espaçamento de amostragem usado foi maior do que o necessário para revelar a dependência espacial.

Há muitos estimadores de variogramas propostos na bibliografia. GENTON (1998) apresenta em seu artigo um estimador de variograma fundamentado em idéias de estimação. No entanto, suas simulações restringiram-se apenas ao modelo teórico de variograma esférico e aos estimadores clássicos de MATHERON (1963), bem como ao proposto por CRESSIE & HAWKINS (1980). Consideram-se como os mais utilizados os estimadores de variogramas robusto de CRESSIE & HAWKINS (1980) e o clássico de MATHERON (1962).

O estimador clássico de variograma proposto por MATHERON (1963), fundamentado no método dos momentos (CRESSIE, 1993), é dado pela equação 1.

$$2\gamma(h) = \frac{1}{N_h} \sum_{N(h)} (Z(x_i) - Z(x_k))^2 \quad (1)$$

em que,

$$N(h) = \{(x_i, x_k) : \|x_i - x_k\| = h, \forall x_i \neq x_k\}$$

e N_h - cardinalidade de $N(h)$.

CRESSIE & HAWKINS (1980) propuseram um estimador tecnicamente menos sensível à presença de “outliers”, denominado de variograma robusto, dado pela equação 2.

$$2\hat{\gamma}(h) = \frac{\left[\left(\frac{1}{N_h} \sum_{N(h)} |Z(x_i) - Z(x_k)|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \right]^4}{C_h} \quad (2)$$

em que,

$$N(h) = \{(x_i, x_k) : \|x_i - x_k\| = h, \forall x_i \neq x_k\},$$

$$C_h = \left(0,457 + \frac{0,494}{N_h} \right) e$$

N_h - cardinalidade de $N(h)$

C_h é um fator de correção para o vício do estimador de $2\hat{\gamma}(h)$ quando $Z(\cdot)$ tem distribuição normal.

O gráfico da função $\gamma(h)$ versus a distância h é a base para análise do semivariograma, também conhecido com semivariograma experimental. Por definição, $\gamma(0) = 0$ quando $h = 0$, entretanto, na prática, à medida que h tende a 0 (zero), $\gamma(h)$ se aproxima de um valor positivo chamado efeito pepita. Esse valor revela a descontinuidade do semivariograma para distâncias menores do que a menor distância entre os pontos amostrados.

Na medida em que h aumenta, $\gamma(h)$ também aumenta até um valor máximo no qual ele se estabiliza. O valor no qual $\gamma(h)$ se estabiliza é chamado de patamar e corresponde à soma do efeito pepita e à contribuição. O patamar é aproximadamente igual à variância da variável Z em estudo. A distância na qual $\gamma(h)$ atinge o patamar é chamada de alcance, correspondendo à distância limite de dependência espacial. Isso significa que medições localizadas a distâncias maiores que o alcance da distância limite de dependência espacial têm distribuição espacial aleatória e por isso são independentes entre si. Sendo

assim, para essas amostras, a estatística tradicional pode ser aplicada sem restrições (CRESSIE & HAWKINS, 1980).

Distâncias separadas por distâncias menores ao limite de dependência espacial são correlacionadas umas às outras e permitem que se façam interpolações para espaçamentos menores do que aqueles amostrados no campo. Dessa forma, o alcance, ou seja, o valor limite da dependência espacial é a linha divisória para a aplicação da geoestatística ou estatística tradicional e, por essa razão, o cálculo do semivariograma deveria ser feito rotineiramente para dados de campo a fim de garantir as hipóteses estatísticas sob as quais serão analisados. Os parâmetros de um semivariograma típico estão apresentados na Figura 1.

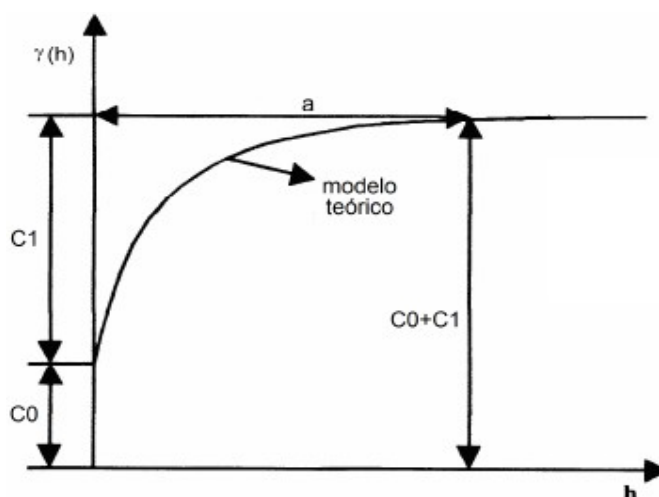


Figura 1 Parâmetros de um semivariograma típico.

C_0 é o efeito pepita, C_1 - a contribuição, a - o alcance e $C_0 + C_1$ - o patamar.

Efeito pepita (C_0) - idealmente, $g(0)=0$. Entretanto, na prática, à medida que h tende a 0 (zero), $g(h)$ se aproxima de um valor positivo chamado efeito pepita (C_0), o qual revela a descontinuidade do semivariograma para distâncias menores do que a menor distância entre as amostras. Parte dessa descontinuidade pode ser também devido aos erros de medição (ISAKS e SRIVASTAVA, 1989), mas é impossível quantificar se a maior contribuição provém dos erros de medição ou da variabilidade de pequena escala não captada pela amostragem.

Contribuição (C1) - é a diferença entre o patamar (C) e o efeito pepita (Co).

Alcance (a) - distância na qual as amostras apresentam-se espacialmente correlacionadas.

Patamar (C0 + C1) - é o valor do semivariograma correspondente ao seu alcance (a). Desse ponto em diante, considera-se que não existe mais dependência espacial entre as amostras, porque a variância da diferença entre pares de amostras torna-se invariante com a distância.

Para CAMBARDELLA *et al.* (1994) e SOUZA *et al.* (1999), o grau de dependência espacial de um semivariograma pode ser expresso pelo coeficiente de efeito pepita, definido como a relação percentual entre o efeito pepita e o patamar (Equação 3). Os autores afirmaram que quanto maior for o coeficiente de efeito pepita, menor será a variabilidade espacial e classificaram a dependência espacial da amostra conforme a Tabela 1.

$$CEP = \frac{C_0}{C_0 + C_1} * 100 \quad (3)$$

Tabela 1 Classificação do coeficiente de efeito pepita

Coeficiente de efeito pepita - EP	Dependência espacial
até 25%	forte dependência espacial
de 25% a 75%	moderada dependência espacial
acima de 75%	fraca dependência espacial

Fonte: CAMBARDELLA *et al.* (1994) e SOUZA *et al.* (1999).

Segundo VIEIRA (1998), o ajuste de um modelo teórico ao semivariograma experimental é um aspecto importante da aplicação da teoria das variáveis regionalizadas. Todos os cálculos de geoestatística dependem do valor do modelo do semivariograma para cada distância especificada. E, como regra, deve-se ter que, quanto mais simples puder ser o modelo ajustado, melhor; e não se deve dar importância excessiva a pequenas flutuações que podem ser artifícios referentes a um pequeno número de dados. É importante que o modelo ajustado represente a tendência de $\gamma(h)$ em relação a h . Ele ainda especifica que, dependendo do comportamento de $\gamma(h)$, para elevados

valores de h , os modelos podem ser classificados em: modelos com patamar e modelos sem patamar. Modelos com patamar são referenciados na geoestatística como modelos transitivos. Alguns modelos transitivos atingem o patamar assintoticamente. Para tais modelos, o alcance ao limite de dependência espacial é arbitrariamente definido como a distância correspondente a 95% do patamar. Modelos sem patamar continuam aumentando enquanto a distância aumenta. Tais modelos são utilizados para modelar fenômenos que possuam capacidade infinita de dispersão.

2.5.1 Modelos com patamar

2.5.1.1 Modelo linear

O modelo linear é dado pelas equações 4 e 5:

$$\hat{\gamma}(h) = \begin{cases} C_0 + \frac{C_1}{a}h & 0 \leq h \leq a \end{cases} \quad (4)$$

$$\hat{\gamma}(h) = \begin{cases} C_0 + C_1 & h > a \end{cases} \quad (5)$$

Nesse modelo, o patamar é determinado por inspeção; o coeficiente angular, C_1/a , é determinado pela inclinação da reta que passa pelos primeiros pontos de $\gamma(h)$, dando-se maior peso àqueles que correspondem ao maior número de pares; o efeito pepita é determinado pela interseção da reta do eixo $\gamma(h)$; o alcance a é o valor de h correspondente ao cruzamento da reta inicial com o patamar (Figura 2) (CRESSIE, 1991).

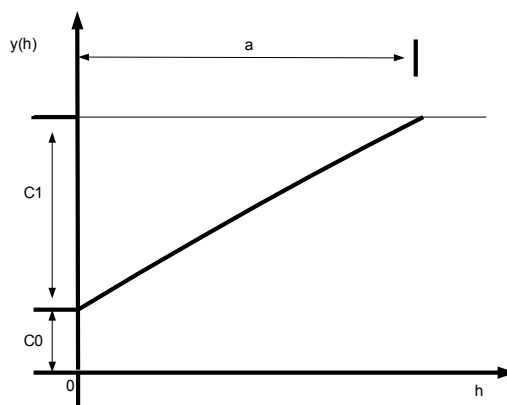


Figura 2 Modelo linear.

2.5.1.2 Modelo esférico

O modelo esférico é dado pelas equações 6 e 7 e é obtido pela seleção dos valores do efeito pepita e o patamar, depois, quando se traça uma reta que intercepte o eixo y em C_0 e seja tangente aos primeiros pontos próximos de $h = 0$ (Figura 3). A reta cruzará o patamar à distância $a' = 2/3a$. Assim, o alcance a será $a = 3a'/2$. O modelo esférico é linear até aproximadamente $1/3a$ (PANNATIER, 1996).

$$\gamma(h) = \left\{ \begin{array}{ll} C_0 + C_1 \left[1,5\left(\frac{|h|}{a}\right) - 0,5\left(\frac{|h|}{a}\right)^2 \right] & 0 \leq h \leq a \end{array} \right. \quad (6)$$

$$\gamma(h) = \left\{ \begin{array}{ll} C_0 + C_1 & h > a \end{array} \right. \quad (7)$$

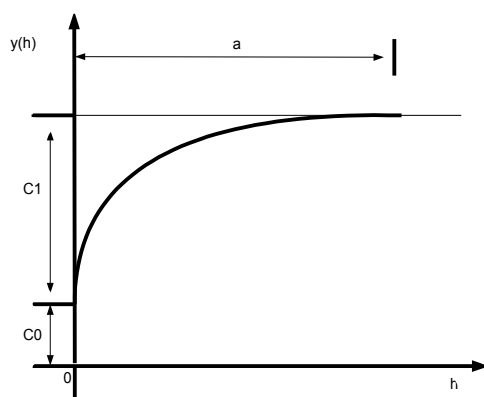


Figura 3 Modelo esférico

2.5.1.3 Modelo exponencial

Corresponde a um modelo bastante utilizado e é apresentado conforme a equação 8. Esse modelo atinge o patamar assintoticamente, com o alcance prático, definido como a distância na qual o valor do modelo é 95 % do patamar (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989) (Figura 4).

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0 & |h| = 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{|h|}{a}\right) & |h| \neq 0 \end{cases} \quad (8)$$

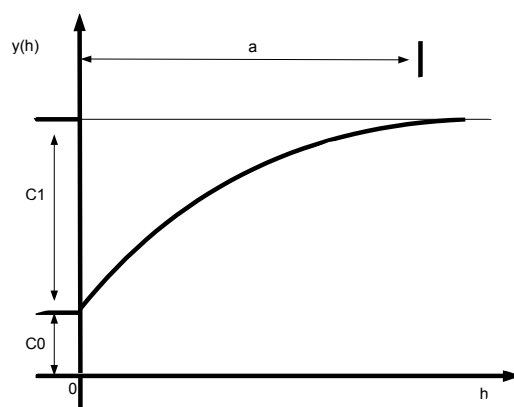


Figura 4 Modelo exponencial

2.5.1.4 Modelo gaussiano

O modelo gaussiano é um modelo transitivo, muitas vezes usado para modelar fenômenos extremamente contínuos (ISAAKS E SRIVASTAVA, 1989). Sua formulação é dada pela equação 9. Semelhante ao modelo exponencial, o modelo gaussiano atinge o patamar assintoticamente e o parâmetro a é definido como o alcance prático ou a distância na qual o valor do modelo é 95% do patamar (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989). O que caracteriza esse modelo é seu comportamento parabólico próximo à origem, conforme representado na Figura 5.

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0 & |h| = 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{|h|}{a}\right)^2 & |h| \neq 0 \end{cases} \quad (9)$$

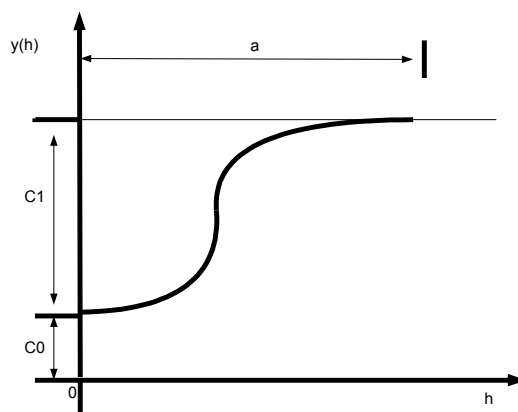


Figura 5 Modelo gaussiano

Na Figura 6, está apresentada uma comparação entre todos os modelos apresentados.

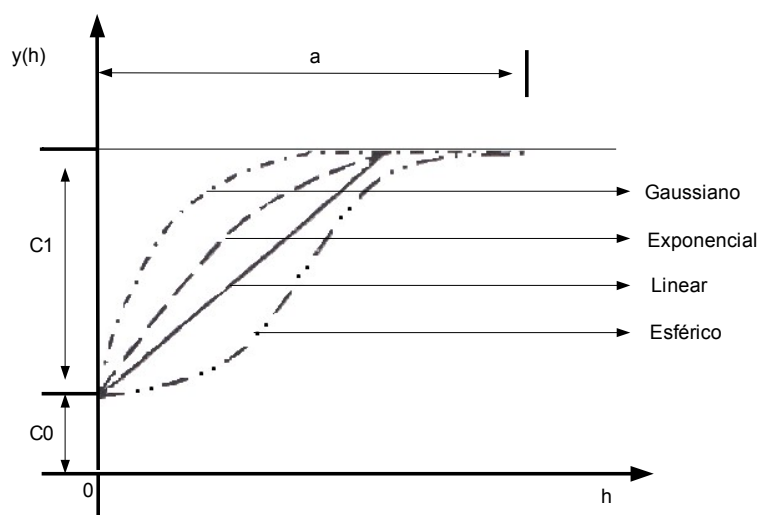


Figura 6 Modelos de semivariogramas e parâmetros de ajuste

2.5.2 Modelos sem patamar

Os modelos sem patamar correspondem aos fenômenos que têm uma capacidade infinita de dispersão e, por isso, não têm variância finita, além disso, a covariância não pode ser definida. Alguns fenômenos podem ter semivariogramas que mostram estrutura entrelaçada, ou seja, mais de um patamar e mais de um alcance. Isso acontece, segundo VIEIRA (1998), quando se tem diferente escala de variabilidade nos dados.

2.5.2.1 Modelo potência

O modelo potência não é transitivo, portanto não atinge o patamar. Em geral, esse tipo de modelo é utilizado para modelar fenômenos com capacidade infinita de dispersão. A equação 10 apresenta o modelo de potência, também representado pela Figura 7.

$$Pot(|h|) = \begin{cases} 0 & |h| = 0 \\ c \cdot |h|^e & |h| \neq 0 \end{cases} \quad (10)$$

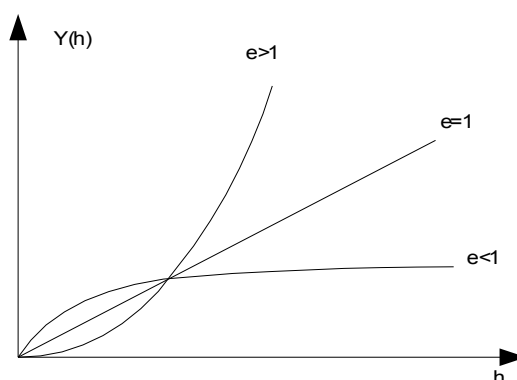


Figura 7 Modelos sem patamar

2.6 INTERPOLAÇÃO DOS DADOS

É um procedimento de estimação do valor de um atributo em locais não amostrados com base em pontos amostrados na mesma área ou região. Uma

interpolação espacial converte dados de observações pontuais em campos contínuos e produz padrões espaciais que podem ser comparados com outras entidades espaciais contínuas. O raciocínio que está na base da interpolação é o de que, em média, valores do atributo tendem a ser semelhantes em locais mais próximos do que em locais mais afastados.

Os métodos mais comuns de interpolação apresentados por LANDIM (2000) correspondem a: Vizinho mais Próximo, Vizinho Natural, Triangulação Linear, Triangulação de Delaunay, Polígonos de Voronoi, Inverso da Potência da Distância (sendo o Inverso do Quadrado da Distância – IQD – o mais utilizado), Mínima Curvatura (*Spline*), Regressão Polinomial, Krigagem (com mais de 30 técnicas distintas) e Máxima Entropia Bayesiana.

Os métodos geoestatísticos de interpolação, por meio da “krigagem”, apresentam propriedades ótimas de estimação em dados esparsos, consideram as características espaciais de autocorrelação de variáveis regionalizadas, utilizam distâncias ponderadas e estimação por médias móveis pelas quais os pesos adequados são obtidos a partir de um variograma, representativo da média das diferenças aos quadrados dos valores irregularmente distribuídos. LANDIM (2000), na Tabela 2, classificou alguns dos métodos de interpolação, bem como atribuiu conceitos de 1 a 5, salientando-se que, quanto mais próximo ao valor um (1) for o conceito mais precisa será o método.

Tabela 2 – Comparação entre métodos de interpolação (quanto mais próximo o conceito de um (1) melhor)

Algoritmo	Fidelidade aos dados Originais	Suavidade das curvas	Velocidade de computação	Precisão Geral
Triangulação	1	5	1	5
Inverso da Distância	3	4	2	4
Superfície/Tendência	5	1	3	2
Mínima Curvatura	4	2	4	3
Krigagem	2	3	5	1

Adaptado de LANDIM (2000).

MYERS (1994) e LASLETT (1994) fizeram uma abordagem geral de métodos utilizados para interpolação espacial de parâmetros em áreas de pesquisa como ciência do solo, ecologia, engenharia florestal, hidrologia e

meteorologia e destacaram a “krigagem” (ou interpolação geoestatística) como um preditor em potencial de inúmeros parâmetros nessas áreas. DIRKS *et al.* (1998) trabalharam com alguns interpoladores espaciais para chuvas anuais, mensais, diárias e horárias para a Ilha de Norfolk na Nova Zelândia e concluíram que os métodos “krigagem” e inverso do quadrado da distância se sobressaíram em relação aos polígonos de Thiessen, *splines* cúbicas e inverso da distância com expoentes 1, 3 e 4. Contudo, os autores não estabeleceram qual dos dois métodos citados poderia produzir maior precisão.

Trabalhando com atributos de solo, VOLTZ & WEBSTER (1990) e GOTWAY *et al.* (1996) concluíram que a “krigagem” proporcionou os melhores resultados, quando comparada, respectivamente, a *splines* cúbicas e métodos de inverso da distância, dentre eles o de expoente 2.

Segundo THOMPSON (1992) e VIEIRA (2000), a “krigagem” tem capacidade para produzir melhores estimativas em termos de interpolação, porque está embasada em duas premissas: não-tendenciosidade do estimador e variância mínima das estimativas. Além disso, quando se trabalha considerando a dependência espacial, podem-se reduzir os erros aleatórios pelo controle de parcela desse erro associada à dependência espacial. Deve-se ressaltar que a “krigagem” mostra uma ótima qualidade estatística explícita, enquanto o inverso do quadrado da distância não tem tal qualidade objetiva. A única base teórica para adoção do inverso do quadrado da distância talvez seja sua semelhança com a Lei de Gravitação Universal e Lei de Coulomb (Força e Campo Elétrico), ambas com enfraquecimento diretamente proporcional ao inverso da distância.

O termo “krigagem” é oriundo do nome de Daniel G. Krige, o pioneiro que introduziu o uso de médias móveis para evitar a superestimação sistemática de reservas de mineração (DELFINER & DELHOMME, 1975). Inicialmente, o método de “krigagem” foi desenvolvido para solucionar problemas de mapeamentos geológicos, mas seu uso expandiu-se com sucesso no mapeamento de solos (BURGESS & WEBSTER, 1980a,b), mapeamento hidrológico (KITANIDIS & VOMVORIS, 1983), mapeamento atmosférico (LAJAUNIE, 1984) e outros campos correlatos.

A diferença entre a “krigagem” e outros métodos de interpolação é a maneira como os pesos são atribuídos às diferentes amostras. No caso de

interpolação linear simples, por exemplo, os pesos são todos iguais a $1/N$ (N = número de amostras); na interpolação baseada no inverso do quadrado das distâncias, os pesos são definidos como o inverso do quadrado da distância que separa o valor interpolado dos valores observados. Na “krigagem”, o procedimento é semelhante ao de interpolação por média móvel ponderada, exceto que, aqui, os pesos são determinados a partir de uma análise espacial, baseada no semivariograma experimental. Além disso, a “krigagem” fornece, em média, estimativas não tendenciosas e com variância mínima. Segundo OLIVER e WEBSTER (1990), a ela engloba um conjunto de métodos de estimação, tais como “krigagem” simples, ordinária (a mais usada), universal, co-“krigagem”, “krigagem” disjuntiva e indicatriz.

Para definição do estimador de “krigagem” ordinária, considera-se a situação de estimar o valor de um atributo contínuo z para qualquer local não amostrado x_0 , usando os dados de z que foram amostrados na área de estudo. A “krigagem” é um nome genérico adaptado pelos geoestatísticos para a família de algoritmos de regressão de mínimos quadrados generalizados (GOOVAERTS, 1997). A média é constante, mas desconhecida e o estimador linear é definido pela equação 10.

$$Z^*_{ok}(X_o) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (11)$$

para

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i^{ok} = 1$$

Os n pesos λ_i^{ok} são determinados de tal maneira que a variância do erro seja mínima.

O inverso do quadrado da distância é um interpolador univariado de médias ponderadas que não é um estimador ótimo. Quando o ponto de uma malha é calculado, os pesos atribuídos aos pontos são fracionários, porém sua soma é um (1). Se qualquer observação é coincidente com um ponto da malha, a distância entre a observação e o ponto é zero (0) com peso um (1), enquanto

para as demais observações o peso é zero (0). É muito usado em diversas situações por ser um método muito rápido de interpolação (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989). Sua equação é dada conforme a equação 11, em que, h é a distância entre os pares de observação x .

$$Z^*(x_i) = \left(\sum_{i=1}^n z(x_i) / h_i^2 \right) / \left(\sum_{i=1}^n 1 / h_i^2 \right) \quad (12)$$

2.7 COMPARAÇÃO DE MAPAS

COELHO (2006) propôs o **coeficiente de desvio relativo** (CDR) para comparação de dois mapas temáticos, em que o coeficiente expressa a diferença média em módulo dos valores interpolados em cada mapa, considerando um deles como mapa padrão. Seu cálculo é dado pela equação 13.

$$\text{CDR} = \sum_{i=1}^n \left| \frac{P_{ij} - P_{ipad}}{P_{ipad}} \right| * \frac{100}{n} \quad (13)$$

em que,

n - número de pontos;

P_{ipad} - produtividade no ponto i para o mapa padrão e;

P_{ij} - Produtividade no ponto i para o mapa j .

COELHO (2006) concluiu que o CDR mostrou-se eficiente na comparação de mapas e possibilitou estabelecer que para utilizar todo o potencial da “krigagem” e tal método ser recomendado, é necessário ter muitos pontos para que um bom semivariograma seja construído. Em caso contrário, podem-se usar os outros interpoladores analisados.

Um dos principais meios utilizados na determinação da exatidão de uma classificação temática é o índice Kappa, o qual adota uma referência para

a comparação com os mapeamentos produzidos. A análise da exatidão dos mapeamentos é obtida pelas matrizes de confusão ou matrizes de erros, sendo posteriormente calculado o índice Kappa de concordância (CONGALTON *et al.*, 1993).

A matriz de erro é quadrada e refere-se aos números que expressam a quantidade de unidades amostrais, associadas a uma dada categoria durante o processo de classificação efetuado, bem como a categoria real a que pertencem essas unidades (CONGALTON, 1991). Segundo o autor, a matriz de erro favorece a visualização dos resultados da classificação temática e expressa a relação entre os dois tipos de erros associados ao sistema de classificação: os de inclusão e os de omissão (CARD, 1982). O índice kappa é calculado segundo a equação 14:

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} + x_{+i})} \quad (14)$$

em que,

k - Índice Kappa de concordância;

N - Número de observações (pontos amostrais);

r - Número de linhas da matriz de erro;

x_{ii} - Observações da linha i e coluna i ;

x_{i+} - Total marginal da linha i ;

x_{+i} - Total marginal da coluna i .

Na Tabela 3 é apresentada a classificação proposta por LANDIS & KOCH (1977) para o índice Kappa.

Tabela 3 Nível de qualidade do índice kappa

Índice kappa	Qualidade
0,00	Péssima
0,01 a 0,20	Ruim
0,21 a 0,40	Razoável
0,41 a 0,60	Boa
0,61 a 0,80	Muito boa
0,81 a 1,00	Excelente

Fonte: LANDIS & KOCH (1977, p.165)

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 COLETA DE DADOS

Os dados de produtividade utilizados neste estudo foram os coletados na propriedade rural do Sr. Dircio Dambros, localizada na zona rural do município de Cascavel, estado do Paraná, com localização geográfica 24° 58' 44.4" S e 53° 31' 26.4" O, com altitude média de 650 metros. A cultura comercial utilizada foi o milho, com ciclo fisiológico de aproximadamente 120 dias, semeado entre os dias 25 a 30 de janeiro de 2004, no qual utilizou-se plantio direto, com espaçamento entre plantas de 0,20 metros e entre linhas de 0,70 metros.

A colheita foi realizada de 30 de junho a 02 de julho de 2004, em uma área total de 32,8 ha, de onde foi retirada uma subárea de 13,2 ha para ser analisada neste trabalho. A densidade de pontos coletados é resultado do intervalo de leitura do monitor de três segundos e de uma velocidade de deslocamento da colhedora em média de 5 km h⁻¹. O total de pontos coletados, sem qualquer remoção de erros, corresponde a 14.693 pontos, os quais são correspondentes ao mapa extraído do próprio monitor.

O monitor de produtividade utilizado corresponde ao AgLeader®¹, modelo PF 3000®, montado no ano de 2001 em uma colhedora *New Holland* TC 57® (Figura 8), ano de fabricação 1994, com potência nominal de 124 kW, equipada com plataforma despigadora de milho com seis linhas, espaçadas entre si de 0,70 m e capacidade de armazenamento no graneleiro de 5000 litros.



Figura 8 Colhedora utilizada no experimento

¹ Marcas e modelos citados neste trabalho não consistem recomendação do seu autor

O monitor de produtividade é composto por vários sensores (Figura 9) como: sensor de fluxo de grãos, o sensor dielétrico de teor de água, sensor de velocidade do elevador de grãos limpos, o sensor de altura da plataforma, além do DGPS e do próprio monitor. O monitor faz a calibração dos sensores, enquanto as alterações são monitoradas de acordo com a necessidade do usuário e também armazenagem dos dados obtidos.



Figura 9 Dispositivos instalados na colhedora

3.2 FILTRAGEM DOS DADOS

Após realizada a coleta dos dados pelo monitor de colheita, os mesmos foram gravados em um cartão PCMCIA, disponível no próprio monitor e foram exportados para um computador tipo PC (*Personal Computer*) para realização das filtragens, geração e visualização dos mapas de produtividade. Durante a exportação dos dados para o computador utilizou-se o *software* SMS *Advanced 4.02*[®] - *Advanced Spatial Management System* (AgLeader Technology, 2002), produzido pela empresa AgLeader[®], o qual permite eliminar erros de tempo de atraso, tempo de enchimento e tempo de esvaziamento. Ao realizar a importação dos dados para o *software*, o mesmo solicita informações

inerentes ao posicionamento da antena de GPS, tempo de enchimento, esvaziamento e tempo de atraso (Figura 10). Os tempos de enchimento e esvaziamento adotados foram de seis segundos e o tempo de atraso foi de doze segundos, os mesmos adotados por MICHELAN (2005), o qual analisou os mesmos dados utilizados nesta pesquisa.

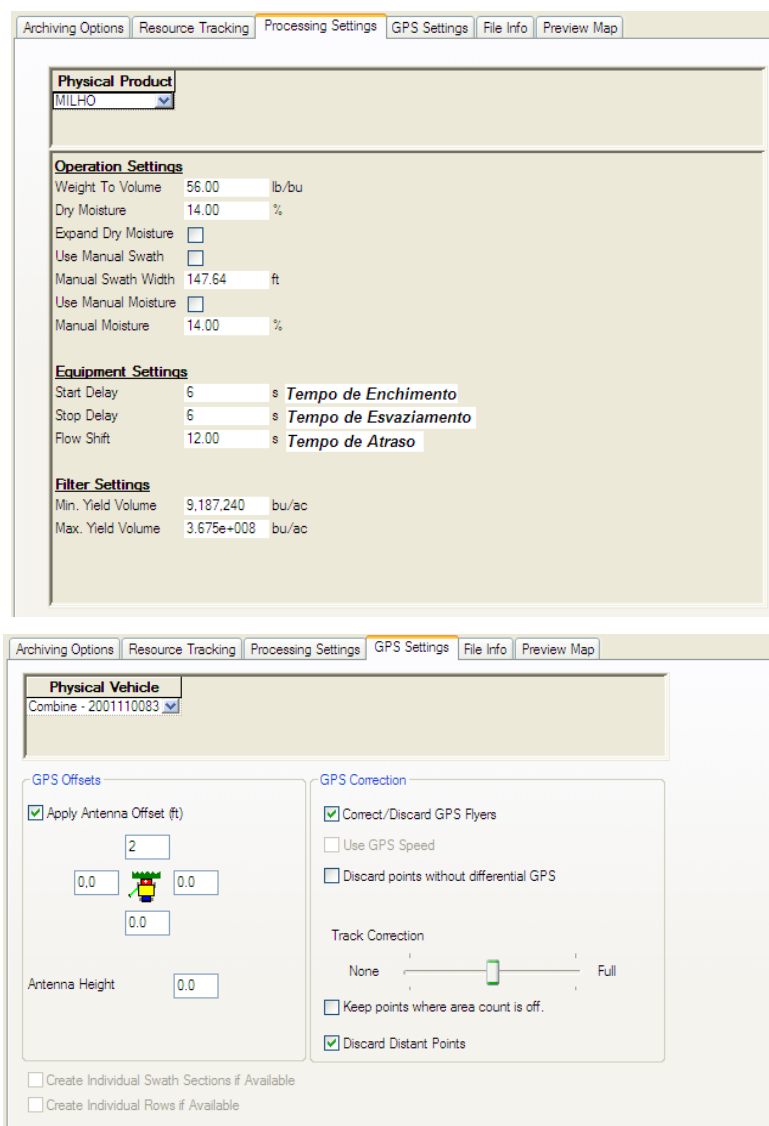


Figura 10 Módulos do *software SMS Advanced 4.02®* de importação dos dados do cartão PCMCIA da colhedora para o computador e suas configurações

Autores como CHUNG, SUDDUTH & DRUMMOND (2002) trabalharam com tempos de atraso negativos em seus ensaios. Para se trabalhar somente com tempos de atraso positivos, e assim facilitar o processo, existem opções

de *off-set* no posicionamento do DGPS, no momento de abertura dos dados, após a determinação dos tempos de atraso, de enchimento e de esvaziamento. A correção de distância é necessária para que o sistema “interprete” que o DGPS esteja exatamente sobre a barra de corte da plataforma, mas, na verdade, ele estará sobre a cabine da máquina, assim o grão não poderá passar pelo sensor de fluxo antes do DGPS passar sobre o local onde o mesmo foi cortado. Nesse caso, o *off-set* foi de dois metros à frente.

Após a configuração aplicada, os dados foram exportados para que se realizasse a filtragem mais apurada dos dados. A exportação dos dados foi feita para um arquivo de formado *.txt* (arquivo texto) contendo todos os dados coletados. Os dados foram importados para uma planilha eletrônica, na qual foram aplicados alguns métodos para eliminação de pontos inconsistentes. Primeiro, avaliou-se a relação de pontos com teor de água inferior a 12%, visto que, em uma colheita da cultura de milho, o valor mínimo de teor de água apresentado corresponde a 12% (MICHELAN, 2005).

Na segunda etapa, verificou-se a presença ou não do sinal de DGPS em cada dado coletado. Na ausência de sinal de DGPS, o ponto coletado foi eliminado. Para eliminação dos dados com produtividade discrepante, foi realizada análise estatística exploratória dos dados de produtividade, obtendo-se informações sobre a média, mediana, quartis superior e inferior. Os limites discrepantes inferiores (LI) e superiores (LS) foram então calculados por:

$$LS = Q3 + 1,5x(Q3 - Q1) \quad (15)$$

$$LI = Q1 - 1,5x(Q3 - Q1) \quad (16)$$

em que,

$Q3$ - terceiro quartil

$Q1$ - primeiro quartil

A eliminação de dados discrepantes de produtividade foi necessária para que valores extremamente altos, que não poderiam ocorrer naturalmente em uma lavoura comercial de milho, pudessem ser considerados como

normais, assim como dados extremamente baixos que, na verdade, podem ocorrer na natureza, mas, geralmente, são ocasionados por erros no sistema de coleta. Nesse sentido, após aplicadas as equações, eliminaram-se todos os dados com valores de produtividade discrepantes que se encontravam fora dos limites inferior (produtividade mínima de 1.969 kg ha^{-1}) e superior (produtividade máxima de 8.076 kg ha^{-1}).

Após a primeira filtragem, exportaram-se os dados da planilha eletrônica para um arquivo do tipo *.txt* (arquivo texto) para que, em seguida, fossem feitas as demais. Na fase do processo, as coordenadas geodésicas foram convertidas em métricas, na projeção UTM (*Universal Transverse Mercator*), utilizando Datum WGS 84, na zona 22 Sul. A transformação ocorreu pelo *software GPS TrackMaker Professional*®, versão 3.7. (FERREIRA JUNIOR, 2004), o qual não permite realizar a interpolação dos dados nem a geração de mapas de contorno, mas permite a criação do mapa de pontos, ao apresentar cada ponto com suas coordenadas geodésicas (x, y). O mapa de pontos fornece apoio à filtragem dos dados, podendo-se visualizar pontos com a mesma localização, bem como pontos com distâncias vizinhas muito próximas. A utilização desse *software* permitiu a eliminação de pontos com posicionamento igual ou muito próximos, causados por erros de esquecimento da desativação manual do monitor de colheita, ou por coleta de dados em locais com largura efetiva de colheita menor que o tamanho real da plataforma (Figuras 11 e 12).

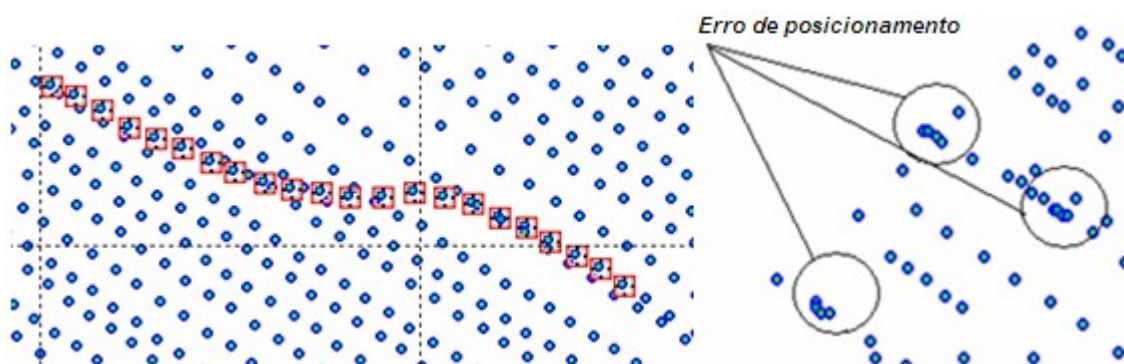


Figura 11 Erros de posicionamento causado pela não desativação do monitor de colheita na coleta dos dados

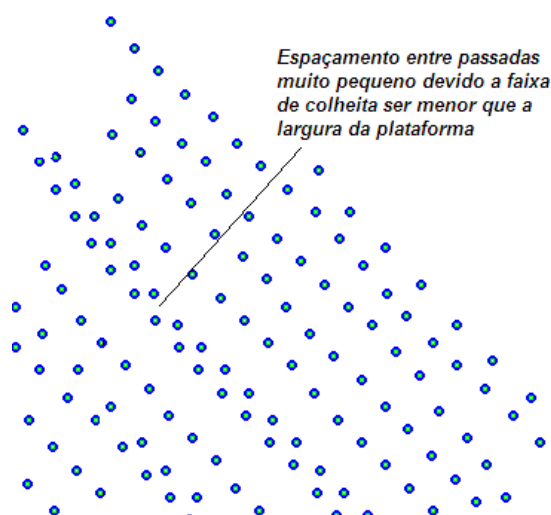


Figura 12 Erros de posicionamento causado pela faixa de colheita ser menor que a largura da plataforma

Concluída a eliminação de dados inconsistentes, verificou-se que, do total de 14.693 pontos coletados durante o processo de colheita, restaram 13.473 pontos (1220 pontos foram eliminados), os quais deram origem ao mapa de pontos, definido como “Mapa original” (Figura 13). O mapa de pontos apresenta somente o nível de produtividade de cada ponto e a partir dele, podem-se confeccionar os mapas pela interpolação dos pontos, dando origem aos mapas de contorno, que permitem melhor análise (Figura 14).

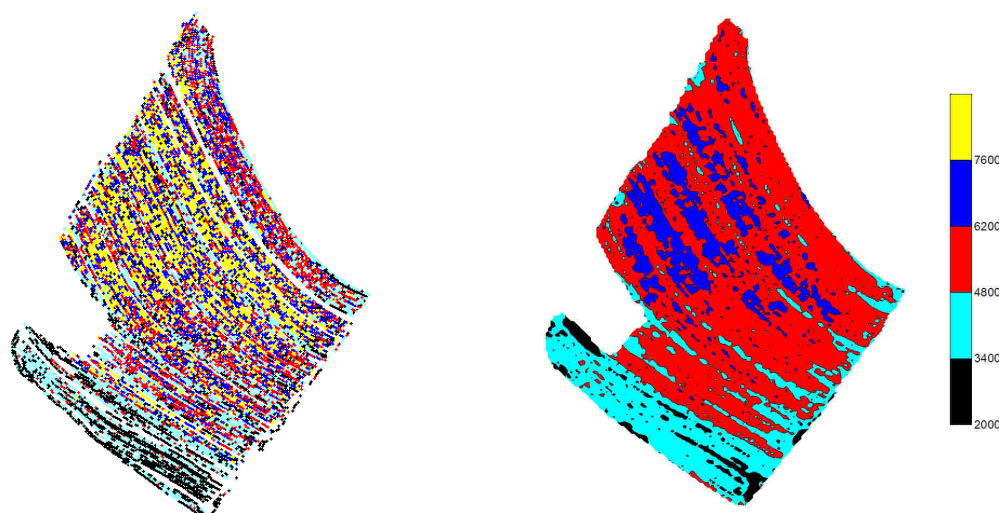


Figura 13 Mapa de produtividade: Mapa pontos, definido com “Mapa original” com 13.473 pontos de coleta de dados, com valores não interpolados.

Figura 14 Mapa de produtividade: Mapa de contorno, definido com “Mapa original” interpolado pelo método do inverso da distância ao quadrado.

3.3 ELIMINAÇÃO DAS FAIXAS DE COLHEITA

Haja vista o objetivo do referido trabalho ser o de analisar a influência da distância entre passadas da colhedora, visando encontrar a porcentagem da área total que deve ser colhida com colhedoras equipadas com monitor de colheita para que não haja perda de qualidade nos mapas de produtividade nem quanto ao teor de água, foram gerados diversos mapas a partir da eliminação de passadas da colhedora do mapa definido como original por intermédio do *software GPS TrackMaker Professional®* versão 3.7, que permitiu a eliminação de cada ponto constante em uma determinada passada. O mapa definido como “Mapa de uma passada” (Figura 15) foi construído após a exclusão de uma passada, ou seja, a cada duas passadas da colhedora, exclui-se uma, restando ao mapa cerca de 50% do total de pontos monitorados; simulou-se, assim, a existência de duas colhedoras que trabalhavam, contudo, o monitoramento foi instalado em somente uma delas.

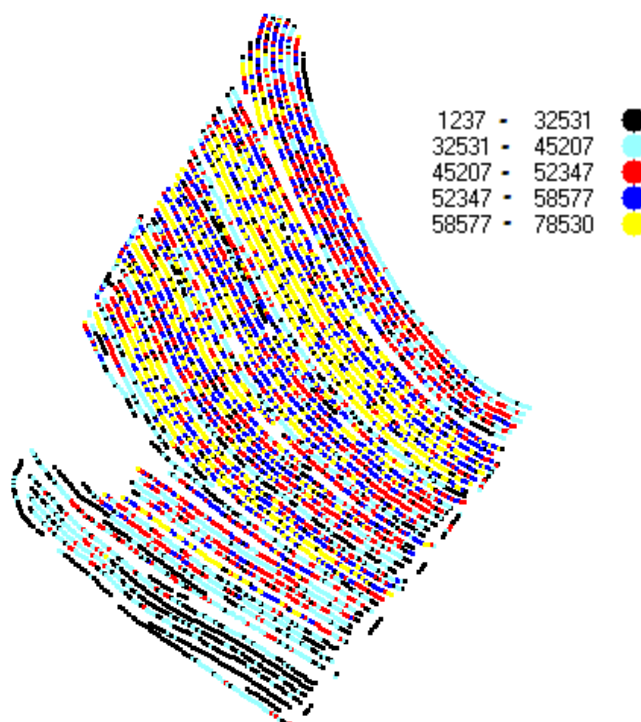


Figura 15 Mapa definido como “Mapa uma passada” com 6.824 pontos de coleta de dados.

As Figuras 15 a 25 apresentam os mapas gerados a partir de cada uma das situações apresentadas na Tabela 4.

Tabela 4 Definição dos tratamentos a serem estudados pela eliminação das passadas de colheita

Denominação do Conjuntos de Dados	Passadas Excluídas	Porcentagem Restante do Número de Pontos	Relação entre Colhedoras não Monitoradas e Monitorada
Original	0	100%	1:1
Uma Passada	1	50%	2:1
Duas Passadas	2	33%	3:1
Três Passadas	3	25%	4:1
Quatro Passadas	4	20%	5:1
Cinco Passadas	5	16%	6:1
Seis Passadas	6	14%	7:1
Sete Passadas	7	12%	8:1
Dez Passadas	10	9%	11:1
Quinze Passadas	15	6%	16:1
Vinte Passadas	20	4,5%	21:1
Vinte e Cinco Passadas	25	4%	26:1

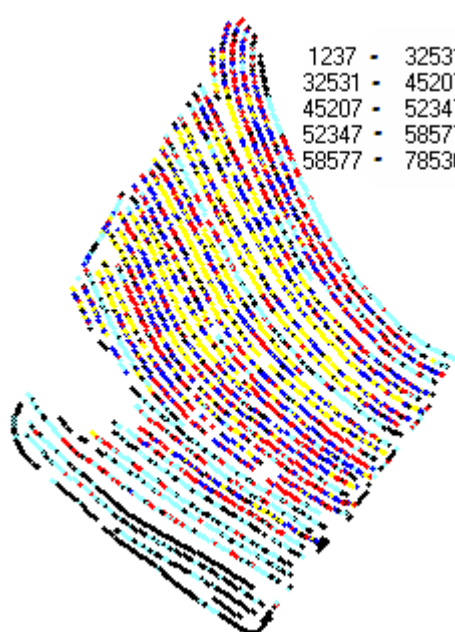


Figura 16 Mapa definido com “Mapa duas passadas” com 5.257 pontos de coleta de dados.

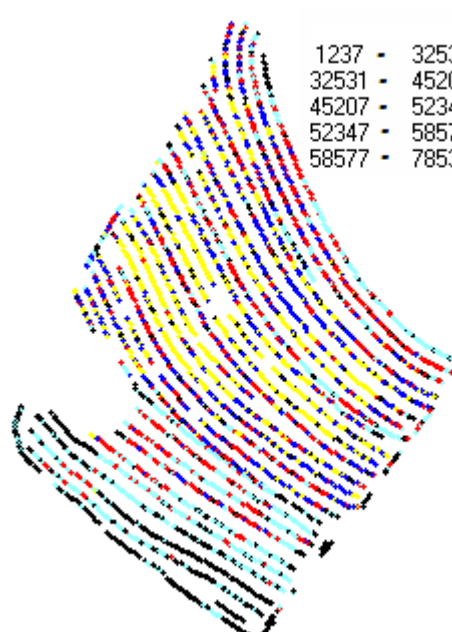


Figura 17 Mapa definido com “Mapa três passadas” com 3.670 pontos de coleta de dados.

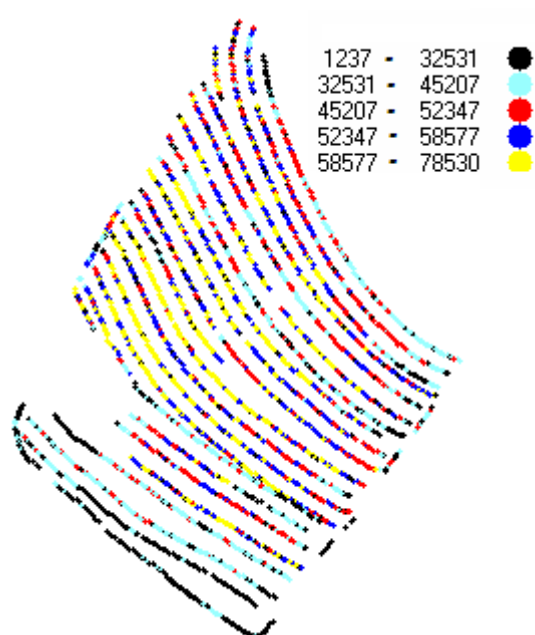


Figura 18 Mapa definido com “Mapa quatro passadas” com 2.996 pontos de coleta de dados.

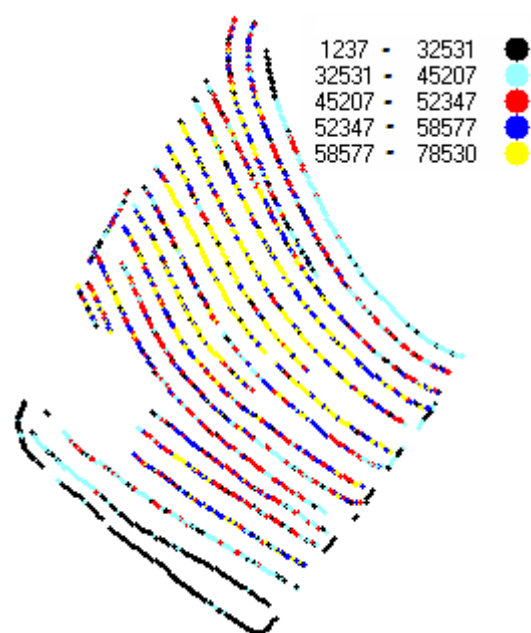


Figura 19 Mapa definido com “Mapa cinco passadas” com 2.456 pontos de coleta de dados.

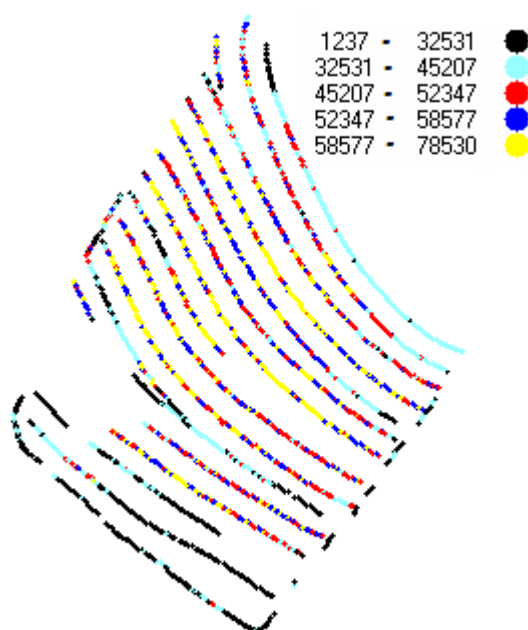


Figura 20 Mapa definido com “Mapa seis passadas” com 2.065 pontos de coleta de dados.

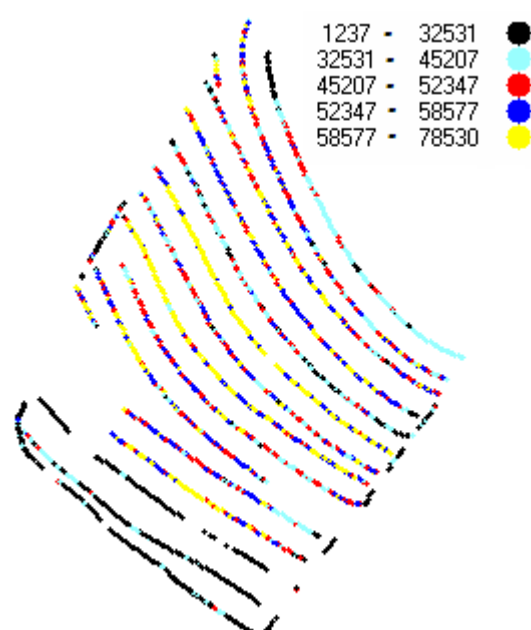


Figura 21 Mapa definido com “Mapa sete passadas” com 1.965 pontos de coleta de dados.

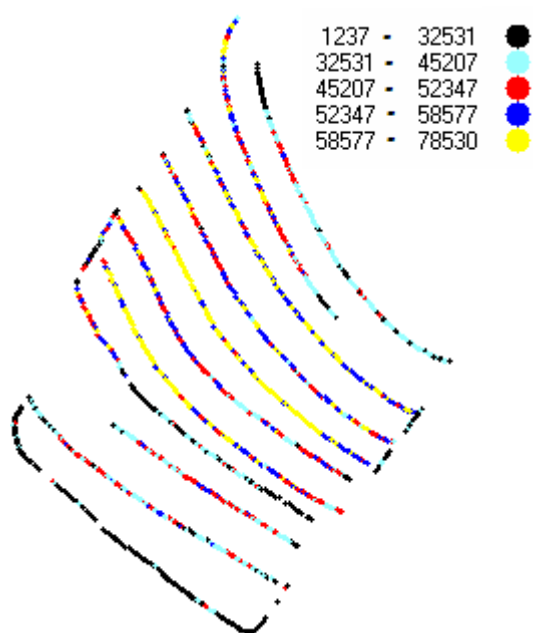


Figura 22 Mapa definido com “Mapa dez passadas” com 2.481 pontos de coleta de dados.

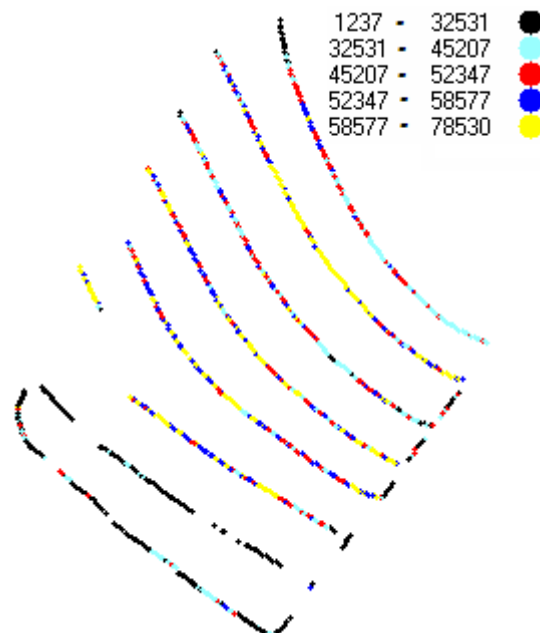


Figura 23 Mapa definido com “Mapa quinze passadas” com 1.053 pontos de coleta de dados.

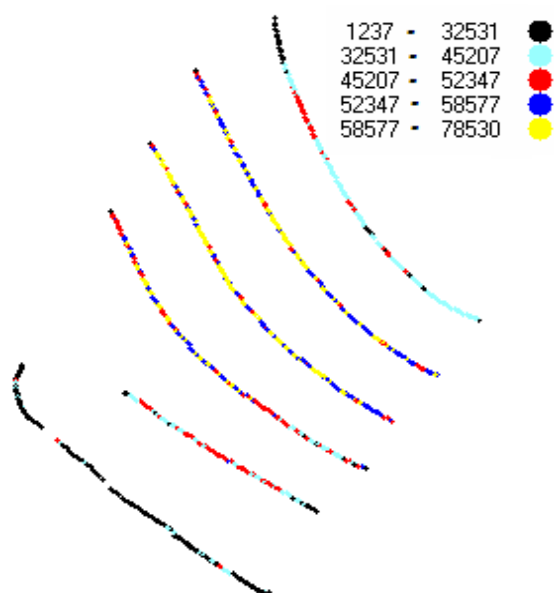


Figura 24 Mapa definido com “Mapa vinte passadas” com 769 pontos de coleta de dados.

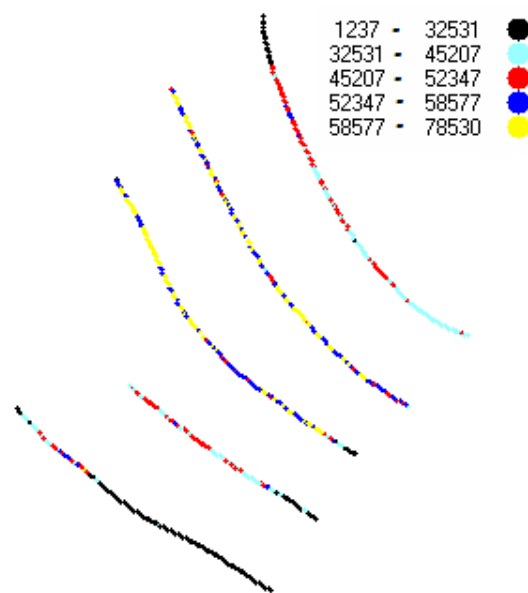


Figura 25 Mapa definido com “Mapa vinte e cinco passadas” com 616 pontos de coleta de dados.

3.4 ANÁLISE EXPLORATÓRIA DOS DADOS

Os dados de cada conjunto foram estatisticamente analisados por meio de análise exploratória da estatística descritiva, utilizando o *software* MINITAB 14 Demo, em que foram calculados a média, a mediana, os quartis mínimo e máximo, o desvio padrão e o coeficiente de variação. Para a verificação da normalidade dos dados, aplicaram-se os testes de normalidade Anderson-Darling e Kolmogorov-Smirnovs. Foram considerados, com distribuição de probabilidade normal, os dados que obtiveram resultado de ($P \geq 0,05$), ou seja, ao nível de 5% de significância em, pelo menos, um dos testes. Os gráficos de *box-plot* foram construídos para a verificação de pontos discrepantes.

3.5 ANÁLISE GEOESTATÍSTICA

Na análise geoestatística, construíram-se os semivariogramas para verificar as influências de dependência espacial entre as amostras; ademais, a estimativa das estruturas da função semivariância experimental foi obtida pelo estimador proposto por Cressie e Hawkins. Os semivariogramas experimentais foram obtidos com a aplicação dos métodos de ajuste de mínimos quadrados ordinários (OLS), aliados ao modelo isotrópico (semivariograma omnidirecional) com um *cutoff* de 50% da área máxima. Nessa análise, utilizou-se o *software* VESPER 1.6 Demo.

3.6 MAPAS TEMÁTICOS

Os mapas temáticos foram construídos para cada conjunto de dados por intermédio do *software* SURFER 8.0 Demo. A comparação dos mapas gerados pela eliminação de passadas, com o mapa original, foi feita utilizando-se o coeficiente de desvio relativo (CDR), proposto por COELHO (2006), que expressa a diferença média em módulo dos valores interpolados em cada

mapa, ao considerar um deles como mapa padrão. Outra técnica de comparação utilizada foi o índice kappa, proposto por COHEN (1960). Esse método utiliza uma matriz de confusão ou matriz de erro, calculando-se posteriormente o índice kappa de concordância (CONGALTON *et al.*, 1993).

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 ANÁLISE EXPLORATÓRIA DOS DADOS

Na Tabela 5, está apresentada a análise estatística descritiva dos conjuntos de dados, considerando-se o fator **produtividade**. O coeficiente de variação (CV) apresentou média de variabilidade ($20\% \leq CV \leq 30\%$), o qual caracterizou relativa homogeneidade dos dados (GOMES, 2000). A média da produtividade variou de 5134 a 5430 kg ha⁻¹, com uma diferença inferior a 6% entre elas (Figura 26). Pelos testes de normalidade realizados, verificou-se que os dados de produtividades nos conjuntos de dados não apresentaram distribuição normal de probabilidade, ao nível de 5% de significância.

Tabela 5 Análise estatística descritiva dos conjuntos de dados, pelo fator **produtividade**

Conjuntos de Dados	Número de Amostras	Mínimo Kg ha ⁻¹	Máximo Kg ha ⁻¹	Mediana Kg ha ⁻¹	Média Kg ha ⁻¹	DP Kg ha ⁻¹	CV (%)	Normal*
Original	13473	1764	8527	5500	5328	1169	21,9	Não
Uma Passada	6824	1769	8.204	5484	5330	1134	21,3	Não
Duas Passadas	5257	1764	8408	5422	5269	1124	21,3	Não
Três Passadas	3670	1764	8527	5350	5216	1216	23,3	Não
Quatro Passadas	2996	1764	8527	5229	5134	1184	23,0	Não
Cinco Passadas	2456	1764	8389	5570	5430	1126	20,7	Não
Seis Passadas	2065	1764	8389	5506	5228	1352	25,8	Não
Sete Passadas	1965	1764	8527	5292	5108	1277	24,9	Não
Dez Passadas	1481	1764	8003	5370	5228	1224	23,4	Não
Quinze Passadas	1053	1764	8389	4834	4630	1200	25,9	Não
Vinte Passadas	768	1970	8003	5438	5296	13743	25,9	Não
Vinte e Cinco Passadas	602	1852	7859	5024	5024	1312	26,1	Não

* Normalidade segundo teste de Anderson-Darling e Kolmogorov-Smirnovs.

Para o fator **teor de água**, após realizada a análise descritiva apresentada na Tabela 6, o coeficiente de variação (CV) apresentou média de

variabilidade ($18\% \leq CV \leq 23\%$), caracterizando relativa homogeneidade dos dados (GOMES, 2000). A média do teor de água variou de 21,2 a 23,01%, bem como diferiu em torno de 2% entre elas (Figura 27). Pelos testes de normalidade realizados, verificou-se que os dados de teor de água nos conjuntos de dados apresentaram distribuição normal de probabilidade, ao nível de 5% de significância.

Tabela 6 Análise estatística descritiva dos conjuntos de dados, pelo fator **teor de água**

Conjuntos de Dados	Número de Amostras	Mínimo o(%)	Máximo (%)	Mediana (%)	Média (%)	DP (%)	CV (%)	Normal*
Original	13473	12,1	39,8	20,3	21,9	4,53	20,6	Sim
Uma Passada	6824	12,1	39,8	20,2	21,6	4,11	19,0	Sim
Duas Passadas	5257	12,1	39,8	20,2	21,5	4,19	19,4	Sim
Três Passadas	3670	12,1	38,2	20,5	22,1	4,47	20,2	Sim
Quatro Passadas	2996	12,1	39,8	20,6	22,2	4,47	21,1	Sim
Cinco Passadas	2456	12,1	38,0	19,8	21,2	3,88	18,3	Sim
Seis Passadas	2065	12,1	39,6	20,2	22,1	4,92	22,2	Sim
Sete Passadas	1965	12,1	39,8	20,5	22,3	5,22	23,4	Sim
Dez Passadas	1481	12,1	38,6	20,9	22,0	4,19	19,0	Sim
Quinze Passadas	1053	12,1	39,1	21,0	22,82	5,19	22,8	Sim
Vinte Passadas	768	17,1	36,7	19,4	21,9	4,8	21,9	Sim
Vinte e Cinco Passadas	602	16,8	36	21,5	23,01	4,79	20,9	Sim

* Normalidade segundo teste de Anderson-Darling e Kolmogorov-Smirnovs.

Nos gráficos *box-plot*, apresentados nas Figuras 26 e 27, verifica-se que alguns conjuntos não apresentaram pontos discrepantes (seis, vinte e vinte e cinco passadas nos dados de produtividade), alguns somente em um sentido tanto para os dados de produtividade como para os referentes ao teor de água, mas, outros, em ambos os sentidos. Entretanto, nenhum desses pontos foi excluído, visto que não satisfaziam os critérios de exclusão apresentados no item 3.2 (FILTRAGEM DOS DADOS).

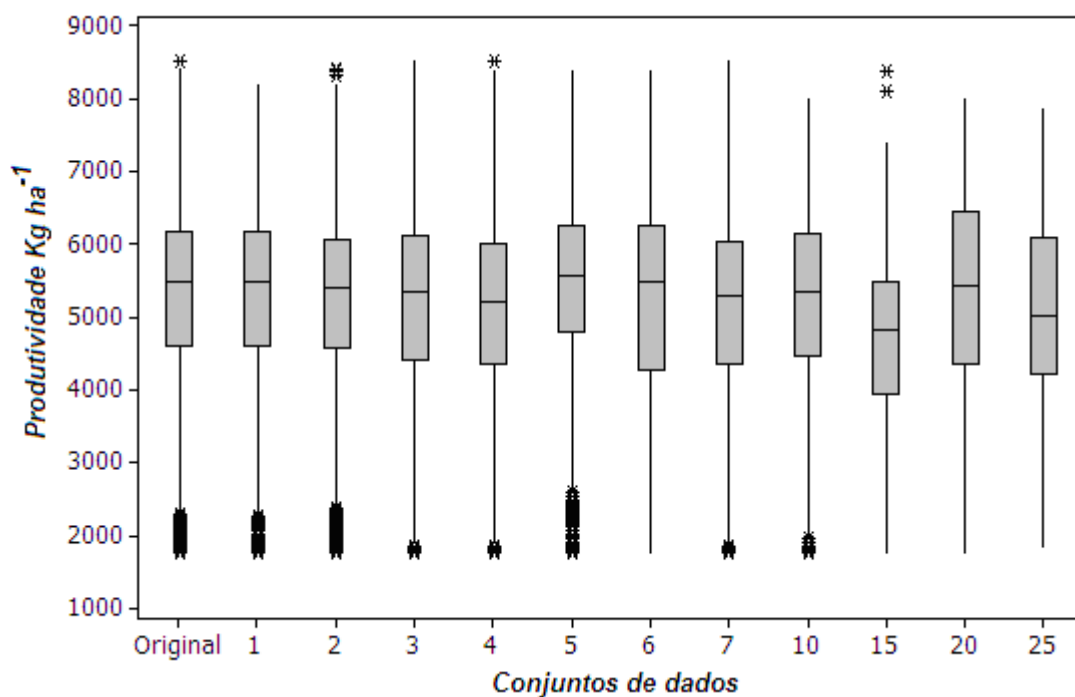


Figura 26 Gráfico de *box-plot* de cada um dos conjuntos de dados criados, no fator produtividade (kg ha⁻¹)

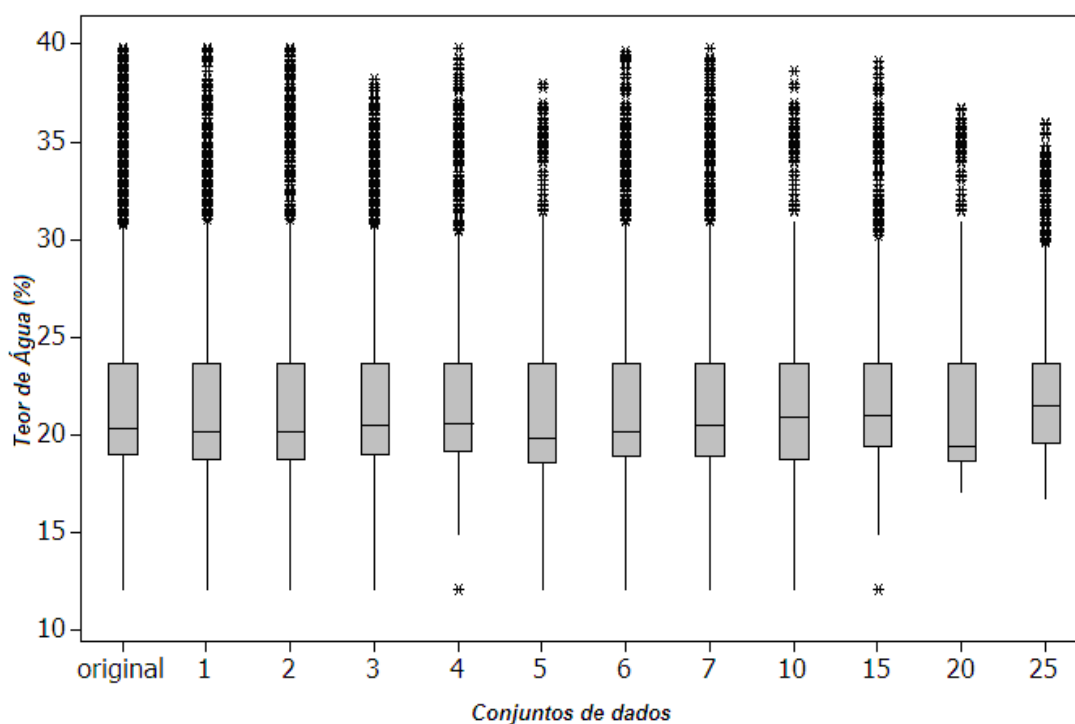


Figura 27 Gráfico de *box-plot* de cada um dos conjuntos de dados criados, no fator teor de água (%)

4.2 ANÁLISE DE DEPENDÊNCIA ESPACIAL

Devido à não normalidade dos conjuntos de dados de produtividade, utilizou-se, para estimar as estruturas da função semivariância experimental, o estimador proposto por CRESSIE e HAWKINS, 1980. Na Tabela 7, são apresentados os modelos e parâmetros ajustados aos semivariogramas para produtividade de todos os conjuntos de dados. Os semivariogramas ajustados para cada um dos conjuntos de dados estão apresentados no anexo I. Os dados referentes à produtividade registraram dependência de média a forte, visto que o coeficiente de efeito pepita variou entre 38,0 % (uma passada) e 6,23 % (vinte passadas), respectivamente.

Tabela 7 Modelos e parâmetros dos semivariogramas para produtividade

Conjunto	Modelo	Efeito Pepita (Co)	Contribuição (C1)	Alcance <i>a</i> (m)	Patamar (Co + C1)	Coefficiente
						de Efeito Pepita. Co/(Co + C1)
Original	Esférico	767406	1587135	1000,8	2354541	32,6 %
Uma Passada	Esférico	746902	1214935	794,9	1961837	38,0 %
Duas Passadas	Esférico	619597	1788547	978,2	2408144	25,7 %
Três Passadas	Esférico	618983	1730817	760,5	2349800	26,3 %
Quatro Passadas	Exponencial	734872	1521061	436,1	2255933	32,5 %
Cinco Passadas	Esférico	618983	1730817	760,5	2349800	26,3 %
Seis Passadas	Exponencial	602685	2154335	282,0	2757020	21,8 %
Sete Passadas	Exponencial	538815	2170654	348,0	2709469	19,9 %
Dez Passadas	Exponencial	462572	1931919	315,8	2394491	19,3 %
Quinze Passadas	Exponencial	347760	2025699	314,2	2373459	14,6 %
Vinte Passadas	Exponencial	193088	2902544	299,6	3095632	6,23 %
Vinte e Cinco Passadas	Esférico	197518	2152369	464,5	2349887	8,40 %

Na Tabela 8, são apresentados os modelos e parâmetros ajustados para os dados referentes ao teor de água, com os semivariogramas em cada um dos conjuntos de dados referentes ao teor de água no anexo II. Verifica-se que o coeficiente de efeito pepita apresentou forte dependência espacial, visto que todos os efeitos pepita foram menores que 1%.

Tabela 8 Modelos e parâmetros dos semivariogramas para teor de água

Conjunto	Modelo	Efeito Pepita (Co)	Contribuição (C1)	Alcance <i>a</i> (m)	Patamar (Co + C1)	Coefficiente
						de Efeito Pepita. Co/(Co + C1)
Original	Esférico	2,418	440,2	10000	442,6	0,54%
Uma Passada	Esférico	1,768	375,1	10000	376,9	0,46%
Duas Passadas	Esférico	0,814	416,1	10000	416,9	0,19%
Três Passadas	Esférico	0,597	469,9	10000	470,5	0,12%
Quatro Passadas	Esférico	1,807	438,1	10000	439,9	0,40%
Cinco Passadas	Esférico	0,758	336,9	10000	337,0	0,22%
Seis Passadas	Esférico	2,260	525,3	10000	527,6	0,42%
Sete Passadas	Esférico	1,199	622,5	10000	623,7	0,19%
Dez Passadas	Esférico	0	113,4	2717	113,4	0
Quinze Passadas	Exponencial	0	829,4	8669	829,4	0
Vinte Passadas	Esférico	0	463,6	10000	463,6	0
Vinte e Cinco Passadas	Esférico	0	272,6	9999	272,6	0

4.3 MAPAS DE CONTORNO PARA A VARIÁVEL PRODUTIVIDADE

Os mapas temáticos da produtividade interpolados pelo método do inverso da distância ao quadrado estão apresentados nas Figuras 28 a 39.

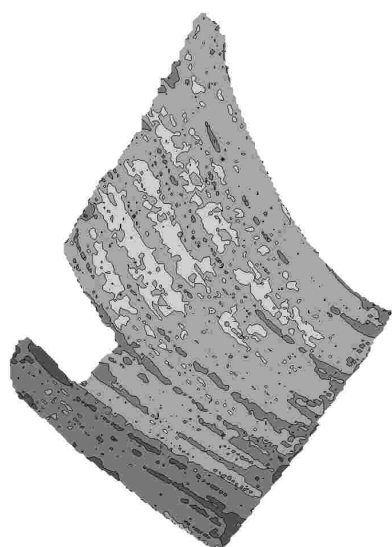


Figura 28 Mapa definido com “Mapa original” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha⁻¹.

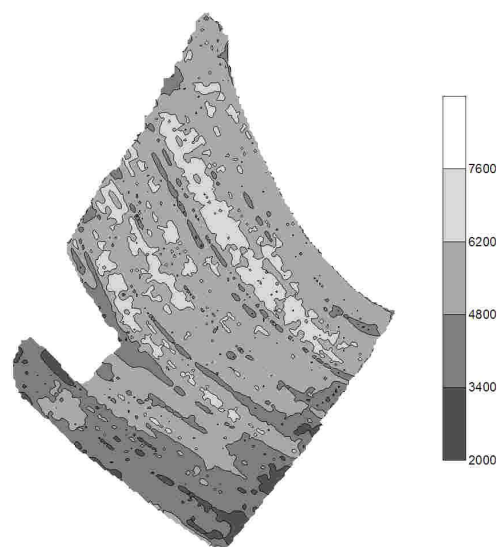


Figura 29 Mapa definido com “Mapa uma passada” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha⁻¹.

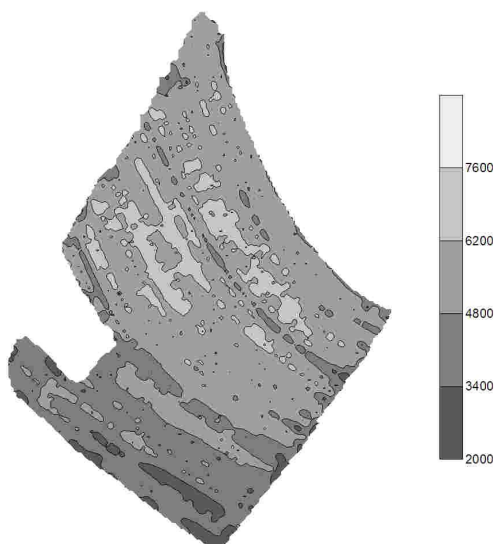


Figura 30 Mapa definido com “Mapa duas passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha⁻¹.

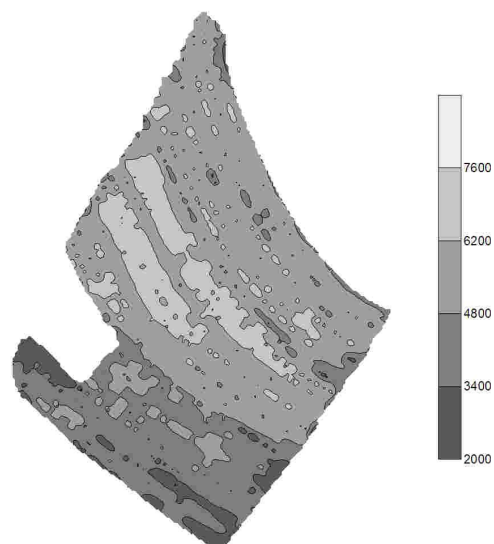


Figura 31 Mapa definido com “Mapa três passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha⁻¹.

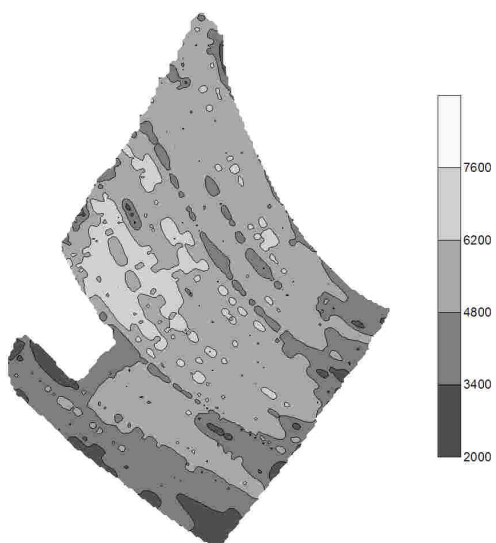


Figura 32 Mapa definido com “Mapa quatro passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha⁻¹.

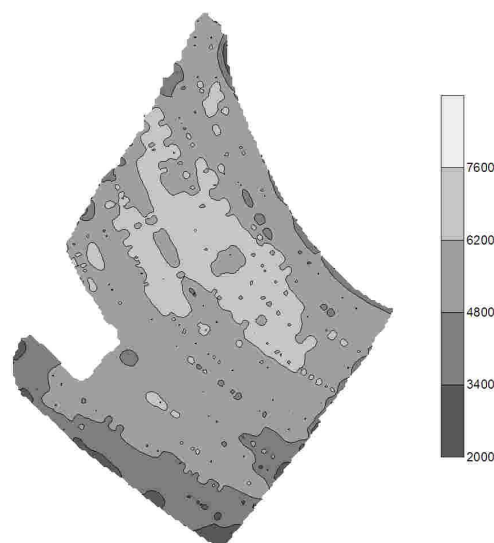


Figura 33 Mapa definido com “Mapa cinco passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha⁻¹.

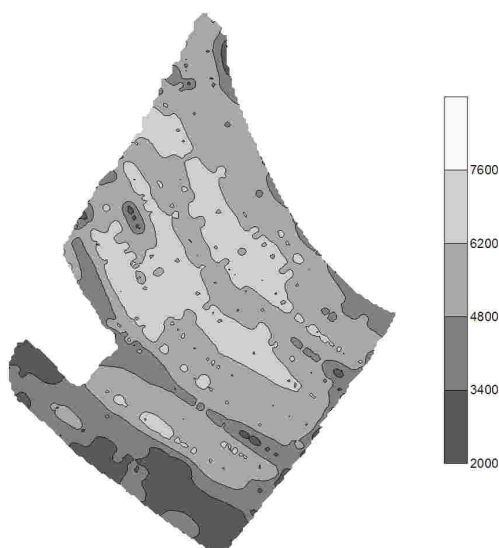


Figura 34 Mapa definido com “Mapa seis passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha⁻¹.

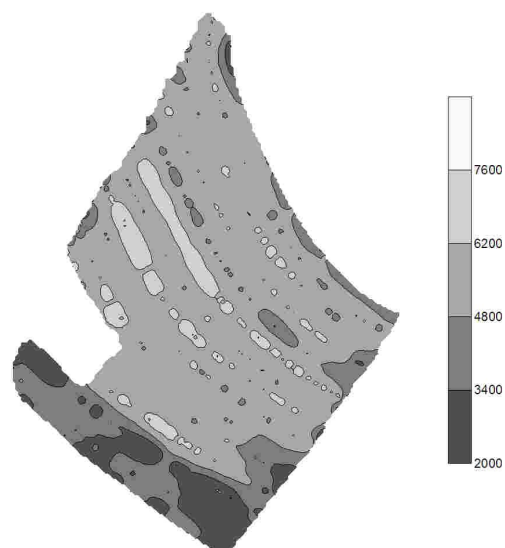


Figura 35 Mapa definido com “Mapa sete passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha⁻¹.

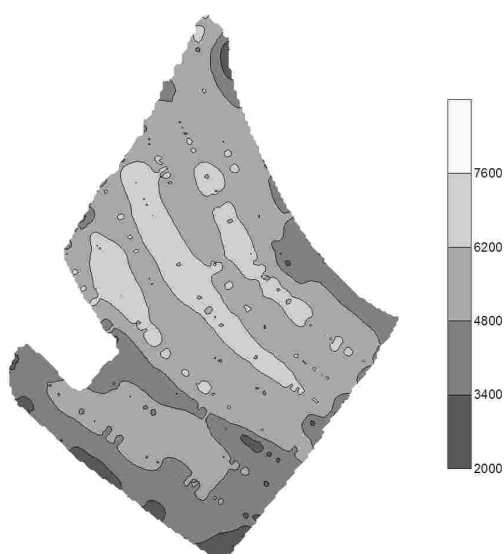


Figura 36 Mapa definido com “Mapa dez passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha⁻¹.

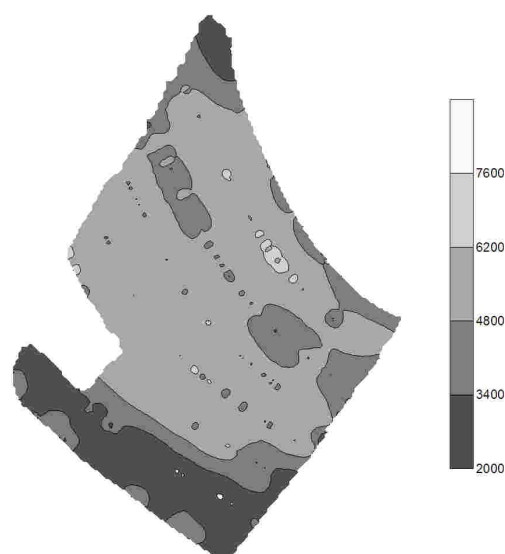


Figura 37 Mapa definido com “Mapa quinze passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha⁻¹.

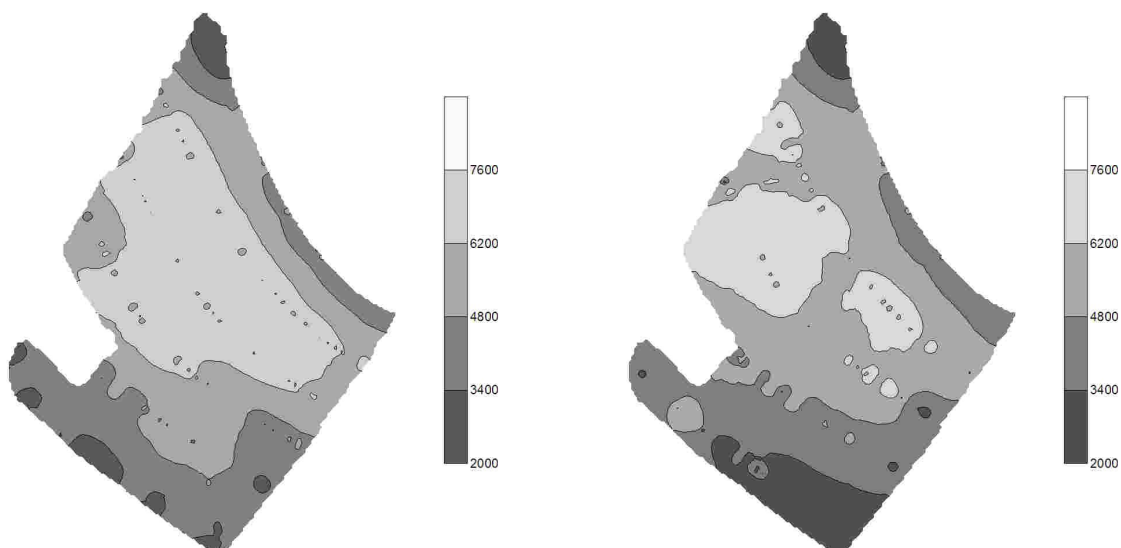


Figura 38 Mapa definido com “Mapa vinte passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha^{-1} .

Figura 39 Mapa definido com “Mapa vinte e cinco passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado em kg ha^{-1} .

Os mapas temáticos da produtividade interpolados pelo método de krigagem estão apresentados nas Figuras 40 a 51.

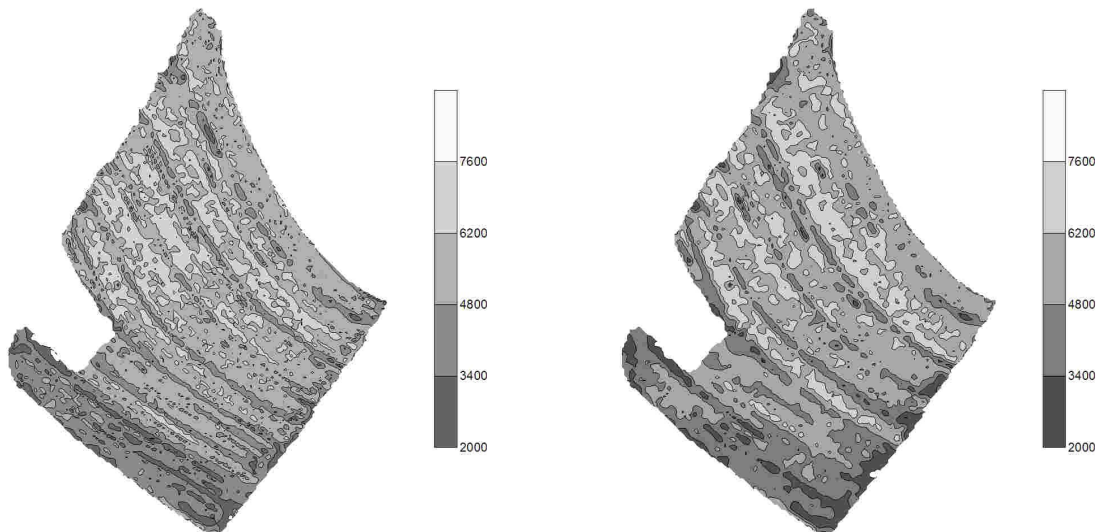


Figura 40 Mapa definido com “Mapa original” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha^{-1} .

Figura 41 Mapa definido com “Mapa uma passada” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha^{-1} .

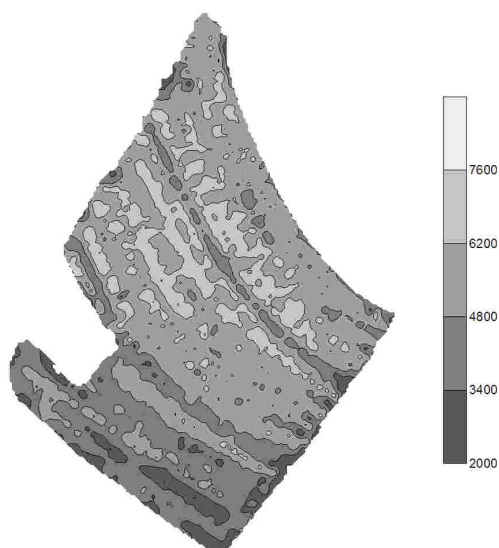


Figura 42 Mapa definido com “Mapa duas passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha⁻¹.

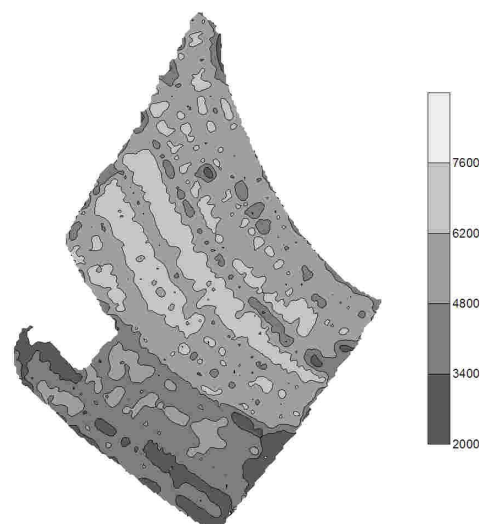


Figura 43 Mapa definido com “Mapa três passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha⁻¹.

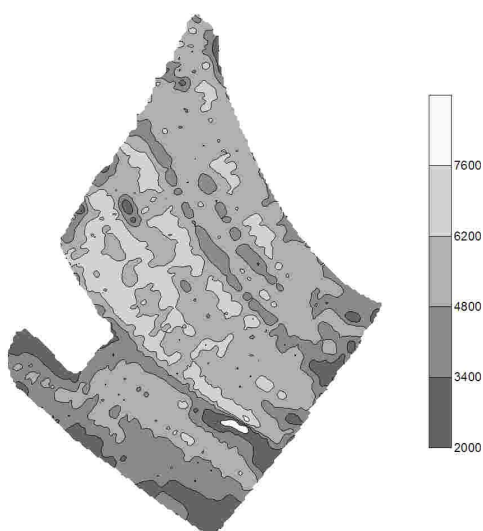


Figura 44 Mapa definido com “Mapa quatro passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha⁻¹.

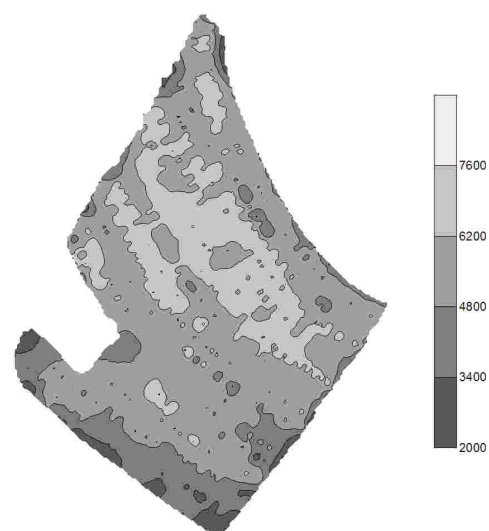


Figura 45 Mapa definido com “Mapa cinco passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha⁻¹.

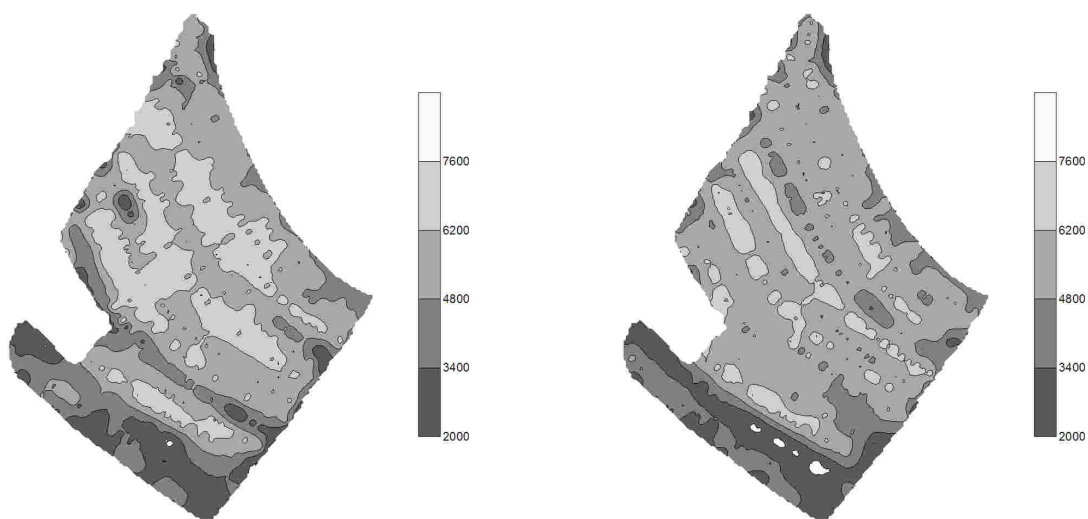


Figura 46 Mapa definido com “Mapa seis passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha⁻¹.

Figura 47 Mapa definido com “Mapa sete passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha⁻¹.

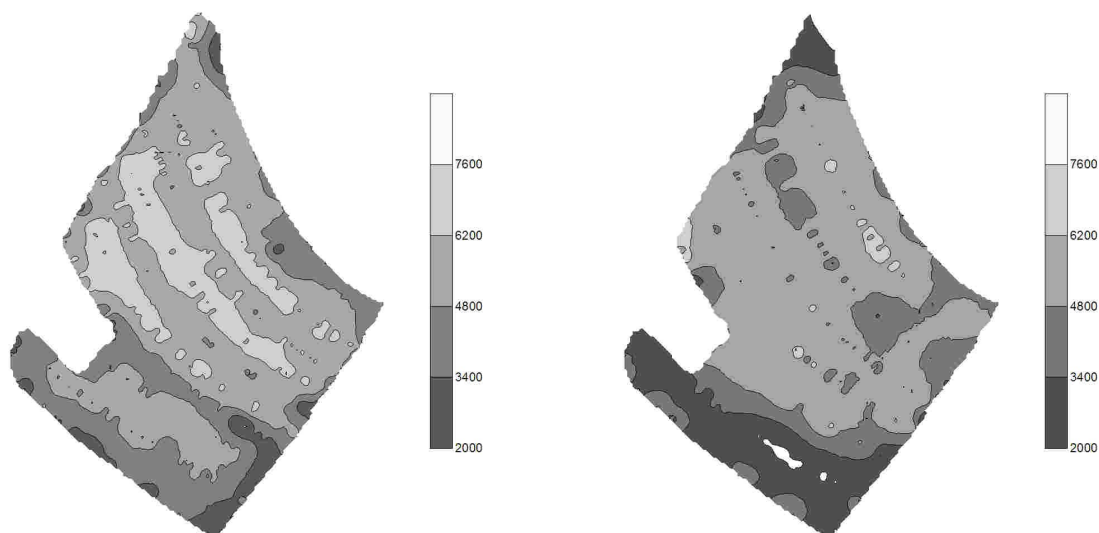


Figura 48 Mapa definido com “Mapa dez passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha⁻¹.

Figura 49 Mapa definido com “Mapa quinze passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha⁻¹.

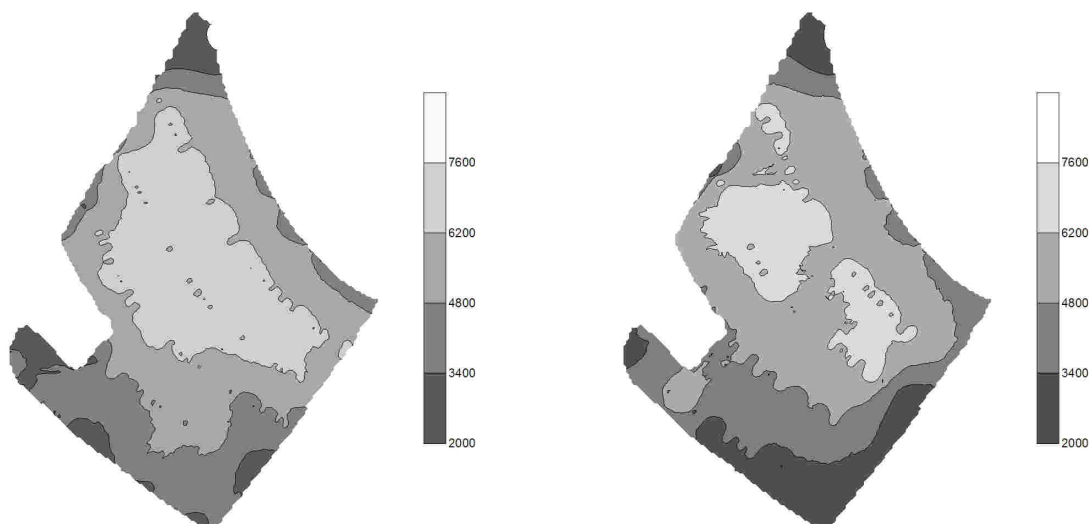


Figura 50 Mapa definido com “Mapa vinte passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha^{-1} .

Figura 51 Mapa definido com “Mapa vinte e cinco passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem em kg ha^{-1} .

4.4 MAPAS DE CONTORNO PARA A VARIÁVEL TEOR DE ÁGUA

Os mapas temáticos referentes ao teor de água, interpolados pelo método do inverso da distância ao quadrado, são apresentados nas Figuras 52 a 63.

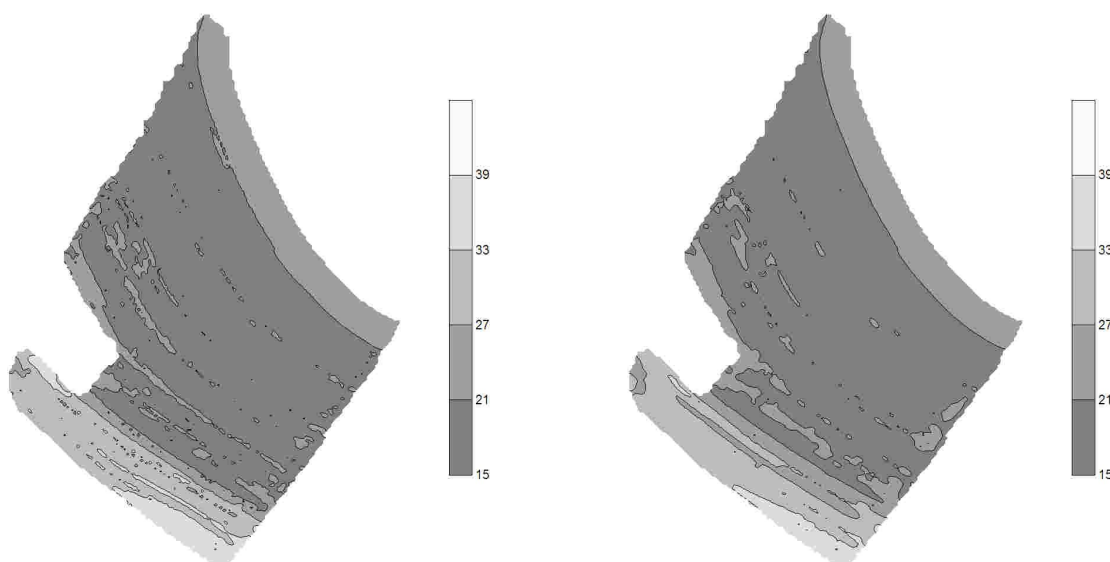


Figura 52 Mapa definido com “Mapa original” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado para variável teor de água (%).

Figura 53 Mapa definido com “Mapa uma passada” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado na variável teor de água (%).

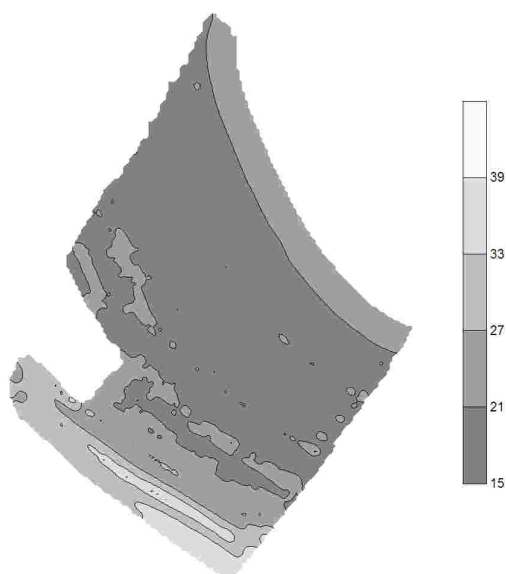


Figura 54 Mapa definido com “Mapa duas passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado para variável teor de água (%).

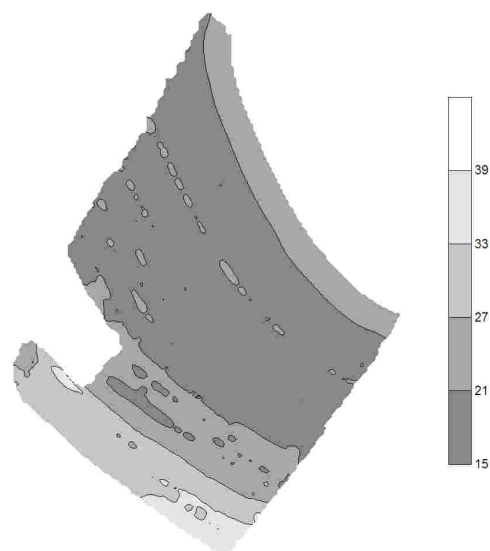


Figura 55 Mapa definido com “Mapa três passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado na variável teor de água (%).

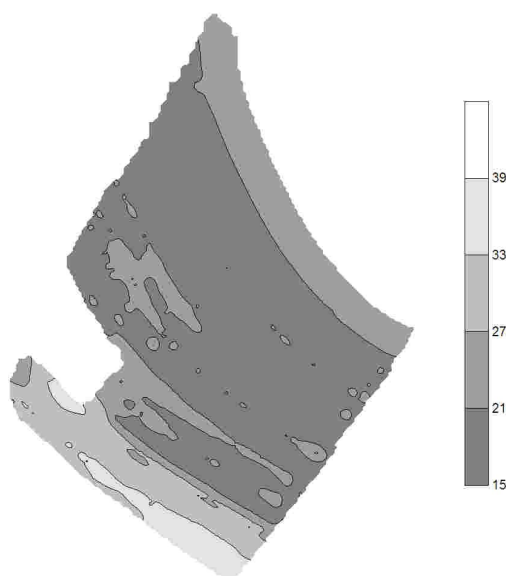


Figura 56 Mapa definido com “Mapa quatro passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado para variável teor de água (%).

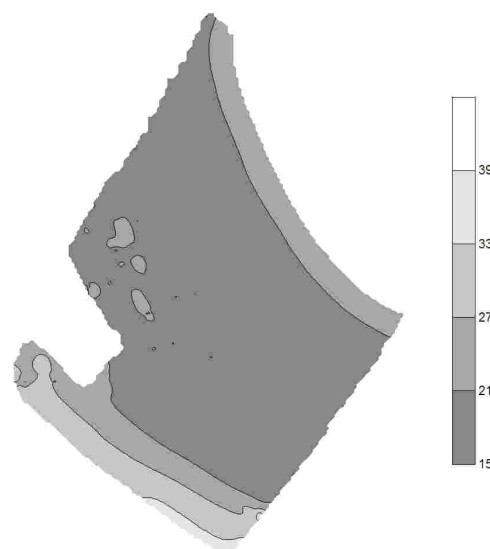


Figura 57 Mapa definido com “Mapa cinco passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado na variável teor de água (%).

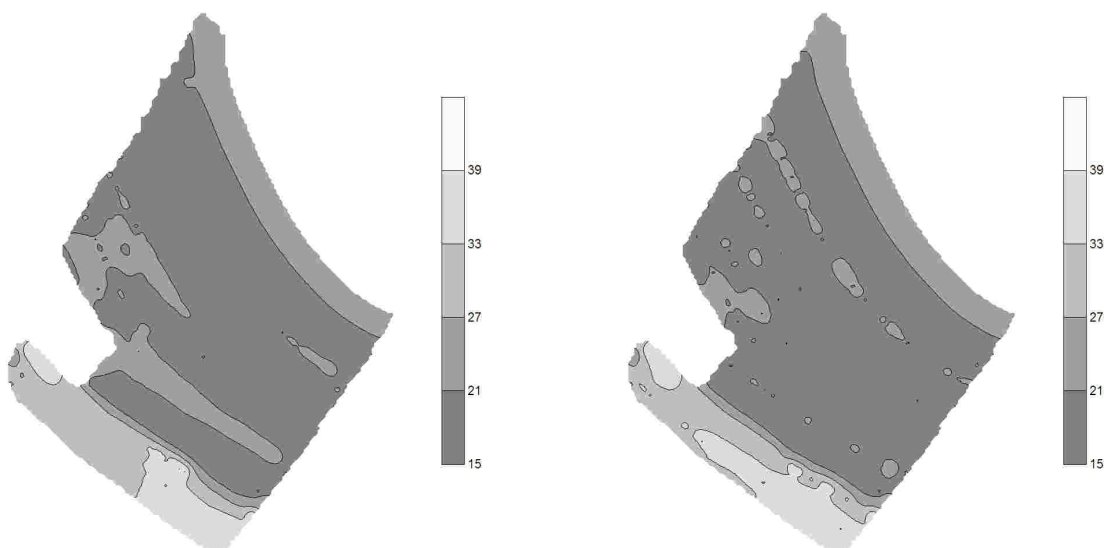


Figura 58 Mapa definido com “Mapa seis passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado para variável teor de água (%).

Figura 59 Mapa definido com “Mapa sete passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado na variável teor de água (%).

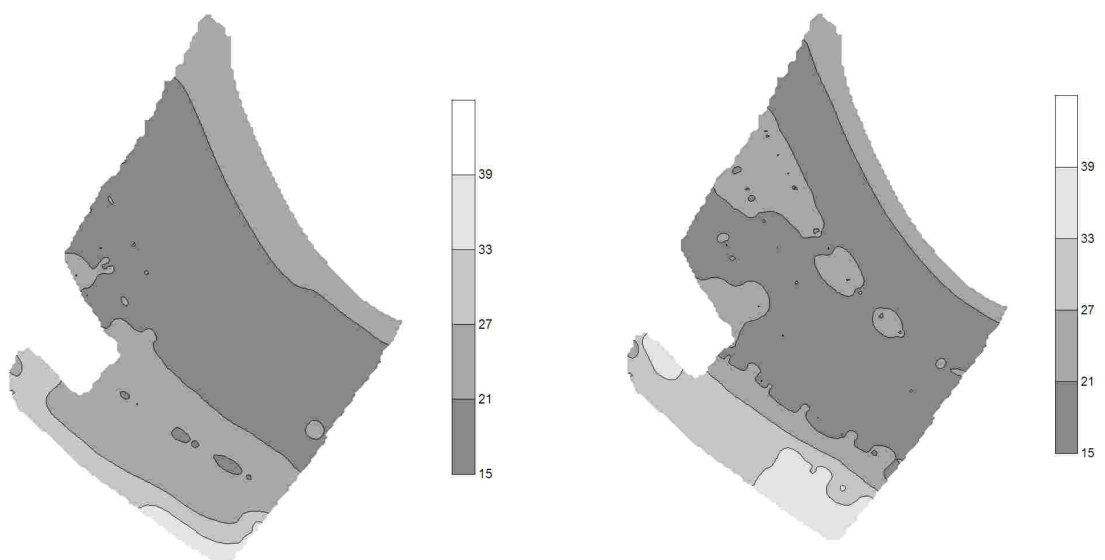


Figura 60 Mapa definido com “Mapa dez passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado para variável teor de água (%).

Figura 61 Mapa definido com “Mapa quinze passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado na variável teor de água (%).

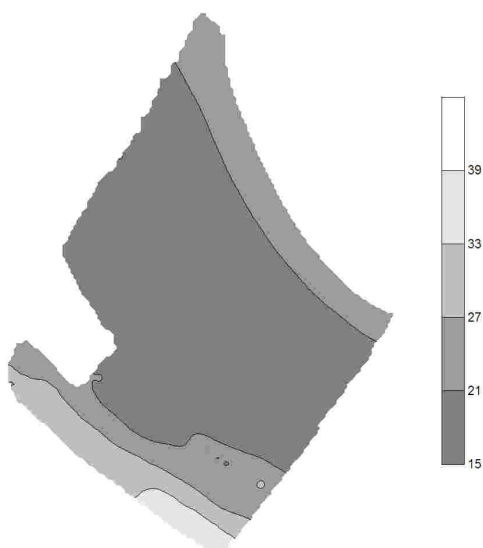


Figura 62 Mapa definido com “Mapa vinte passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado para variável teor de água (%).

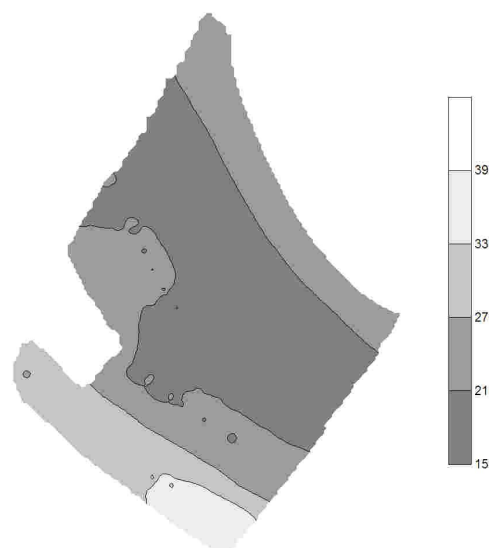


Figura 63 Mapa definido com “Mapa vinte e cinco passadas” criado pelo método de interpolação do inverso da distância ao quadrado para variável teor de água (%).

Os mapas temáticos referentes ao teor de água, interpolados pelo método de krigagem, estão apresentados nas Figuras 64 a 75.

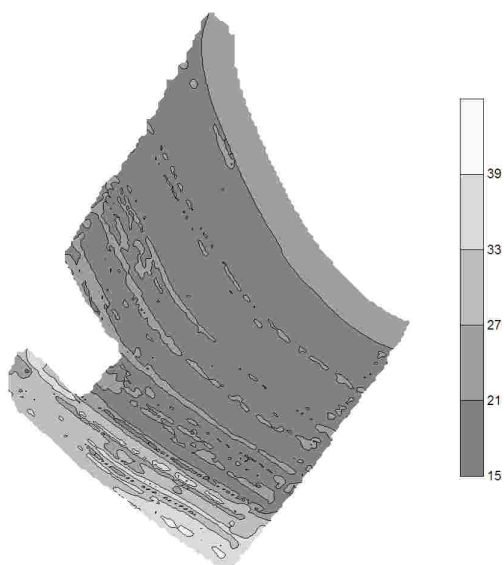


Figura 64 Mapa definido com “Mapa original” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).

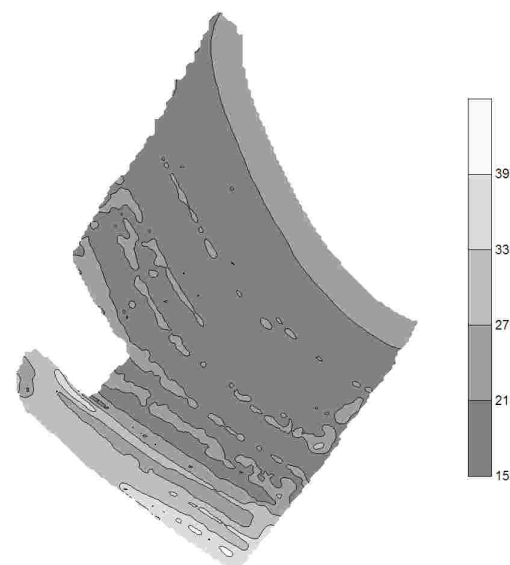


Figura 65 Mapa definido com “Mapa uma passada” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).

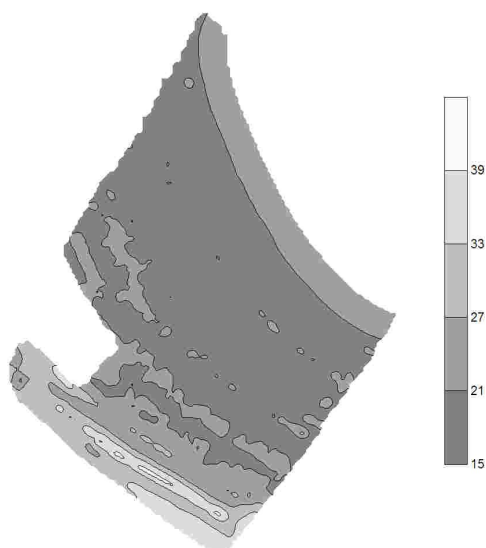


Figura 66 Mapa definido com “Mapa duas passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).

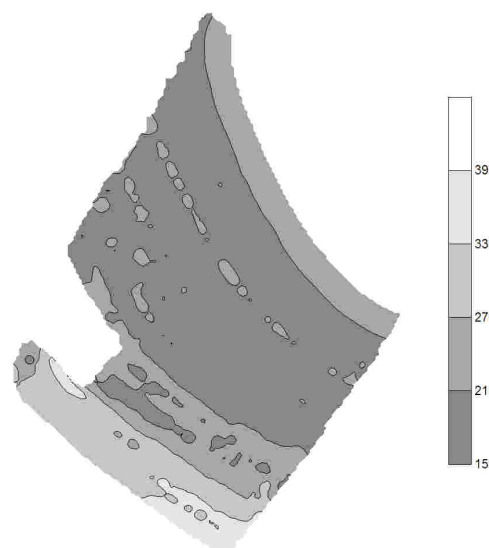


Figura 67 Mapa definido com “Mapa três passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).

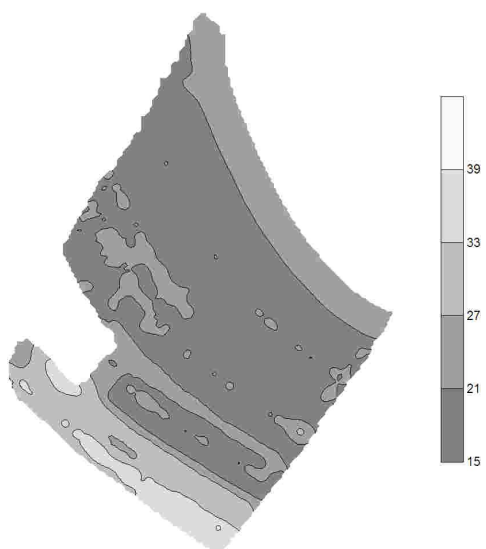


Figura 68 Mapa definido com “Mapa quatro passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).

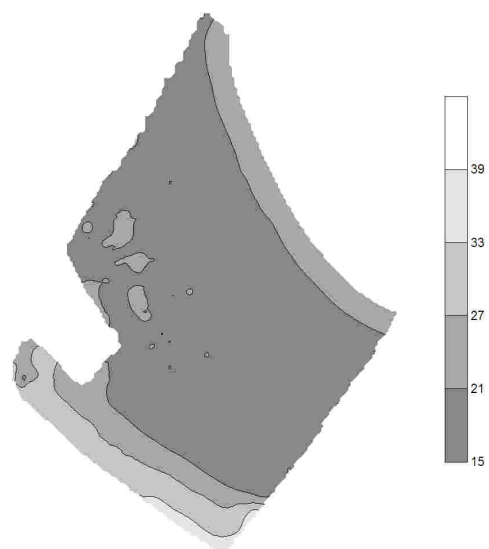


Figura 69 Mapa definido com “Mapa cinco passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).

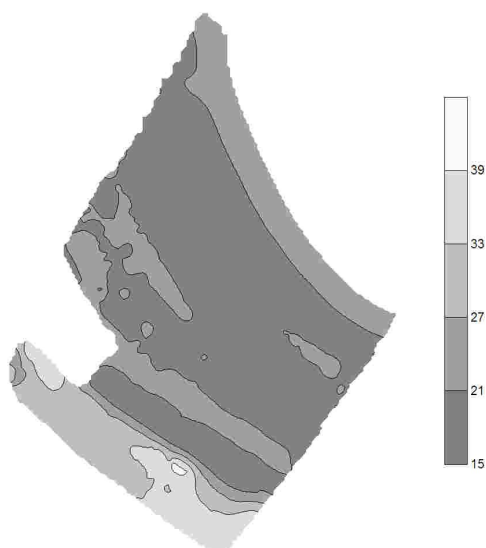


Figura 70 Mapa definido com “Mapa seis passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).

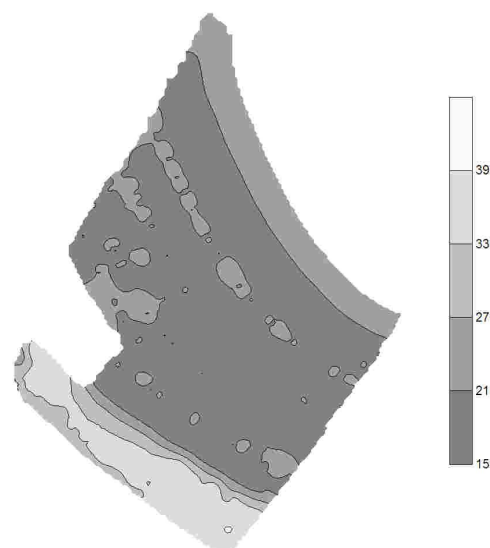


Figura 71 Mapa definido com “Mapa sete passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).

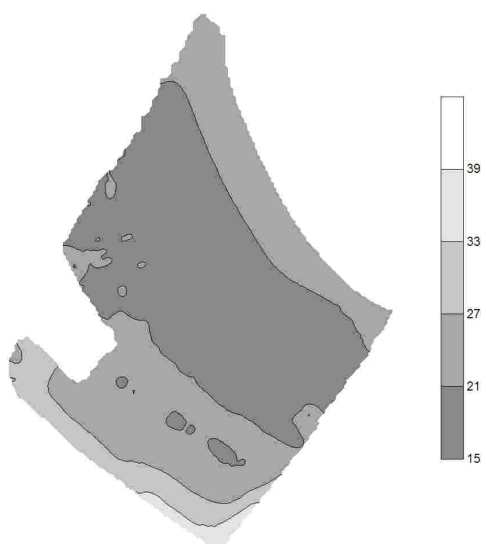


Figura 72 Mapa definido com “Mapa dez passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).

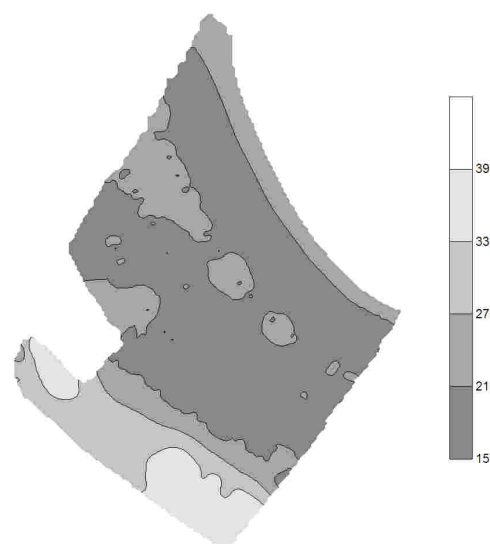


Figura 73 Mapa definido com “Mapa quinze passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).

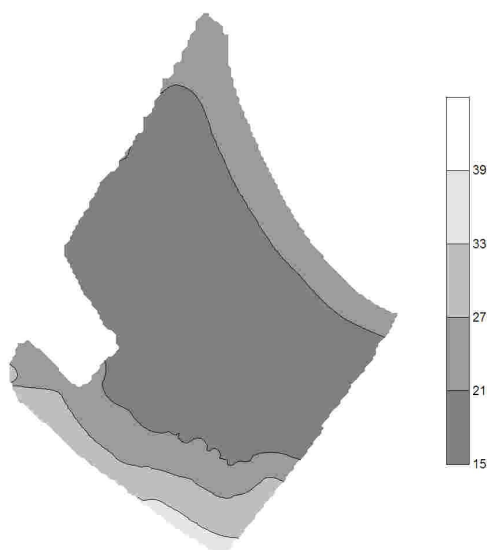


Figura 74 Mapa definido com “Mapa vinte passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).



Figura 75 Mapa definido com “Mapa vinte e cinco passadas” criado pelo método de interpolação da krigagem para variável teor de água (%).

4.5 COMPARAÇÃO DE MAPAS

4.5.1 Coeficiente de desvio relativo - CDR

Os coeficientes de desvios relativos resultantes da comparação entre os mapas simulados e o original (Tabela 9) mostram que há um aumento gradativo do desvio à medida que se aumenta o número de passadas eliminadas para ambos os métodos de interpolação (inverso da distância ao quadrado e krigagem) e para ambas variáveis (produtividade e teor de água). O aumento do erro foi menor para o método do inverso da distância ao quadrado (Figura 76), significando que o método da krigagem é mais influenciado pela eliminação dos pontos de amostragem.

Tabela 9 Coeficientes de desvios relativos resultantes da comparação entre os mapas simulados e o original para produtividade e teor de água

CONJUNTO	PRODUTIVIDADE		TEOR DE ÁGUA	
	IQD	krigagem	IQD	krigagem
Uma passada	6,6%	9,8%	2,33%	3,5%
Duas passadas	8,4%	12,2%	3,39%	4,6%
Três passadas	8,9%	12,8%	3,77%	5,0%
Quatro passadas	10,4%	14,4%	3,44%	4,9%
Cinco passadas	10,8%	14,7%	4,94%	5,6%
Seis passadas	11,1%	15,1%	4,26%	6,1%
Sete passadas	10,5%	14,8%	4,15%	6,4%
Dez passadas	11,6%	15,8%	6,04%	7,2%
Quinze passadas	15,7%	19,4%	6,96%	8,9%
Vinte passadas	13,9%	17,0%	5,84%	7,2%
Vinte e cinco passadas	13,6%	16,9%	5,79%	7,8%

IQD= inverso da distância ao quadrado

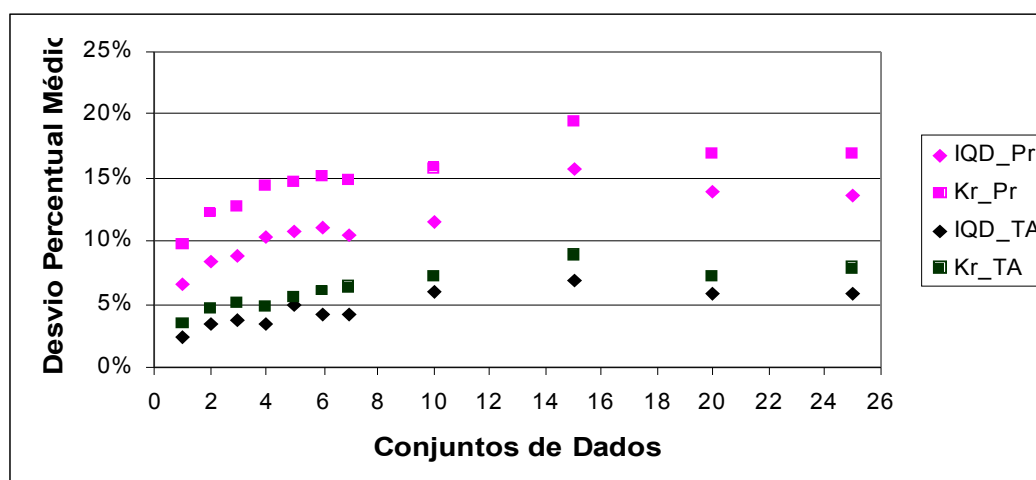


Figura 76 Erro relativo medido pelo método CDR de comparação nas interpolações realizadas pelos métodos do inverso da distância ao quadrado (IQD) e krigagem (Kr) para a produtividade (Pr) e o teor de água (TA)

O desvio relativo entre os mapas simulados por inverso da distância ao quadrado e por krigagem (Tabela 10 e Figura 77) manteve-se relativamente constante com o aumento do número de passadas retiradas do mapa, e cujos valores médios foram 1,7 % para o teor de água e 4,7 % para a produtividade.

Tabela 10 Coeficientes de desvios relativos resultantes da comparação entre os mapas criados pelo método da krigagem e os criados pelo método do inverso da distância ao quadrado

Comparação	Produtividade	Teor de água
Originais	5,1%	1,9%
Uma passada	4,8%	1,7%
Duas passadas	4,0%	1,4%
Três passadas	4,3%	1,5%
Quatro passadas	5,0%	1,7%
Cinco passadas	3,0%	1,1%
Seis passadas	4,4%	1,9%
Sete passadas	4,6%	2,1%
Dez passadas	3,7%	1,5%
Quinze passadas	4,6%	1,7%
Vinte passadas	4,7%	2,0%
Vinte e cinco passadas	5,3%	2,2%
Média	4,4%	1,7%

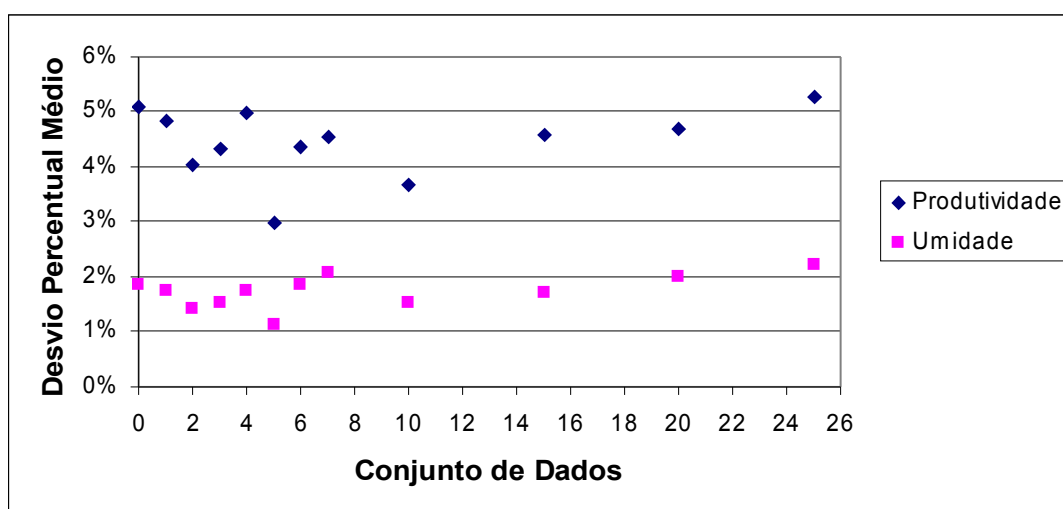


Figura 77 Variação do desvio médio relativo entre os mapas de produtividade e teor de água, criados pelos métodos de krigagem e inverso da distância ao quadrado

Compararam-se ainda os mapas criados pelo método do inverso da distância ao quadrado com o mapa original confeccionado pelo método de krigagem (Tabela 11 e Figura 78) de sorte que constatou-se novamente o aumento do desvio médio relativo de acordo com o número de passadas eliminadas para ambas variáveis (produtividade e teor de água) e, como já era

esperado, foram maiores que os desvios apresentados pelas variáveis estudadas quando interpoladas por krigagem.

Tabela 11 Coeficientes de desvios relativos resultantes da comparação entre os mapas criados pelo método do inverso da distância ao quadrado e o mapa original criado pelo método de krigagem

Comparação	Produtividade	Teor de água
Originais	5,1%	1,9%
Uma passada	9,2%	3,2%
Duas passadas	11,3%	4,3%
Três passadas	11,9%	4,8%
Quatro passadas	13,2%	4,6%
Cinco passadas	12,3%	5,4%
Seis passadas	13,9%	5,2%
Sete passadas	13,4%	5,2%
Dez passadas	14,9%	6,7%
Quinze passadas	17,9%	8,0%
Vinte passadas	17,0%	6,6%
Vinte e cinco passadas	16,5%	7,0%

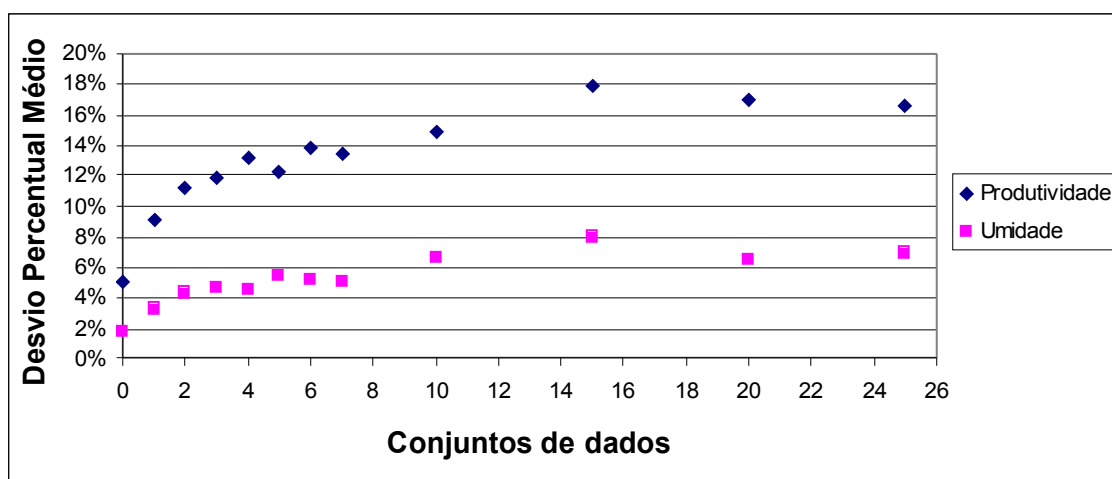


Figura 78 Gráfico de variação do desvio médio relativo entre os mapas de produtividade e teor de água, criados pelos métodos do inverso da distância ao quadrado e o original criado pelo método de krigagem

4.5.2 Índice kappa

Os índices kappa, resultantes da comparação entre os mapas simulados e o original (Tabela 12), diminuíram progressivamente na medida em que se aumentou o número de passadas eliminadas para ambos os métodos de interpolação (inverso da distância ao quadrado e krigagem) e para ambas variáveis (produtividade e teor de água). O índice kappa foi sempre maior para o método do inverso da distância ao quadrado (Figura 79), ou seja, o método da krigagem foi mais influenciado pela eliminação dos pontos de amostragem. Na prática, o índice kappa representa a proporção dos *pixels* que foram coincidentes além daqueles que o seriam por pura casualidade (LANDIS & KOCH, 1977).

Tabela 12 Índices kappa resultantes da comparação entre os mapas simulados e o original para a produtividade e o teor de água

CONJUNTO	PRODUTIVIDADE		TEOR DE ÁGUA	
	IQD	krigagem	IQD	krigagem
Uma passada	0,53	0,45	0,80	0,74
Duas passadas	0,45	0,36	0,69	0,64
Três passadas	0,44	0,33	0,67	0,61
Quatro passadas	0,40	0,28	0,71	0,65
Cinco passadas	0,35	0,27	0,60	0,57
Seis passadas	0,34	0,28	0,67	0,60
Sete passadas	0,38	0,25	0,70	0,57
Dez passadas	0,28	0,22	0,52	0,48
Quinze passadas	0,17	0,13	0,46	0,40
Vinte passadas	0,26	0,25	0,62	0,60
Vinte e cinco passadas	0,24	0,18	0,53	0,49

IQD= inverso da distância ao quadrado

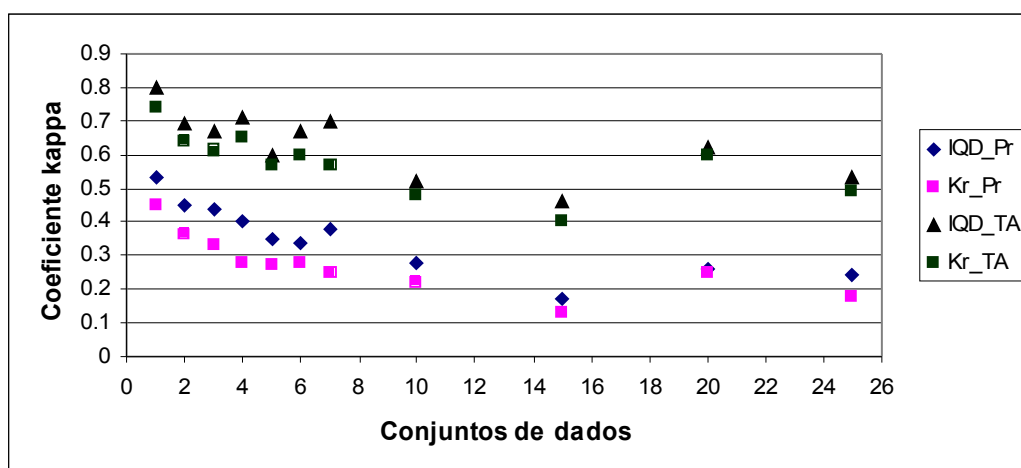


Figura 79 Índice kappa de comparação nas interpolações realizadas pelos métodos do inverso da distância ao quadrado (IQD) e krigagem (Kr) para a produtividade (Pr) e o teor de água (TA)

O índice kappa, entre os mapas simulados pelo inverso da distância ao quadrado e por krigagem (Tabela 13 e Figura 80), manteve-se relativamente constante com o aumento do número de passadas retiradas do mapa, com valor médio de 0,88 para o teor de água e de 0,76 para a produtividade, ou seja, há uma pequena influência nos métodos de interpolação, sendo mais influenciada para a variável **produtividade**.

Tabela 13 Índices kappa resultantes da comparação entre os mapas criados pelo método da krigagem e os criados pelo método do inverso da distância ao quadrado

Comparação	Produtividade	Teor de água
Originais	0,66	0,86
Uma passada	0,78	0,87
Duas passadas	0,73	0,9
Três passadas	0,76	0,91
Quatro passadas	0,71	0,9
Cinco passadas	0,91	0,94
Seis passadas	0,76	0,88
Sete passadas	0,71	0,84
Dez passadas	0,78	0,92
Quinze passadas	0,82	0,88
Vinte passadas	0,75	0,85
Vinte e cinco passadas	0,7	0,84
Média	0,76	0,88

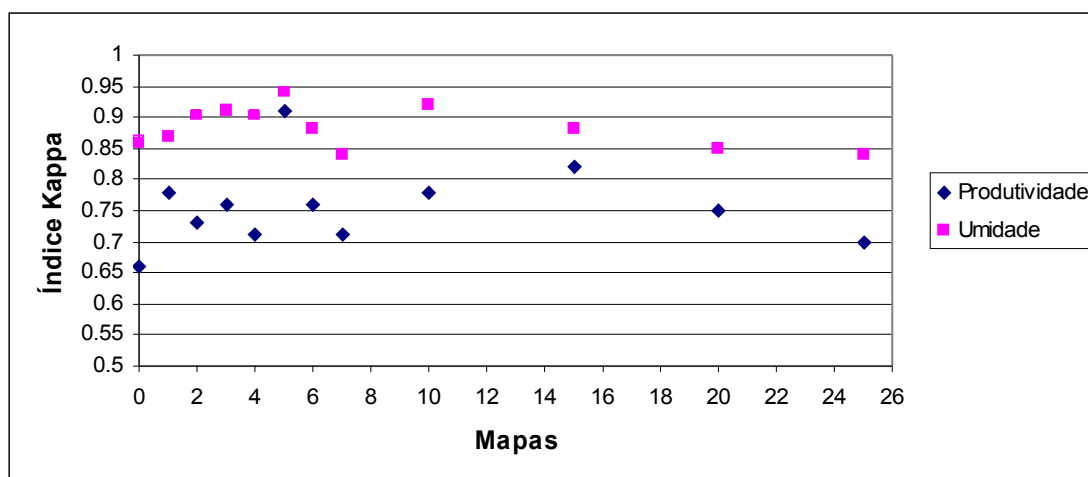


Figura 80 Variação do índice kappa entre os mapas de produtividade e teor de água, criados pelos métodos de krigagem e inverso da distância ao quadrado

Os índices kappa resultantes das comparações entre o mapa original criado por krigagem e os simulados pelo inverso da distância ao quadrado (Tabela 14 e Figura 81) apresentam uma redução no nível de similaridade à medida que os pontos de amostra diminuem, ou seja, a quantidade de pontos amostrais influenciou na precisão dos mapas de produtividade e no teor de água.

Tabela 14 Índices kappa resultantes da comparação entre os mapas criados pelo método do inverso da distância ao quadrado e o mapa original criado pelo método de krigagem

Comparação	Produtividade	Teor de água
Originais	0,66	0,86
Uma passada	0,46	0,75
Duas passadas	0,38	0,65
Três passadas	0,35	0,62
Quatro passadas	0,32	0,67
Cinco passadas	0,29	0,57
Seis passadas	0,29	0,62
Sete passadas	0,29	0,64
Dez passadas	0,23	0,49
Quinze passadas	0,14	0,42
Vinte passadas	0,24	0,58
Vinte e cinco passadas	0,19	0,49

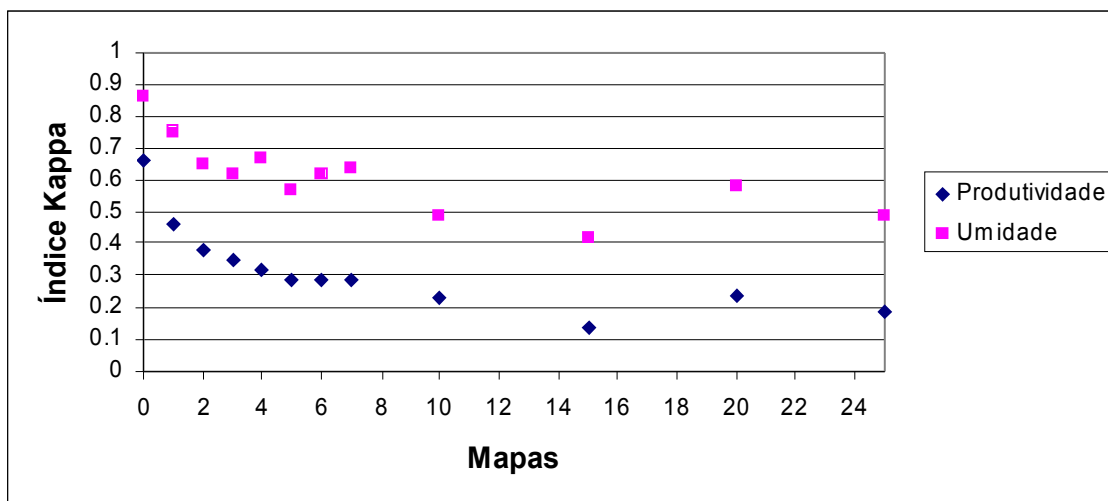


Figura 81 Índice kappa referente à comparação entre os mapas de produtividade e teor de água, criados pelos métodos do inverso da distância ao quadrado e o original criado pelo método de krigagem

4.5.3 Comparação entre o índice Kappa e o coeficiente de desvio relativo

Verifica-se que nas comparações realizadas tanto pelo método CDR como o Kappa, os resultados foram semelhantes (Figuras de 82 a 85) visto que o índice Kappa se correlacionou linearmente com o CDR com um R^2 entre 0,862 e 0,966, ou seja, com uma explicação do índice Kappa acima de 86%.

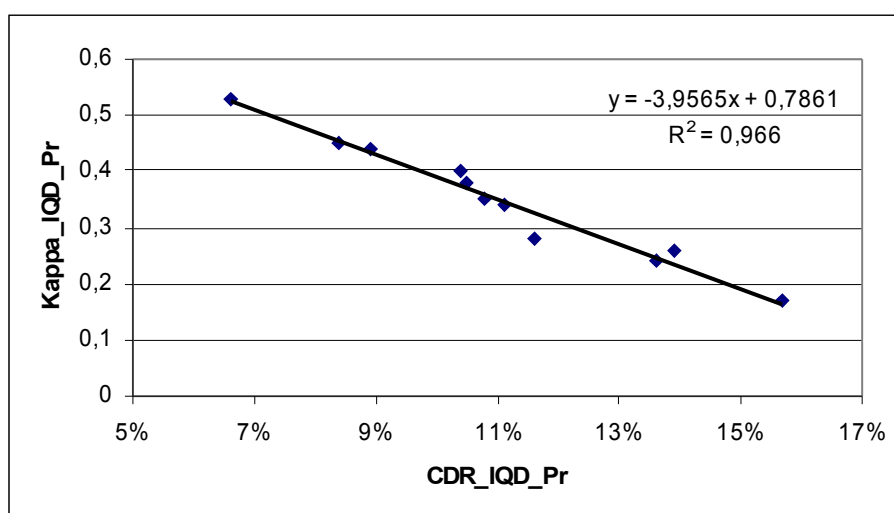


Figura 82 Índice kappa para os mapas de produtividade interpolados por inverso da distância ao quadrado (Kappa_IQD_Pr) em função do coeficiente de desvio relativo para os mapas de produtividade interpolados por inverso da distância ao quadrado (CDR_IQD_Pr)

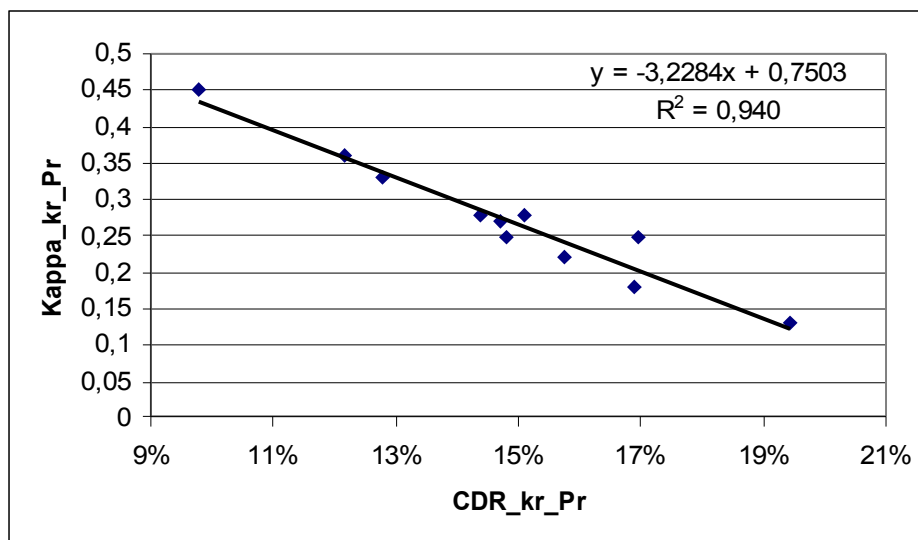


Figura 83 Índice kappa para os mapas de produtividade interpolados por krigagem (Kappa_Kr_Pr) em função do coeficiente de desvio relativo para os mapas de produtividade interpolados por krigagem (CDR_Kr_Pr)

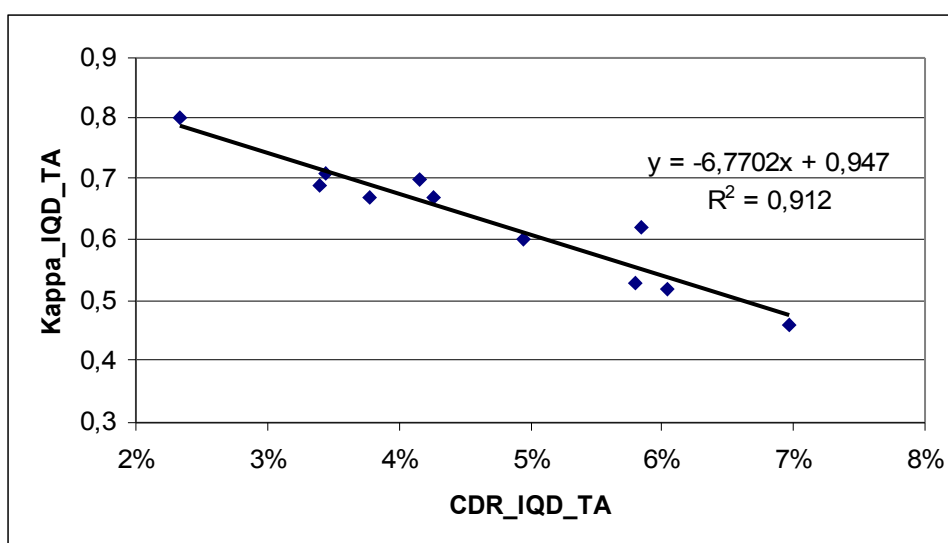


Figura 84 Índice kappa para os mapas de teor de água interpolados por inverso da distância ao quadrado (Kappa_IQD_TA) em função do coeficiente de desvio relativo para os mapas de teor de água interpolados por inverso da distância ao quadrado (CDR_IQD_TA)

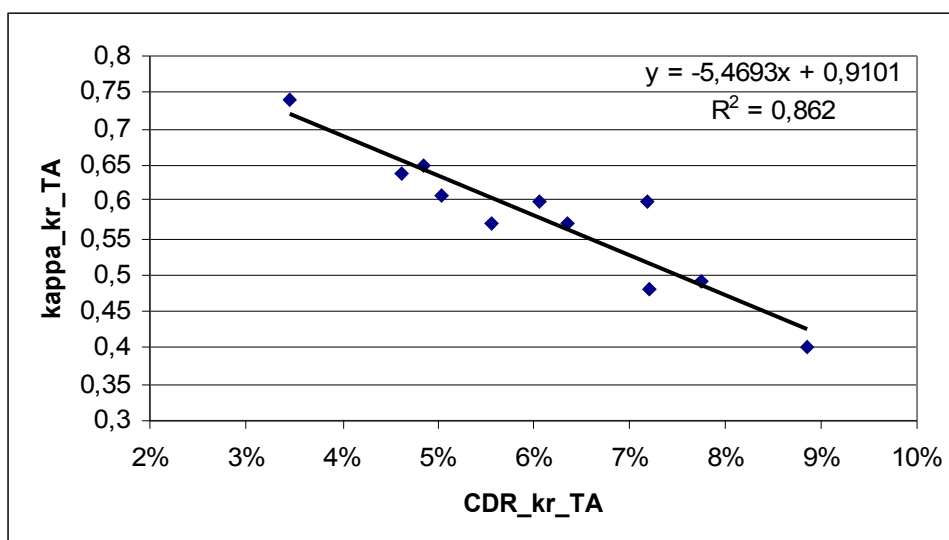


Figura 85 Índice kappa para os mapas de teor de água interpolados por krigagem (Kappa_Kr_TA) em função do coeficiente de desvio relativo para os mapas de teor de água interpolados por krigagem (CDR_Kr_TA)

4.5.4 Número de passadas

A escolha do número de passadas que se pode eliminar do conjunto inicial depende da precisão que se deseja trabalhar (Tabela 15). Caso se opte pelos níveis arbitrários de 5 e 10%, os números de passadas que podem ser eliminadas são de ‘nenhuma passada’ e ‘três passadas’ para produtividade e de ‘sete passadas’ e ‘vinte e cinco passadas’ para o teor de água no método de interpolação do inverso da distância ao quadrado. Aos mesmos níveis, mas para “krigagem”, obtém-se ‘nenhuma passada’ e ‘uma passada’ para a produtividade, porém ‘quatro passadas’ e ‘vinte e cinco passadas’ para o teor de água, respectivamente.

Tabela 15 Número de passadas que podem ser eliminadas em função da precisão desejada estima pelo CDR

CDR	PRODUTIVIDADE		TEOR ÁGUA	
	IQD	krigagem	IQD	krigagem
3%	Nenhuma passada	Nenhuma passada	Uma passada	Nenhuma Passada
4%	Nenhuma passada	Nenhuma passada	4 Passadas	Uma Passada
5%	Nenhuma passada	Nenhuma passada	7 Passadas	4 Passadas
7%	Uma Passada	Nenhuma passada	15 Passadas	7 Passadas
10%	3 passadas	1 passada	25 passadas	25 passadas
15%	10 passadas	5 passadas	25 passadas	25 passadas
20%	25 passadas	25 passadas	25 passadas	25 passadas

IQD= inverso da distância ao quadrado

5 CONCLUSÕES

A eliminação de passadas da colhedora causou uma diminuição gradativa na precisão dos mapas de produtividade e teor de água, sendo em maior intensidade para a variável **produtividade**.

Para ambos os métodos de interpolação (krigagem e inverso da distância ao quadrado), as interpolações foram influenciadas de forma semelhante, tanto para o teor de água como para a produtividade, enquanto a influência do número de passadas eliminadas foi maior para os mapas interpolados pelo método de “krigagem”.

A quantidade de monitores que se deve ter em um conjunto de colhedoras é relativa ao nível de precisão que se deseja ter, devendo-se intercalá-las de modo que as amostras sejam coletadas uniformemente por toda a área a ser colhida.

Para um nível arbitrário de 5%, os números de passadas que podem ser eliminadas são de ‘nenhuma passada’ para produtividade e de ‘sete passadas’ para o teor de água no método de interpolação do inverso da distância ao quadrado. Ao mesmo nível, mas para “krigagem”, obtém-se ‘nenhuma passada’ para a produtividade e ‘quatro passadas’ para o teor de água.

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALVES, M.I.F. **Introdução à análise exploratória de dados**. Piracicaba: ESALQ/USP, DME, 1987. 40p.

BALASTREIRE, L.A. **Estudo de caso, uma pesquisa brasileira em agricultura de precisão**, In: SILVA, FM.; BORGES, P.H.DE M. **Mecanização e agricultura de precisão**. Lavras: UFLA; SBEA, p. 302-231. 1998.

BLACKMORE, B.S.; MARCHALL, C.J. **Yield mapping; errors and algorithms**. In. INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 3., Minneapolis, 1996. **Proceedings...** Madison: ASA; CSSA; SSSA, p. 403–415. 1996.

BLACKMORE, B.S. Precision farming: an overview. **Agricultural Engineering**. St. Joseph, p. 86-88. 1994.

BLACKMORE, B.S.; MOORE, M. Remedial correction of yield map data. **Precision Agriculture**. St. Joseph, v. 1. n. 1. p. 51-66. 1999.

BURGESS, T.M.; Webster, R. Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties. I The semi-variogram and punctual Kriging. **Journal of Soil Science**, Madson, v.31, n.2, p.315-331, 1980a.

BURGESS, T.M.; Webster, R. Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties. II Block Kriging. **Journal of Soil Science**, Madson, v.31, n.2, p.333-341, 1980b.

CAMBARDELLA, C.A.; MOORMAN, T.B.; NOVAK, J.M.; PARKIN, T.B.; KARLEN, D.L.; TURCO, R.F.; KONOPKA, A.E. Field-scale variability of soil properties in Central Iowa Soils. **Soil Science Society America Journal**, Madison, v.58, n.5, p.1501-1511, 1994.

CAPELLI, N.L. **Agricultura de precisão – novas tecnologias para o processo produtivo.** Disponível em: <<http://www.cria.org.br/gip/gipap/capelli.htm>>. Acesso em: 18 jan. 2006.

CARD, D.H. Using known map category marginal frequencies to improve estimates or thematic map accuracy. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, Mariland, v. 48, n.3, p. 431-439, 1982.

CHUNG, S.O.; SUNG, J.H.; SUDDUTH, K.A.; DRUMMOND, S.T.; **Spatial variability of yield, chlorophyll content, and soil properties in a Korean rice paddy field (Compact disc).** In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 5. Madison, 2000, **Proceedings...** Madison: ASA, 20 p. 2000.

COELHO, E.C. **Influência da densidade amostral e do tipo de interpolador na elaboração de mapas temáticos.** Cascavel, PR, 2006. 116 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola), Universidade Estadual do Oeste do Paraná – Cascavel,

COHEN J. **A coefficient of agreement for nominal scales.** Educational and Psychological Measurement, p. 37-46, 1960.

CONGALTON, R.G. A review of assessing the accuracy of classification of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, St. Paul v. 37, n. 1, p. 35-46, 1991.

CONGALTON, R.G.; GREEN, K. A practical look at sources of confusion in error matrix generation. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, Mariland, v. 59, n. 5, p. 641-644, 1993.

CRESSIE, N. **Statistics for spatial data.** New York: John Wiley, 1991. 900p.

CRESSIE, N. **Statistics for spatial data.** New York: John Wiley & Sons, 1993.

CRESSIE, N.; HAWKINS, M. Robust estimation of the variogram: I. **Mathematical Geology**, New York, v.12, n 2, p.115-125, 1980.

DELFINER, P.; DELHOMME, J.P. Optimum interpolation by Kriging. In: Davis, J.C.; McCullagh, M.J. ed. **Display and Analysis of Spatial Data**. New York, John Wiley, p.96-114, 1975.

DIRKS, K.N.; HAY, J.E.; STOW, C.D. & HARRIS, D. Highresolution studies of rainfall on Norfolk Island Part II: Interpolation of rainfall data. **Journal of Hydrology**., Amsterdam, p. 187-193, 1998.

EARL, R.; WHEELER, P. BLACKMORE, B. S.; FODWIN, R. J. Precision farming – The management of variability. **The journal of the institution of agricultural engineers**, Landwards. v. 4, p. 18-23, July 16, 1997.

FARIAS, M.S.S. de. **Diagnóstico da necessidade de drenagem no perímetro irrigado de São Gonçalo**. Campina Grande, 1999. Paraíba, 75f. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal da Paraíba.

FERREIRA JUNIOR, O. **GPS TrackMacker Professional** , v. 3.7. Minas Gerais, Brazil, 2004.

GENTON, M.G. Highly robust variogram estimation. **Mathematical Geology**, New York, v.30, n.2, p.213-221, 1998.

GOMES, F. P. **Curso de estatística experimental**. 14. ed. Piracicaba: USP/ESALQ, 2000. 477 p.

GOOVAERTS, P. **Geostatistics for natural resources evaluation**. New York: Oxford University Press, 1997. 483p.

GOTWAY, C.A.; FERGUSON, R.B.; HERGERT, G.W.; PETERSON, T.A. Comparison of Kriging and Inversedistance methods for mapping soil

parameters. **Soil Science Society America Journal**, Madison, v.60, p.1237-1247, 1996.

GROSSI SAD, J.H. **Fundamentos sobre variabilidade dos depósitos minerais**. Rio de Janeiro: DNPM/CPRM - GEOSOL, 1986. 141p.

HANEKLAUS, S.; LILIENTHAL, H.; SCHNUG, E.; PANTEN, K.; HAVERECH, E. **Routines for efficiente yield mapping (Compact disc)**. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 5. Madison, 2000, **Proceedings**. Madison: ASA, 2000.

HURN, J. **GPS A guide to the next utility**. 3. ed. Sunnyvale: Trimble Navigation Ltd., 1989. 76 p.

ISAAKS, H.E.; SRIVASTAVA, R.M. **A introduction to applied geostatistics**. Oxford: Oxford University Press, 1989. 560 p.

JUERSCHIK, P.; GIEBEL, A. **Processing of point data from combine harvesters for precision farming**. In: EUROPEAN CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 2., Denmark, 1997. Precision agriculture, 99. Denmark: BIOS Scientific Publishers. v. 1, p. 297-307. 1999.

KAVANAGH, C. **Estimação de parâmetros no ajuste de modelos teóricos a semivariogramas experimentais**. Cascavel, PR, 2001. 84 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola), Universidade Estadual do Oeste do Paraná – Cascavel.

KITANIDIS, P.K.; VOMVORIS, E.G. A geostatistical approach to the inverse problem in groundwater modeling (steady state) and one dimensional simulations. **Water Resources Research**, St. Louis, v.19, n.3, p.677-690, 1983.

LAJAUNIE, C. A. **A geostatistical approach to air pollution modelling**. In: Geostatistics for Natural Resources Characterization, ed. A.G. Journel e A. Marechal, 1984, p.877- 891.

LAMPARELLI, R.A.C.; ROCHA, J.V.; BORGHI, E. **Geoprocessamento e agricultura de precisão**. Fundamentos e aplicações. Rio Grande do Sul: Agropecuária, 2001. 118 p.

LANDIM, P.M.B. **Introdução aos métodos de estimação espacial para confecção de mapas**. 20 p. Rio Claro: UNESP. em <<http://www.rc.unesp.br/igce/aplicada/textodi.html>>. Acesso em: 20 jan. 2006.

LASLETT, G.M. Kriging and splines: an empirical comparison of their predictive performance in some applications. **J. Am. Stat. Assoc.**, Nuclear tracks, v.89, p.391-400, 1994.

MATHERON, G. Principles of geostatistics. **Economic Geology**, Paris, v.58, p.1246-1266, 1963.

MENEGATTI, L.A.A. **Metodologia para identificação, caracterização e remoção de erros em mapas de produtividade**. 2002. 84 p. (Mestrado em Agronomia). Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” – Universidade de São Paulo, São Paulo.

MICHELAN, Ricardo. **Determinação e remoção de erros em mapas de colheita de milho**. 2005. 64 f. Dissertação (Mestrado em Eng. Agrícola) Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas da Universidade Estadual do Oeste do Paraná - Unioeste. Cascavel-PR.

MOLIN, J.P. **Agricultura de precisão – o gerenciamento da variabilidade**. Piracicaba - SP, 2001.

MOLIN, J.P. **Geração e interpretação de mapas de produtividade para a agricultura de precisão**. 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. 237-258. 2000.

MOLIN, J. P.; GIMENEZ, L. M. **Desenvolvimento de um algoritmo para redução de erros em mapas de rendimento obtidos em agricultura de precisão** (compact disc). In: CONGRESSO E AMOSTRA DE AGROINFORMÁTICA, 1., Ponta Grossa, 2000. **InfoAgro 2000**. 17 p. Ponta Grossa, 2000.

MOLIN, J.P. **Tendências da agricultura de precisão no Brasil**. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGRICULTURA DE PRECISÃO, 17, 2004, Piracicaba. **Anais**. Piracicaba: ConBAP, 2004. 1 CD-ROM.

MOLIN, J. P. Definição de unidades de manejo a partir de mapas de produtividades. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v.22, n.1, p.83-92, 2002.

MOORE, M. **An investigation into the accuracy of yield maps and their subsequent use in crop management**. Silsoe College, Silsoe. 1998. 379 p.

MORGAN, M.; ESS, D. **The precision farming guide for agriculturists**. Moline: Deer, 1997, 117 p.

MYERS, D.E. **Spatial interpolation**: an overview. *Geoderma*, Amsterdam 62:17-28, 1994.

OLIVER, M.; WEBSTER, R. Kriging: a method of interpolation for geographical information system. **International Journal of Geographical Information System**, Oxfordshire, v=4, n - 3, p. 313–332, 1990.

PANNATIER, Y. Variowin 2.2. New York: Software for Spatial Data Analysis in **2D**. Sprienger. 1996.96 p. Manual Técnico. M. Stanton, W. C. Phillips, Y. Li & K. Kalata (1992). Correcting spatial distortions and nonuniform response in area detectors. **J. Appl. Cryst.**, New York, v.25 p.549-558, 1992.

RIBEIRO JUNIOR, P.J. **Métodos de geoestatística no estudo da variabilidade espacial de parâmetros do solo.** Piracicaba, 1995. 99f. Dissertação (Mestrado em Agronomia) – ESALQ (Universidade de São Paulo).

ROBERT, P.C. **The economical feasibility of precision agriculture.** (compact disc) In: SIMPÓSIO INTERNACIONAL DE AGRICULTURA DE PRECISÃO. 2., Viçosa, 2002, **Anais**, Viçosa: 2002.

SALVIANO, A.A.C.; VIEIRA, S.R.; SPAROVEK, G. Dependência espacial dos teores de macronutrientes da parte aérea da Crotalaria juncea em área de erosão acelerada. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.25, p.115-122, 1995.

SCHUELLER, J.K. O Estado-da-arte da agricultura de precisão nos Estados Unidos. In: BALASTREIRE, L. A. (Ed.). **O estado-da-arte da agricultura de precisão no Brasil.** Piracicaba, p. 8-15. 2000.

SHEARER, S.A.; FULTON, J.P.; MCNEILL, S.G.; HIGGINS, S. F. **Elements of precision agriculture: basics of yield monitor installation and operation.** In: Biosystems and Agricultural Engineering. T.G. Mueller. University of Kentucky, Kentucky. 1999. 10 p.

SILVA, A.P. **Variabilidade espacial de atributos físicos do solo.** Piracicaba, 1988. 105f. Tese (Doutorado) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo.

SOUZA, E.G.; JOHANN, J.A.; ROCHA, J.V.; RIBEIRO, S.R.A; SILVA, M.S.; URIBE-OPAZO, M.A.; MOLIN, J.P.; OLIVEIRA, E.F.; NÓBREGA, L.H.P. Variabilidade espacial dos atributos químicos do solo em um Latossolo roxo Distrófico da região de Cascavel – PR. **Engenharia Agrícola.** Jaboticabal-SP, v. 18, n3, p. 80-92, 1999.

THOMPSON, S.K. Sampling. New York, **Wiley-Interscience Publication**, 343p, 1992.

VETTORAZZI, C.A.; FERRAZ, S.F.B. Silvicultura de precisão: uma nova perspectiva para o gerenciamento de atividades florestais. In: BORÉM, A.; GIUDICE, M.P.; QUEIRÓZ, D.M. de; (Ed.). **Agricultura de precisão**. Viçosa: Os autores, 2000. p.65-75.

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

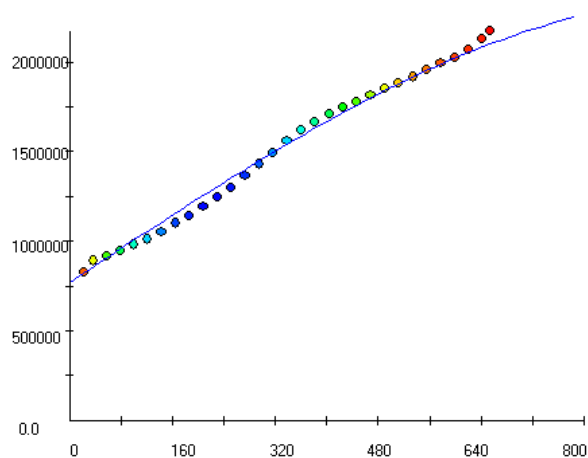
VIEIRA, S.R.; HATFIELD, J.L.; NIELSEN, D.R.; BIGGAR, J.W. Geoestatistical theory and application to variability of some agronomical properties. *Hilgardia*, Berkeley, v. 51, n. 3, p.1-75, 1983.

VIEIRA, S.R. **Geoestatística aplicada à agricultura de precisão**. In: GIS Brasil 98, Curitiba, PR: Sagres, 1998, 53 p.

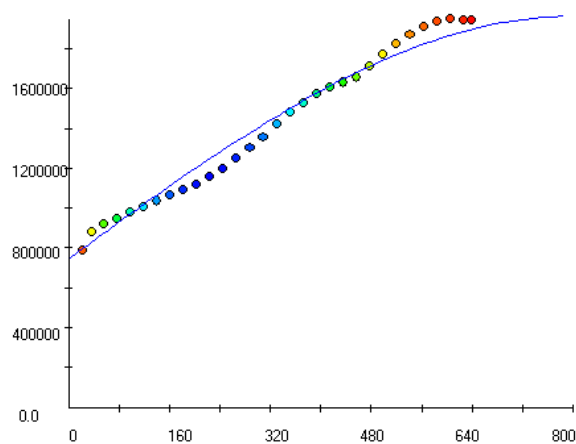
VOLTZ, M.; WEBSTER, R. A comparison of kriging, cubic splines and classification for predicting soil properties from sample information. **Journal of Soil Science**, Madson, v.41, n2, p.473-490, 1990.

ANEXO I

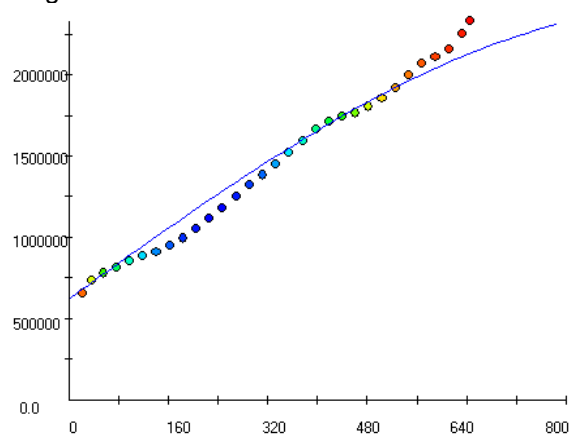
SEMIVARIOGRAMAS EXPERIMENTAIS PARA PRODUTIVIDADE DE MILHO



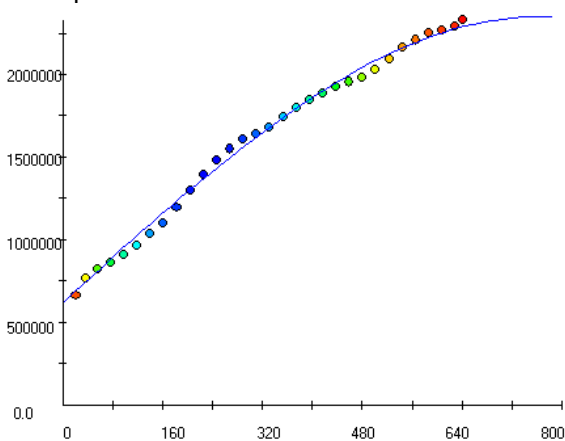
Modelo Esférico de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados "originais".



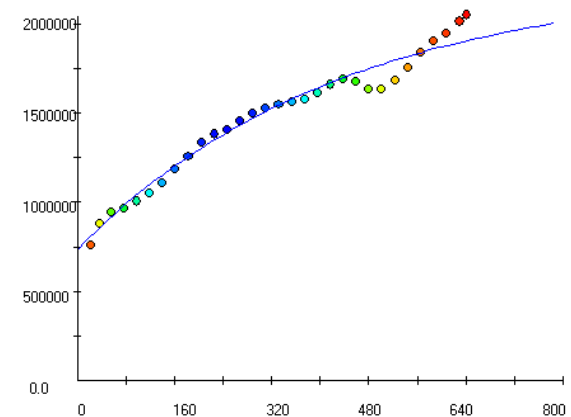
Modelo Esférico de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados "uma passada".



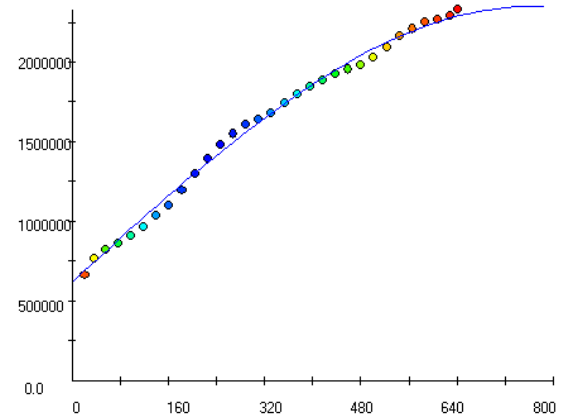
Modelo Esférico de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados "duas passadas".



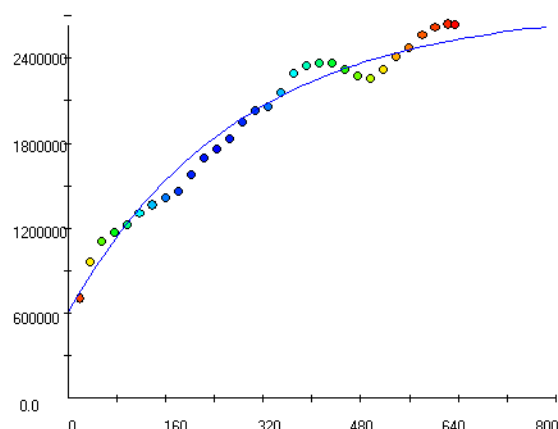
Modelo Esférico de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados "três passadas".



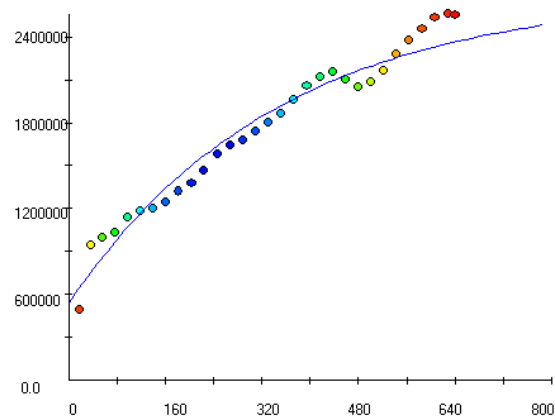
Modelo Exponencial de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados "quatro passadas".



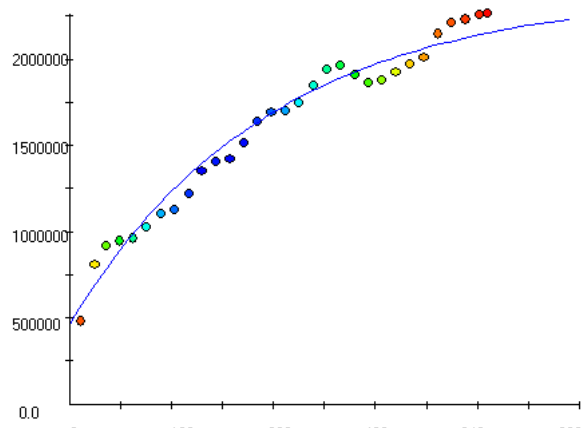
Modelo Esférico de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados "cinco passadas".



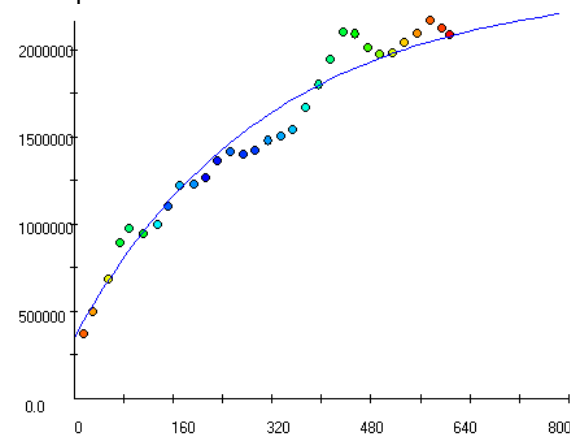
Modelo Exponencial de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados “seis passadas”.



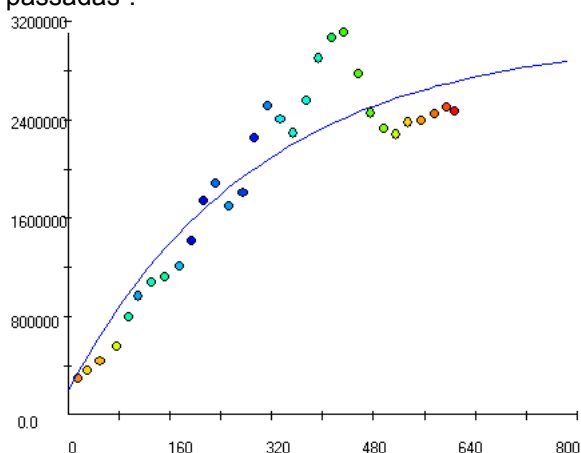
Modelo Exponencial de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados “sete passadas”.



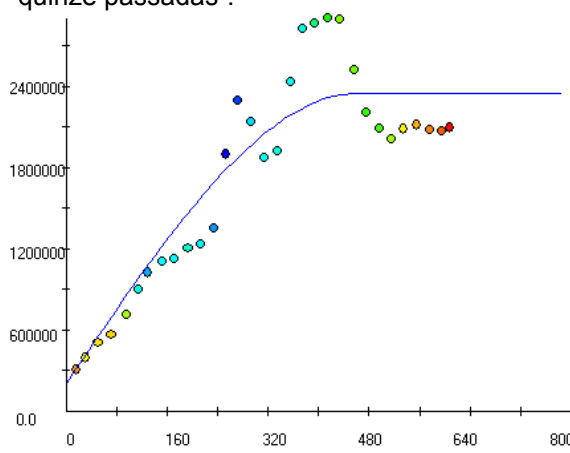
Modelo Exponencial de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados “dez passadas”.



Modelo Exponencial de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados “quinze passadas”.



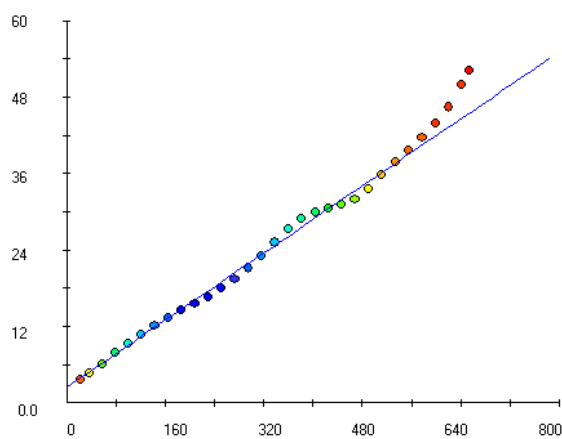
Modelo Exponencial de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados “vinte passadas”.



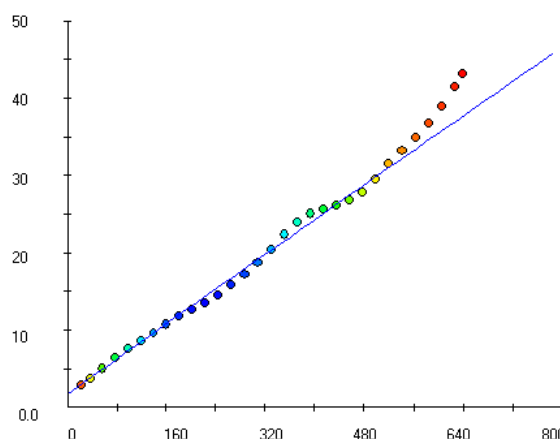
Modelo Exponencial de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados “vinte e cinco passadas”.

ANEXO II

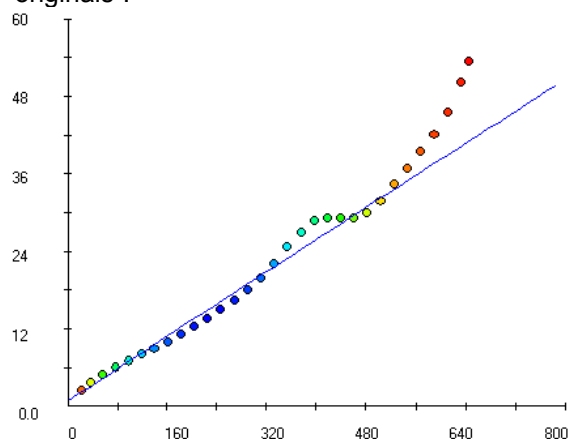
SEMIVARIOGRAMAS EXPERIMENTAIS PARA TEOR DE ÁGUA



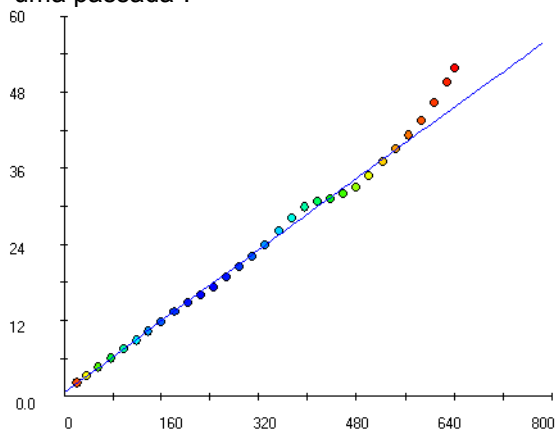
Modelo Esférico de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados "originais".



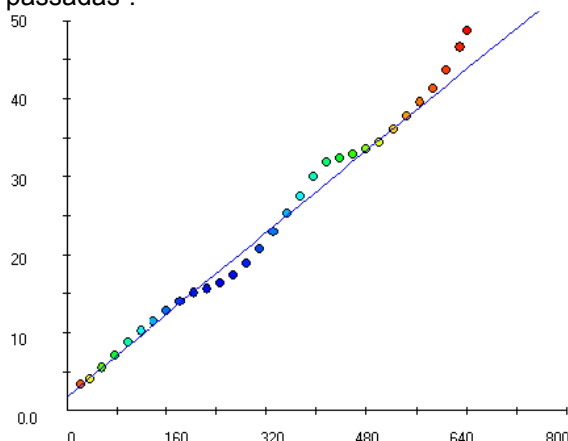
Modelo Esférico de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados "uma passada".



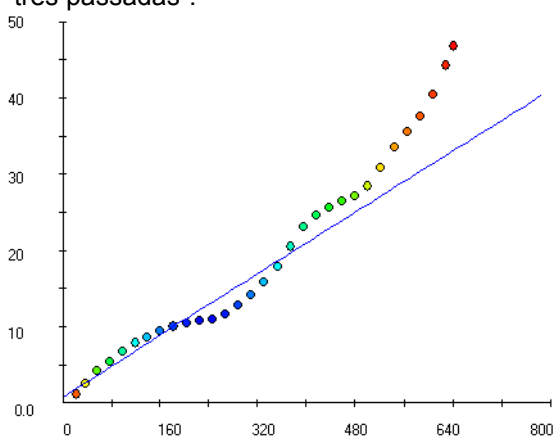
Modelo Esférico de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados "duas passadas".



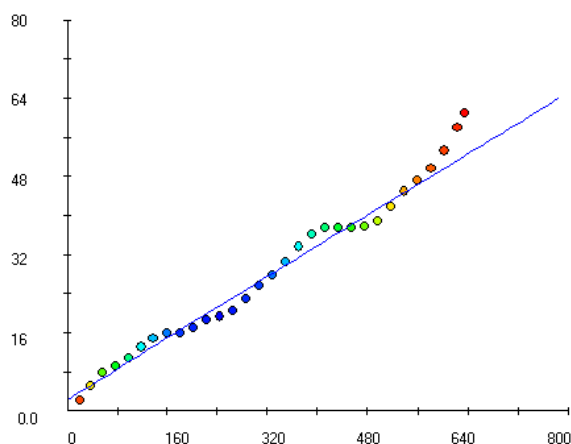
Modelo Esférico de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados "três passadas".



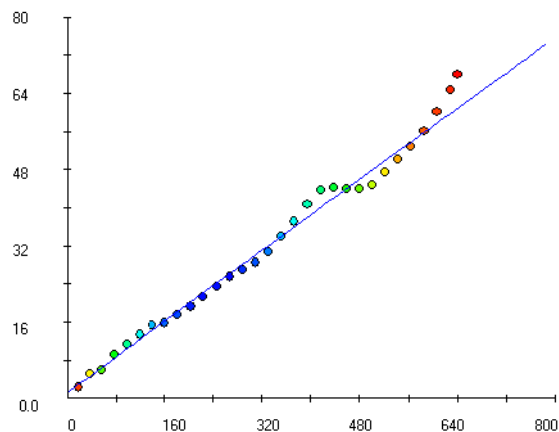
Modelo Esférico de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados "quatro passadas".



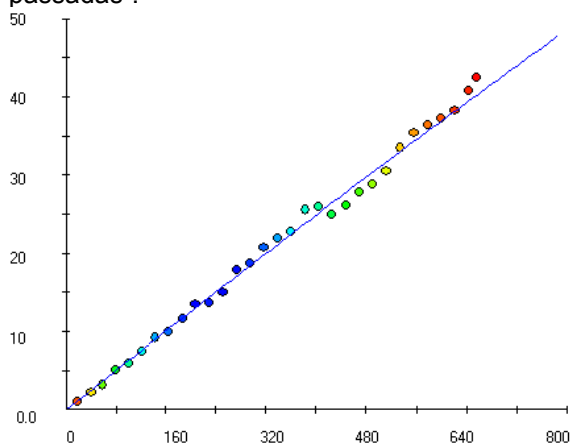
Modelo Esférico de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados "cinco passadas".



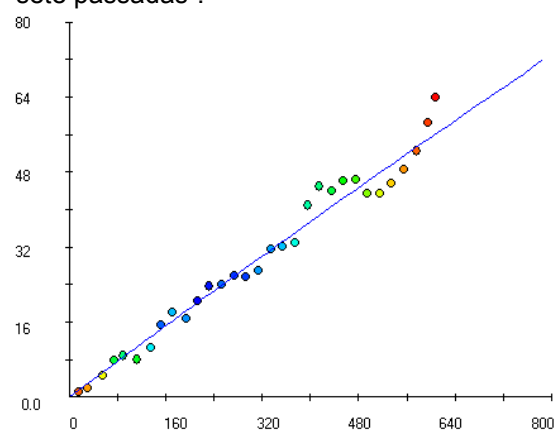
Modelo Esférico de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados “seis passadas”.



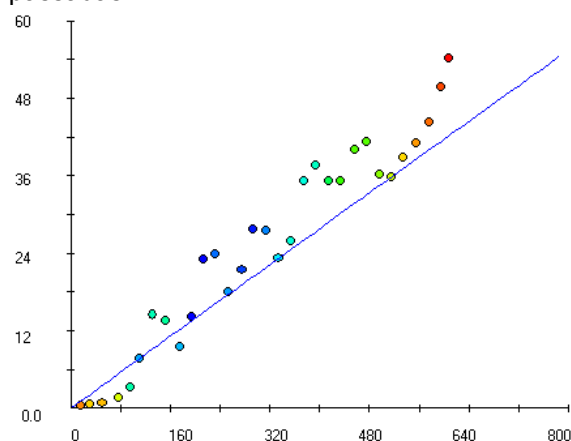
Modelo Esférico de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados “sete passadas”.



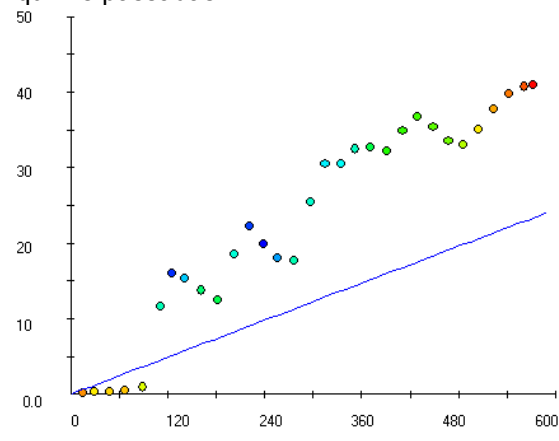
Modelo Esférico de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados “dez passadas”.



Modelo Exponencial de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados “quinze passadas”.



Modelo Esférico de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados “vinte passadas”.



Modelo Esférico de ajuste aplicado ao variograma criado pelo conjunto de dados “vinte e cinco passadas”.