

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

**INFLUÊNCIA DA DENSIDADE AMOSTRAL E DO TIPO DE
INTERPOLADOR NA ELABORAÇÃO DE MAPAS TEMÁTICOS**

EDY CÉLIA COELHO

CASCADEL – PR

2006

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

EDY CÉLIA COELHO

**INFLUÊNCIA DA DENSIDADE AMOSTRAL E DO TIPO DE
INTERPOLADOR NA ELABORAÇÃO DE MAPAS TEMÁTICOS.**

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 em Engenharia de Sistemas Agroindustriais.

Orientador: Prof. Dr. Eduardo Godoy de
Souza

Co-orientador: Prof. Dr. Miguel Angel
Uribe Opazo

CASCADEL - Paraná – Brasil

Julho – 2006

EDY CÉLIA COELHO

“Influência da densidade amostral e do tipo de interpolador na elaboração de mapas de produtividade”

Dissertação aprovada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola da Universidade Estadual do Oeste do Paraná – UNIOESTE, pela comissão formada pelos professores:

Orientador: Prof. Dr. Eduardo Godoy de Souza
UNIOESTE/CCET – Cascavel - PR

Prof. Dr. Raimundo Pinheiro Neto
UEM – Maringá - PR

Prof. Dr. Marcio Antonio Vilas Boas
UNIOESTE/CCET – Cascavel – PR

Prof. Dr. Suedêmio de Lima Silva
UNIOESTE/CCET – Cascavel – PR

Cascavel, 10 de julho de 2006

*Dedico ao mestre dos mestres: Jesus,
pelos seus ensinamentos
de amor com o próximo,
paciência e humildade.*

AGRADECIMENTOS

Não, não é simplesmente agradecer que quero. Quero trazer para dentro do meu texto aqueles que já o percorrem nas entrelinhas. E não só aos que me ajudaram na construção dessa Dissertação, mas a todos que compartilharam comigo idéias, fomentaram discussões, que me trouxeram de volta aos estudos. Àqueles que me ajudaram, de alguma forma, no meu percurso nesses quase três anos e, principalmente, a seguir adiante mesmo grávida, sem perder o que pulsa, o que vibra, agradeço imensamente.

Ao meu orientador e amigo, Prof. Dr. Eduardo Godoy de Souza, pelo constante incentivo, sempre indicando a direção a ser tomada, interlocutor interessado em participar de minhas inquietações, co-autor em vários trechos. Grande, risonho, de efetivas brincadeiras, inverte sua fala das manhãs de quarta-feira: “Grande Godoy”, muito obrigada.

Ao co-orientador, Prof. Dr. Miguel A. Uribe Opazo, pela sua cooperação de extrema importância e disponibilidade em trocar idéias e, principalmente, em acreditar e indicar-me para que essa dissertação se tornasse realidade.

Ao Prof. Dr. Márcio A. Vilas Boas, por me apoiar e atender quando tudo estava por um fio, reconheço e agradeço em R uma linguagem aberta, livre, mas confiável.

Em especial, aos meus amigos da escola pelo incentivo (galera da biblioteca), sem esquecer, do amigo compadre de anos de sonhos de adolescência João, que é mestre neste assunto, pelos livros, ajuda e apoio. Às amigas vizinhas que lembram que a vida é pra ser vivida, um instrumento que conspira contra a perfeição do baralho e de ir tchau - tchau.

A minha irmã, por ser agora não só irmã; ela cresceu é minha amiga (te amo, nenéns). Ao Mário, por me ajudar a questionar sempre, (tem que questionar) e a ajudar a questão virar mestrado.

Aos doces Pais (com torta de limão, né mãe), que sempre estiveram comigo me apoiando em todas as horas, eu amo muito vocês, tanto que ao falar

me vêm lágrimas de felicidade, para expressar tudo que vocês representam para mim e minha família.

Last, but not the least, a minha família, ao meu marido, paixão, por muito tempo, por tudo dito e não dito nas madrugadas de *computer*. E como não há muitas maneiras de dizer, digo apenas, o que não é pouco, o Ludy é infinito. Meu filho Lipe, mamãe não esqueceu, obrigada pelos mapas, te amo para sempre, estarei com você. A M^a Luiza, minha filha, do tão esperado e inesperado, veio, chegou, trazendo a todos a certeza que tudo é possível... e que Deus é supremo.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	1
2	REVISÃO DE LITERATURA.....	4
2.1	FERTILIDADE DO SOLO.....	4
2.1.1	Análise do Solo.....	6
2.1.2	Tipos de Amostragem.....	8
2.1.2.1	Amostragem probabilística.....	9
2.1.2.2	Casos especiais de amostragem probabilística.....	9
2.2	PRODUTIVIDADE DA SOJA.....	14
2.3	AGRICULTURA DE PRECISÃO.....	15
2.4	ANÁLISE ESTATÍSTICA CLÁSSICA.....	17
2.5	ANÁLISE GEOESTATÍSTICA.....	18
2.5.1	Variáveis Regionalizadas.....	19
2.5.2	Semivariograma.....	23
2.5.2.1	Modelos com patamar.....	29
2.5.2.2	Modelos sem patamar.....	32
2.5.2.3	Ajuste de modelo ao semivariograma experimental.....	33
2.6	INTERPOLAÇÃO.....	35
2.6.1	Classificação dos Procedimentos de Interpolação.....	35
2.6.2	Tipos de Interpoladores.....	38
2.7	MAPAS TEMÁTICOS.....	50
3	MATERIAL E MÉTODOS.....	53
3.1	LOCALIZAÇÃO E CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA.....	53
3.2	PRODUTIVIDADE DA CULTURA DA SOJA.....	54
3.3	ANÁLISE DOS DADOS.....	57
3.3.1	Análise Exploratória dos Dados.....	57
3.3.2	Análise Geoestatística.....	58
3.3.3	Mapas Temáticos.....	58

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	61
4.1 ANÁLISE DOS DADOS.....	61
4.1.1 Análise Exploratória da Produtividade da Soja.....	61
4.1.1.1 Análise descritiva - 1998.....	61
4.1.1.2 Análise descritiva - 1999.....	62
4.1.1.3 Análise descritiva - 2000.....	63
4.1.1.4 Análise descritiva - 2001.....	64
4.1.1.5 Análise descritiva - 2002.....	65
4.1.2 Análise Geoestatística da Produtividade da Soja.....	67
4.1.2.1 Análise geoestatística - 1998.....	67
4.1.2.2 Análise geoestatística - 1999.....	68
4.1.2.3 Análise geoestatística - 2000.....	70
4.1.2.4 Análise geoestatística - 2001.....	72
4.1.2.5 Análise geoestatística - 2002.....	74
4.1.3 Análise dos Mapas Temáticos.....	76
4.1.3.1 Análise dos mapas temáticos da diferença pontual - 1998.....	77
4.1.3.2 Análise dos mapas temáticos da diferença pontual - 1999.....	87
4.1.3.3 Análise dos mapas temáticos da diferença pontual - 2000.....	87
4.1.3.4 Análise dos mapas temáticos da diferença pontual - 2001.....	88
4.1.4 Análise dos mapas temáticos da diferença pontual - 2002.....	88
4.1.5 Análise do coeficiente de desvio relativo.....	89
4.1.5.1 Análise do coeficiente de desvio relativo - 1998.....	89
4.1.5.2 Análise do coeficiente de desvio relativo - 1999.....	90
4.1.5.3 Análise do coeficiente de desvio relativo - 2000.....	91
4.1.5.4 Análise do coeficiente de desvio relativo - 2001.....	92
4.1.5.5 Análise do coeficiente de desvio relativo - 2002.....	93
4.1.5.6 Análise das médias do coeficiente de desvio relativo (CDR) - 1998 a 2002.....	94
5 CONCLUSÕES.....	95
REFERÊNCIAS.....	97

APÊNDICE A - BOXPLOTS DOS DADOS DA PRODUTIVIDADE DA SOJA - 1998 a 2002.....	110
APÊNDICE A - BOXPLOTS DOS DADOS DA PRODUTIVIDADE DA SOJA - 1998 a 2002.....	110
APÊNDICE A - BOXPLOTS DOS DADOS DA PRODUTIVIDADE DA SOJA - 1998 a 2002.....	110
APÊNDICE B - MAPAS TEMÁTICOS DA PRODUTIVIDADE DA SOJA 1998 - 2002.....	103
APÊNDICE B - MAPAS TEMÁTICOS DA PRODUTIVIDADE DA SOJA 1998 - 2002.....	103
APÊNDICE B - MAPAS TEMÁTICOS DA PRODUTIVIDADE DA SOJA 1998 - 2002.....	103
APÊNDICE C - MAPAS TEMÁTICOS DA DIFERENÇA PONTUAL – 1999 - 2002.....	128
APÊNDICE C - MAPAS TEMÁTICOS DA DIFERENÇA PONTUAL – 1999 - 2002.....	128
APÊNDICE C - MAPAS TEMÁTICOS DA DIFERENÇA PONTUAL – 1999 - 2002.....	128

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Siglas utilizadas em função do número de amostras e do tipo de amostragem utilizado.....	56
Tabela 2 - Número de amostras perdidas no experimento em função do tipo de tratamento.....	57
Tabela 3- Resultado estatístico da produtividade da soja (Mg ha) - 1998.....	61
Tabela 4 - Resultado estatístico da produtividade da soja (Mg ha) - 1999.....	63
Tabela 5 - Resultado estatístico da produtividade da soja (Mg ha) - 2000.....	64
Tabela 6 - Resultado estatístico da produtividade da soja (Mg ha) - 2001.....	65
Tabela 7 - Resultado estatístico da produtividade da soja (Mg ha) - 2002.....	66
Tabela 8 - Modelos e parâmetros dos semivariogramas para produtividade da soja - 1998.....	68
Tabela 9 - Parâmetros e modelos dos semivariogramas para produtividade da soja - 1999.....	70
Tabela 10 - Parâmetros e modelos dos semivariogramas para produtividade da soja - 2000.....	72
Tabela 11 - Parâmetros e modelos dos semivariogramas para produtividade da soja - 2001.....	74
Tabela 12 - Parâmetros e modelos dos semivariogramas para produtividade da soja - 2002.....	76
Tabela 13 - Valores do Coeficiente de Desvio Relativo (CDR, %) para os mapas da produtividade da soja - 1998.....	89
Tabela 14 - Valores do Coeficiente de Desvio Relativo (CDR, %) para os mapas da produtividade da soja - 1999.....	90
Tabela 15 - Valores do Coeficiente de Desvio Relativo (CDR, %) para os mapas da produtividade da soja - 2000.....	91

Tabela 16 - Valores do Coeficiente de Desvio Relativo (CDR, %) para os mapas da produtividade da soja - 2001.....	92
Tabela 17 - Valores do Coeficiente de Desvio Relativo (CDR, %) para os mapas da produtividade da soja - 2002.....	93
Tabela 18 - Valores médios dos coeficientes de desvio relativo (CDR, %) para os mapas da produtividade da soja - 1998 a 2002.....	94

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Amostragem sistemática estratificada.....	10
Figura 2 - Amostragem desalinhada sistemática estratificada.....	12
Figura 3 - Amostragem alinhada sistemática aninhada.....	13
Figura 4 - Amostragem alinhada sistemática aninhada.....	13
Figura 5 - Semivariograma experimental e seus parâmetros de ajuste.....	28
Figura 6 - Representação dos semivariogramas teóricos com patamar.....	30
Figura 7 - Gráfico dos modelos sem patamar.....	33
Figura 8 - Área de pesquisa, mostrando a amostragem alinhada sistemática estratificada.....	54
Figura 9 - Grades com amostragem alinhada, sistemática e estratificada (AASE).	55
Figura 10 - Grades de amostragem alinhada sistemática aninhada (AASA).....	56
Figura 11 - Semivariograma omnidirecional da produtividade da soja - 1998....	67
Figura 12 - Semivariograma omnidirecional da produtividade da soja - 1999....	69
Figura 13 - Semivariograma omnidirecional da produtividade da soja - 2000....	71
Figura 14 - Semivariograma omnidirecional da produtividade da soja - 2001....	73
Figura 15 - Semivariograma omnidirecional da produtividade da soja – 2002....	75
Figura 16 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 inverso da distância ao quadrado e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.....	77
Figura 17 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 inverso da distância e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.....	78
Figura 18 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 polinomial e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.....	78

Figura 19 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 krigagem e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.....	79
Figura 20 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 inverso da distância ao quadrado e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.....	79
Figura 21 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 Inverso da distância e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.....	80
Figura 22 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 polinomial e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.....	80
Figura 23 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 krigagem e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.....	81
Figura 24 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 inverso da distância ao quadrado e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.....	81
Figura 25 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 inverso da distância e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.....	82
Figura 26 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 polinomial e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.....	82
Figura 27 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 krigagem e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.....	83
Figura 28 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 inverso da distância ao quadrado e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.....	83

Figura 29 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 inverso da distância e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.....	84
Figura 30 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 polinomial e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.....	84
Figura 31 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 krigagem e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.....	85
Figura 32 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 inverso da distância ao quadrado e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.....	85
Figura 33 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 inverso da distância e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.....	86
Figura 34 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 polinomial e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.....	86

RESUMO

O objetivo geral desta pesquisa foi avaliar a influência da densidade amostral (cinco grades amostrais) e do tipo de interpolador (krigagem, inverso do quadrado, inverso da distância do quadrado e polinomial) na elaboração de mapas temáticos da produtividade da soja em uma área de Latossolo Vermelho Distroférico, num período de cinco anos para uma área de pesquisa conduzida sob sistema de Agricultura de Precisão pertencente ao Centro de pesquisa Eloy Gomes, da Cooperativa Agropecuária de Desenvolvimento Tecnológico e Econômico LTDA. (COODETEC). Os dados desta pesquisa foram levantados durante um período de cinco anos (de 1998 a 2002) por um projeto desenvolvido pelo Núcleo de Inovações Tecnológicas (NIT) da Universidade Estadual Oeste do Paraná (UNIOESTE). As grades selecionadas possuíam 128, 64 e 32 parcelas utilizando Amostragem Alinhada Sistemática Estratificada (AASE) e grades com 64 e 32 parcelas usando Amostragem Alinhada Sistemática Aninhada (AASA). A partir de cada grade amostral e utilizando cada um dos interpoladores selecionados foram gerados os mapas de temáticos da produtividade de soja em cada ano. Para análise dos referidos mapas foi proposto o Coeficiente de Desvio Relativo (CDR) que expressa a diferença média em módulo dos valores interpolados em cada grade em relação à grade considerada como padrão, a AASE 128 com interpolador tipo Krigagem. Assim permitiu verificar e calcular qual tipo de amostragem foi mais recomendada. Para a área em estudo foi à grade AASE 128 que apresentou melhores resultados. O CDR mostrou-se eficiente na comparação de mapas temáticos e possibilitou concluir que para utilizar todo o potencial da krigagem e esse método ser realmente recomendado é necessário ter-se muitos pontos para que um bom semivariograma seja construído, caso contrário, pode-se usar outros interpoladores analisados, como o inverso da distância ao quadrado ou inverso da distância. Além disso, a grade AASE 128 inverso da distância foi a que mais se aproximou do método assumido como referência, AASE 128 krigagem.

Palavras-chave: Agricultura de Precisão, Geoestatística, Amostragem.

ABSTRACT

The general objective of this research was to evaluate the influence of the amostral density (five sampling grids) and of the type of interpolator (kriging, inverse of the square, inverse of the distance and polynomial) in the elaboration of thematic maps of the soybean yield in an area of Latossolo Vermelho Distroférrico soil, in a period five year for a research area under Precision Agriculture pertaining to the Research Center Eloy Gomes, of the Cooperativa Agropecuária de Desenvolvimento Tecnológico e Econômico LTDA (COODETEC). The data of this research had been raised during a period five year (from 1998 to 2002) for a project developed for the Technological Innovation Center (NIT) of the Universidade Estadual Oeste do Paraná (UNIOESTE). The selected grids had 128, 64 and 32 units using Stratified Systematic Aligned Sampling (AASE) and grids with 64 and 32 units using Nestled Systematic Aligned Sampling (AASA). From each amostral grid and using each one of the selected interpolators the thematic maps of the soybean yield had been generated in each year. To be analyzed the cited maps the Relative Deviation Coefficient (CDR) was proposed that express the average difference in module of the values interpolated in each grid in relation to the considered standard grid, the grid AASE 128 with Kriging. Thus it allowed to verify and to calculate which type of sampling more was recommended. For the area in study it was the grid AASE 128 that presented the best results. The CDR revealed to be efficient for thematic maps comparisons and allowed the conclusion that to really use all the potential of the kriging and for this method to be really recommended it is necessary to have many points so that a good semivariogram can be created, on the other hand, other interpolars analysed such as the inverse of the square distance or the inverse of the distance can be used. Besides that, the AASE 128 inverse of distance grid was the closest from the reference method, AASE 128 kriging.

Keywords: precision agriculture, geostatistics, sampling.

1 INTRODUÇÃO

A necessidade de produção de alimentos, ou seja, de aumento da produção agrícola, em virtude do crescimento da população, promoveu o desenvolvimento da mecanização, o que permitiu o cultivo de grandes áreas. As parcelas foram incorporadas em talhões devido à impossibilidade de manejá-las de acordo com suas características particulares, com manejo e aplicação de insumos definidos pela média. E aplicar pela média pode significar desperdício de produto. Entretanto, a partir da disponibilidade de técnicas de localização precisas, aliadas ao desenvolvimento de sensores e sistemas eletrônicos, aplicáveis a máquinas agrícolas, descortinou-se a possibilidade do manejo em sítio específico dessas áreas. Esse manejo, de acordo com as exigências locais, é o que vem sendo denominado de Agricultura de Precisão (AP).

A busca de elevada produtividade é uma das metas do agricultor eficiente. No primeiro contato com a AP o produtor rural é levado a reconhecer que a cultura agrícola não é uniforme, que essa atividade é facilitada quando se conhecem adequadamente os fatores relacionados à produção e à sua variação, pois todo produtor rural sabe que um mesmo talhão pode apresentar diferenças marcantes, com áreas de maior ou menor produtividade. Nesse sentido, técnicas modernas têm viabilizado o conhecimento mais detalhado das glebas de cultivo e estas, em conjunto, têm sido o escopo da Agricultura de Precisão. Aplicando essa forma inovadora de gerar informações agronômicas sobre suas áreas de cultivo, define a melhor forma de produzir, pois quanto melhor se conhece a área, melhor pode utilizar seu potencial produtivo.

Dada a gama de fatores e parâmetros envolvidos, a AP requer um monitoramento contínuo, espacial e temporal, da área estudada, resultando em um grande volume de dados derivados de sensores ou de observações a campo,

por meio de análises laboratoriais. Assim, cada vez mais o uso de ferramentas e técnicas como o Sistema de Posicionamento Global (GPS), a Sensoriamento Remoto (SR) e o Sistema de Informação Geográfica (SIG) serão necessários. A análise da influência da densidade amostral e do tipo de interpolador na elaboração de mapas temáticos para a AP, permitirá um melhor acompanhamento, metro a metro, da cultura, possibilitando uma ação localizada em cada pequeno lote, tratando então cada um segundo a sua necessidade.

Nos EUA, no início da década de 90, começaram a ser desenvolvidas tecnologias e princípios para manejar a variabilidade espacial e temporal associadas a esses aspectos da produção agrícola.

Com o controle via satélite, o uso de tecnologias avançadas foi ampliado, permitindo melhor visualização nas diferenças das áreas, possibilitando ao agricultor atuar sobre elas de formas diferenciadas.

A AP inaugurou uma nova fase para a agricultura brasileira, que exige não apenas altos investimentos financeiros, como também conhecimento mais profundo para decidir as estratégias que serão adotadas. O sistema ainda não é muito utilizado no Brasil. Para quebrar essa barreira, uma alternativa é a contratação de empresas ou cooperativas que prestam serviços ao produtor rural.

Segundo Webster (1985) e Goovaerts (1994), citados por ABREU et al. (2003), o solo, por ser um corpo tridimensional formado pela ação de vários fatores e processos, apresenta variação de suas características ao longo da paisagem. A subdivisão de grandes extensões de solo em pequenas parcelas experimentais é uma tentativa de reduzir a variabilidade intrínseca do solo. Contudo, para o estudo de áreas maiores, nas quais há um gradiente diferencial no solo, foi necessária a criação de técnicas amostrais e de análise de dados que considerem a variação espacial que, muitas vezes, está associada à sua formação.

Com os avanços tecnológicos na agropecuária, especialistas têm notado, cada vez mais, que os diversos setores da agricultura não podem ser tratados de maneira homogênea no que diz respeito à medição de variáveis nas áreas agrícolas. Assim, a variação espacial e temporal devem ser consideradas para que seja possível ter uma melhor aplicação e aproveitamento dos insumos, podendo

assim melhorar a produtividade, reduzir o custo de produção e o impacto ambiental causado pelo excesso de insumos, fertilizantes e até mesmo defensivos utilizados pelo agricultor.

A busca da melhoria dos índices de produtividade agrícola, em que a globalização econômica e a competitividade de nossos produtos no mercado, o que é normalmente obtido pelo aumento do uso de insumos agrícolas, vem deixando de lado um fator principal que é o meio ambiente, contribuindo, comprovadamente, com o impacto ambiental. Segundo SOUZA (2005), quando o sistema começou a ser implantado nos EUA, no início da década de 90, a primeira visão que se tinha era mesmo a da proteção ambiental, porque a aplicação localizada e na quantidade certa de insumos evita o fenômeno da contaminação das águas subterrâneas conhecido como fenômeno da lixiviação.

Portanto, é necessário que o produtor, busque e aplique uma agricultura moderna e preventiva que vise reduzir os impactos ambientais negativos resultantes das atividades agrícolas. Levando um tratamento diferenciado a cada área de sua propriedade, gerando, automaticamente, benefícios de uma produtividade eficiente, sem desperdícios, tanto financeiros como naturais.

Conforme o que se encontra acima, um dos aspectos ainda a serem desvendados é a influência conjunta da densidade amostral e diferentes tipos de interpoladores na elaboração de mapas temáticos. Por essa razão, foi estabelecido como objetivo geral para esta pesquisa foi avaliar a influência da densidade amostral (cinco diferentes grades amostrais) e do tipo de interpolador (krigagem, inverso do quadrado, inverso da distância do quadrado e polinomial) na elaboração de mapas temáticos da produtividade da soja em uma área de Latossolo Vermelho Distroférico, num período de cinco anos para uma área de pesquisa conduzida sob sistema de Agricultura de Precisão.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 FERTILIDADE DO SOLO

Para VALE et al. (2001), a fertilidade do solo, em sua definição mais simples, pode ser considerada como ramo da ciência do solo que estuda a capacidade dos solos em suprir nutrientes às plantas. Nesse estudo, para cada nutriente, procura-se aprofundar o conhecimento, para entender as transformações, a mobilidade e a disponibilidade de cada um às plantas.

Segundo RAIJ (1991), solos férteis permitiram o desenvolvimento de civilizações e a criação de riquezas em inúmeras regiões do mundo. Ainda hoje isso ocorre, enquanto ainda há terras férteis virgens a serem conquistadas. A pesquisa científica e tecnológica orientou o caminho para que uma agricultura, baseada em grande parte no uso de corretivos da acidez e de fertilizantes minerais, passasse a ocupar áreas antes improdutivas. Ao mesmo tempo, solos desgastados puderam ter sua produtividade restaurada.

Para RESENDE (2004), a despeito da rápida evolução observada nos cuidados com as lavouras em fazendas consideradas modelos, grande parte dos produtores ainda cometem erros básicos no uso da tecnologia. Muitas vezes, a imperícia na realização de uma simples calagem para corrigir a acidez do solo pode se tornar um problema e, o que deveria ser o primeiro passo para a obtenção de boa produtividade, acaba por agravar ainda mais os problemas de fertilidade do solo. Desequilíbrios nutricionais têm sido causa freqüente de perdas de produtividade. É importante destacar que a enorme pressão comercial que se

verifica no setor de fertilizantes também pode ser um fator negativo, resultando em prejuízos quando o agricultor fica à mercê de interesses comerciais em detrimento do compromisso com o manejo racional da adubação. A situação é mais crítica no caso dos produtos tidos como fontes de micronutrientes, sendo comum a venda de substâncias de eficiência desconhecida ou a recomendação de uso sem um diagnóstico da lavoura que justifique sua aplicação. O cenário futuro da agricultura deverá ser caracterizado pela redução das margens de lucro, em virtude do aumento da produção e da competição no âmbito dos mercados interno e externo. Dois caminhos poderão ser trilhados: a) continuar a busca por aumentos de produtividade, o que deverá depender principalmente do aprimoramento do manejo geral da plantação (não somente de uma adubação bem feita) e de condições climáticas favoráveis; b) visar à otimização do uso de insumos e a redução de custos, mantendo patamares de produtividades satisfatórios (talvez não os mais elevados); ou seja, conhecer e explorar, da melhor forma possível, os recursos disponíveis e o potencial produtivo passível de ser trabalhado nas condições da propriedade. A segunda opção parece ser a mais realista e exequível. Nessa nova fase, o desafio será a racionalização de custos mediante o refinamento do manejo das lavouras. Em relação à fertilidade do solo, isso significará trabalhar com “ajustes finos” na recomendação de corretivos e fertilizantes. O uso das tecnologias de adubação deverá ocorrer não só quando detectada a necessidade, mas quando houver viabilidade econômica. Nesse contexto, ganharão importância as técnicas relacionadas à agricultura de precisão. A avaliação do estado nutricional das culturas associada ao monitoramento da produtividade obtida é que permitirá conhecer o potencial produtivo de diferentes áreas ou talhões da fazenda, identificar os ganhos de produção resultante da tecnologia adotada e definir estratégias de manejo diferenciado para as safras seguintes.

Segundo SILVA e CHAVES (2001), a produtividade agrícola de uma área é influenciada, dentre outros fatores, pelas propriedades químicas dos seus solos, isto é, por sua fertilidade. Os solos podem ser naturalmente férteis ou se tornarem férteis por meio de um manejo adequado. Para tal, é necessário

conhecer e quantificar a variação das suas propriedades químicas, pois são sistemas dinâmicos e abertos que estão em constante modificação, constituindo, assim, corpos heterogêneos.

A fertilidade do solo é uma subdivisão da ciência do solo que trata da nutrição de plantas cultivadas no sistema solo-planta. Solos diferem entre si em uma série de características e propriedades. Podem ser encontradas variações em composição mineralógica, granulometria, profundidade, riqueza em nutrientes, retenção de água, porosidade, etc. É difícil, e freqüentemente impossível, precisar como cada uma dessas variáveis irá afetar a produtividade das culturas (RAIJ, 1991). Pois, segundo SIQUEIRA, MOREIRA e LOPES (1999), a ciência e a tecnologia da produção agrícola emergem, gradualmente, um novo paradigma, que é sustentado na inter-relação dos recursos e fatores de produção e nas inter-relações entre os processos do sistema solo-planta, especialmente da inter-relação entre fertilidade, biologia do solo e nutrição de plantas.

2.1.1 Análise do Solo

A análise do solo é indispensável quando se pensa em, efetivamente, aumentar a produtividade das mais diversas culturas e, como consequência, a produção e os lucros. É o ponto de partida para uma correta avaliação da fertilidade do solo (VALE et al. 2001).

Segundo LOPES e GUILHERME (1992), a análise de solo ocupa lugar de destaque como instrumento de análise de fertilidade e é a base para recomendação de corretivos e fertilizantes. Esse instrumento de análise evoluiu consideravelmente nas últimas décadas no Brasil, tornando-se indispensável à tomada de decisão para um uso racional de corretivos e fertilizantes, quando se tem por objetivo aumentar a produtividade e a produção, possibilitando ao agricultor a obtenção de maior retorno para seus investimentos. A principal finalidade de uma análise de solo é verificar a condição de fertilidade das terras,

indicando a disponibilidade de alguns dos principais nutrientes para as culturas, como base de uma recomendação racional e econômica de corretivos e adubos.

Segundo FARIA e SILVA (2003), para que a análise de solo seja representativa da área a ser cultivada, é necessário fazer uma amostragem muito bem feita como se descreve a seguir:

1 - Inicialmente, procede-se a divisão da área da propriedade em subáreas, levando-se em conta a topografia (baixada, plana, encosta ou topo), a vegetação (ou cultura), cor do solo (amarelo, vermelho, cinza ou preto), bem como, textura (argilosa, média ou arenosa), grau de erosão, drenagem e, finalmente, o uso do solo (virgem ou cultivado, adubado ou não); considerando a variabilidade do terreno, a subárea não deve ser superior a 20 ha;

2 - Para cada subárea, coletar vinte amostras simples a uma profundidade de 0 - 20 cm e outras vinte a uma profundidade de 20 - 40 cm, colocando a terra em duas vasilhas limpas. Misturar toda terra coletada de cada profundidade e, da mistura, retirar uma amostra composta com aproximadamente 0,5 kg de solo e colocá-la num saco plástico limpo ou numa caixinha de papelão. Identificar essas duas amostras e enviá-las para um laboratório; as amostras são coletadas com um trado, uma sonda ou um cano galvanizado de uma ou $\frac{3}{4}$ de polegadas de diâmetro ou, ainda, com uma enxada ou um enxadeco. A amostragem é facilitada quando o solo está um pouco úmido;

3 - Nunca coletar amostra em locais de formigueiro, monturo, coivara ou próximos a currais. Antes da coleta, limpar a superfície do terreno, caso haja mato ou resto vegetal.

Na análise de solo são determinados os seguintes itens: pH, matéria orgânica, fósforo disponível, potássio, cálcio e magnésio, acidez potencial (H +Al) e alumínio trocável. A finalidade da análise química do solo é determinar qual a quantidade de nutrientes que o solo será capaz de fornecer às plantas e qual a quantidade de adubo que deverá ser aplicada para se ter um bom rendimento da cultura. A análise do solo serve ainda para verificar se há acidez superficial, a qual dificulta ou impede o crescimento das raízes, fazendo com que a cultura aproveite mal o adubo aplicado ou os elementos do próprio solo. Ainda,

segundo WOLLENHAUPT, MULLA e CRAWFORD (1997), o solo requer amostras de uma intensidade que permita a variabilidade ser mapeada espacialmente com um grau de confiança, ou seja, detalhes de atenção, incluindo profundidade de amostragem, localização e análises laboratoriais consistentes.

2.1.2 Tipos de Amostragem

Segundo a ESTAT UNB CONSULTORIA (1995), os levantamentos da amostragem abrangem um universo de elementos tão grande que se torna impossível considerá-lo em sua totalidade. Assim, trabalhar com uma amostra, ou seja, com uma pequena parte dos elementos que compõem o universo é mais freqüente. Quando essa amostra é rigorosamente selecionada, os resultados obtidos nos levantamentos tendem a aproximar-se daqueles que seriam obtidos caso fosse possível pesquisar todos os elementos do universo. Portanto, com o auxílio da estatística, torna-se possível até mesmo calcular a margem de seguranças dos resultados obtidos.

A amostragem nos levantamentos pode assumir formas diversas, em função do tipo de população e de sua extensão, assim, ela é uma etapa de grande importância no delineamento da pesquisa, capaz de determinar a validade dos dados obtidos, (OLIVEIRA, 2001).

Para MATTAR (1996), a idéia básica de amostragem é de coleta de dados relativos a alguns elementos da população e a sua análise, que pode proporcionar informações relevantes sobre toda a população.

Segundo Schiffman e Kanuk (2000), citados por OLIVEIRA (2001), um plano de amostragem deve responder às seguintes questões: quem pesquisar (unidade de amostragem), quantos pesquisar (o tamanho da amostra) e como selecionar (o procedimento da amostragem). A decisão de quem pesquisar exige que o universo seja definido de modo que uma amostra adequada possa ser selecionada.

2.1.2.1 Amostragem probabilística

Segundo MATTAR (1996), a amostragem será probabilística se todos os elementos da população tiverem probabilidade conhecida, e diferente de zero, de pertencer à amostra. Segundo essa definição, a amostragem probabilística implica um sorteio com regras bem determinadas, cuja realização só será possível se a população for finita e totalmente acessível.

Para RIBEIRO (2004), embora as técnicas de inferência estatística pressuponham que as amostras utilizadas sejam probabilísticas, muitas vezes não se pode provar. No entanto, o bom-senso irá indicar quando o processo de amostragem, embora não sendo probabilístico, pode ser, para efeitos práticos, considerados como tal. Isso amplia consideravelmente as possibilidades de utilização do método estatístico em geral.

A utilização de uma amostragem probabilística é a melhor recomendação que se deve fazer no sentido de se garantir a representatividade da amostra, pois o acaso será o único responsável por eventuais discrepâncias entre população e amostra, o que é levado em consideração pelos métodos de análise da Estatística Indutiva (ou Inferência Estatística) (RIBEIRO, 2004).

Assim, segundo OLIVEIRA (2001), os pesquisadores são confrontados com dilemas referentes à escolha do método mais adequado para responder aos problemas de suas pesquisas. A definição do plano de amostragem pode suscitar dúvidas e insegurança.

2.1.2.2 Casos especiais de amostragem probabilística

1. Amostragem Sistemática Estratificada (ASE)

Segundo HESTER et al. (1997), esta estratégia probabilística combina as características da amostragem aleatória simples, estratificada e da amostragem

sistemática em uma única estratégia, limitando seus inconvenientes. O universo da amostra é dividido em regiões menores, regularmente espaçadas, e a seguir uma unidade de amostra é escolhida aleatoriamente em cada uma dessas regiões.

De acordo com WOLLENHAUPT, MULLA e CRAWFORD (1997), a área em exame é estratificada em subclasses como um universo independente. A amostragem sistemática é conduzida então dentro de cada universo independente, como mostra a grade na Figura 1.

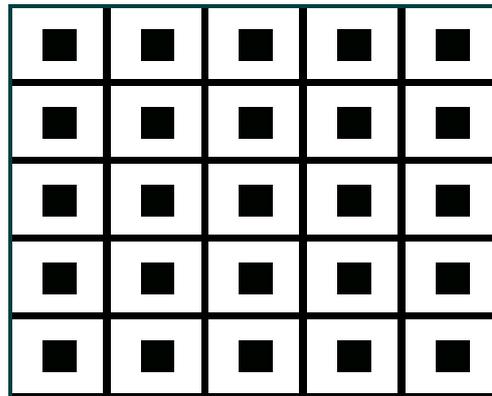


Figura 1 - Amostragem sistemática estratificada

FONTE: WOLLENHAUPT; MULLA; CRAWFORD, (1997).

2. Amostragem alinhada sistemática estratificada (AASE)

Segundo GILBERT (1987), em uma grade quadrada, as posições da amostragem são feitas nos centros dos quadrados; conseqüentemente, são alinhados horizontalmente e verticalmente. Em uma grade triangular, as posições da amostragem caem nos vértices dos triângulos; conseqüentemente as posições serão desconcertadas ao longo da linha central vertical. Para uma grade retangular, os pontos são espaçados duas vezes tão distante horizontalmente do o que são verticalmente.

Em grade alinhada central usa-se o meio de cada grade como o ponto da amostragem. (GILBERT, 1987; CANGELOSI, 1979), como visto na Figura 1.

O método de amostragem alinhada tem como objetivo determinar a homogeneidade e estimar o intervalo indicado para que sejam efetuadas amostragens sistemáticas estratificadas de solos (BERG; KLAMT, 1997).

3. Amostragem Desalinhada Sistemática Estratificada (ADSE)

Para WOLLENHAUPT, MULLA e CRAWFORD (1997), problemas de amostragem no campo que contém padrões regulares de espaçamento podem ser evitados pela amostragem desalinhada sistemática estratificada. A localização das amostragens são determinadas por uma primeira subdivisão (estratificação) do campo. Como exemplo tem-se a grade quadrada mostrada na Figura 2. A partir do canto inferior esquerdo, escolhe-se aleatoriamente um ponto, chamando de coordenadas X,Y da grade. Na mesma linha para a direita na próxima parcela, o processo se repete aleatoriamente escolhendo um novo Y, mas mantendo X constante. O processo continua até o final da linha. Imediatamente acima da anterior, selecionando aleatoriamente um novo X, porém, agora, Y permanece constante, conforme a linha anterior. Continuar na mesma coluna e repetir o processo até a última parcela. Depois, basta fazer a combinação das linhas e colunas selecionadas completando todas as parcelas da linha. Voltar ao primeiro ponto escolhido, subir uma linha e completar o restante da grade. Os pontos amostrados situam-se na mesma distância X ao longo da linha e na mesma distância Y ao longo da coluna. O resultado é um conjunto de pontos amostrados que são igualmente espaçados, porém não alinhados ao longo de linhas e colunas. Esse método tem sido usado em estudos geográficos e é considerado superior em relação à amostragem aleatória estratificada em estudos bidimensionais.

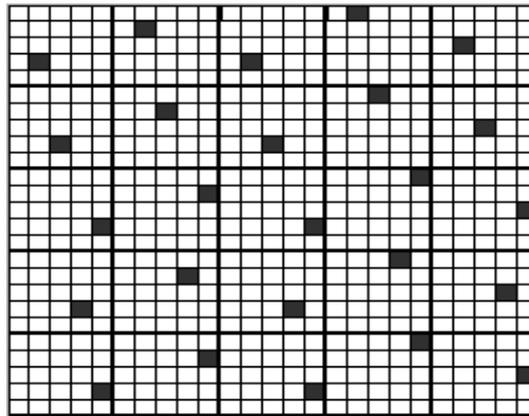


Figura 2 - Amostragem desalinhada sistemática estratificada.

FONTE: WOLLENHAUPT; MULLA; CRAWFORD, (1997).

Segundo CONGALTON (1988), a amostragem sistemática estratificada não alinhada fornece maior eficiência e segurança aos procedimentos de estimativa de exatidão de classificação e é apontado como o delineamento amostral menos tendencioso. Ele ainda fornece uma ponderação da área de cada categoria, pois um maior número de unidades amostrais é selecionado.

4. Amostragem Alinhada Sistemática Aninhada (AASA)

De acordo com WOLLENHAUPT, MULLA e CRAWFORD (1997), na adaptação da amostragem alinhada sistemática aninhada, parte-se da amostragem sistemática. A partir de uma grade quadrada da amostragem sistemática, procede-se da seguinte forma: divide-se a amostra em quatro partes e sorteiam-se aleatoriamente as amostras, escolhendo duas amostras de cada parte e descartando as outras, como mostra a Figura 3.

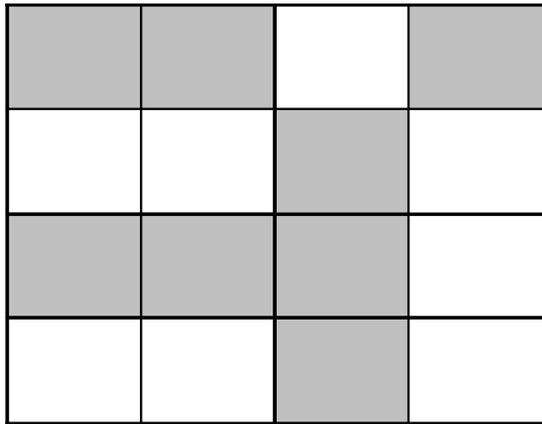


Figura 3 - Amostragem alinhada sistemática aninhada.

FONTE: WOLLENHAUPT; MULLA; CRAWFORD (1997).

Repetindo-se o processo descrito acima, obtêm-se várias amostras, como mostra a Figura 4.

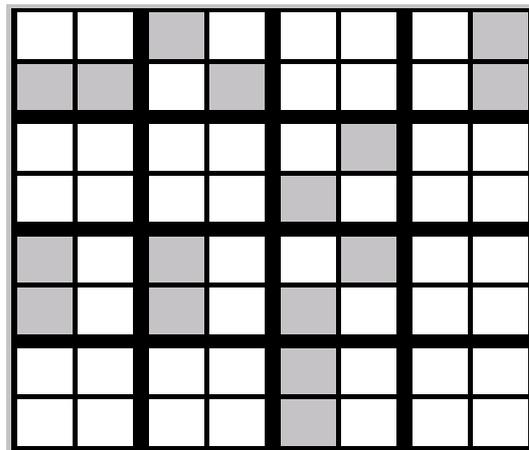


Figura 4 - Amostragem alinhada sistemática aninhada.

FONTE: WOLLENHAUPT; MULLA; CRAWFORD (1997).

Portanto a partir de uma grade de 2x2 podemos obter uma grade de 4x4 e 8 amostras. Com grade 8x8, tem-se 16 amostras e, assim, sucessivamente.

2.2 PRODUTIVIDADE DA SOJA

JOHANN (2001) estudou a variabilidade espacial dos parâmetros físicos do solo e da produtividade de soja para parcelas com e sem manejo localizado, obtendo, como resultado, um comportamento semelhante de variabilidade espacial dos parâmetros físicos para os dois tipos de manejo. Ele também concluiu que a variável que mais se correlacionou com a produtividade foi a resistência mecânica à penetração, na profundidade de 0- 10 cm.

Segundo COSTA (2004), o produtor precisa estabelecer a produtividade a que se pode chegar numa determinada área. Antes de qualquer coisa, é preciso levantar o histórico da área, identificando a média de produção e os fatores de *stress* que possam causar a redução no rendimento. Para otimizar a produção, o mapeamento e o monitoramento da lavoura devem ser constantes, registrando todo tipo de informações, desde o espaçamento das plantas até o comprimento dos ramos, estatura e número de flores. Esse autor afirma que a alta produtividade de uma variedade é avaliada pelo potencial de rendimento, que é o rendimento genético de um cultivar. Contudo, alcançar a produtividade dos ensaios experimentais da pesquisa é praticamente impossível em campo. O que se pretende, segundo ele, é chegar ao rendimento potencial, isto é, explorar todas as possibilidades de rendimento da cultura no ambiente no qual a lavoura foi instalada.

Para MOLIN (2003), o momento que todo agricultor aguarda, sem dúvida, é a colheita. É consenso entre os pesquisadores da área que o mapa de produtividade é a informação mais completa para visualização da variabilidade espacial das lavouras. Os mapas de produtividade contêm informações ricas, inegáveis e insubstituíveis, sob a ótica da interpretação dos fatos.

Assim, conforme EMBRAPA (2004), o Brasil foi o segundo maior produtor de soja, com produção de 50 milhões de toneladas ou 25 % da safra mundial, estimada em 200 milhões de toneladas. Esse montante foi menor que a

produção de 2003, quando o País produziu 52 milhões de toneladas e participou com quase 27 % da safra mundial. No contexto das grandes culturas produtoras de grãos, a soja foi a que mais cresceu em termos de percentuais nos últimos 32 anos, tanto no Brasil como em nível mundial. No Paraná, a expectativa para a safra de 2003/2004 era de 12 bilhões de toneladas, o que não se concretizou pela forte estiagem ocorrida na Região Oeste, comprometendo cerca de dois milhões de toneladas sobre essa expectativa. Portanto, não afetou o posicionamento do Paraná como a segunda potência na produção brasileira de soja, atrás, somente, do estado de Mato Grosso, consolidado na primeira posição com uma produção superior a 15 milhões de toneladas.

2.3 AGRICULTURA DE PRECISÃO

No Brasil, é denominado de Agricultura de Precisão (AP) o sistema de produção adotado por agricultores de países de tecnologia avançada, denominado por eles de Precision Agriculture, Precision Farming, Site-Specific Crop Management (MANZATTO; BHERING; SIMÕES, 1999).

Conforme CANZIAN, SARAIVA e CUGNASCA (1999), alguns campos podem ser bem uniformes, mas outros apresentam variações no tipo de solo, fertilidade e outros fatores que afetam a produção agrícola. Se a variabilidade do campo puder ser medida e registrada, essas informações poderão ser usadas para otimizar as aplicações em cada ponto, sendo este um novo conceito de AP.

BLACKMORE e MAIRSHALL (1996) consideram que o manejo da variabilidade é a chave para o uso efetivo da tecnologia de AP.

Para SEARCY (1997), a idéia da AP, é a de aperfeiçoar as entradas de insumos dentro de porções pequenas do campo. A filosofia que fundamenta a AP

é aquela que considera que os insumos (semente, fertilizante, substâncias químicas, etc.) só deveriam ser aplicados de acordo com as necessidades e que sejam mais econômicos para produção. Ainda SEARCY (1997), considera AP como um conjunto de técnicas que podem melhorar a sustentabilidade econômica e ambiental da produção. Na agricultura de hoje, produtores tendem a cultivar cada campo como uma única unidade. Embora eles reconheçam, freqüentemente, a variabilidade, tratam-no como um campo médio, esperando que o que for aplicado nele, seja adequado para todo o campo.

CAMPO (2000) considera que AP é o conjunto de técnicas e procedimentos que permite conhecer, localizar geograficamente e delimitar áreas de diferentes produtividades, pelo emprego da informática, programas específicos, sensores, controladores de máquinas e sistema de posicionamento global (GPS).

Segundo CAPELLI (1999), a AP apresenta as vantagens de possibilitar um melhor conhecimento do campo de produção, permitindo, desta forma, a tomada de decisões com maior embasamento e, assim, criando uma maior capacidade e flexibilidade para a distribuição dos insumos naqueles locais e no tempo em que são mais necessários, minimizando os custos de produção. A aplicação localizada dos insumos necessários para sustentar uma alta produtividade contribui com a preservação do meio ambiente, pois os insumos são aplicados somente nos locais, quantidades e no tempo necessários.

Segundo LAMPARELLI, ROCHA e ORGHI (2001), AP é um termo utilizado para descrever a busca do crescimento em eficiência por meio do gerenciamento localizado da agricultura. Ela visa otimização na produção, pela aplicação localizada de insumos, reduzindo a contaminação da água e de alimentos e proporcionando uma melhor proteção contra erosão.

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

Para que ocorram avanços na área de AP é necessário, então, que se estudem não só os fatores que afetam a produção, mas também a relação de dependência existente entre eles para uma melhor caracterização do solo. Isso se torna de fundamental importância na aplicação de fertilizantes à taxa variável, a fim de torná-la mais eficiente. Estudos preliminares sobre a adoção ou não do sistema de AP são indispensáveis, mas quando a resposta for positiva os ganhos são indiscutíveis (BALASTREIRE, 2000).

2.4 ANÁLISE ESTATÍSTICA CLÁSSICA

Segundo RIBEIRO JUNIOR (1995), técnicas exploratórias de dados amostrados são divididas em duas etapas principais: análise descritiva geral e análise descritiva espacial. A análise descritiva geral refere-se à descrição geral dos dados sem considerar a posição das amostras e a análise descritiva espacial leva em conta a posição das amostras, isto é, trabalha com amostras georeferenciadas. Etapas importantes, referentes às análises exploratórias, que devem ser cumpridas, são a construção dos diagramas de ramos e folhas e dos gráficos de *box-plot*, sendo os últimos, instrumentos importantes para se detectar dentre os dados os *outliers* ou pontos extremos. Num gráfico de *box-plot*, além de se observar os pontos extremos, pode-se ter uma idéia da distribuição dos dados e da assimetria da distribuição.

Para VIEIRA (1998), a estatística clássica só pode ser aplicada se não houver correlação das amostras com as distâncias. Devido à impossibilidade de saber antecipadamente se as amostras são dependentes ou independentes e pelo fato dos solos serem heterogêneos. SILVA et al. (2003) afirmam ser necessária a utilização de procedimentos estatísticos adicionais que considerem e reflitam essas variações.

Segundo BOLFE e GOMES (2005), a Estatística Clássica e a multivariada podem possibilitar uma maior eficiência na utilização de insumos, dos serviços e, principalmente, dos recursos naturais (solo e água), mas se atendo a observar as similaridades e as dissimilaridades entre atributos de diferentes locais. A estatística clássica utiliza parâmetros como média, mediana, desvio padrão, quartis, coeficiente de variação e a análise de variância para representar um fenômeno e baseia-se na hipótese principal que os dados são independentes com distribuição idêntica.

2.5 ANÁLISE GEOESTATÍSTICA

HAMLETT, HORTON e CRESSIE (1986) afirmam que a aplicação da geoestatística em áreas de pesquisa de solos apresenta um grande potencial. Entretanto, é necessário executar uma análise prévia dos dados, antes de obter conclusões pela utilização de ferramentas sofisticadas, como o semivariograma, para garantir as condições necessárias para a sua aplicação.

Segundo RIBEIRO JÚNIOR (1995), é importante assinalar que a geoestatística não se refere a um tipo especial, diferente ou alternativo de estatística. O fato é que cada observação é descrita não apenas pelo seu valor, mas também por informações de sua posição, expressa por um sistema e coordenadas. Considerando que observações mais próximas geograficamente tendem a ter valores mais similares e que tal fato pode ser avaliado por medidas de associação, fica claro que em geoestatística não se pode trabalhar com a suposição de independência.

Para VIEIRA (1996), quando uma determinada propriedade varia de um local a outro com algum grau de organização ou continuidade, expresso por meio

de dependência espacial, a estatística clássica deve ser abandonada e dar lugar a geoestatística.

Quando uma quantidade muito grande de dados é coletada, como é o caso do mapeamento de colheita, em que são coletados pontos amostrais a cada um ou dois segundos, técnicas de suavização podem ser utilizadas para evidenciar as tendências no mapa. Porém, quando os dados são esparsos, como nas amostragens de solo, é necessário o uso de técnicas de interpolação para produzir mapas (MENEGATTI; MOLIN, 2004). Assim geoestatística engloba um conjunto de técnicas que possibilita mapear com melhor precisão as propriedades dos dados.

2.5.1 Variáveis Regionalizadas

Para VIEIRA (1998), a presença de dependência espacial requer o uso de um tipo de estatística chamada de geoestatística, que se originou na África do Sul, quando Krige, em 1951, trabalhando com dados de concentração de ouro, concluiu que não conseguia encontrar sentidos nas variâncias, se não considerasse a distância entre as amostras. Mais tarde, Matheron transformou esse conhecimento em teoria e o nomeou, na década de 60, como “teoria das variáveis regionalizadas”.

Segundo LANDIM (1998), as variáveis regionalizadas apresentam uma aparente continuidade no espaço e podem ser representadas por funções numéricas ordinárias que assumem um valor definido a cada ponto no espaço. Essa continuidade aparente é atribuída pela tendência que a variável tem de apresentar valores muito próximos em dois pontos vizinhos e se diferenciam à medida que se distanciam entre si.

O termo variável regionalizada foi definido como uma função espacial numérica que vai de um local para outro, com uma continuidade aparente e cuja variação não pode ser representada por uma função matemática simples, mas sim

por um semivariograma, o qual tenta extrair uma imagem da variabilidade dos dados disponíveis, das medidas de correlação existente entre os valores tomados em dois pontos no espaço e do raio de dependência entre as amostras de correlação existente (MILANI, 2005).

Para REICHARDT e TIMM (2004), a técnica da estatística clássica ou “casual” e a técnica das variáveis regionalizadas ou “espacial” se completam. Uma não exclui a outra e perguntas respondidas por uma, muitas vezes não podem ser respondidas pela outra.

Segundo BURROUGH (1987), a variação espacial de uma variável regionalizada pode ser expressa pela soma de três componentes: (a) uma componente estrutural, associada a um valor médio constante ou a uma tendência constante; (b) uma componente aleatória, espacialmente correlacionada e (c) um ruído aleatório ou erro residual. Se x representa uma posição em uma, duas ou três dimensões, então o valor da variável Z , em x , é representada pela equação (1):

$$, \quad (1)$$

Em que:

$m(x)$ é uma função determinística que descreve a componente estrutural de Z em x ;

$\delta(x)$ é um termo estocástico que varia localmente e depende espacialmente de $m(x)$;

$\varepsilon(x)$ é um ruído aleatório não-correlacionado (erro experimental) de ocorrência pontual. Pela sua independência espacial pressuposta, pode-se fazer $\varepsilon(x) = \varepsilon_i$.

Para GUIMARÃES (2000), quando se tem um conjunto de valores medidos ($Z(s_i)$) em uma área S , cada amostra apresentará uma coordenada de

localização $s = (x, y)$. E, cada amostra, pode ser considerada como realização de uma certa variável aleatória ($Z(si)$) e o conjunto delas será uma função aleatória.

Segundo VIEIRA (1996), com uma única amostragem por ponto, obtém-se uma única realização da função aleatória $Z(si)$. Para estimar valores locais não amostrados é necessário introduzir a restrição de que a variável regionalizada é estacionária, se os momentos estatísticos da variável aleatória $Z(si + h)$ forem os mesmos para qualquer valor h .

De acordo com GUIMARÃES (2000), existem duas hipóteses de estacionariedade de uma função aleatória $Z(si)$: a hipótese de estacionariedade de ordem 2 e a hipótese intrínseca. Faz-se necessário que pelo menos uma destas hipóteses seja satisfeita, antes de qualquer aplicação da geoestatística.

Para VIEIRA (1998), estacionariedade de ordem 2 é suficiente para o emprego da geoestatística. A existência de estacionariedade permite repetir um experimento, mesmo que as amostras sejam coletadas em pontos diferentes, pois todas as amostras são consideradas pertencentes à mesma população. A hipótese só pode ser validada quando a existência de uma variância for finita dos valores medidos, entretanto, alguns fenômenos físicos, apresentam uma variância infinita de dispersão, como a concentração de ouro. Nessas situações, a hipótese intrínseca pode ser aplicável por ser menos restritivo, o que requer apenas a existência de estacionariedade do variograma. Uma função aleatória é dita intrínseca quando a estacionariedade do primeiro momento estatístico e seu incremento, $Z(si) - Z(si + h)$, têm variância finita e não depende de si para qualquer vetor h .

Segundo VIEIRA (1998), deve-se verificar a existência de padrões gráficos das variáveis estudadas em relação às coordenadas de posição, examinando o semivariograma nas direções 0° , 45° , 90° e 135° . Se o semivariograma apresentar o mesmo comportamento em todas as direções, o caso é isotrópico, caso contrário, uma situação anisotrópica, que deverá receber transformações nos dados antes de serem usados. A inexistência de tendência associada às posições espaciais, pressuposta pela análise geoestatística, ou seja, o semivariograma deve ser idêntico para qualquer direção de h (isotrópico). Assim,

deve-se verificar a existência de padrões gráficos das variáveis estudadas em relação às coordenadas de posição.

De acordo com VIEIRA (1996), o semivariograma é a ferramenta utilizada para conhecer, indiretamente, a estacionariedade dos dados.

2.5.2 Semivariograma

O semivariograma mostra a medida do grau de dependência espacial entre amostras, ao longo de um suporte específico, e para a sua construção são usados os valores da variável obtidos no campo a diferentes distâncias (VIEIRA, 1998). E, segundo ISSAKS e SRIVASTAVA (1989), o semivariograma, além de ser uma ferramenta matemática utilizada para medir a dependência entre os pontos amostrais, é distribuído segundo um sistema espacial de referência e serve para a interpolação de valores necessários à construção de mapas de temáticos (contorno ou isolinhas) e superfícies através da krigagem.

Se o variograma, por definição de um processo, for à hipótese intrínseca então:

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

Em que:

$s = (x, y)$ e $S \subset \mathbb{R}^2$;

$h = (h_1, h_2)$, cuja $|h| = h$.

Segundo CRESSIE (1993), a semivariância $\gamma(h)$ é definida como a esperança matemática do quadrado da diferença entre os valores de pontos no espaço, separados pelo vetor h , apresentado na equação (2).

MATHERON (1963) propôs a função a semivariância estimada $\hat{\gamma}(h)$ de $\gamma(h)$ para uma distância fixa (h), como sendo a soma dos quadrados da diferença entre valores amostrados ($Z(s_i)$ e $Z(s_i + h)$), separada por uma distância (h),

dividida por duas vezes o número de pares possíveis $N(h)$ e que é apresentada na equação (3) a seguir:

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

Em que:

$\hat{\gamma}(h)$: é a semivariância estimada;

$N(h)$: é o número de pares de valores medidos, $Z(s_i)$, $Z(s_i + h)$, separados pela distância h ;

$Z(s_i)$ e $Z(s_i + h)$: são valores da i -ésima observação da variável

regionalizada, coletadas nos pontos , separados pelo vetor h .

O estimador apresentado na equação (3), também conhecido como estimador clássico ou estimador de Matheron, vem sendo muito utilizado em estudos de geoestatística.

Segundo RIBEIRO JÚNIOR (1995), o gráfico de $\hat{\gamma}(h)$ versus os valores correspondentes de h , chamado semivariograma, deve ser uma função idêntica para qualquer direção de h , dependente da direção (0° , 45° , 90° e 135°) e magnitude de h , para ser conhecido como semivariograma isotrópico. O estimador de Matheron dado na equação (3) é pouco resistente e muito afetado por observações atípicas (*outliers*), sobretudo as que produzem distribuições de caudas pesadas (assimétricas, leptocúrticas). Nesses casos surge a necessidade de um estimador que não seja afetado por pontos discrepantes e que não possam ser eliminados ou substituídos, como o proposto por CRESSIE e HAWKINS (1980), que apresentam um estimador robusto da função semivariância $\gamma(h)$ na forma:

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2} \frac{\left[N(h)^{-1} \sum_{i=1}^{N(h)} \sqrt{Z(s_i) - Z(s_i + h)} \right]^4}{0,457 + \frac{0,494}{N(h)}} \quad (4)$$

Para CRESSIE (1993), quando o semivariograma afasta-se do modelo, significa uma pequena contaminação de um processo gaussiano.

Na construção de um semivariograma experimental, além da escolha de um estimador para a semivariância, outras escolhas precisam ser feitas, tais como o *cutoff* (ponto de corte) ideal a ser usado, ou seja, a distância máxima utilizada

no cálculo da semivariância. Geralmente, usam-se valores de h , da distância

máxima, pois, após esses valores, o semivariograma poderá perder seu sentido (CLARK, 1979; GUERRA, 1988).

Semivariograma experimental é um gráfico no qual valores estimados da semivariância $\gamma(h)$ são associados a valores discretos da distância, denominados *lags* (CRESSIE, 1993).

Para o cálculo do semivariograma experimental o número de pares desempenha um papel importante. Sendo necessário, segundo JOURNEL e HUIJBREGTS (1978) e GUERRA (1988), pelo menos um mínimo de 30 pares, enquanto WEBSTER e OLIVER (1990) recomendam um mínimo de 100 pares.

Segundo CRESSIE (1993), o semivariograma pode ser estimado a partir dos dados amostrais, se as condições específicas pela hipótese intrínseca são contempladas, segundo a Figura 5.

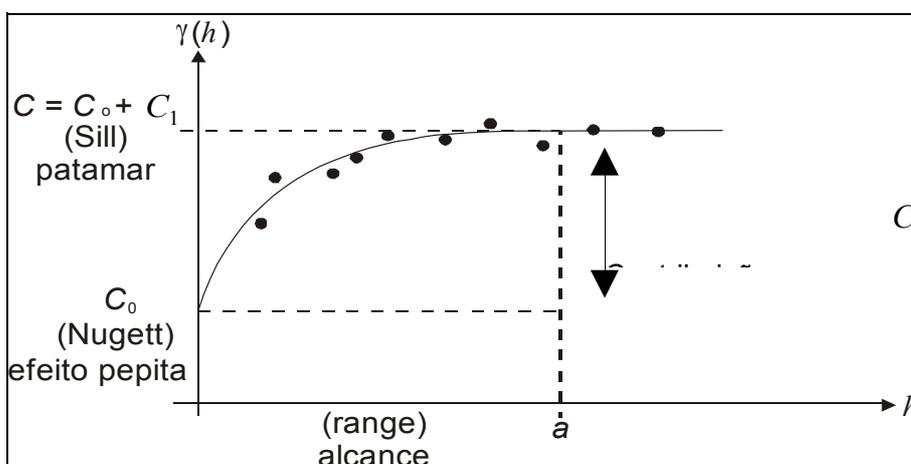


Figura 5 - Semivariograma experimental e seus parâmetros de ajuste.

Na Figura 5 são apresentados os parâmetros do semivariograma, (CRESSIE, 1993), que são:

- Alcance (a): distância dentro da qual as amostras apresentam-se correlacionadas espacialmente. É um dos parâmetros principais no estudo da variabilidade espacial, pois é o limite na escolha do tipo de estatística a ser aplicada. Ou seja, geoestatística para distâncias menores que o alcance, com variáveis espacialmente dependentes e estatística clássica para distâncias maiores que o alcance com independência entre as variáveis.

- Patamar (C): é o valor máximo no qual $\gamma(h)$ estabiliza-se e a distância h correspondente é o alcance (a), tomando-se independente à variação h . O patamar ($C_1 + C_0$) é aproximadamente igual à variância da variável Z em estudo;

- Efeito Pepita (C_0): revela a descontinuidade do semivariograma para distâncias menores do que a menor distância entre os pontos amostrados. Apesar de por definição $\gamma(0) = 0$ quando $h = 0$, na prática à medida que h tende a zero, $\gamma(h)$ se aproxima de um valor positivo chamado de efeito pepita.

- Contribuição (C_1): é a diferença entre o patamar (C) e o efeito pepita (C_0).

Os parâmetros do semivariograma que busca quantificar a dependência espacial da propriedade em estudo é o patamar (*sill*, C), o alcance (*range*, a) e o efeito pepita (*nuget effect*, C_0).

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” (E), ou seja:

$$E = \frac{C_0}{C_1 + C_0} \quad (5)$$

Os autores acima definem que quanto maior for o coeficiente E , menor será a variabilidade espacial. Coeficiente de efeito pepita de até 25 % do patamar é classificado como tendo uma forte dependência espacial; entre os 25 e 75 % como tendo uma moderada dependência espacial; e acima de 75 % como tendo uma fraca dependência espacial.

Segundo VIEIRA (1996), dependendo do comportamento de $\gamma(h)$ para valores altos de h , os modelos podem ser classificados em modelos com patamar e sem patamar. Esses modelos são considerados modelos básicos, denominados de modelos isotrópicos por ISAACS e SRIVASTAVA (1989).

2.5.2.1 Modelos com patamar

Modelos com patamar são referenciados na geoestatística como modelos transitivos (CÂMARA; MEDEIROS, 1998). Alguns modelos transitivos, ou seja,

com patamar, atingem o patamar (C) assintoticamente e o alcance (a) é arbitrariamente definido como a distância correspondente a 95 % do patamar.

Segundo CRESSIE (1991), os principais modelos com patamar são, normalmente, ajustes que representam a estacionariedade de 2ª ordem, em que a semivariância aumenta com o aumento da distância entre amostras, até atingir o patamar no qual se estabiliza e deve ser teoricamente a variância da população conforme está representado na Figura 6:

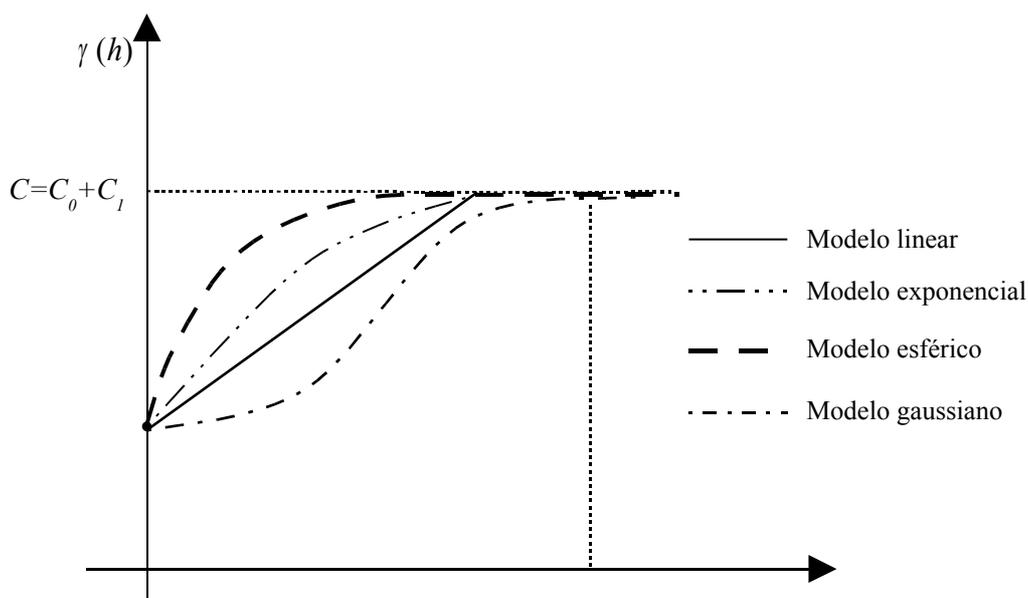


Figura 6 - Representação dos semivariogramas teóricos com patamar.

Dentre estes modelos com patamar destacam-se:

- Modelo Linear com patamar

Conforme CRESSIE (1993), o modelo linear com patamar é um modelo válido apenas em \mathfrak{R} , não sendo válido para dimensões maiores.

O modelo linear de semivariograma com efeito pepita C_0 , patamar $(C_1 + C_0)$ e alcance a , é representado pela equação (6):

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + \frac{C_1}{a}h & , 0 \leq h \leq a \\ C_0 + C_1 & , h > a \end{cases} \quad (6)$$

Em que, $\frac{C_1}{a}$ é o coeficiente angular para $0 \leq h \leq a$.

- Modelo Esférico

Para PANNATIER (1996), é um dos modelos mais utilizados e apresenta uma estrutura de correlação espacial que aumenta com a distância até um certo ponto (alcance), a partir do qual a semivariância se torna constante, limitando a área de influência de cada amostra.

Segundo CRESSIE (1991), o modelo esférico é válido em $\mathbb{R}, \mathbb{R}^2, \mathbb{R}^3$.

O modelo esférico é determinado pela equação (7):

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C_1 \left[1,5 \left(\frac{h}{a} \right) - 0,5 \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right] & , \text{se } 0 \leq h \leq a \\ C_0 + C_1 & , h > a \end{cases} \quad (7)$$

Em que, segundo VIEIRA et al. (1983), o modelo esférico é obtido selecionando-se valores do efeito pepita (C_0) e do patamar (C), traçando-se uma reta que passe pelo eixo $\gamma(h)$ em C_0 e que seja tangente aos primeiros pontos próximos de $h = 0$. Essa reta cruzará o patamar à distância $h = 2/3$ de a , desse modo, o alcance será $a = 3/2$ de h . O modelo esférico é linear até, aproximadamente, $1/3$ de a . Como mostra a Figura 6:

- Modelo Exponencial

O modelo exponencial difere do modelo esférico nos primeiros valores de h , devido a sua continuidade, sendo este de menor continuidade espacial.

Segundo CRESSIE (1993), os modelos exponenciais são válidos em $\mathbb{R}, \mathbb{R}^2, \mathbb{R}^3$. A equação (8) do modelo exponencial de semivariograma com efeito pepita (C_0) e patamar ($C_1 + C_0$) é representada na forma:

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C_1 \left[1 - e^{-\frac{3h}{a}} \right] & , \text{se } 0 < h < d \\ C_0 + C_1 & h > d \end{cases} \quad (8)$$

Em que, d é a máxima distância no qual o semivariograma é definido.

Esse modelo atinge o patamar assintoticamente, com alcance prático definido como a distância na qual o valor do modelo é 95% de C_1 (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989).

- Modelo Gaussiano

O modelo Gaussiano é considerado um modelo transitivo utilizado muitas vezes para modelar fenômenos extremamente contínuos (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989).

A característica que distingue o modelo Gaussiano é o seu comportamento parabólico próximo da origem e é o único modelo que apresenta em sua forma um ponto de inflexão, alcance extenso e o patamar é semelhante ao modelo exponencial.

A equação (9) do modelo exponencial de semivariograma com efeito pepita (C_0) e patamar ($C_1 + C_0$) é representada na forma:

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[1 - \exp \left(-3 \left(\frac{h}{a} \right)^2 \right) \right], 0 \leq h \leq d \quad (9)$$

2.5.2.2 Modelos sem patamar

Para CRESSIE (1993), entre os modelos sem patamar são encontrados alguns modelos válidos, como modelo potência, modelo linear e modelo logarítmico. Tais modelos correspondem a fenômenos que têm capacidade infinita de dispersão, não sendo válidos para processos estacionários de segunda ordem.

Os modelos sem patamar satisfazem à hipótese intrínseca, ou seja, os semivariogramas podem ser definidos, mas não há estabilidade em patamar algum (MILANI, 2005).

Segundo VIEIRA (1996) e STURARO (1995), os modelos sem patamar correspondem a fenômenos que tem uma capacidade infinita de dispersão e, portanto, não têm variância finita e a covariância não pode ser definida. Esses modelos podem ser escritos na forma da equação (10):

$$\gamma(h) = C_0 + \alpha h^\beta, \quad 0 < \beta < 2; h \neq 0 \quad (10)$$

O parâmetro α representa o coeficiente de declividade do modelo, β é o expoente e tem que ser estritamente maior que zero e menor que 2, para garantir que o semivariograma tenha positividade definida condicional.

Alguns desses modelos como: linear, potência e logaritmo estão representados na Figura 7.

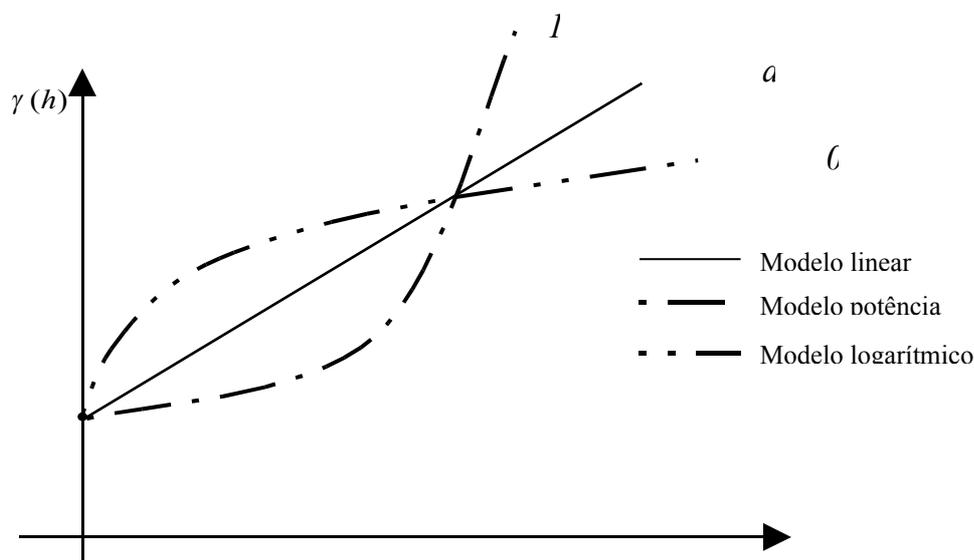


Figura 7 - Gráfico dos modelos sem patamar.

2.5.2.3 Ajuste de modelo ao semivariograma experimental

Segundo QUEIROS, CRUCIANI e LIBARDI (1999), modelos matemáticos devem ser ajustados aos semivariogramas, os quais permitem visualizar a natureza da variação espacial das variáveis estudadas, além de serem necessários para outras aplicações, como, por exemplo, krigagem.

Ajustar modelos matemáticos aos semivariogramas é um procedimento subjetivo. A qualidade de ajuste pode ser verificada por meio da técnica *jack-knifing*. Como para cada local tem-se um valor medido e pode-se estimar outro valor por meio da krigagem ou co-krigagem, pode-se calcular a regressão linear entre estes pares de dados e calcular a interseção (a), o coeficiente angular (b), a correlação entre os pares (r^2), o erro absoluto com sua média e variância, e o erro reduzido com sua média e variância (VIEIRA et al. 1983; VIEIRA, 1997). O melhor ajuste é obtido quando os valores obtidos se aproximam dos seguintes valores ideais: $a = 0$; $b = 1$; $r^2 = 1$; média do erro absoluto = 0; variância do erro absoluto = mínima; média do erro reduzido = 0; e variância do erro reduzido = 1.

Os valores obtidos por meio da krigagem não são viciados e têm variância mínima (VIEIRA et al. 1983). São ideais para a construção de mapas de isolinhas ou tridimensionais para verificação e interpretação da variabilidade espacial. As informações mostradas nos gráficos de isolinhas são muito úteis para um melhor entendimento da variabilidade das propriedades do solo no campo e para identificar áreas que necessitam diferentes tipos de preparo.

Segundo KAVANAGH (2001), um dos métodos que produz melhores resultados é o método dos mínimos quadrados ordinários, juntamente com um ajuste final, baseado em restrições impostas a partir do conhecimento dos pesquisadores em relação à variável e à área em estudo, o que torna o ajuste do semivariograma experimental um ato de modelar e não um ajuste automático.

OPAZO e KAVANAGH (2003) estudaram ajustes de modelos teóricos a semivariogramas experimentais, cujos dados foram simulados a partir de processos gaussianos multivariados. Dos resultados obtidos concluíram que a dificuldade do ajuste está associada à amostragem insuficiente. Para amostragens intensas e com distâncias entre os pontos amostrais adequadas à descrição da estrutura de dependência espacial correspondente, qualquer método produz bons resultados.

2.6 INTERPOLAÇÃO

Para SHARMA (1999), interpolação é um procedimento de estimação do valor de um atributo em locais não amostrados a partir de pontos amostrados na mesma área ou região. Interpolação espacial converte dados de observações pontuais em campos contínuos, produzindo padrões espaciais que podem ser comparados com outras entidades espaciais contínuas. O raciocínio que está na base da interpolação, pois, em média, valores do atributo tendem a ser similar em locais mais próximos do que em locais mais afastados.

A interpolação espacial é um procedimento muito importante na Ciência da Informação Geográfica e pode ser usado, segundo (SHARMA, 1999), para:

- Fornecer isolinhas para visualização gráfica;
- Calcular o atributo da superfície num determinado ponto ou pontos;
- Alterar a unidade espacial que permita a comparação quando se usa diferentes estruturas de dados em diferentes *layers*;
- Ajuda ao processo de decisão espacial, como na prospecção mineral ou de petróleo, por exemplo;

2.6.1 Classificação dos Procedimentos de Interpolação

1. Interpolação pontual ou em área.

Essa classificação se divide em:

- Interpolação a partir de pontos: dado certo número de pontos, cuja localização e valores são conhecidos, determinar os valores de outros pontos em determinadas localizações. É usada para dados que podem ser medidos em localizações pontuais. Uma vez determinada a grelha (regular ou irregular) de

pontos, as isolinhas podem ser derivadas usando uma interpolação linear entre cada par de pontos da grelha;

- Interpolação de linhas para pontos: contornos para grelhas de altimetria;
- Interpolação em área: dado um conjunto de dados de uma variável para certas áreas determinar os valores dessa variável para áreas diferentes.

2. Interpoladores globais ou locais.

Os interpoladores globais determinam uma função que é aplicada em toda a região a interpolar enquanto os interpoladores locais aplicam algoritmos repetidamente a subconjuntos do conjunto total de pontos. Os algoritmos globais tendem a produzir superfícies atenuadas, sem alterações abruptas.

3. Interpoladores exatos ou aproximados.

As interpolações exatas respeitam os dados dos pontos em que ela é baseada e a superfície passa através de todos os pontos cujos valores são conhecidos. O método de Kriging é um dos exemplos desse interpolador. Os interpoladores aproximados são usados quando existe alguma incerteza sobre as superfícies de valores. Baseia-se na crença de que, em muitos conjuntos de dados existem tendências globais, com variações suaves, e, simultaneamente, flutuações locais que variam rapidamente, produzindo incerteza (erro) nos dados amostrados.

4. Interpoladores estocásticos.

Os métodos estocásticos incorporam o conceito de aleatoriedade. Os interpoladores estocásticos incluem a análise de tendências, a análise de Fourier e o *kriging*. Procedimentos como a análise de tendências permitem avaliar a significância estatística da superfície e a incerteza dos valores estimados.

5. Interpolação determinística.

Os métodos determinísticos não usam quaisquer elementos da teoria de probabilidades.

6. Interpoladores graduais e abruptos

Um exemplo típico de um interpolador gradual é a média móvel da distância pesada. Geralmente produz superfícies que variam gradualmente. Contudo, se o número de pontos usados para a média móvel está reduzido a um pequeno número, a superfície pode apresentar variações bruscas. Para o interpolador abrupto pode ser necessário incluir barreiras no processo de interpolação para acomodar na superfície interpolada. As barreiras impermeáveis, por exemplo, falhas geológicas, produzem alterações rápidas, ou seja, abruptas.

Os interpoladores, como o próprio nome sugere, têm por função, atribuir valores a novos pontos inseridos num campo de valores já existente. O produto da interpolação gera uma malha contínua, regular ou irregular, com valores interpolados nas novas posições criadas pela malha (BOTELHO et al. 2005).

Para BOTELHO et al. (2005), existem vários métodos de interpolação que podem ser utilizados para auxiliar no refinamento de dados coletados em campo, possibilitando a geração do Modelo Digital de Elevação (MDE), como “vizinho mais próximo”, “vizinho natural”, “inverso de uma distância”, “*Kriging*”, “curvatura mínima”, “regressão poligonal”, etc.

SOUZA (2002) afirma que o algoritmo “inverso de uma distância” é o que melhor representa a superfície do solo para a geração do modelo digital do terreno (MDT), pois ele possui a característica de suavizar a superfície em estudo.

O algoritmo de “vizinho mais próximo” é o método mais simples, tem como principal característica, assegurar que o valor interpolado seja um dos valores originais, ou seja, não gera novos valores. O produto final deste interpolador é caracterizado por um efeito de degrau (Frank 1982, citado por BOTELHO et al. 2005).

2.6.2 Tipos de Interpoladores

1. Krigagem

CRESSIE (1991) define krigagem como uma ferramenta para a interpolação de dados que minimiza a variância estimada, por meio de um semivariograma ajustado, levando-se em conta a dependência estocástica entre os

dados distribuídos no espaço. Sejam as realizações da variável $Z(x)$ nos locais

s_1, s_2, \dots, s_n , respectivamente, com semivariograma $\gamma(h)$.

Para estimar o valor $z^*(x_0)$, tem-se a seguinte equação (11):

, sujeito à $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$ (11)

Em que:

n é o número de amostras $z(s)$ envolvidas na estimação de $z^*(s_0)$;

λ_i são os pesos associados a cada valor medido $z(s_i)$.

O fato do sistema de Krigagem ser montado a partir de medidas de semivariograma, (ou covariância), não significa que o método deixe de considerar a distância dos vizinhos na ponderação, como diversos dos demais métodos de interpolação, (RIBEIRO JÚNIOR, 1995).

Segundo GUIMARÃES (2000), se existir dependência espacial, os pesos λ_i são variáveis de acordo com a distância entre o ponto a ser estimado $z^*(s_0)$ e os valores envolvidos nas estimativas $z(s_i)$. Caso não ocorra dependência espacial, tem-se $\lambda_i = \frac{1}{n}$, assim, a krigagem torna-se uma média aritmética simples.

Para CRESSIE (1989), a krigagem produz estimativas não viciadas e com variância mínima, pois os pesos λ_i são determinados impondo-se que a esperança dos erros seja zero e a variação seja mínima, ou seja:

(12)

$$Var[z^*(s_0) - z(s_0)] = E[(z^*(s_0) - z(s_0))^2] - \{E[z^*(s_0) - z(s_0)]\}^2 \Rightarrow \text{mínima} \quad (13)$$

As estimativas dos parâmetros dos modelos ajustados aos semivariogramas são essenciais na obtenção dos valores não amostrados pelos métodos de krigagem. Os valores obtidos por meio da krigagem são não-viciados, têm variância mínima (GOOVAERTS, 1997; VIEIRA, 2000) e são ideais para a construção de mapas de isolinhas para verificação e interpretação da variabilidade espacial.

Segundo THOMPSON (1992) e VIEIRA (2000), a krigagem tem capacidade de 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 pode-se reduzir os erros aleatórios pelo controle de parcela deste erro associada à dependência espacial. Deve-se ressaltar que a krigagem mostra uma ótima qualidade estatística explícita, exatamente as propriedades descritas anteriormente, 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.

2. Inverso da distância elevado a uma potência

De acordo com ISAACS e SRIVASTAVA (1989), o método do inverso da distância estipula pesos aos pontos que são inversamente proporcionais à distância, elevada a uma potência que, normalmente, é quadrática. Desta forma, o interpolador dá maior importância a valores mais próximos do ponto a ser estimado. Quanto maior o valor da potência, maior o peso de pontos mais próximos e menor a influência de pontos mais longínquos. A krigagem é um método de interpolação mais refinado, que leva em consideração um modelo de dependência espacial para estimar dados em pontos não amostrados.

Segundo SHARMA (1999), o inverso da distância é um interpolador simples que freqüentemente rende resultados satisfatórios. A premissa básica da distância inversa é que os pontos de dados estão mais pesados pelo inverso de sua distância ao ponto estimado. Esta aproximação tem efeito de dar mais influência aos pontos de dados próximos do que aqueles mais distantes e afastados. Adicionalmente, o peso inverso da distância pode ser levado para reduzir mais o efeito dos pontos de dados encontrados mais distantes. Esta aproximação é expressa matematicamente pela equação 14:

$$(14)$$

Em que:

v_0 é a concentração estimada (x_0, y_0, z_0) ;

v_i é o valor da vizinhança dos dados em (x_i, y_i, z_i) ;

d_i está a uma distância no meio (x_0, y_0, z_0) e (x_i, y_i, z_i) ;

p é o peso;

$N(v_0)$ é o número de pontos de dados na vizinhança de v_0 .

3. Polinomial

Para FERNANDEZ e YOUSSEF (1991), um polinômio é uma expressão matemática, uma função, a toda função $p: \mathfrak{R} \rightarrow \mathfrak{R}$ definida por:

$$p(x) = a_n x^n + a_{n-1} x^{n-1} \dots + a_2 x^2 + a_1 x + a_0 \quad (15)$$

Em que:

x é a variável do polinômio;

$n \in \mathbb{N}$;

são os coeficientes do polinômio.

Conforme BECKER e WEISPFENNIN (1993), as somas individuais com os coeficientes são chamadas de monômios, visto que os produtos com os coeficientes omitidos, são chamados termos Becker e Weispfenning. Em um polinômio ou em uma função polinomial é chamada sua ordem, ao expoente máximo da variável do polinômio, quando essa variável não tem coeficiente nulo, denominamos grau do polinômio.

Segundo SHARMA (1999), um modelo polinomial produz uma superfície arredondada, quanto maior o grau do polinômio o arredondamento é mais visível na superfície, o que é raro na maior parte das aplicações.

Se, de uma função polinomial, são conhecidos três pontos distintos, então o polinômio interpolador será como uma função quadrática, cuja imagem

geométrica é uma parábola. E assim sucessivamente dependendo do grau do polinômio (WEISSTEIN, 1999).

Para WALDRON (2002), a interpolação polinomial pode-se revelar inadequada se os nós de interpolação não forem escolhidos convenientemente. De um modo geral, o conjunto das funções interpoladoras é determinado por um número finito de parâmetros no caso dos polinômios, são os seus coeficientes, que deverá ser igual ao número de condições impostas, ou seja, (ao número de nós), para que haja apenas uma solução.

Segundo WOLFRAM, Centro de Informação Matemática (2005), método do Polinômio de Newton: é um polinômio interpolador para um dado conjunto de pontos. Os coeficientes do polinômio são calculados através diferenças divididas.

Dado um conjunto de $k+1$ pontos:

(16)

com todos x_j distintos, o polinômio de interpolação de um conjunto de pontos na forma de Newton é dado por:

$$P(x) = \sum_{i=1}^n \left(\Delta^i y_0 \prod_{j=0}^{i-1} (x - x_j) \right) \quad (17)$$

Em que, $\Delta^i y_0$ representa a diferença dividida de i -ésima ordem do ponto 0.

Segundo WEISSTEIN (1999), método do Polinômio de Lagrange é o polinômio de interpolação de um conjunto de pontos na forma de Lagrange.

Dado um conjunto de $k+1$ pontos:

(18)

com todos x_j distintos, o polinômio de interpolação de um conjunto de pontos na forma de Lagrange é a combinação linear dos polinômios da base de Lagrange:

com polinômios da base de Lagrange dados por:

$$l_j(x) := \prod_{i=0, j \neq i}^k \frac{x - x_i}{x_j - x_i} = \frac{x - x_0}{x_j - x_0} \dots \frac{x - x_{j-1}}{x_j - x_{j-1}} \frac{x - x_{j+1}}{x_j - x_{j+1}} \dots \frac{x - x_k}{x_j - x_k} \quad (20)$$

Portanto, muitos são os métodos de interpolação de valores não amostrados, sendo pequena a diferença em eficiência de um método para outro. Os métodos geoestatísticos de interpolação apontam por meio da krigagem, propriedades ótimas de estimação em dados esparsos. Para CAMPOS (1994), a teoria das funções de interpolação (métodos exatos) e aproximação (métodos aproximados) difere quanto à possibilidade da função passar ou se ajustar à superfície definida pelos pontos em uma regra de aproximação escolhida.

2.7 MAPAS TEMÁTICOS

Segundo o GIS (2005), os mapas temáticos são uma representação dos dados para mostrar tendências ou testes padrões. Os dados são destacados ou enfatizados usando propriedades e valores, tais como a largura da cor e da linha.

Segundo JOHANN et al. (2004), enquanto em AP os mapas de variabilidade espacial da produtividade são gerados a partir de um conjunto de sensores (ex: de fluxo de massa e de posicionamento espacial), permitindo uma cobertura de toda a área, os dados relativos às variáveis ligadas ao solo são baseados em processos de amostragem, havendo necessidade de se gerar uma superfície contínua, expressa em um mapa, por meio de um processo de interpolação digital.

Um mapa foi definido pela Associação Cartográfica Internacional como sendo uma representação, normalmente em escala e sobre um plano, de uma seleção de material ou feições abstratas sobre, ou em relação à superfície da Terra ou de um corpo celeste. Representação abstrata das feições físicas de uma região da superfície da Terra, graficamente representada sobre uma superfície

plana. Os mapas apresentam símbolos e relações espaciais entre as feições (SLUTER, 2001).

Ainda segundo SLUTER (2001), os mapas temáticos apresentam, sobre a base cartográfica, informações sobre temas diversos (geologia, uso do solo etc.). Mapa cujo objetivo principal é representar fenômenos de um certo tema. Mapa relacionado a um determinado tópico, tema ou assunto em estudo. Mapas temáticos ou mapas-síntese enfatizam tópicos, tais como vegetação, geologia ou cadastro de propriedade. É a representação gráfica da síntese de uma pesquisa ou estudo com temas arqueológicos, climáticos, econômicos, agrícolas e outros, sobre um mapa básico topográfico, geográfico ou hidrográfico. Os mapas temáticos representam conjuntos espaciais resultantes da classificação dos fenômenos que integram o objeto de estudo.

O sistema de informação geográfica pode ser definido como uma coleção organizada de *hardware*, de *software*, de dados geográficos e de pessoal envolvido no trabalho projetado para, eficientemente, capturar, armazenar, atualizar, manipular, analisar e apresentar todas as formas de informações referenciadas geograficamente (CALIJURI; RÖHM, 1994).

Segundo NOGUEIRA, SILVEIRA e PEREIRA (1997), o sistema de informação geográfica é um sistema assistido por computador para a entrada, o armazenamento, a recuperação, a análise e exposição de dados geográficos interpretados. A base de dados é composta tipicamente de um vasto número de representações espaciais, tipo de mapas, chamados “layers”, com valores de atributos e coordenadas conhecidas.

A georreferência refere-se à localização de uma imagem ou arquivo vetorial no espaço, definida por um sistema referencial de coordenadas conhecidas. Com imagens *raster*, uma forma comum de georreferência é indicar o sistema de referência (latitude/longitude), dos cantos superiores e inferiores, esquerdo e direito da imagem (EASTMAN, 1994). Para o processo de correção geométrica de imagens e mapas digitais deve-se tomar os pontos de controle distribuídos por toda a superfície da imagem ou mapa e, de preferência, próximos aos cantos da imagem ou mapa. Esses pontos devem ser perfeitamente visíveis,

tanto nas imagens ou mapa digital, quanto nas cartas topográficas para permitir um bom georreferenciamento.

Segundo MOLIN (2003), para se obter mapa de pontos é necessário manipular somente alguma função específica do *software* de mapa. Outra forma bastante comum é a sua representação por linhas de “iso-produtividade”, ou seja, isolinhas que delimitam regiões com produtividades dentro de um mesmo intervalo existe um método de interpolação entre os pontos e de atenuação das pequenas variações locais. O que interessa é que ambos os mapas, de pontos ou de isolinhas, devem mostrar as mesmas tendências. As regiões de alta e baixa produtividade, se existirem, devem ficar evidentes.

BLACKMORE et al. (1998), propôs uma metodologia para melhorar a interpretação de mapas de produtividade obtida ao longo de vários anos, pretendendo com isso identificar unidades de manejo distintas. A metodologia permite a obtenção de mapa representando a tendência e a estabilidade temporal do rendimento das culturas.

Para MOLIN (2003), outra característica que merece bastante atenção é o número de intervalos em um mapa de isolinhas. Uma quantidade muito grande de escalonamentos com o argumento de que se queira maior detalhamento, pode comprometer o objetivo maior que é a caracterização das manchas. O número de intervalos não maior do que 6 (entre 3 e 5) parece ser uma boa medida. A escolha das cores, tons e contrastes também são muito importantes para a boa visualização do mapa.

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 LOCALIZAÇÃO E CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA

Os dados amostrais foram coletados em uma área experimental de Latossolo Vermelho Distroférico na região Oeste do Estado do Paraná pertencente ao Centro de Pesquisa Eloy Gomes, da Cooperativa Agropecuária de Desenvolvimento Tecnológico e Econômico LTDA. (COODETEC), localizada na BR 467, km 98, no município de Cascavel, latitude 24°56'S e longitude 53° 26'W. O projeto foi desenvolvido no Núcleo de Inovações Tecnológicas (NIT) da Universidade Oeste do Paraná (UNIOESTE). As amostras coletadas, analisadas durante os cinco anos (1998 - 2002), seguiram uma grade regular composta de 256 parcelas de 7,20 x 7,20 m cada uma, e um corredor de 2,40m em uma das direções. Segundo JOHANN et al. (2004), a partir de 1999 cada parcela do experimento (Figura 8) foi preparada da seguinte maneira: as 128 parcelas brancas, sem manejo localizado (SML) e receberam corretivo (calcário) e fertilizantes em razão da média global obtida por todas as parcelas brancas e cada parcela cinza (128) com manejo localizado (CML, Agricultura de Precisão), em função de sua necessidade individual. A produtividade de cada parcela foi associada ao seu centro geométrico.

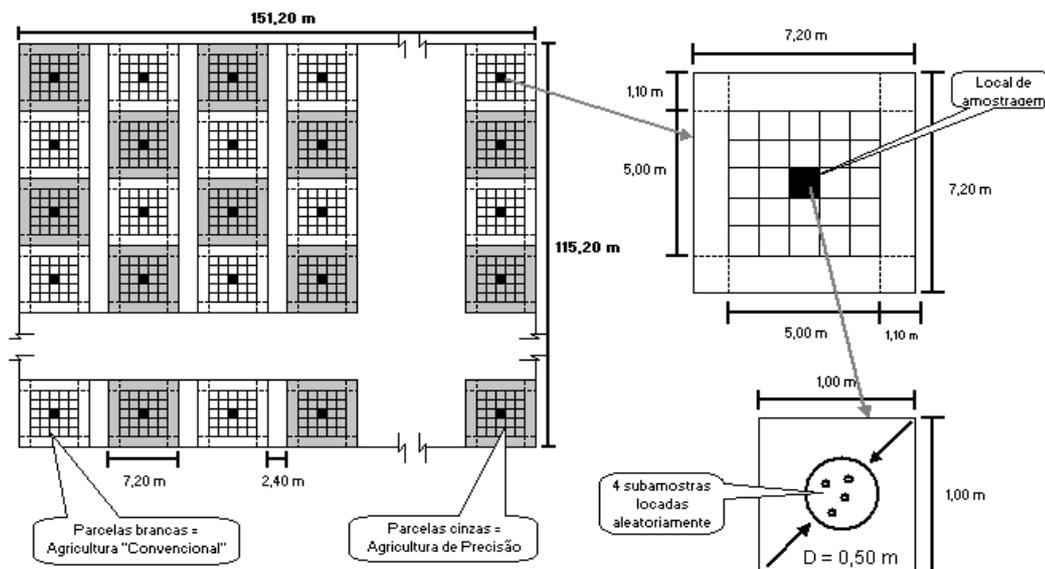


Figura 8 - Área de pesquisa, mostrando a amostragem alinhada sistemática estratificada.

FONTE: Adaptado de SOUZA et al. (1999).

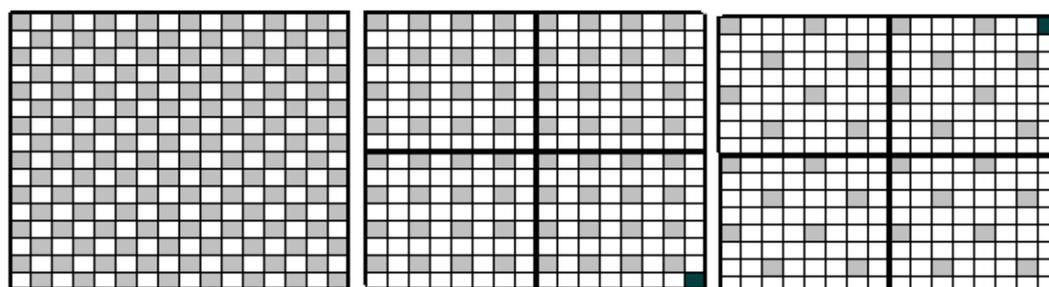
3.2 PRODUTIVIDADE DA CULTURA DA SOJA

A produtividade da cultura da soja foi expressa em Mg ha^{-1} com 13 % de umidade, determinada com o uso de uma colhedora de parcelas, pertencente à COODETEC, desenvolvida para colheita de experimento em parcelas, realizada em cada ano da pesquisa no mês de abril.

3.3 DELINEAMENTO EXPERIMENTAL

Através das 256 parcelas originais foram construídas 3 grades com Amostragem Alinhada Sistemática Estratificada (AASE), a saber: uma grade

com 128 amostras (AASE 128), uma com 64 amostras (AASE 64) e uma com 32 amostras (AASE 32). Utilizaram-se sempre as parcelas do sistema com manejo localizado (CML), como mostra a Figura 9.



a) AASE 128

b) AASE 64

c) AASE 32.

Figura 9 - Grades com amostragem alinhada, sistemática e estratificada (AASE).

Como se pode observar na Figura 9, na grade com 64 amostras e com 32 amostras foi alocada uma parcela a mais, para que a grade permaneça com seu tamanho original, ou seja, para que no mapeamento e análise dessas grades não ocorra o descarte da última coluna e linha da área do experimento, visto que foram comparados digitalmente os mapas de produtividade.

Foram definidas a partir da grade de 128 amostras, duas grades de Amostragem Alinhada Sistemática Aninhada (AASA). Aplicando-se dois sorteios, obtiveram-se duas grades, uma com 64 amostras (AASA 64) e outra com 32 amostras (AASA 32), como mostra a Figura 10.

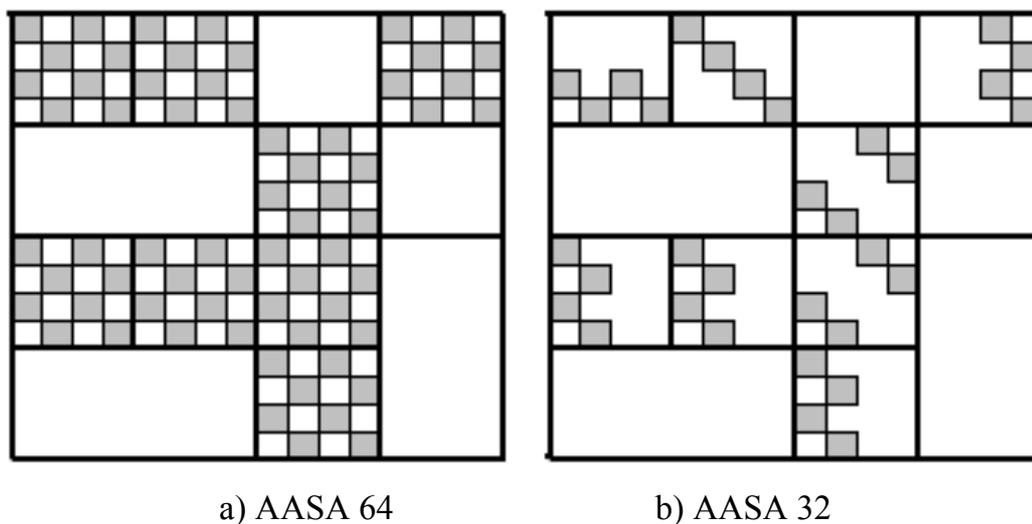


Figura 10 - Grades de amostragem alinhada sistemática aninhada (AASA).

Tabela 1 apresenta as siglas utilizadas em função do número de amostras e do tipo de amostragem utilizado.

Tabela 1 - Siglas utilizadas em função do número de amostras e do tipo de amostragem utilizado

SIGLA	TIPO DE AMOSTRAGEM E NÚMERO DE AMOSTRAS
AASE 128	Amostragem alinhada sistemática estratificada com 128 amostras
AASE 64	Amostragem alinhada sistemática estratificada com 64 amostras
AASE 32	Amostragem alinhada sistemática estratificada com 32 amostras
AASA 64	Amostragem alinhada sistemática aninhada com 64 amostras
AASA 32	Amostragem alinhada sistemática aninhada com 32 amostras

3.3 ANÁLISE DOS DADOS

3.3.1 Análise Exploratória dos Dados

De acordo com os pressupostos teóricos de GOMES (2000) e VIEIRA (1999), este estudo teve os dados analisados estatisticamente por meio de uma análise exploratória da estatística descritiva, utilizando o *software* MINITAB *Release* 14, na qual se caracterizou a variável em estudo, por consequência, identificou-se e avaliou-se seu comportamento e distribuição dos dados. Geraram-se com o *software* as estatísticas: média, mediana, quartis, mínimo, máximo, desvio padrão e coeficiente de variação. Contudo, 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-valor maior que 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.

A Tabela 2 apresenta o número de amostras perdidas no experimento em função do tipo de tratamento.

Tabela 2 - Número de amostras perdidas no experimento em função do tipo de tratamento

ANO	AASE 128	AASE 64	AASE 32	AASA 64	AASA 32
1998	-	-	-	-	-
1999	1 amostra	1 amostra	1 amostra	1 amostra	-
2000	1 amostra	-	-	-	-
2001	1 amostra	1 amostra	1 amostra	1 amostra	-
2002	1 amostra	1 amostra	1 amostra	1 amostra	-

3.3.2 Análise Geoestatística

Na análise geoestatística construíram-se os semivariogramas para verificar as influências de dependência espacial entre as amostras. Para estimar as estruturas da função semivariância experimental, utilizou-se o estimador clássico de Matheron para as variáveis que apresentaram normalidade o estimador de Cressie e Hawkins para as variáveis que não apresentaram normalidade. Os semivariogramas experimentais foram obtidos aplicando-se os métodos de ajuste de mínimos quadrados ordinário (OLS) e adotando-se o modelo isotrópico (semivariograma omnidirecional) com um *cutoff* de 50% da área máxima. Utilizou-se nessa análise o *software* GEOCAC, versão outubro de 2005.

3.3.3 Mapas Temáticos

A partir da influência da densidade amostral, foram elaborados mapas temáticos, aplicando-se quatro tipos de interpoladores (krigagem, inverso do quadrado, inverso da distância do quadrado e a polinomial), utilizando-se o *software* SURFER 8.0 Demo.

Foram estudadas as influências de cinco grades, três delas com Amostragem Alinhada Sistemática Estratificada e dois deles com Amostragem Alinhada Sistemática Aninhada, totalizando vinte mapas por ano. Entretanto, na pesquisa, foram analisados dados de cinco anos dessa área experimental, ou seja, foram gerados cem mapas de produtividade.

Para serem analisados os referidos mapas e se poder afirmar qual tipo de amostragem teve melhor resultado foi proposto o Coeficiente de Desvio Relativo (CDR) que expressa a diferença média em módulo dos valores interpolados em cada grade, em relação à grade considerada como padrão.

CDR =

(21)

Em que:

CDR: coeficiente de desvio relativo;

n : número de pontos interpolados (para a o estudo o $n=7500$ pontos);

P_{pad} : produtividade padrão (para o nosso estudo a produtividade padrão e a grade AASE 128 krigagem);

P_{ijk} : Produtividade no ponto i para o método de amostragem j ($j = 1, 2, \dots, 5$) e o interpolador k ($k = 1, 2, 3, 4$).

Em que:

$k=1$: Krigagem ordinária;

$k=2$: Inverso da distância ao quadrado;

$k=3$: Inverso da distância;

$k=4$: Polinomial;

$j=1$: AASE 128;

$j=2$: AASE 64;

$j=3$: AASE 32;

$j=4$: AASA 64;

$j=5$: AASA32.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 ANÁLISE DOS DADOS

4.1.1 Análise Exploratória da Produtividade da Soja

4.1.1.1 Análise descritiva - 1998

A Tabela 3 apresenta a análise estatística descritiva da produtividade da soja ($Mg\ ha^{-1}$) no ano de 1998.

Tabela 3- Resultado estatístico da produtividade da soja ($Mg\ ha^{-1}$) - 1998

GRADE	AASE 128	AASE 64	AASE 32	AASA 64	AASA 32
Nº de amostras	128	65	33	64	32
Mínimo	1,19	1,92	1,92	1,92	1,96
Quartil Inferior (Q1)	2,39	2,34	2,32	2,50	2,46
Mediana	2,75	2,68	2,53	2,84	2,80
Quartil superior (Q3)	2,99	2,95	2,95	3,06	2,97
Máximo	3,70	3,70	3,58	3,70	3,70
Média	2,71	2,68	2,63	2,79	2,78
Desvio Padrão	0,44	0,44	0,45	0,46	0,43
Coefficiente de variação (CV)	16,24%	16,41%	17,13%	16,37%	15,55%
Teste Anderson Darling	0,41*	0,17*	0,13*	0,21*	0,42*
Teste Kolmogorov-Smirnov	0,15*	0,15*	0,02	0,15*	0,15*

NOTA: * com p- valor segundo os testes de Anderson-Darling ou Kolmogorov-Smirnov possuem distribuição de normalidade de probabilidade ao nível de 5% de significância.

Na Tabela 3 observam-se que as grades AASE 64 e AASE 32 tiveram seus números de amostras alterados para 65 e 33, respectivamente, devido à adição de uma parcela a mais para manter o tamanho original da grade (151,20 x. 115,20 m). Os valores da produtividade mínimos foram: 1,19 $Mg\ ha^{-1}$ para a grade AASE 128; 1,92 $Mg\ ha^{-1}$ para as grades AASE 64, AASE 32 e AASA 64; 1,96 $Mg\ ha^{-1}$ para a grade AASA 32. Os valores máximos da produtividade foram 3,7 $Mg\ ha^{-1}$ para todas as grades, com exceção da grade AASE 32 que foi 3,58 $Mg\ ha^{-1}$. O coeficiente de variação para todas as amostras teve uma média variabilidade ($10\% \leq CV \leq 30\%$), caracterizando uma relativa homogeneidade dos dados (GOMES, 2000). Pelos testes de normalidade realizados, verificou-se em todas as parcelas que os dados de produtividades nas diferentes grades têm uma distribuição normal de probabilidade, ao nível de 5% de significância.

Nos gráficos *box-plot*, apresentados na Figura 35 (APÊNDICE A), somente o gráfico do AASE 128 apresentou um valor com discrepância inferior, mas que foi considerado na análise.

4.1.1.2 Análise descritiva - 1999

Na Tabela 4 verifica-se a análise estatística descritiva da produtividade da soja ($Mg\ ha^{-1}$) no ano de 1999.

Tabela 4 - Resultado estatístico da produtividade da soja ($Mg\ ha^{-1}$) - 1999

GRADE	AASE 128	AASE 64	AASE 32	AASA 64	AASA 32
Nº de amostras	127	64	32	63	32
Mínimo	0,68	0,68	0,86	0,68	0,68
Quartil Inferior (Q1)	1,74	1,52	1,455	1,67	1,765
Mediana	2,05	1,95	1,90	2,06	2,08
Quartil superior (Q3)	2,22	2,15	2,19	2,27	2,29
Máximo	2,81	2,81	2,62	2,71	2,51
Média	1,94	1,84	1,84	1,91	1,96
Desvio Padrão	0,44	0,48	0,47	0,46	0,46
Coefficiente de variação (CV)	22,92%	26,46%	25,48%	23,83%	23,63%
Teste Anderson- Darling	0,01	0,04	0,87*	0,01	0,01
Teste Kolmogorov-Smirnov	0,01	0,10*	0,15*	0,01	0,06*

NOTA: *p-valor segundo os testes de Anderson-Darling ou Kolmogorov-Smirnov possuem distribuição de normalidade de probabilidade ao nível de 5% de significância.

Na Tabela 4 observa-se que os valores mínimos para AASE e AASA são os mesmos: $0,68\ Mg\ ha^{-1}$, ressalva para AASE 32, cujo valor é $0,86\ Mg\ ha^{-1}$. O valor máximo é $2,81\ Mg\ ha^{-1}$ e permanece igual para AASE 128 e AASE 64, sendo que para as outras grades o valor máximo é diferente. O coeficiente de variação para todas as parcelas teve uma média variabilidade ($10\ \% \leq CV \leq 30\%$), logo, uma relativa homogeneidade dos dados, segundo GOMES (2000). Nos testes de normalidade realizados, verificou-se que AASE 128 e AASA 64 não apresentaram uma distribuição normal de probabilidade ao nível de 5% de significância.

Os gráficos *box-plot* para AASE 128, AASE 64 e AASA 32 (Figura 36, APÊNDICE A) apresentaram valores discrepantes inferiores, mas que foram considerados na análise.

4.1.1.3 Análise descritiva - 2000

Na Tabela 5, apresenta-se a análise estatística descritiva da produtividade da soja ($Mg\ ha^{-1}$) no ano de 2000.

Tabela 5 - Resultado estatístico da produtividade da soja ($Mg\ ha^{-1}$) - 2000

GRADE	AASE 128	AASE 64	AASE 32	AASA 64	AASA 32
Nº de amostras	127	65	33	64	32
Mínimo	1,65	2,2	2,2	2,25	2,61
Quartil Inferior (Q1)	2,93	2,87	2,85	2,99	3,06
Mediana	3,16	3,15	2,99	3,17	3,18
Quartil superior (Q3)	3,34	3,38	3,29	3,37	3,29
Máximo	3,72	3,72	3,69	3,71	3,62
Média	3,10	3,09	3,03	3,18	3,20
Desvio Padrão	0,37	0,36	0,38	0,28	0,23
Coefficiente de variação (CV)	11,97%	11,73%	12,43%	8,92%	7,11%
Teste Anderson- Darling	0,01	0,32*	0,54*	0,71*	0,84*
Teste Kolmogorov-Smirnov	0,04	0,15*	0,15*	0,15*	0,15*

NOTA: *p- valor segundo os testes de Anderson-Darling, Kolmogorov-Smirnov possuem distribuição de normalidade de probabilidade ao nível de 5% de significância .

Na Tabela 5 o valor mínimo de $2,2\ Mg\ ha^{-1}$ da AASE 64 e AASE 32 são iguais, sendo que para AASE 128 e AASE 64 o valor máximo de $3,72\ Mg\ ha^{-1}$ é o mesmo. Já para as outras grades os valores de máximo e mínimo são diferentes. Os coeficientes de variação na AASE, para todas as amostras houve uma média variabilidade ($10\ \% \leq CV \leq 30\ \%$), caracterizando assim uma homogeneidade dos dados (GOMES, 2000). Por meio dos testes de normalidade realizados, verificou-se que somente AASE 128 não possui uma distribuição normal de probabilidade ao nível de 5% de significância.

Os gráficos *box-plot* para AASE 128, AASE 64 e AASA 32 (Figura 37, APÊNDICE A) apresentaram valores discrepantes inferiores, mas que foram considerados na análise.

4.1.1.4 Análise descritiva - 2001

Na Tabela 6 apresenta-se a estatística descritiva da produtividade da soja para o ano de 2001.

Tabela 6 - Resultado estatístico da produtividade da soja ($Mg\ ha^{-1}$) - 2001

GRADE	AASE 128	AASE 64	AASE 32	AASA 64	AASA 32
Nº de amostras	127	64	32	63	32
Mínimo	1,42	1,42	1,42	1,42	1,42
Quartil Inferior (Q1)	2,44	2,23	2,12	2,52	2,46
Mediana	2,67	2,55	2,53	2,66	2,65
Quartil superior (Q3)	2,87	2,8	2,85	2,88	2,91
Máximo	3,2	3,07	3,02	3,2	3,2
Média	2,60	2,48	2,44	2,65	2,65
Desvio Padrão	0,39	0,41	0,48	0,34	0,38
Coefficiente de variação (CV)	14,70%	16,72%	19,71%	13,05%	14,46%
p-valor Anderson Darling	0,01	0,01	0,01	0,01	0,15*
Teste Kolmogorov-Smirnov	0,01	0,01	0,11*	0,03	0,15*

NOTA: *p- valor segundo os testes de Anderson-Darling ou Kolmogorov-Smirnov possuem distribuição de normalidade de probabilidade ao nível de 5% de significância.

A análise estatística descritiva mostrou que o valor mínimo de $1,42\ Mg\ ha^{-1}$ é o mesmo para todas as grades. O valor máximo da produtividade não é igual somente para as grades AASE 64 e AASE 32. O coeficiente de variação para todas as parcelas teve uma media variabilidade ($10\ \% \leq CV \leq 30\%$), logo uma relativa homogeneidade dos dados (GOMES, 2000). Aplicando-se os testes de normalidade, somente AASE 32 e AASA 32 apresentaram uma distribuição normal de probabilidade ao nível de 5% de significância.

Os gráficos *box-plot* para AASE 128, AASE 64 e AASA 32 (Figura 38, APÊNDICE A) apresentaram valores discrepantes inferiores, mas que foram considerados na análise.

4.1.1.5 Análise descritiva - 2002

A Tabela 7 mostra os resultados da estatística descritiva da produtividade da soja ($Mg\ ha^{-1}$) no ano de 2002.

Tabela 7 - Resultado estatístico da produtividade da soja ($Mg\ ha^{-1}$) - 2002

GRADE	AASE 128	AASE 64	AASE 32	AASA 64	AASA 32
Nº de amostras	127	64	32	63	32
Mínimo	0,45	0,45	0,45	0,52	0,68
Quartil Inferior (Q1)	1,57	1,4	1,4	1,57	1,57
Mediana	1,81	1,79	1,73	1,79	1,82
Quartil superior (Q3)	2,01	1,97	1,95	2,01	1,96
Máximo	2,34	2,26	2,26	2,27	2,19
Média	1,73	1,65	1,63	1,73	1,72
Desvio Padrão	0,41	0,46	0,47	0,40	0,35
Coefficiente de variação (CV)	23,63%	27,93%	29,09%	23,34%	20,12%
p-valor Anderson Darling	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
Teste Kolmogorov-Smirnov	0,01	0,01	0,04	0,01	0,15*

NOTA: * p- valor segundo os testes de Anderson-Darling ou Kolmogorov-Smirnov, as amostras possuem distribuição de normalidade de probabilidade ao nível de 5% de significância.

Com a estatística descritiva verifica-se, na Tabela 7, que o valor mínimo da produtividade de $0,45\ Mg\ ha^{-1}$ é igual para todas as amostras da AASE. O máximo de $2,26\ Mg\ ha^{-1}$ é igual para AASE 64 e AASE 32. As outras grades não apresentaram para o mínimo e máximo os mesmos valores. O coeficiente de variação para AASE 32 obteve um dos valores mais alto para o CV em relação às outras amostras, mas com uma média variabilidade para todas as grades ($10\ \% \leq CV \leq 30\ \%$), logo uma relativa homogeneidade dos dados (GOMES, 2000). Neste último ano o coeficiente de variação foi mais elevado que nos anos anteriores. Para os testes de normalidade, somente o grade AASA 32 apresentou distribuição normal de probabilidade ao nível de 5% de significância.

Todos gráficos *box-plot* (Figura 39, APÊNDICE A) apresentaram valores discrepantes inferiores, mas que foram considerados na análise.

4.1.2 Análise Geoestatística da Produtividade da Soja

4.1.2.1 Análise geoestatística - 1998

Na Figura 11 são apresentados os semivariogramas experimentais das amostras do ano de 1998. Foi aplicado o estimador de Matheron, pois os dados apresentaram uma distribuição normal de probabilidade.

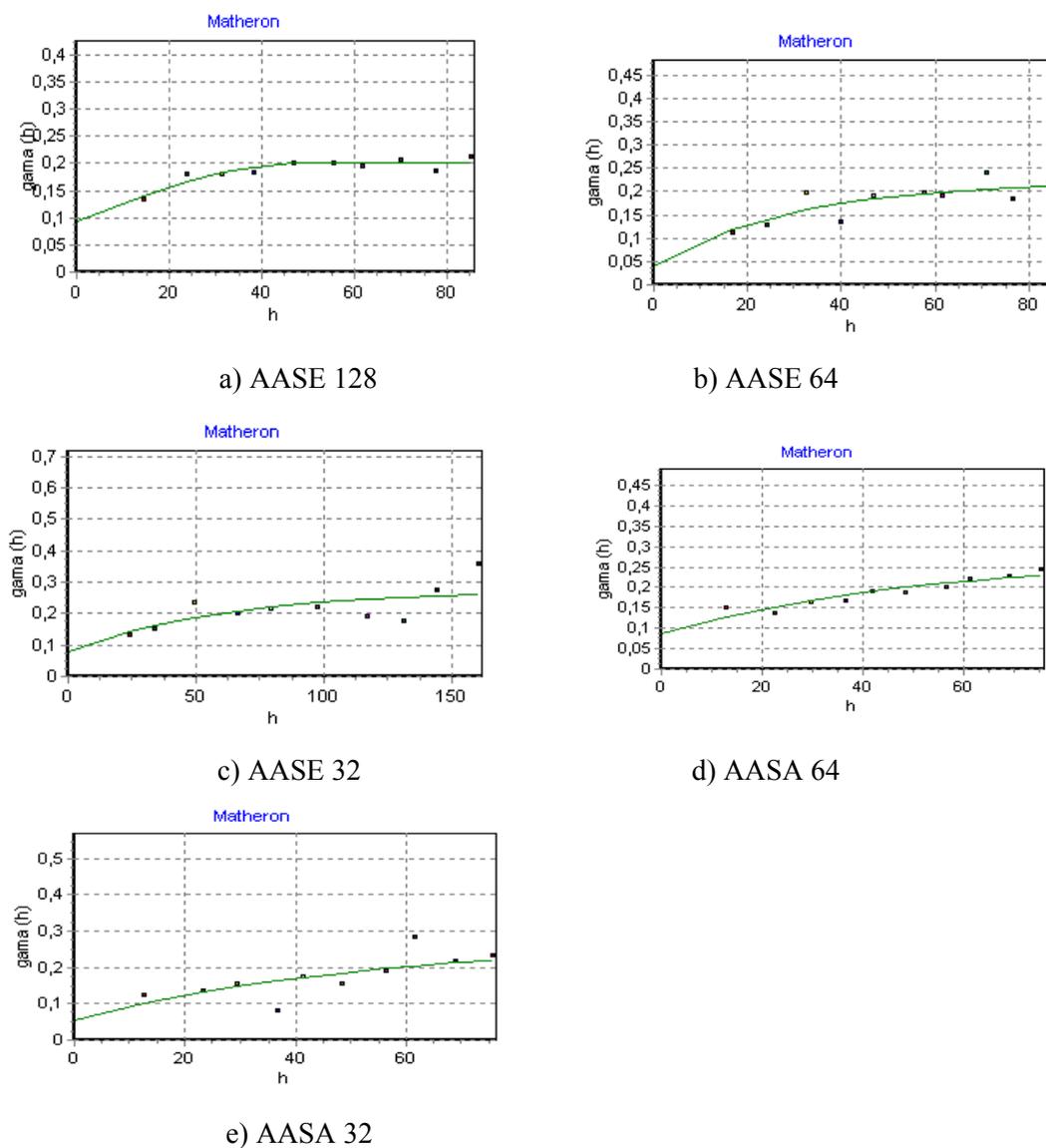


Figura 11 - Semivariograma omnidirecional da produtividade da soja - 1998.

Na Tabela 8 são apresentados os modelos e parâmetros ajustados aos semivariogramas da produtividade da soja de 1998.

Tabela 8 - Modelos e parâmetros dos semivariogramas para produtividade da soja - 1998

Método de amostragem	Modelo	Efeito Pepita (Co)	Contribuição (C1)	Alcance a (m)	Patamar (Co + C1)	Coefficiente de Efeito Pepita. Co/(Co + C1)
AASE 128	Esférico	0,094	0,106	48,1	0,200	47,0%
AASE 64	Exponencial	0,038	0,184	89,0	0,222	17,1%
AASE 32	Exponencial	0,080	0,194	184,0	0,274	29,2%
AASA 64	Exponencial	0,087	0,187	156,3	0,274	31,8%
AASA 32	Exponencial	0,054	0,217	156,3	0,271	19,9%

O efeito pepita (Co) para AASE 64 teve valor de 0,038 que, comparado com as outras grades, apresentou menor valor. Já AASE 128 apresentou o maior Co, com valor de 0,094. O alcance maior foi para AASE 32, com 184 m e nas grades AASA 64 e AASA 32 o alcance foi o mesmo (156,3 m), sendo que o menor alcance está em AASE 128 com 48,1 m. O patamar variou entre 0,200 (AASE 128) e 0,274 (AASE 32 e AASA 64).

A dependência espacial apresentou-se forte nas grades AASE 64 e AASA 32 (entre 15 a 25%) e para as outras grades mostrou-se média (entre 25 a 50%) (SOUZA et al. 1999).

4.1.2.2 Análise geoestatística - 1999

A Figura 12 mostra os semivariogramas experimentais das amostras do ano de 1999. Foi aplicado o estimador de Matheron para as grades de AASE 64, AASE 32 e AASA 32, pois os dados apresentaram uma distribuição normal de probabilidade. Nas grades AASE 128 e AASA 64 não houve distribuição normal de probabilidade, logo, foi aplicado o estimador de Cressie e Hawkins.

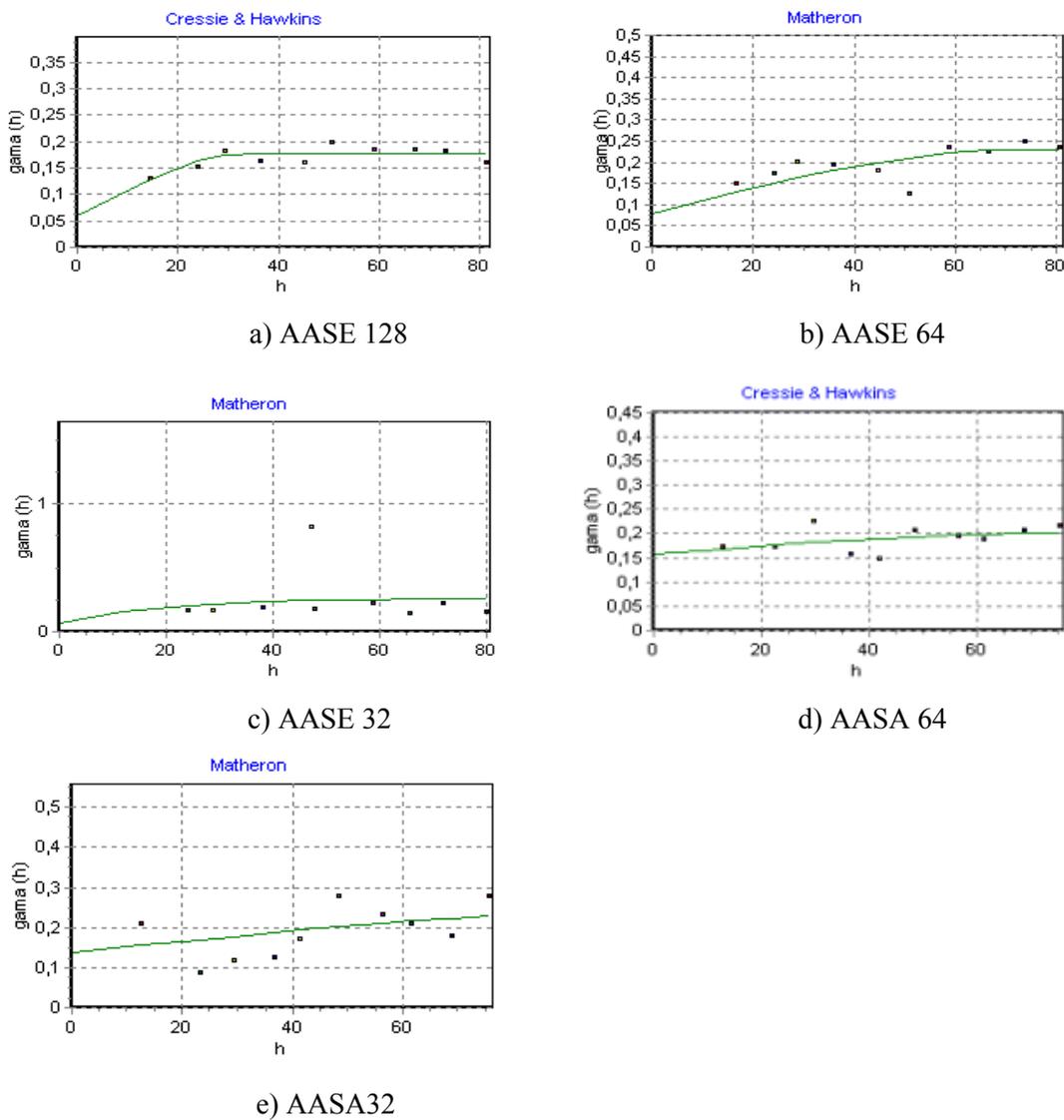


Figura 12 - Semivariograma omnidirecional da produtividade da soja - 1999.

Na Tabela 9 mostram-se os modelos e parâmetros ajustados aos semivariogramas da produtividade da soja de 1999.

Tabela 9 - Parâmetros e modelos dos semivariogramas para produtividade da soja - 1999

Método de amostragem	Modelo	Efeito Pepita (Co)	Contribuição (C1)	Alcance a (m)	Patamar (Co + C1)	Coefficiente de Efeito Pepita. Co/(Co + C1)
AASE 128	Esférico	0,060	0,118	34,8	0,178	33,7%
AASE 64	Esférico	0,080	0,150	73,6	0,230	34,8%
AASE 32	Exponencial	0,065	0,195	59,9	0,260	25,0%
AASA 64	Esférico	0,158	0,043	76,9	0,201	78,6%
AASA 32	Esférico	0,137	0,113	120,3	0,250	54,8%

O efeito pepita (Co) para AASE 128 obteve valor de 0,060 que, comparado com as outras grades, apresentou menor valor. Já AASA 64 apresentou o maior Co, com valor de 0,158. O alcance maior foi para AASA 32, com 120,3 m e na grade AASE 128 o alcance foi menor com 34,8m. O patamar variou entre 0,17 (AASE128) e 0,25 (AASA 32).

A dependência espacial revelou-se fraca para a grade AASA 64 com coeficiente de efeito pepita de 78,6% e para as outras grades apresentou-se média, variando entre 25% a 55% (SOUZA et al. 1999).

4.1.2.3 Análise geoestatística - 2000

A Figura 13 mostra os semivariogramas experimentais das amostras do ano de 2000. Foi aplicado o estimador de Matheron para as grades de AASE 64, AASE 32 e AASA 32, pois os dados apresentaram uma distribuição normal de probabilidade. Nas grades AASE 128 e AASA 64 não houve distribuição normal de probabilidade, logo, foi aplicado o estimador de Cressie e Hawkins.

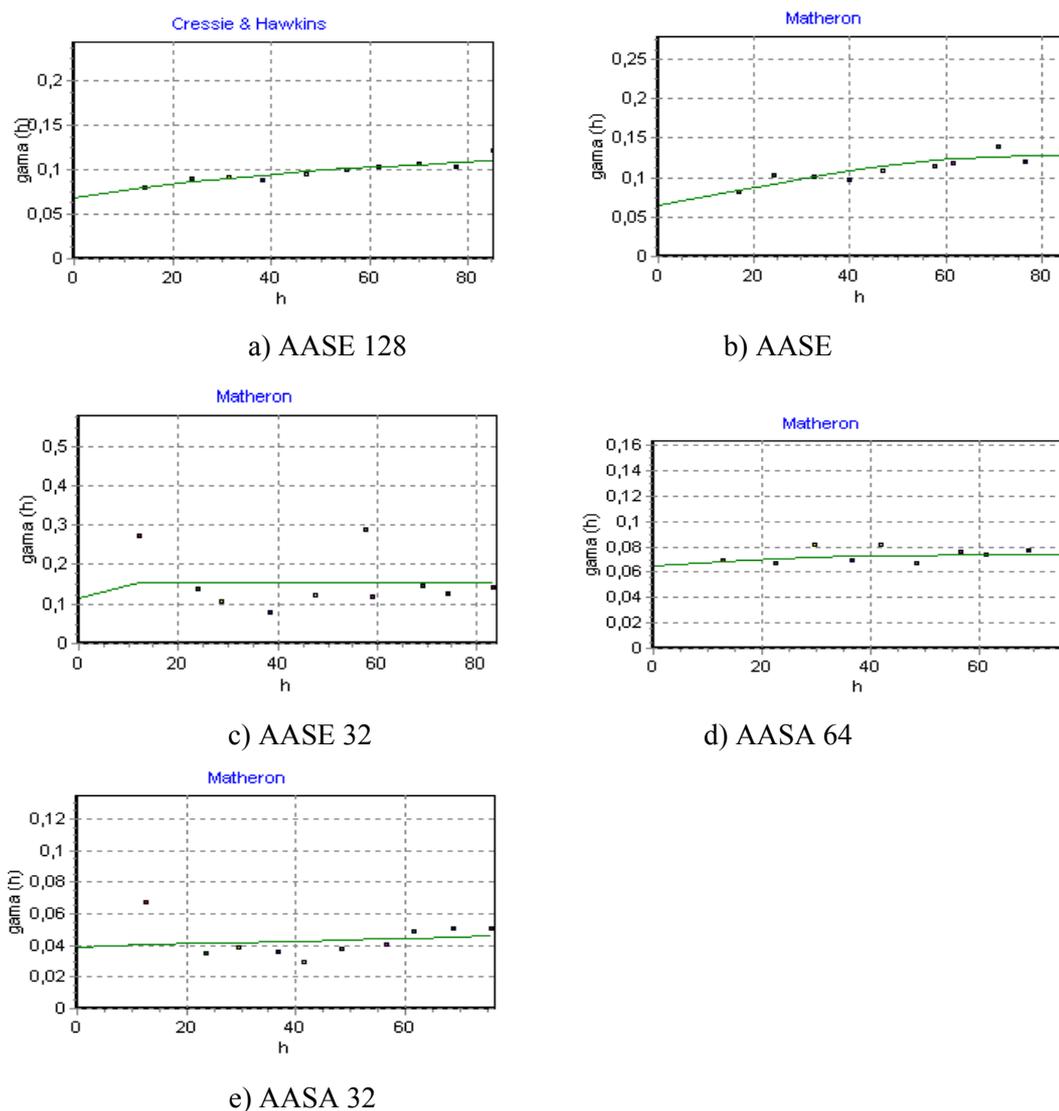


Figura 13 - Semivariograma omnidirecional da produtividade da soja - 2000.

Os modelos e parâmetros ajustados aos semivariogramas da produtividade da soja de 2000 são apresentados na Tabela 10. Verifica-se nessa tabela que o efeito pepita (C_0) para AASA 32, apresentou menor valor com 0,039, comparado com as outras grades. Observa-se para AASE 32 o maior C_0 , com valor de 0,115. O alcance maior foi para AASE 128, com 178,1 m e na grade AASA 32 o alcance é menor com 11,0 m. O patamar variou entre 0,123 (AASE 128) a 0,049 (AASA 32).

A dependência espacial apresentou-se média nas grades AASE 128, 64 e 32 (entre 50 a 74%) e para as grades AASA 64 e 32 mostrou-se fraca (entre 86 a 90%) (SOUZA et al. 1999).

Tabela 10 - Parâmetros e modelos dos semivariogramas para produtividade da soja - 2000

Método de amostragem	Modelo	Efeito Pepita (Co)	Contribuição (C1)	Alcance a (m)	Patamar (Co + C1)	Coefficiente de Efeito Pepita Co/(Co + C1)
AASE 128	Exponencial	0,068	0,055	178,1	0,123	55,3%
AASE 64	Esférico	0,064	0,063	77,7	0,127	50,4%
AASE 32	Exponencial	0,115	0,041	11,0	0,156	73,7%
AASA 64	Exponencial	0,065	0,010	81,9	0,075	86,7%
AASA 32	Esférico	0,039	0,010	152,5	0,049	79,6%

4.1.2.4 Análise geoestatística - 2001

Na Figura 14 observam-se os semivariogramas experimentais das amostras do ano de 2001. Foi aplicado o estimador de Matheron para as grades de AASE 32 e AASA 32, devido aos dados apresentarem uma distribuição normal de probabilidade. Nas outras grades AASE 128, AASE 64 e AASA não houve distribuição normal de probabilidade, logo, foi aplicado o estimador de Cressie e Hawkins.

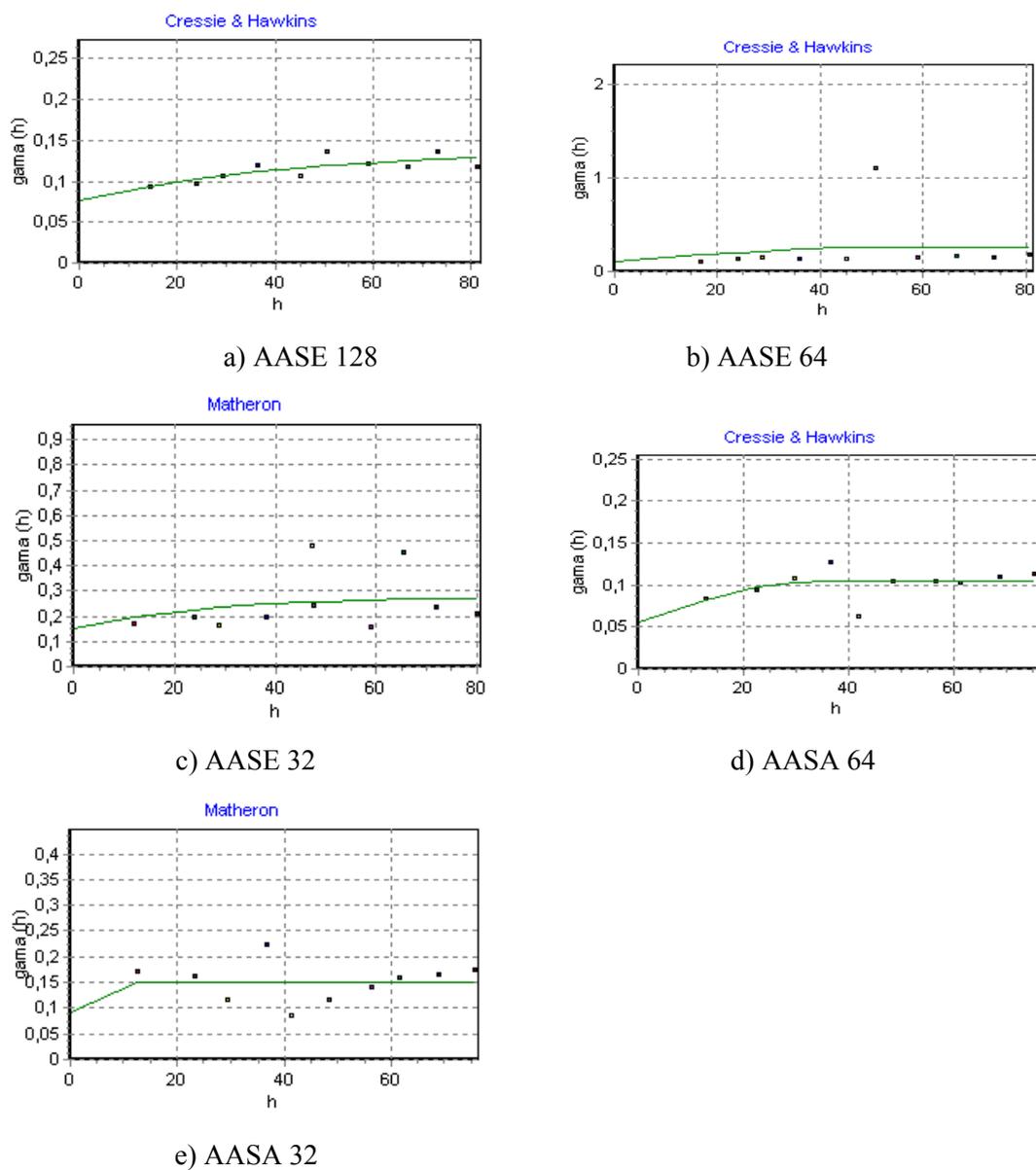


Figura 14 - Semivariograma omnidirecional da produtividade da soja - 2001.

Na Tabela 11 são apresentados os modelos e parâmetros ajustados aos semivariogramas da produtividade da soja de 2001.

Tabela 11 - Parâmetros e modelos dos semivariogramas para produtividade da soja - 2001

Método de amostragem	Modelo	Efeito Pepita (Co)	Contribuição (C1)	Alcance a (m)	Patamar (Co + C1)	Coefficiente de Efeito Pepita Co/(Co + C1)
AASE 128	Exponencial	0,076	0,062	127,1	0,138	46,6%
AASE 64	Exponencial	0,064	0,063	77,7	0,127	50,4%
AASE 32	Exponencial	0,153	0,126	82,0	0,279	54,8%
AASA 64	Esférico	0,055	0,049	32,2	0,104	52,9%
AASA 32	Exponencial	0,092	0,059	0,001	0,151	60,9%

O efeito pepita (Co) para AASA 64 teve valor de 0,055 que, comparado com as outras grades, apresentou menor valor. Já AASE 32 apresentou o maior Co, com valor de 0,153. O alcance maior foi para AASE 128, com 127,1 m e na grade AASA 32 o alcance menor com 0,001 m. O patamar variou entre 0,104 (AASA 32) e 0,279 (AASE 32).

A dependência espacial apresentou-se média em todas as grades (entre 46 a 61%) (SOUZA et al.1999).

4.1.2.5 Análise geoestatística - 2002

A Figura 15 mostra os semivariogramas experimentais das amostras do ano de 2002. Foi aplicado o estimador de Matheron para a grade de AASA 32, pois os dados apresentaram uma distribuição normal de probabilidade. Para todas as outras grades AASE 128, 64 e 32 e AASA 64 não houve distribuição normal de probabilidade, logo, foi aplicado o estimador de Cressie e Hawkins.

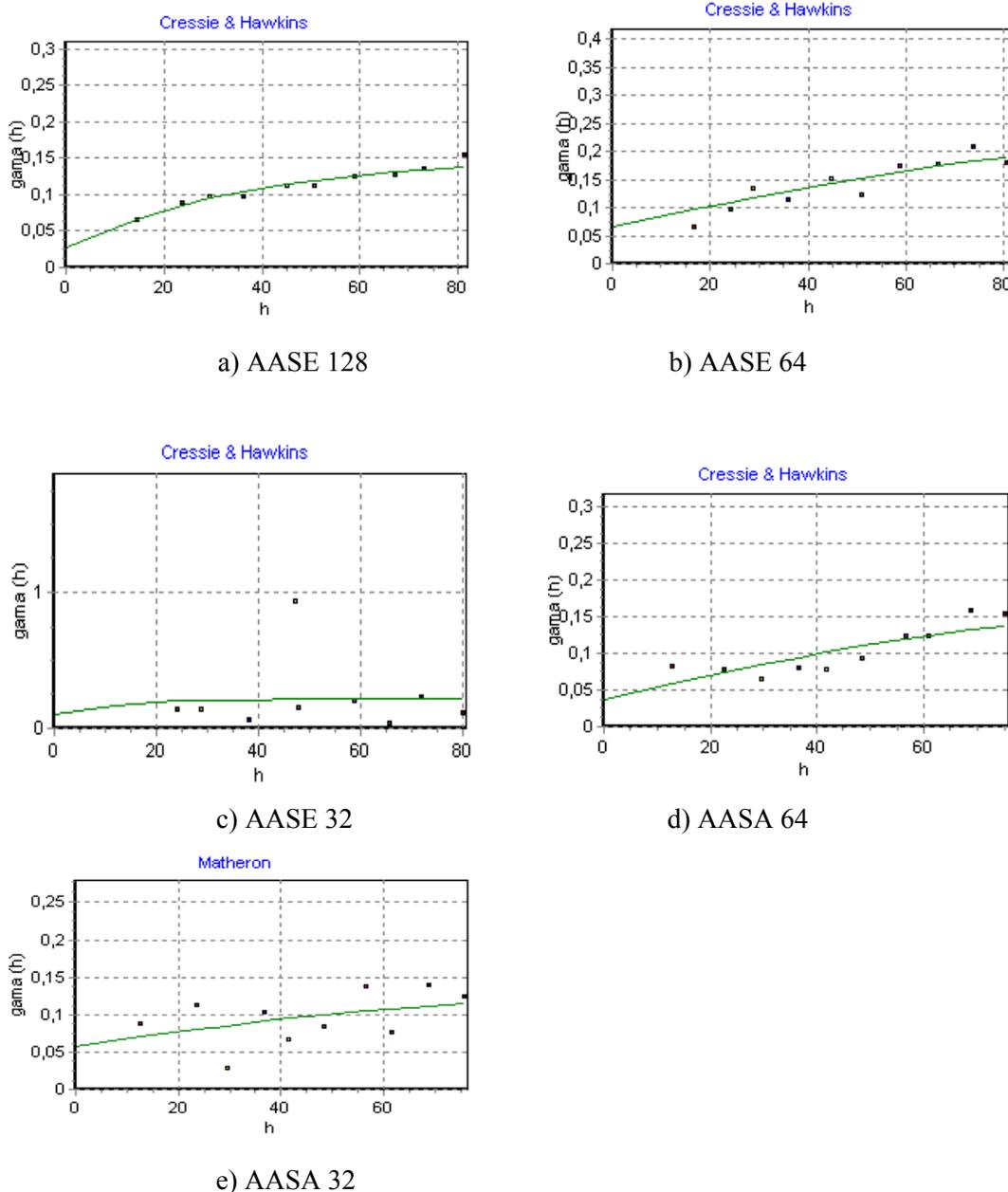


Figura 15 - Semivariograma omnidirecional da produtividade da soja – 2002

Os modelos e parâmetros ajustados aos semivariogramas da produtividade da soja de 2002 são apresentados na Tabela 12. Verifica-se nessa tabela que o efeito pepita (C_0) para AASE 128, apresentou o menor valor com 0,027, comparado com as outras grades. Observa-se para AASE 32 o maior C_0 , com valor de 0,104. O alcance maior foi para AASE 64, com 115,0 m e na grade AASE 32 o alcance é menor com 37,7 m. O patamar variou entre 0,117 (AASA 32) e 0,215 (AASE 32).

A dependência espacial apresentou-se forte na grade AASE 128 com 17,6% e para todas as outras grades AASE 64 e 32 e AASA 64 e 32 mostrou-se média (entre 25 a 50%) (SOUZA et al. 1999).

Tabela 12 - Parâmetros e modelos dos semivariogramas para produtividade da soja - 2002

Método de amostragem	Modelo	Efeito Pepita (Co)	Contribuição (C1)	Alcance a (m)	Patamar (Co + C1)	Coefficiente de Efeito Pepita $Co/(Co + C1)$
AASE 128	Exponencial	0,027	0,126	113,7	0,153	17,6%
AASE 64	Exponencial	0,067	0,137	115,0	0,204	32,8%
AASE 32	Exponencial	0,104	0,111	37,7	0,215	48,4%
AASA 64	Esférico	0,038	0,110	102,9	0,148	25,7%
AASA 32	Esférico	0,058	0,059	93,0	0,117	49,6%

4.1.3 Análise dos Mapas Temáticos

Com base nos parâmetros de ajuste e modelos ajustados aos semivariogramas individuais foram construídos os mapas temáticos aplicando os interpoladores krigagem, inverso da distância ao quadrado, inverso da distância e polinomial para a variável em estudo (produtividade da soja $Mg\ ha^{-1}$), durante os anos de 1998 a 2002, nas grades AASE e AASA, resultando um total de cem mapas, apresentados no APÊNDICE B.

Observando-se o APÊNDICE B conclui-se que as diferentes grades de amostragem influenciaram na qualidade dos mapas temáticos, sendo que quanto maior o número de amostras melhor o detalhamento dos referidos mapas. Nota-se ainda que entre os métodos AASE 64 e AASE 32 e AASA 64 e AASA 32 uma semelhança entre as amostras nos interpoladores de krigagem e inverso da distância ao quadrado.

Para a análise da semelhança dos mapas temáticos apresentados no APÊNDICE B, foi calculada a diferença média em módulo, Coeficiente de

Desvio Relativo (CDR), apresentado na equação 21, respectivamente de cada tratamento em relação ao tratamento de referência, AASE 128 Krigagem. Segue a análise dos mapas temáticos dos referidos cinco anos.

4.1.3.1 Análise dos mapas temáticos da diferença pontual - 1998

Nas Figuras de 16 a 34 apresentam-se os mapas temáticos da diferença pontual de cada tratamento em relação ao tratamento AASE 128 Krigagem, no ano de 1998.

Na Figura 16 apresenta o mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1998. A diferença entre os tratamentos foi menor na região central.

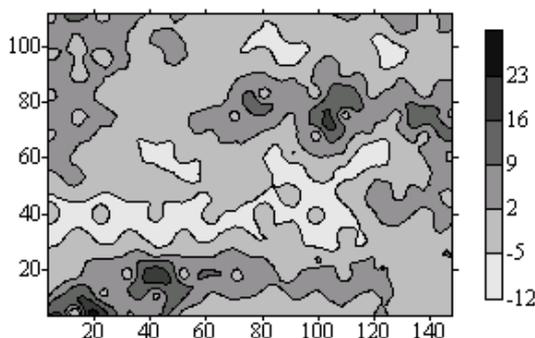


Figura 16 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 inverso da distância ao quadrado e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.

Na Figura 17 apresenta-se o mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1998. Observar-se uma distribuição homogênea da diferença dos tratamentos.

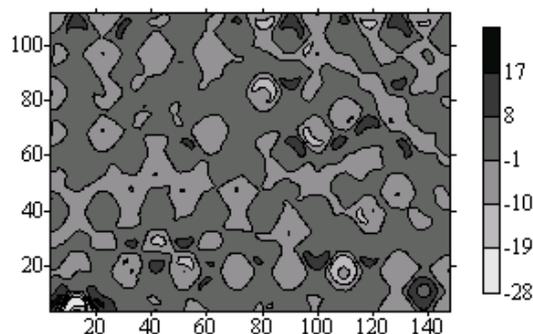


Figura 17 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 inverso da distância e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.

Na Figura 18 apresenta-se o mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1998. Observa-se uma distribuição menor na região central da diferença dos tratamentos.

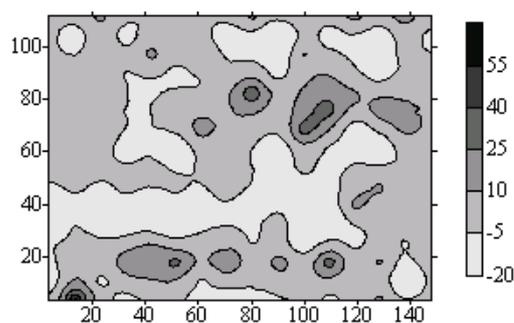


Figura 18 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 polinomial e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.

Observa-se que no mapa temático da diferença percentual representado pela Figura 19 entre os tratamentos AASE 64 Krigagem e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1998, as diferenças foram menores na região superior.

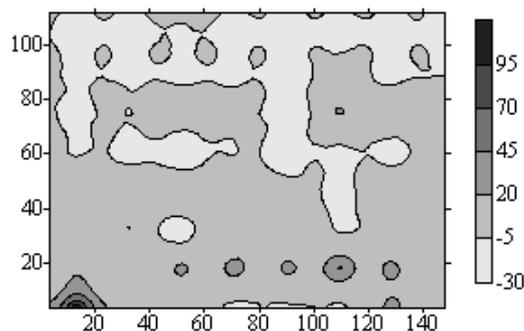


Figura 19 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 krigagem e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.

Apresenta-se, na Figura 20, o mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1998. A diferença entre os tratamentos foi menor, principalmente, na região superior.

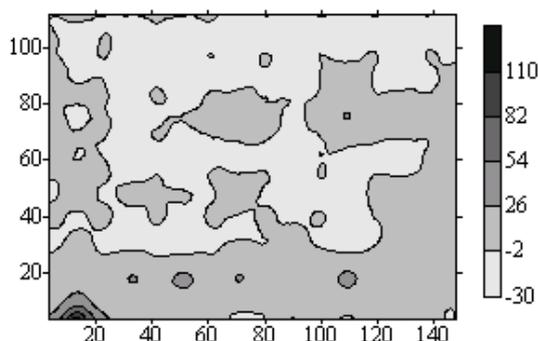


Figura 20 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 inverso da distância ao quadrado e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.

Verifica-se, na Figura 21, que a diferença percentual apresentada nesse mapa temático entre os tratamentos AASE 64 inverso da distância e AASE 128 krigagem foi menor na região superior do mapa.

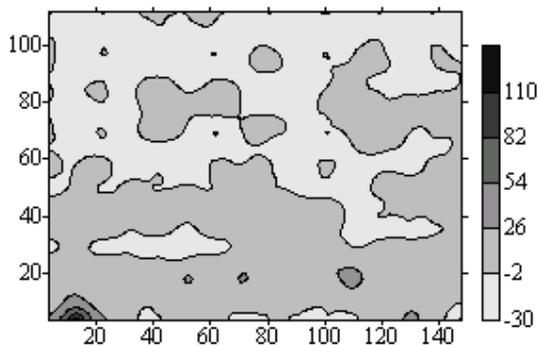


Figura 21 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 Inverso da distância e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.

Na Figura 22 apresenta-se o mapa temático da diferença percentual entre os tratamentos AASE 64 Polinomial e AASE 128 Krigagem, mostrando uma área de menor diferença entre os tratamentos na região central e superior do mapa.

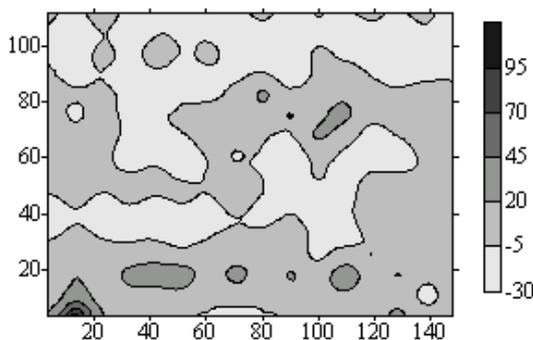


Figura 22 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 polinomial e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.

Na Figura 23 verifica-se que o mapa temático da diferença percentual entre os tratamentos AASE 32 krigagem e AASE 128 Krigagem apresentou, na região inferior, um pequeno aumento para a diferença percentual entre os tratamentos.

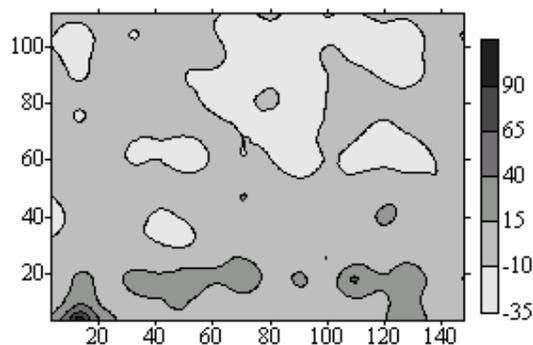


Figura 23 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 krigagem e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.

Na Figura 24 apresenta-se o mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1998. A diferença entre os tratamentos foi maior em poucas partes na região inferior.

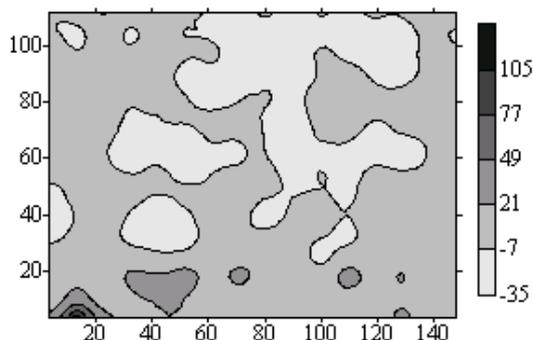


Figura 24 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 inverso da distância ao quadrado e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.

Na Figura 25 apresenta-se o mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1998. A diferença entre os tratamentos foi maior na região inferior.

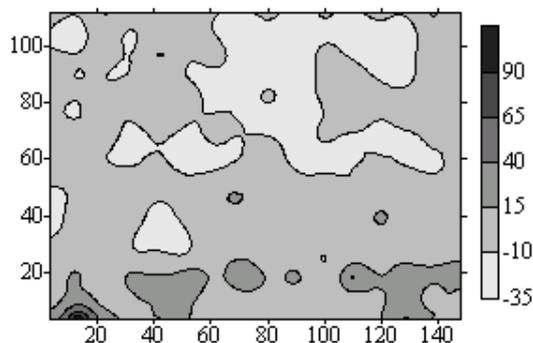


Figura 25 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 inverso da distância e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.

Nota-se na Figura 26, que apresenta o mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1998, que a diferença entre os tratamentos foi maior na região inferior do mapa.

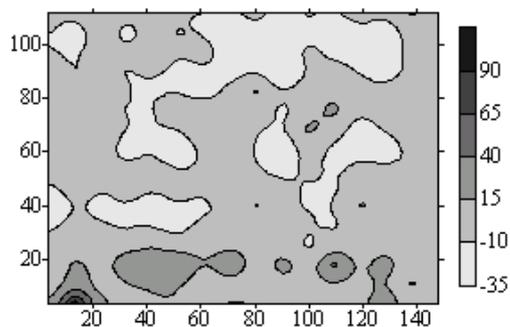


Figura 26 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 polinomial e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.

Apresenta-se na Figura 27 o mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 Krigagem e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1998. A diferença entre os tratamentos apresenta-se maior em uma pequena parte na região inferior do gráfico.

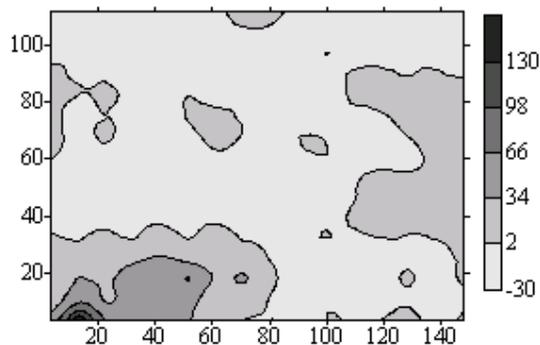


Figura 27 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 krigagem e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.

Na Figura 28 apresenta-se o mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 inverso da distância ao quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1998. Para a diferença entre os tratamentos verifica-se uma região menor, na maior parte do mapa.

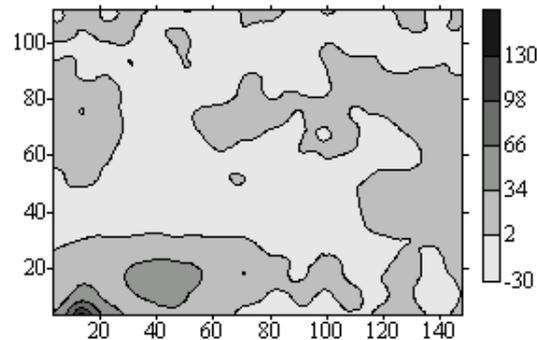


Figura 28 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 inverso da distância ao quadrado e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.

Na Figura 29 apresenta-se o mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 inverso da distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1998. Observa-se que a diferença entre os tratamentos foi média em quase todo o mapa.

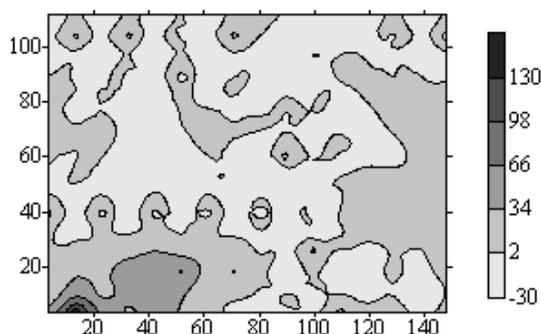


Figura 29 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 inverso da distância e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.

Na Figura 30 apresenta-se o mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1998. A diferença entre os tratamentos foi maior na parte inferior do gráfico.

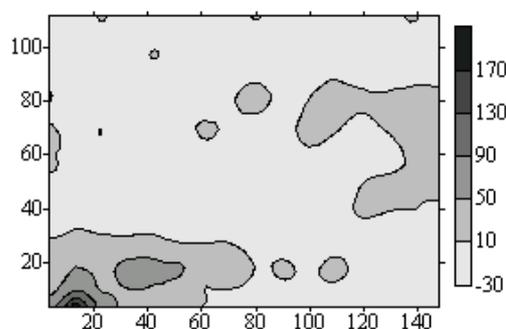


Figura 30 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 polinomial e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.

A Figura 31 apresenta o mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 krigagem e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1998. Novamente a diferença entre os tratamentos foi maior na parte inferior do gráfico.

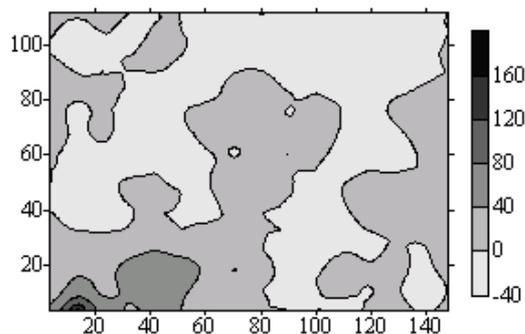


Figura 31 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 krigagem e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.

Na Figura 32 apresenta-se o mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 inverso da distância ao quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1998. A diferença entre os tratamentos foi maior na parte inferior do gráfico.

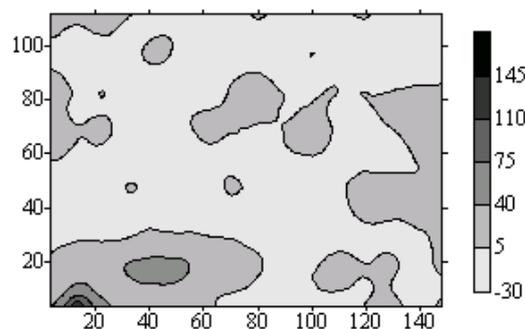


Figura 32 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 inverso da distância ao quadrado e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.

Na Figura 33 apresenta-se o mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 inverso da distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1998. Verifica-se também que a diferença entre os tratamentos foi maior na parte inferior do gráfico.

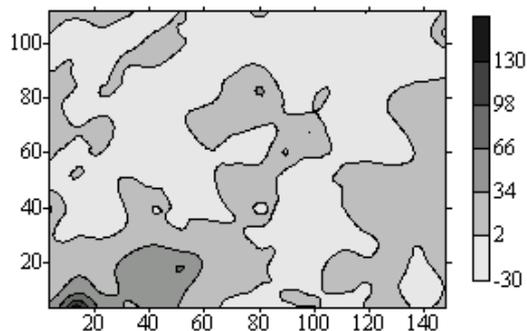


Figura 33 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 inverso da distância e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.

Na Figura 34 apresenta-se o mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1998. Apresenta-se na diferença entre os tratamentos uma região maior na parte inferior do gráfico.

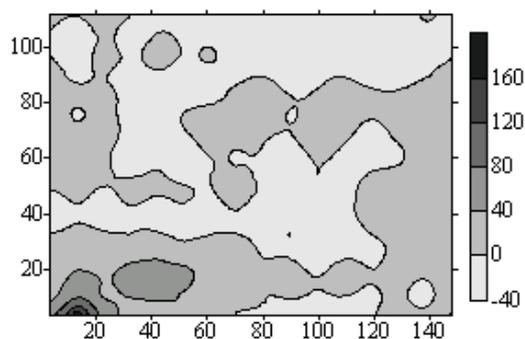


Figura 34 - Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 polinomial e o tratamento de referência AASE 128 krigagem - 1998.

Nos mapas temáticos da diferença percentual do ano de 1998, verifica-se em todas as diferenças entre os tratamentos na região inferior do lado esquerdo a semelhança de um mesmo contorno nos mapas.

4.1.3.2 Análise dos mapas temáticos da diferença pontual - 1999

No APÊNDICE C, Figuras 65 a 83, apresentam-se os mapas temáticos da diferença percentual entre os tratamentos e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999. Nota-se que a Figura 65 é a única a apresentar, em quase toda a região, uma menor diferença entre os tratamentos. Para as outras figuras predominam nos mapas temáticos da diferença a região média, sendo que há, na região inferior, uma pequena área com valores maiores para todos os mapas da diferenças, inclusive na Figura 65.

Pode-se visualizar em todos os mapas temáticos da diferença percentual que todos os tratamentos demonstram em seus contornos de mapa, uma seqüência de semelhanças no formato, para o método AASE e para AASA.

4.1.3.3 Análise dos mapas temáticos da diferença pontual - 2000

No APÊNDICE C, Figuras 84 a 102, apresentam-se os mapas temáticos da diferença percentual entre os tratamentos e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000. No método AASA apresenta-se em quase toda a região uma menor diferença entre os tratamentos.

Para o método AASE, nas Figuras 88, 91 e 94, apresenta-se na região dos mapas uma menor diferença entre os tratamentos. Para as outras figuras predominam nos mapas temáticos da diferença a região média. Observa-se também que, tanto nos métodos AASA como AASE, todos os mapas temáticos apresentam na região lateral esquerda uma maior diferença entre os tratamentos.

Visualiza-se em todos os mapas temáticos da diferença percentual que todos os tratamentos demonstram em seus contornos de mapa, uma seqüência de semelhanças no formato, para os métodos AASE e AASA e, para as amostras de 128 e 64, os contornos dos mapas são mais detalhados do que as amostras de 32.

4.1.3.4 Análise dos mapas temáticos da diferença pontual - 2001

Nos mapas temáticos da diferença percentual entre os tratamentos e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001, esses mapas estão representados no APÊNDICE C pelas Figuras 103 a 121. Somente nas Figuras 117 e 121 do tratamento AASA polinomial, apresenta-se em quase toda a região uma menor diferença entre os tratamentos. Sendo que na Figura 115 o mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, em quase toda a região apresentou maiores diferenças entre os tratamentos, o mesmo ocorreu para a Figura 104 com o tratamento AASE 128 Inverso da Distância.

4.1.4 Análise dos mapas temáticos da diferença pontual - 2002

No APÊNDICE C, Figuras 122 a 140, apresentam-se os mapas temáticos da diferença percentual entre os quatro tipos de tratamento e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002. Nessas figuras, verifica-se, em todos os mapas temáticos da diferença percentual, que todos os tratamentos demonstram em seus contornos de mapa, uma seqüência de semelhanças no formato, na região superior para o método AASE e para AASA.

Para as Figuras 137 a 140 dos mapas temáticos da diferença percentual da AASA 32 com o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, apresenta-se nas regiões uma menor diferença entre os tratamentos, inclusive para as Figura 122 e 134. Para as outras Figuras predominam-se nos mapas temáticos da diferença a região média.

4.1.5 Análise do coeficiente de desvio relativo

4.1.5.1 Análise do coeficiente de desvio relativo - 1998

Os resultados do CDR do ano de 1998 são apresentados na Tabela 13. Pode-se verificar por meio do CDR médio, por tipo de amostragem, que ele variou de 3,35 (AASE 128) a 9,93 (AASA 32). Mostrou-se, portanto, a amostragem AASA 32 como a menos recomendável.

Ao verificar as médias dos interpoladores dos CDRs, percebe-se que a krigagem apresentou um melhor resultado (6,77) em relação aos outros interpoladores. Entretanto, observa-se que a média dos interpoladores do CDR do inverso da distância ao quadrado, não obteve um resultado tão diferente da krigagem, com uma diferença de apenas 0,10, indicando que o mapa de produtividade da soja do inverso da distância ao quadrado não é tão diferente do mapa temático da produtividade da soja da Krigagem, considerado como ideal, pois o interpolador do tipo polinomial, com CDR médio de 8,99, mostrou-se como o método menos confiável .

Observa-se, ainda, que o método que mais se aproximou do método AASE 128 Krigagem, assumido como referência, foi AASE 128 inverso da distância, pois apresenta o menor valor dos CDRs.

Tabela 13 - Valores do Coeficiente de Desvio Relativo (CDR, %) para os mapas da produtividade da soja - 1998

TIPO DE INTERPOLADOR	TIPO DE AMOSTRAGEM					MÉDIA POR TIPO DE INTERPOLADOR
	AASE 128	AASE 64	AASE 32	AASA 64	AASA 32	
Krigagem	0	6,76	9,03	7,79	10,26	6,77
Inverso da distância ao quadrado	3,69	6,48	8,28	7,48	8,40	6,87
Inverso da distância	3,37	7,24	9,54	8,87	9,88	7,78
Polinomial	6,34	8,08	8,95	10,40	11,17	8,99
Média por tipo de amostragem	3,35	7,14	8,95	8,63	9,93	-

4.1.5.2 Análise do coeficiente de desvio relativo - 1999

Os resultados do CDR do ano de 1999 estão apresentados na Tabela 14. Nota-se através do CDR médio por tipo de amostragem que o melhor resultado foi para AASE 128 com uma média de 5,32. Tem-se ainda que para a média por tipo de amostragem a AASE 32 e para AASA 32 apresentaram valores parecidos de 13,25 e 13,28, sugerindo que essas amostras não são tão recomendáveis na elaboração dos mapas temáticos. Em média, a diminuição do número de amostras correspondeu a um aumento no CDR e, portanto, a mapas mais dissimilares em relação ao padrão.

Para as médias por tipo de interpolador dos CDRs, a Krigagem apresentou um melhor resultado (8,67), em relação às outras médias. Além disso, a média do interpolador do CDR do inverso da distância ao quadrado foi a que mais se aproximou do interpolador do tipo krigagem, considerado como ideal, pois a média do interpolador do tipo polinomial, com um CDR médio de 12,58, foi o método menos confiável.

Verifica-se na Tabela 13 que o método que mais se aproxima do método AASE 128 krigagem, considerado como ideal, foi o método AASE 128 inverso da distância, com o CDR de menor valor (4,95).

Tabela 14 - Valores do Coeficiente de Desvio Relativo (CDR, %) para os mapas da produtividade da soja - 1999

Tipo de Interpolador	Tipo de amostragem					Média por tipo de interpolador
	AASE 128	AASE 64	AASE 32	AASA 64	AASA 32	
Krigagem	0	9,33	13,32	7,89	12,80	8,67
Inverso da distância ao quadrado	5,63	8,91	12,55	8,55	12,14	9,56
Inverso da distância	4,95	10,32	14,44	8,90	13,70	10,46
Polinomial	10,72	11,27	12,69	13,77	14,46	12,58
Média por tipo de amostragem	5,32	9,96	13,25	9,78	13,28	-

4.1.5.3 Análise do coeficiente de desvio relativo - 2000

Os resultados do CDR do ano de 2000 estão apresentados na Tabela 15. Pode-se verificar pelo CDR médio por tipo de amostragem que ele variou de 2,30 (AASE 128) a 8,16 (AASA 32). Novamente, em média a diminuição do número de amostras correspondeu a um aumento no CDR e, portanto, a mapas mais dissimilares em relação ao padrão.

Para a média por tipo de interpolador houve pouca variação entre a Krigagem (4,40), Inverso da Distância ao Quadrado (4,59) e o Inverso da Distância (4,99), indicando-se que os três métodos são bons. Por outro lado, o interpolador polinomial com uma média de CDR de 6,14 mostrou-se o método menos confiável.

Observa-se que o método que mais se aproximou do tratamento AASE 128 Krigagem, assumido como referência, foi o ASSE 128 inverso da distância com um CDR de 2,19, o qual foi o menor CDR de todos os anos analisados (1998 - 2002).

Tabela 15 - Valores do Coeficiente de Desvio Relativo (CDR, %) para os mapas da produtividade da soja - 2000

Tipo de Interpolador	Tipo de amostragem					Media por tipo de interpolador
	AASE 128	AASE 64	AASE 32	AASA 64	AASA 32	
Krigagem	0	3,90	4,89	5,17	8,04	4,40
Inverso da distância ao quadrado	2,48	3,61	4,78	5,04	7,01	4,59
Inverso da distância	2,19	4,42	5,72	5,08	7,55	4,99
Polinomial	4,52	4,96	5,38	5,84	10,02	6,14
Média por tipo de amostragem	2,30	4,22	5,19	5,29	8,16	-

4.1.5.4 Análise do coeficiente de desvio relativo - 2001

Os resultados do CDR do ano de 2001 são apresentados na Tabela 16. Pode-se verificar por meio do CDR médio por tipo de amostragem que ele variou de 2,98 (AASE 128) a 9,19 (AASE 32). Mostrou-se, portanto, a amostragem AASE 32 como a menos recomendável. Novamente, em média, a diminuição do número de amostras correspondeu a um aumento no CDR e, portanto, a mapas mais dissimilares em relação ao padrão.

Ao se verificar as médias dos interpoladores dos CDRs, a krigagem e o inverso da distância ao quadrado apresentaram o melhor resultado (6,0), em relação aos outros interpoladores, indicando que o mapa de produtividade da soja do inverso da distância ao quadrado não é tão diferente do mapa temático da produtividade da soja da Krigagem, considerado como ideal. Já o interpolador do tipo polinomial, com CDR médio de 8,80, mostrou-se como o método menos confiável.

Observa-se ainda que o método que mais se aproximou do método AASE 128 Krigagem assumido como referência, foi o método AASE 128 inverso da distância, pois apresenta o menor valor dos CDRs (3,05). Já o método AASA 32 polinomial mostrou-se o menos recomendável para representar mapas temáticos.

Tabela 16 - Valores do Coeficiente de Desvio Relativo (CDR, %) para os mapas da produtividade da soja - 2001

Tipo de Interpolador	Tipo de amostragem					Média por tipo de interpolador
	AASE 128	AASE 64	AASE 32	AASA 64	AASA 32	
Krigagem	0	6,39	9,34	5,70	8,65	6,01
Inverso da distância ao quadrado	3,07	6,07	8,22	6,00	6,77	6,02
Inverso da distância	3,05	6,99	9,88	6,43	8,44	6,96
Polinomial	5,80	7,75	9,33	9,41	11,71	8,80
Média por tipo de amostragem	2,98	6,80	9,19	6,88	8,89	-

4.1.5.5 Análise do coeficiente de desvio relativo - 2002

Os resultados do CDR do ano de 2002 estão apresentados na Tabela 17. Nota-se através do CDR médio por tipo de amostragem a variação de 4,73 a 12,07, indicando o melhor resultado para AASE 128 com uma média de 4,73 e para a média de amostragem da AASA 32 como a menos recomendável, para esse tratamento. Novamente, em média a diminuição do número de amostras correspondeu a um aumento no CDR e, portanto, a mapas mais dissimilares em relação ao padrão.

Para a média por tipo de interpolador a Krigagem apresentou um CDR de 7,18 que, comparado com as outras médias, foi a melhor. Entretanto, a média do interpolador do CDR do inverso da distância ao quadrado foi o que mais se aproximou do interpolador do tipo krigagem, considerado como ideal. Verificou-se também que a média do interpolador do tipo polinomial com um CDR de 11,26 é o método menos confiável.

Verifica-se, na Tabela 17, que o método que mais se aproxima do método AASE 128 krigagem, considerado como ideal, é o método AASE 128 inverso da distância, com o CDR de menor valor (4,53).

Tabela 17 - Valores do Coeficiente de Desvio Relativo (CDR, %) para os mapas da produtividade da soja - 2002

Tipo de Interpolador	Tipo de amostragem					Media por tipo de interpolador
	AASE 128	AASE 64	AASE 32	AASA 64	AASA 32	
Krigagem	0	7,77	8,33	8,55	11,27	7,18
Inverso da distância ao quadrado	5,33	7,59	9,48	9,81	11,85	8,82
Inverso da distância	4,53	8,73	11,18	10,57	12,48	9,50
Polinomial	9,07	11,17	10,82	12,52	12,70	11,26
Média por tipo de amostragem	4,73	8,81	9,95	10,37	12,07	-

4.1.5.6 Análise das médias do coeficiente de desvio relativo (CDR) - 1998 a 2002

Os resultados das médias dos CDRs nos anos de 1998 a 2002 são apresentados na Tabela 18. Nota-se que o melhor resultado por tipo de interpolador foi para a krigagem (6,61), seguido pelo inverso da distância ao quadrado (7,17) e inverso da distância (7,94). Com relação ao tipo de amostragem o melhor resultado foi da grade AASE 128 (3,73), seguido pela AASE 64 (7,39). Os piores resultados foram para a grade AASE 32 (9,30) e AASA 32 (10,46).

Verifica-se, ainda, que para um mesmo número de amostras as grades AASE apresentaram um CDR inferior ao das grades AASA. Portanto, o sistema AASA apresentou um desempenho inferior ao AASE, contudo, o desempenho será ainda menor se fosse utilizada uma amostragem reduzida para a AASA.

Finalmente, a média da AASE 128 do interpolador inverso da distância, apresenta-se com um valor de CDR de 3,61, comparado com os outros interpoladores e com as outras amostras foi o que mais se aproximou da AASE 128 krigagem, considerado como referência.

Tabela 18 - Valores médios dos coeficientes de desvio relativo (CDR, %) para os mapas da produtividade da soja - 1998 a 2002

Tipo de Interpolador	Tipo de amostragem					Média por tipo de interpolador
	AASE 128	AASE 64	AASE 32	AASA 64	AASA 32	
Krigagem	0	6,83	8,98	7,02	10,20	6,61
Inverso da distância ao quadrado	4,04	6,53	8,66	7,38	9,23	7,17
Inverso da distância	3,61	7,54	10,15	7,97	10,41	7,94
Polinomial	7,29	8,65	9,43	10,39	12,01	9,55
Média por tipo de amostragem	3,73	7,39	9,30	8,19	10,46	-

5 CONCLUSÕES

Com base nos resultados obtidos nas análises, é possível concluir que:

- As diferentes grades de amostragem influenciaram a qualidade dos mapas temáticos, sendo que quanto maior o número de amostras melhor o detalhamento dos referidos mapas. Em outras palavras, em média à diminuição do número de amostras correspondeu a um aumento no Coeficiente de Desvio Relativo (CDR) e, portanto, a mapas mais dissimilares em relação ao padrão.
- Para o mesmo número de amostras o sistema Amostragem Alinhada Sistemática Estratificada (AASE) apresentou um CDR menor que Amostragem Alinhada Sistemática Aninhada (AASA). Entretanto, a idéia do sistema AASA é caracterizar a variabilidade espacial de uma amostragem, utilizando um número reduzido de amostras. Mas, mesmo com um número limitado de amostras o sistema AASA apresentou um desempenho inferior ao AASE. É de se esperar, um desempenho ainda menor se for utilizada uma amostragem reduzida para o AASA.
- O interpolador inverso da distância ao quadrado foi o que mais se aproximou do método assumido como referência, AASE 128 Krigagem. A amostragem que obteve o melhor resultado do CDR foi a AASA 128.
- Para utilizar todo o potencial da krigagem e esse método ser realmente recomendado é necessário que se tenha mais pontos, ou seja, acima de 128 amostras, para que um bom semivariograma seja construído, caso contrário pode-se usar o inverso da distância ao quadrado ou o inverso da distância como interpolador que se aproxima da Krigagem. De acordo

com o resultado das médias do CDR, nesse caso, não é recomendável usar o interpolador polinomial.

- A grade AASE 128 com interpolador inverso da distância é o que mais se aproxima, com os menores CDR, do método AASE 128 krigagem, considerado como referência.

REFERÊNCIAS

ABREU, S. L., et al. Variabilidade espacial de propriedades físico-hídricas do sol, da produtividade e da qualidade de grãos de trigo em Argissolo Franco Arenoso sob plantio direto. **Ciência Rural**, Santa Maria, v.33, n. 2, mar./abr, p.275-282. 2003.

BALASTREIRE, L. A. **O estado-da-arte da agricultura de precisão no Brasil**. (Simpósio de Agricultura de Precisão, 2, Piracicaba, 1999) Piracicaba, 2000. 224 p.

BECKER, T.; WEISPFENNIN, V. **GrSbner bases**: a computational approach to commutative algebra. Springer-Verlag, Berlin, 1993. v. 141, p. 79-104.

BERG, M. V. D.; KLAMT, E. Variabilidade espacial de características de solos na região do planalto médio, RS: I. Análise da variância por amostragem aninhada. **Revista Brasileira de Ciência do Solo, Campinas**, v. 21, p. 393-399. 1997.

BLACKMORE, B. S.; MAIRSHALL, C.J. Yield mapping; errors and algorithms. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 3., 1996, Minneapolis. **Proceedings...** Madison, WI: ASAE, 1996. p. 403-415.

BLACKMORE, S.; GODWIN, R, J.; TAYLOR, J. C.; COSSER, N. D.; WOOD, G. A.; EARL, R.; KNIGHT, S. Understanding variability in four field in the

United Kingdom. INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 4., 1998, Minnesota. **Proceedings...** WI: ASAE, 1998. p.3-18.

BOLFE, L. E; GOMES, V. B. J. - **Geoestatística como subsidio à implantação de agricultura de precisão**. Agronline.Artigo publicado em 24/02/2005. Disponível na internet em: <<http://www.agronline.com.br/artigos/>>. Acesso em: 27/05/2005.

BOTELHO, F. M; SILVA, R. C.; SCHOENINGER, R. E.; CENTENO, S. A. J. Comparação dos resultados de interpoladores “Vizinho mais próximo” e “Inverso de uma distância” no cálculo de volume a partir de dados do laser scanner. SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12., 2005, Goiânia, Brasil, **Anais...** Goiânia: INPE, 2005. p. 731-736.

BURROUGH, P. A. **Principles of geographical information systems for land resources assessment**. Oxford: Clarendon Press, 1987. 193 p.

CALIJURI, M. L.; RÖHM, S. A. **Sistemas de informações geográficas**. Viçosa – MG: CCET/DEC Universidade Federal de Viçosa. Imprensa Universitária, 1994. 34 p.

CAMARA, G.; MEDEIROS, J. S. Princípios básicos em geoprocessamento. In: ASSAD, E. D.; SANO, E. E. (Ed.). **Sistemas de informações geográficas: aplicações na agricultura**. 2. ed. ver. ampl. Brasília, DF: Embrapa-SPI: Embrapa-CPAC, 1998. p. 13-22.

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 of America Journal**, Madison, v. 58, p. 1501-1511, 1994.

CAMPO, P. **Agricultura de precisão**. Inovações do campo. Piracicaba. 2000. Disponível em: http://www1.portaldocampo.com.br/inovacoes/agric_precisao.htm. Acesso em: 06/05/2005.

CAMPOS, I. O. **Análise para o estabelecimento de modelos digitais de terreno - DTM**. São Carlos, 1994. 85 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Transportes) - Departamento de Transportes. Escola de Engenharia de São Carlos. Universidade de São Paulo.

CANGELOSI, V. **Basic statistics**. A real world approach. West Publishing Company, St. Paul, MN: 1979. Disponível em: <http://ewr.cee.vt.edu/environmental/teach/smprimer/design/sample.html>. Acesso em: 06/05/2005.

CANZIAN, E.; SARAIVA, A. M.; CUGNASCA, C. E. **Projeto de um monitor de semeadora com GPS para pesquisa em agricultura de precisão**. 1999. Disponível em: <http://www.pcs.usp.br/~laa/projetos.html>. Acesso em: 27/06/2005.

CAPELLI, N. L. **Agricultura de precisão** - Novas tecnologias para o processo produtivo. LIE/DMAQAG/ FEAGRI/UNICAMP, 1999. Disponível em: <http://wwwbases.cnptia.embrapa.br/cria/gip/gipap/capelli.doc>. Acesso em: 2/06/2005.

CLARK, I. **Practical geostatistics**. London: Applied Science Publishers.1979. 129 p.

CONGALTON, R. G. A comparison of sampling schemes used in generating error matrices for assessing the accuracy of maps generated from remotely sensed data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, Bethesda, v. 54 n. 5, p. 593-600, may 1988.

COSTA, J. A. Rendimento da soja aumenta 25kg/ha ao ano. **Jornal Diário Notícias**, Marília – SP, 05/03/2004.

CRESSIE, N. A.; HAWKINS, D. M. Robust estimation of the variogram. **Mathematical Geology**, New York, v. 12, p. 115.1980.

CRESSIE, N. Geostatistics. **American Statistician.**, Alexandria, v. 43, n. 4, p. 197-202.1989.

CRESSIE, N. **Statistics for spatial data**, Chichester: John Wiley, 1993.900 p.

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

EASTMAN, J. R. **IDRISI: Exercícios tutorais**. Editor da versão em português, Heinrich Hasenack. Porto Alegre: UFRGS - Centro de Ecologia, 1994. 109 p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA – EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Soja - CNPSo. **Sistema de Produção**. Tecnologias de produção de soja – Paraná 2005. Londrina, Embrapa Soja, 2004. 281 p.

ESTAT UNB CONSULTORIA. Empresa Júnior de Consultoria Estatística. **Amostragem**. Brasília – DF: Universidade de Brasília. Estat UNB Consultoria, 1995. 29 p.

FARIA, B. M. C.; SILVA, J. D. **Amostragem para análise de fertilidade do solo em cultivo irrigado de fruteiras**. Artigo publicado na revista Agronline. 28/12/2003. Disponível em: <<http://www.agronline.com.br/artigos/>>. Acesso em: 27/05/2005.

FERNANDEZ, P. V; YOUSSEF, N. A.; **Matemática**. Curso completo. 2., ed. São Paulo – SP: Scipione, 1991.429 p.

GILBERT. R. O. **Statistical methods for environmental pollution monitoring**. NewYork: Van Nostrand Reinhold, 1987. 98 p.

GIS. **Dicionário eletrônico**. Disponível em: <<http://www.kam.to/kam/services/gisdictionary.cfm>>. Acesso em: 09/06/2005.

GOMES, P. F. **Curso de estatística experimental**. 14., ed. Piracicaba: Livraria Nobel S. A., 2000. 477p.

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

GUERRA, P. A. G. **Geoestatística operacional**. Brasília: Departamento Nacional de Produção Mineral, 1988. 145 p.

GUIMARÃES, E.C. **Variabilidade espacial de atributos de um Latossolo Vermelho Escuro textura argilosa da região do cerrado, submetido ao plantio direto e ao plantio convencional**. Campinas – SP, 2000. 90 f. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) - Universidade Estadual de Campinas.

HAMLETT, J. M.; HORTON, R.; CRESSIE, N. A. C. Resistant end exploratory techniques for use in semivariograma analyses. **Soil Science Society of America Journal**. Madison, v. 50, p. 868 –875, 1986.

HESTER et al. **Field Methods in Archaeology**. 7., ed. California, Mountain View: Mayfield Publishing Company, 1997.

ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA; R. M. **Applied geostatistics**. 1., ed. Oxford: Oxford University Press, 1989. 561 p.

JOHANN, J. A. **Variabilidade espacial dos atributos do solo e da produtividade em uma área piloto sob cultivo convencional e de agricultura de precisão**. Cascavel - PR, 2001. 89 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) – Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas, Universidade Estadual do Oeste do Paraná.

JOHANN, J. A., OPAZO, U. A. M., SOUZA, G. E., ROCHA, V. J. Variabilidade espacial dos atributos físicos do solo e da produtividade em um Latossolo Bruno distrófico da região Cascavel, PR. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande-PB, v. 8, n. 2-3, p. 212-219, maio/dez. 2004. ISSN 1415-4366.

JOURNEL, A. G.; HUIJBREGTS, C. J. **Mining geostatistics**. London: Academic Press. 1978. 600 p.

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

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

LANDIM, P.M.B. **Análise estatística de dados geológicos**. São Paulo: UNESP, 1998. 226 p.

LOPES, A. S.; GUILHERME, L .R. G. **Interpretação de análise do solo: Conceito e aplicação**. Lavras: Associação Nacional para Difusão de Adubos - ANDA. Boletim técnico nº 2. Julho de 1992. 45 p

MANZATTO, C. V.; BHERING, S. B.; SIMOES, M. **Agricultura de precisão: propostas e ações da Embrapa solos**. 1999. Disponível em: <<http://www.cnps.embrapa.br/search/pesqs/proj01/proj01.html>> Acesso em: 06/04/2005.

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

MATTAR, F. **Pesquisa de marketing**. São Paulo: Ed. Atlas. 1996. 134 p.

MENEGATTI, L. A. A; MOLLIN, P. J. Remoção de erros em mapas de produtividade via filtragem de dados brutos. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande - PB, v. 8, n. 1, p. 126-134. 2004.

MILANI, C.I.D. **Variabilidade espacial da infiltração da água no solo e correlação do milho**. Cascavel - PR, 2005. 123 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) – Centro de Ciências Exatas re Tecnológicas, Universidade Estadual do Oeste do Paraná.

MOLIN, J. P. O que mudou de ontem para hoje. **Campo Aberto**, Canoas – RS, v. 18, p. 28 - 29, 01 nov. 2004.

MOLIN, J. P. **Agricultura de precisão**. O gerenciamento da variabilidade. Piracicaba: USP - *Campus* Luiz de Queiros, 2001. Reimpressão, 2003. 83 p.

NOGUEIRA, R. N.; SILVEIRA R. J. C.; PEREIRA, R. S. Georreferenciamento de mapas temáticos e imagens de satélites no aplicativo IDRISI. **Revista Brasileira de Agrociência**, Santa Maria, v. 3, n. 3, p.99-106. 1997.

OLIVEIRA; V. M. T. Amostragem não probabilística: adequação de situações para uso e limitações de amostras por conveniência, julgamento e quotas. **Revista Administração On Line, Prática - Pesquisa – Ensino**. FECAP, São Paulo, v. 2, n. 3. (julho/agosto/setembro - 2001). ISSN 1517-7912.

OPAZO, U. A. M, KAVANAGH, R.C. **Ajuste de modelos teóricos a semivariogramas experimentais utilizando mínimos quadrados ordinários e ponderados**. In: Segundo Congreso Internacional de Matemática Aplicada y Computacion II CIMAC, 2003, Lima. Segundo Congreso Internacional de Matemática Aplicada y Computacion II CIMAC. Lima-Peru : Editora San Marcos, 2003. v. 1. p. 1-8.

PANNATIER, Y. **Variowin 2.2**: Software for spatial data analysis in 2D. New York: Springer, 1996. 96 p.

QUEIROS, E. J; CRUCIANI, E. D; LIBARDI, L. P. Variabilidade espacial da porosidade drenável de um solo de várzea, no município de Piracicaba, estado de São Paulo. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, UFPB, Campina Grande - PB, v. 3, n. 2, p.135-139, 1999.

RAIJ, V. B. **Fertilidade do solo e adubação**. São Paulo; Piracicaba: Ceres; Potafos, 1991. 343 p.

REICHARDT, K.; TIMM, L. C. **Solo, planta e atmosfera**: conceitos, processos e aplicação. Arueri – SP: Manole, 2004. 478 p.

RESENDE, V. A. **Manejo da fertilidade dos solos de cerrado: o próximo desafio**. 2004. Disponível em: <<http://www.paginarural.com.br/artigos>> Acesso em: 09/04/2005.

RIBEIRO JÚNIOR, P. J. **Métodos geoestatísticos no estudo da variabilidade espacial de parâmetros do solo**. Piracicaba, 1995. 99 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia) – Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo.

RIBEIRO, L. A. **Formas de Amostragem**. UFPA, Universidade Federal do Pará, 2004. 82 p.

SEARCY, S.W. **Precision farming**: A new approach to crop management. Texas: Texas Agricultural Extension Service. The Texas A & M University System, 1997. p. 4.

SHARMA, T. **Spatial Interpolation Techniques in GIS** . 1999. Disponível em: <<http://www.geog.ubc.ca/courses/klink/gis.notes/ncgia/u40.html>> Acesso em: 29/04/2005.

SILVA, E. A. A.; OPAZO, M. A. L. U.; ROCHA, J. V.; SOUZA, E. G. Um Estimador Robusto e o Semivariograma Cruzado na Análise de Variabilidade Espacial de Atributos de Solo e Planta. **Acta Scientiarum**, Maringá, v. 25, n. 2, p. 365-371, 2003.

SILVA, M. C. P.; CHAVES, G. H. L. Avaliação e variabilidade espacial de fósforo, potássio e matéria orgânica em Alissolos. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande - PB, v. 5, n.3, p. 431-436, 2001.

SIQUEIRA, O. J; MOREIRA, S. M. F.; LOPES, S. A. Inter-relação fertilidade, biologia do solo e nutrição mineral de plantas: base para um novo paradigma na agrotecnologia do século XXI. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Lavras – MG. Universidade Federal de Lavras MG, p 1-10. 1999.

SLUTER, R. C. Sistema especialista para geração de mapas temáticos. **Revista Brasileira de Cartografia**, Curitiba - PR, Universidade Federal do Paraná. Departamento de Geomática. n. 53, p. 45-64, dez. 2001.

SOUZA, E. G. Tecnologia na agricultura de precisão. **Revista COOPAVEL**. O Show de Tecnologia. Cascavel - PR, Edição Show Rural COOPAVEL, p. 70-71, fev. 2005.

SOUZA, E. G.; JOHANN, J. A.; ROCHA, J. V.; RIBEIRO, S. R. A.; SILVA, M. S.; OPAZO, M. A. U.; MOLIN, J. P.; OLIVEIRA, E. F.; Nóbrega, L. H. P. Variabilidade espacial dos atributos químicos do solo em um Latossolo Roxo distrófico na região de Cascavel - PR. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 8, n. 3, p. 80-92, 1999.

SOUZA, E. C. B. **Análises temporais de alta precisão utilizando GPS para avaliação das variações volumétricas ocorridas no ISTMO da Ilha do Mel** . Curitiba, 2002. 149 f. Dissertação (Mestrado em Ciência Geodésia) – Universidade Federal do Paraná.

STURARO, J. R. **Mapeamento geostatístico de propriedades Geológico-Geotécnicas obtidas de sondagens de simples reconhecimento**. São Carlos , 1995. 183 f. Tese (Doutorado em Geotecnia) - Escola de Engenharia de São Carlos - USP

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

VALE, R. F.; FURTINI, N. E. A.; RESENDE, V. A.; GUILHERME, G. R. L.; GUEDES, A. A. G. **Fertilidade do solo**. Lavras: UFLA; Fundação de Apoio ao Ensino, Pesquisa e Extensão - FAEPE, 2001. p. 343-350.

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

VIEIRA, S.R. **Geoestatística**: Curso de extensão universitária. Botucatu: UNESP. 1996, 166 p.

VIEIRA, S. R. Variabilidade espacial de argila, silte e atributos químicos em uma parcela experimental de um latossolo roxo de Campinas - SP. **Bragantia**, Campinas - SP, v. 56, n. 1, p. 1-17, 1997.

VIEIRA, S. **Estatística experimental**. 3. ed. São Paulo – SP: Atlas, 1999. 467 p.

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

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

WALDRON, S. **Interpolation polynomial multivariate**. 2002. Disponível em: <<http://www.math.auckland.ac.nz/~waldron/Multivariate/multivariate.html>>.

Acesso em 07/06/2005.

WEBSTER, R.; OLIVER, M.A. **Statistical methods in soil and land resource survey**. Oxford: oxford University Press, 1990. 316 p.

WEISSTEIN, W. E. **Lagrange que interpolating o polynomial**. Do recurso da correia fotorreceptora do Wolfram Do --A de MathWorld. 1999. Disponível em: <http://mathworld.wolfram.com/LagrangeInterpolatingPolynomial.html>.

Acesso em: 06/07/2005.

WOLFRAM, Centro de Informação de Matemática. Pesquisa 2005. **Interpolating Polynomial**. Disponível em: http://216.239.37.104/translate_c?hl=pt-BR&u=http://www.wolfram.com/.

Acesso em: 05/07/2005.

WOLLENHAUPT, N. C.; MULLA, D. J.; CRAWFORD, G. Soil sampling and interpolation. techniques for mapping spatial variability of soil properties. In: PIERCE, F. J., SADLER, E. J. **The state of site-specific management for agriculture**. Madison: ASA-CSSA- SSSA, 1997. p. 19-53.

APÊNDICES

APÊNDICE A - BOXPLOTS DOS DADOS DA PRODUTIVIDADE DA SOJA - 1998 a 2002

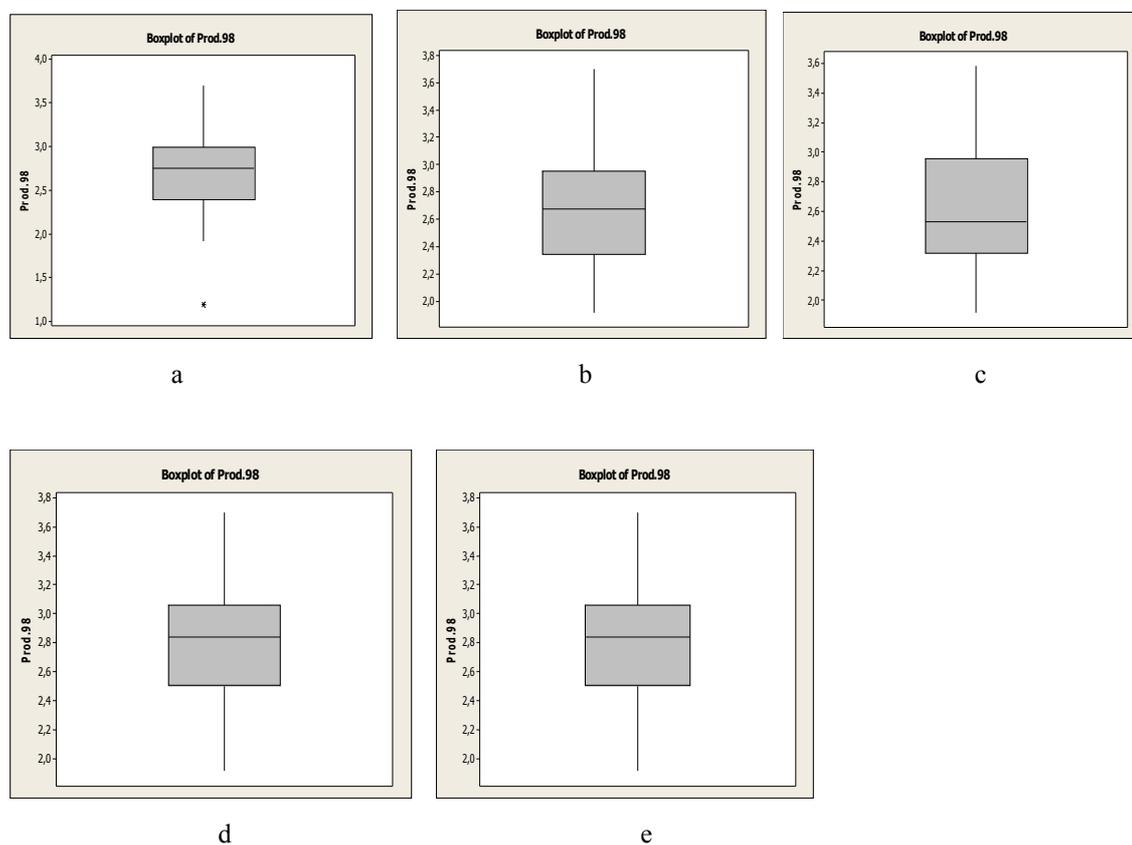


Figura 35. Boxplots dos dados da produtividade da soja no ano 1998 de acordo com o tipo e número de amostras; a) AASE 128, b) AASE 64, c) AASE 32, d) AASA 64, e) AASA 32.

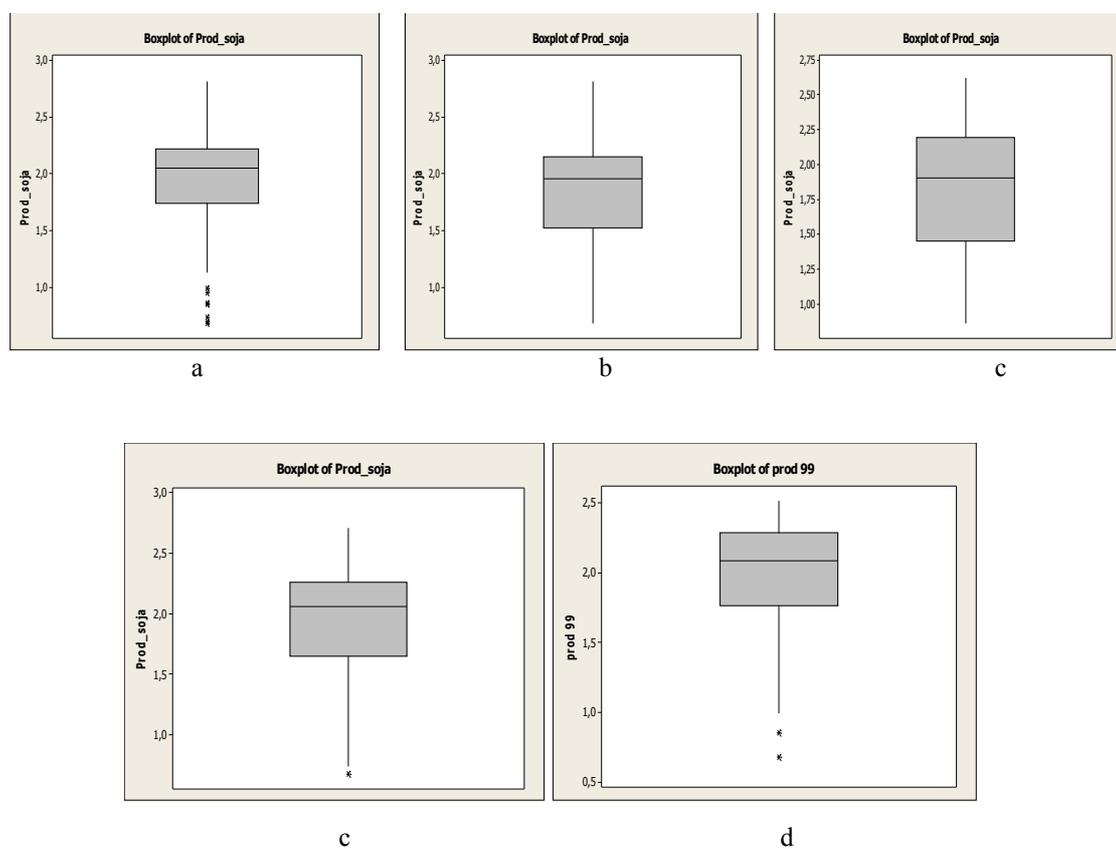


Figura 36. Boxplots dos dados da produtividade da soja no ano 1999 de acordo com o tipo e numero de amostras; a) AASE 128, b)AASE 64, c)AASE 32, d)AASA 64, e)AASA 32.

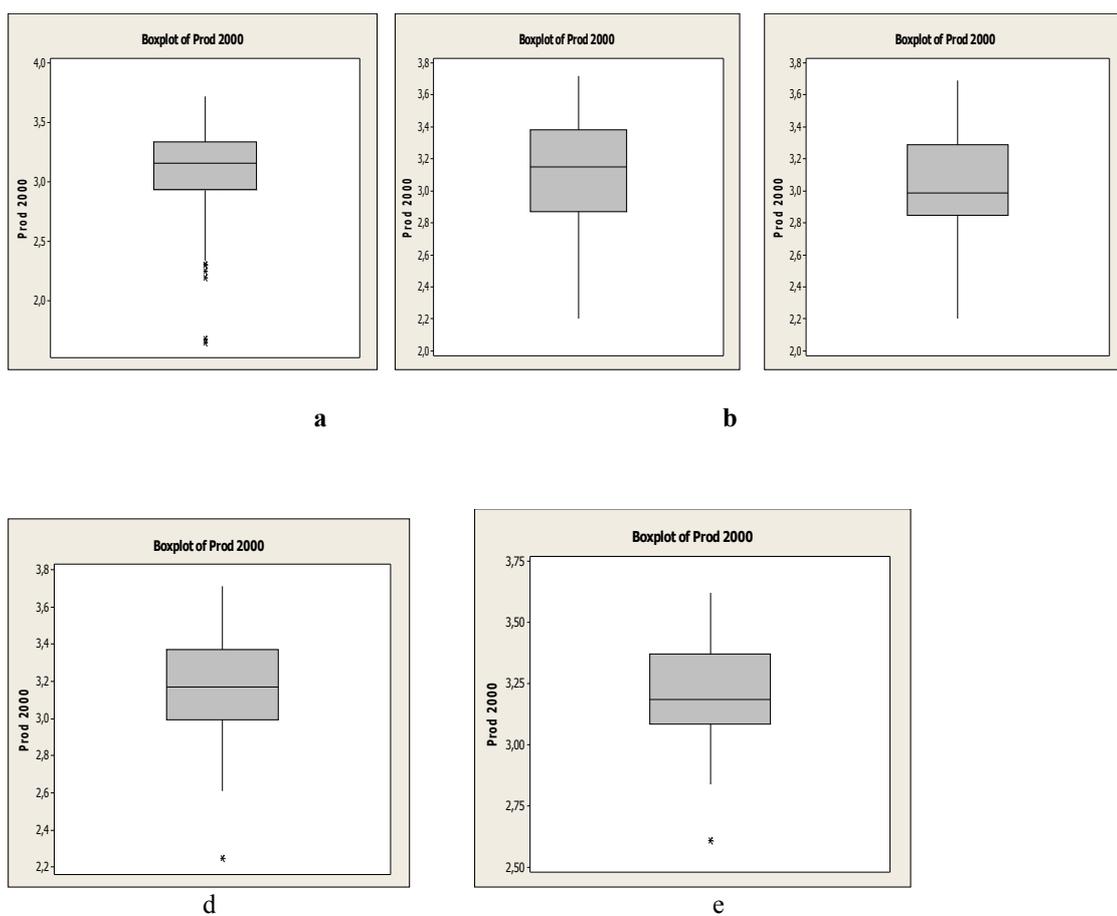


Figura 37. Boxplots dos dados da produtividade da soja no ano 2000 de acordo com o tipo e numero de amostras ; a) AASE 128, b)AASE 64, c)AASE 32, d)AASA 64, e)AASA 32.

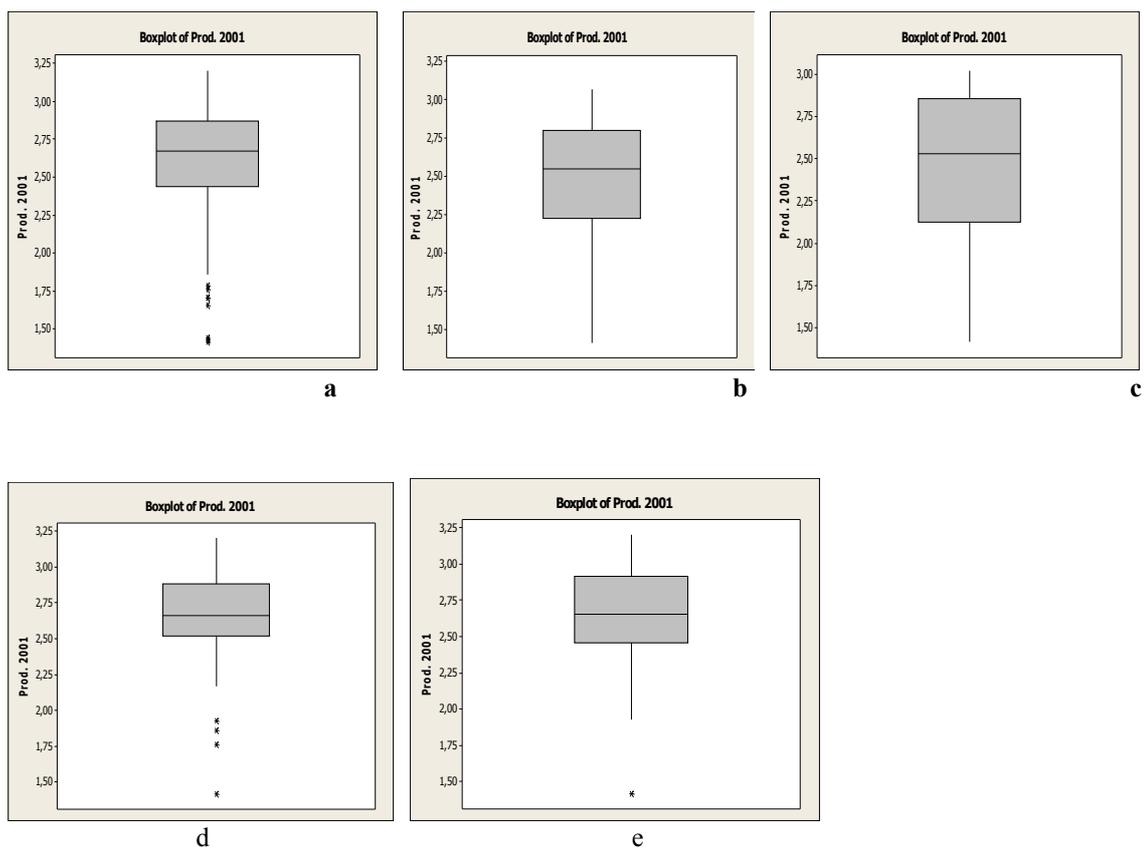


Figura 38. Boxplots dos dados da produtividade da soja no ano 2001 de acordo com o tipo e numero de amostras; a) AASE 128, b)AASE 64, c)AASE 32, d)AASA 64, e)AASA 32.

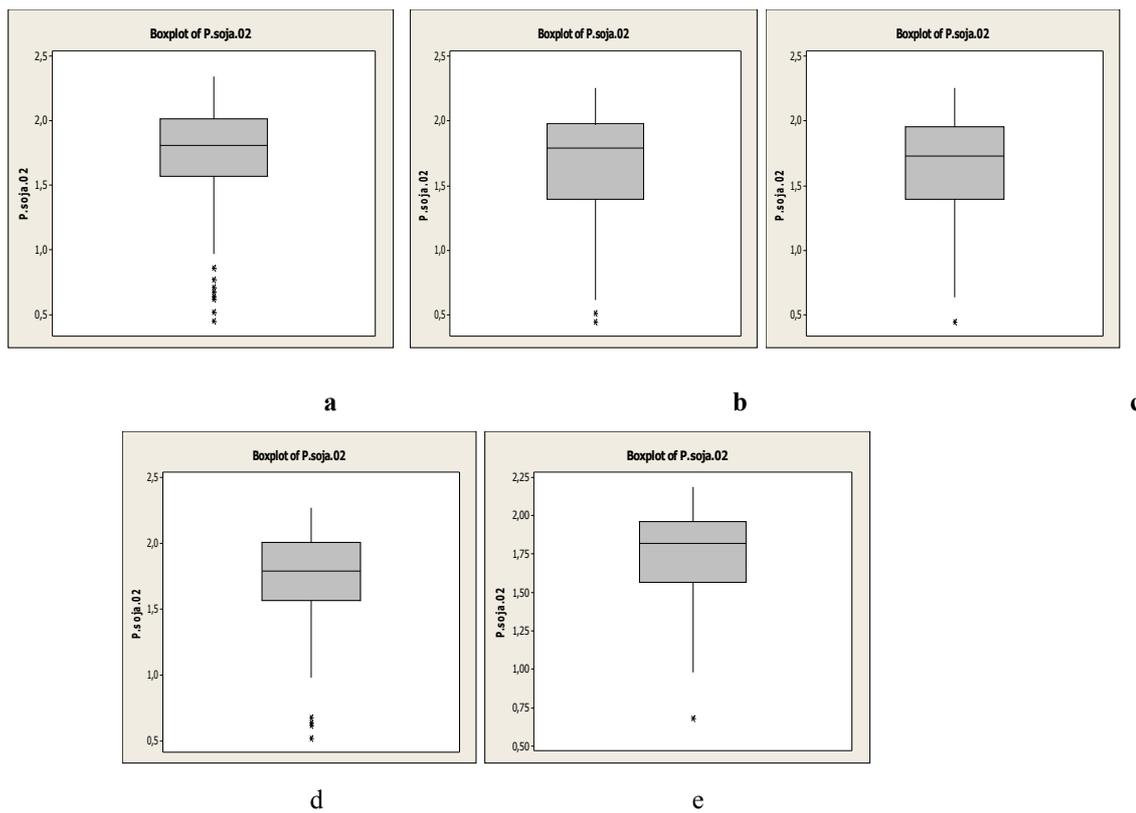
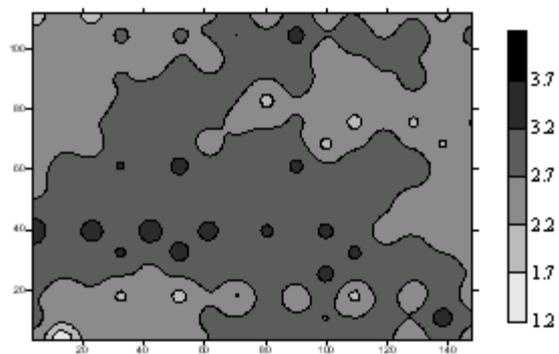
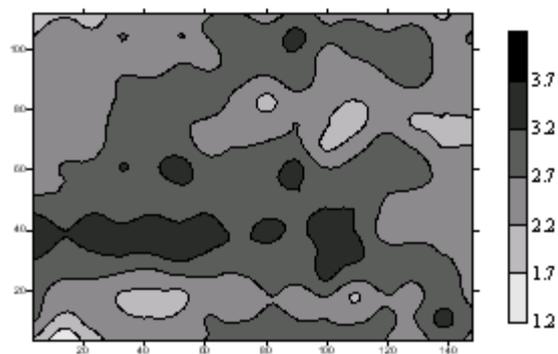


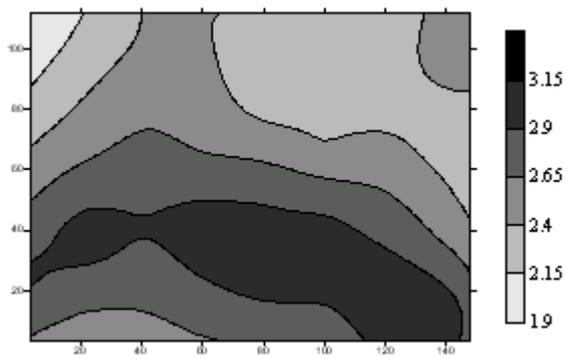
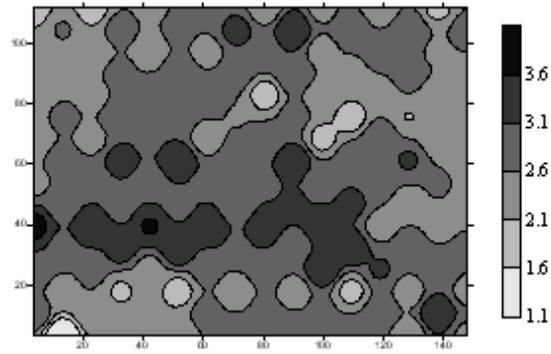
Figura 39. Boxplots dos dados da produtividade da soja no ano 2002 de acordo com o tipo e numero de amostras; a) AASE 128, b)AASE 64, c)AASE 32, d)AASA 64, e)AASA 32.

APÊNDICE B - MAPAS TEMÁTICOS DA PRODUTIVIDADE DA SOJA 1998 - 2002



a) Krigagem

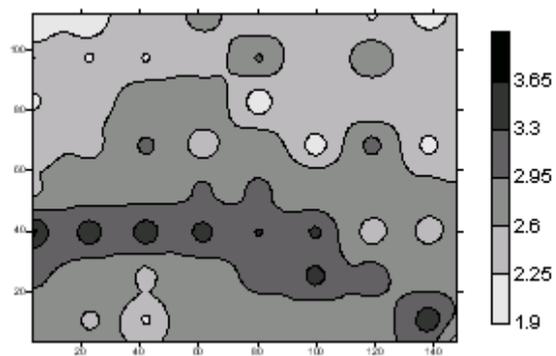
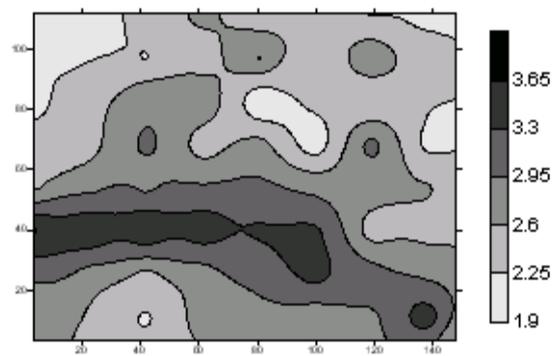
b) Inverso da distância ao quadrado



c) Inverso da distância

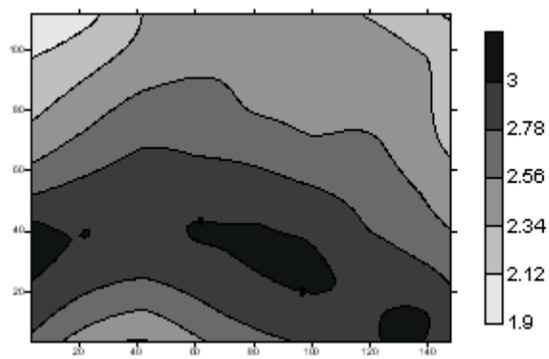
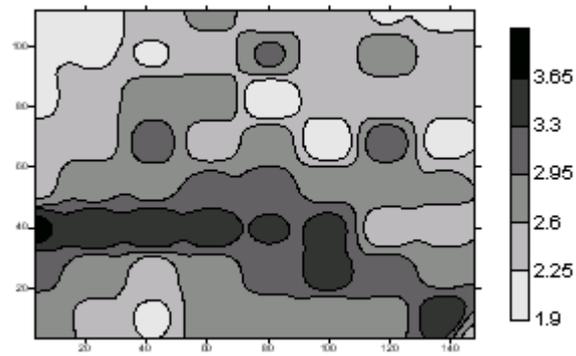
d) Polinomial

Figura 40. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 1998 com tratamento AASE 128; a) AASE 128 krigagem, b) AASE 128 inverso da distância ao quadrado, c) AASE 128 inverso da distância, d) AASE 128 polinomial



a) Krigagem

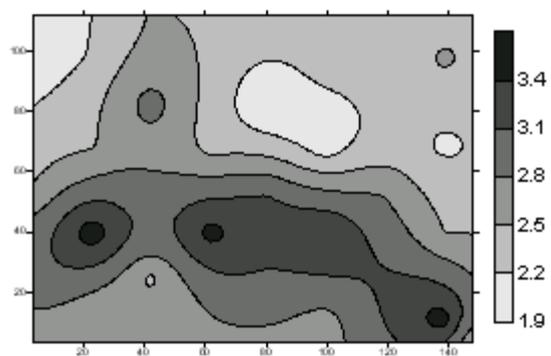
b) Inverso da distância ao quadrado



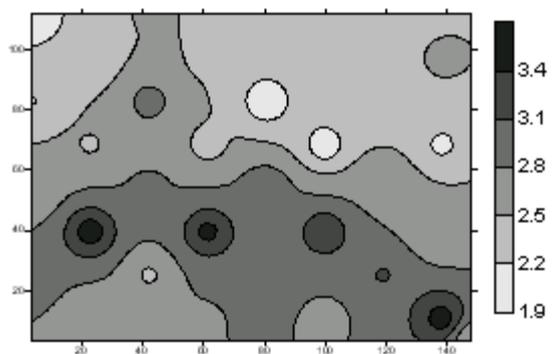
c) Inverso da distância

d) Polinomial

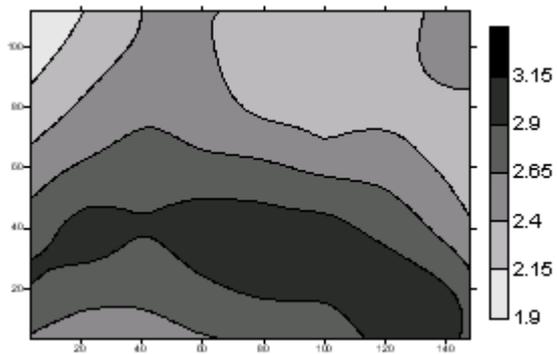
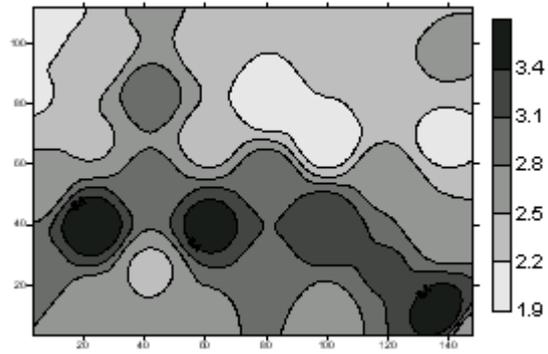
Figura 41. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 1998 com tratamento AASE 64; a)AASE 64 krigagem, b) AASE 64 inverso da distância ao quadrado, c)AASE 64 inverso da distância, d) AASE 64 polinomial



a) Krigagem



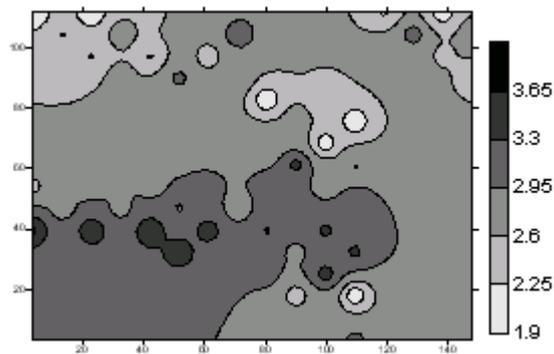
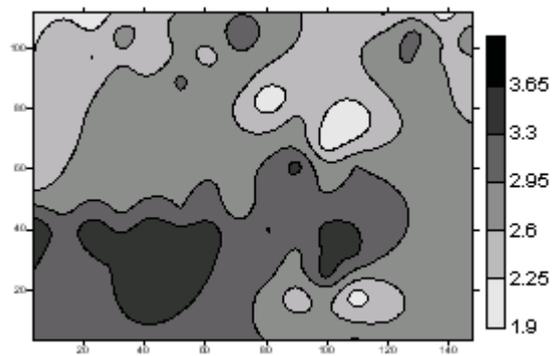
b) Inverso da distância ao quadrado



c) Inverso da distância

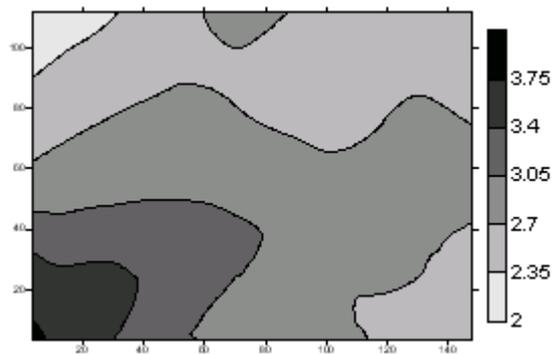
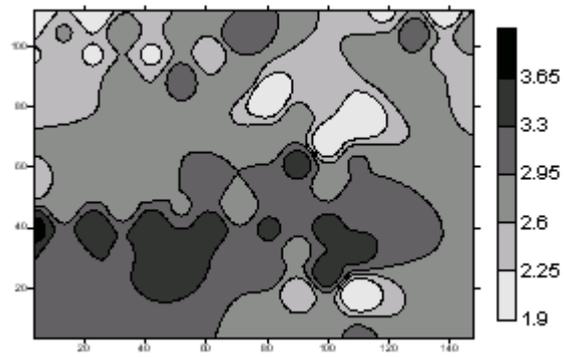
d) Polinomial

Figura 42. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 1998 com tratamento AASE 32. a) AASE 32 krigagem, b) AASE 32 inverso da distância ao quadrado, c) AASE 32 inverso da distância, d) AASE 32 polinomial



a) Krigagem
quadrado

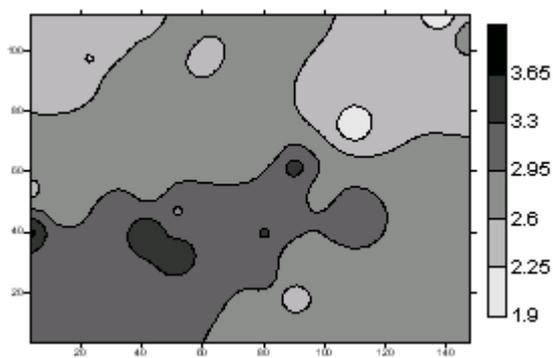
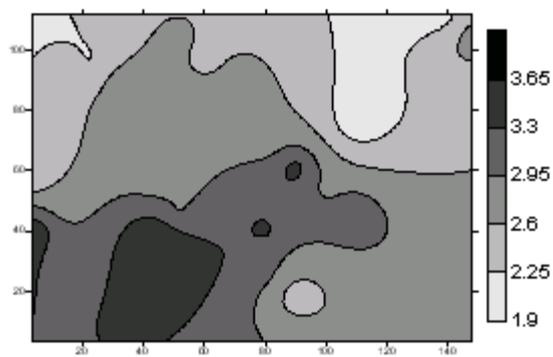
b) Inverso da distância ao



c) Inverso da distância

d) Polinomial

Figura 43. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 1998 com tratamento AASA 64; a) AASA 64 krigagem, b) AASA 64 inverso da distância ao quadrado, c) AASA 64 inverso da distância, d) AASA 64 polinomial



a) Krigagem

b) Inverso da distância ao quadrado

quadrado

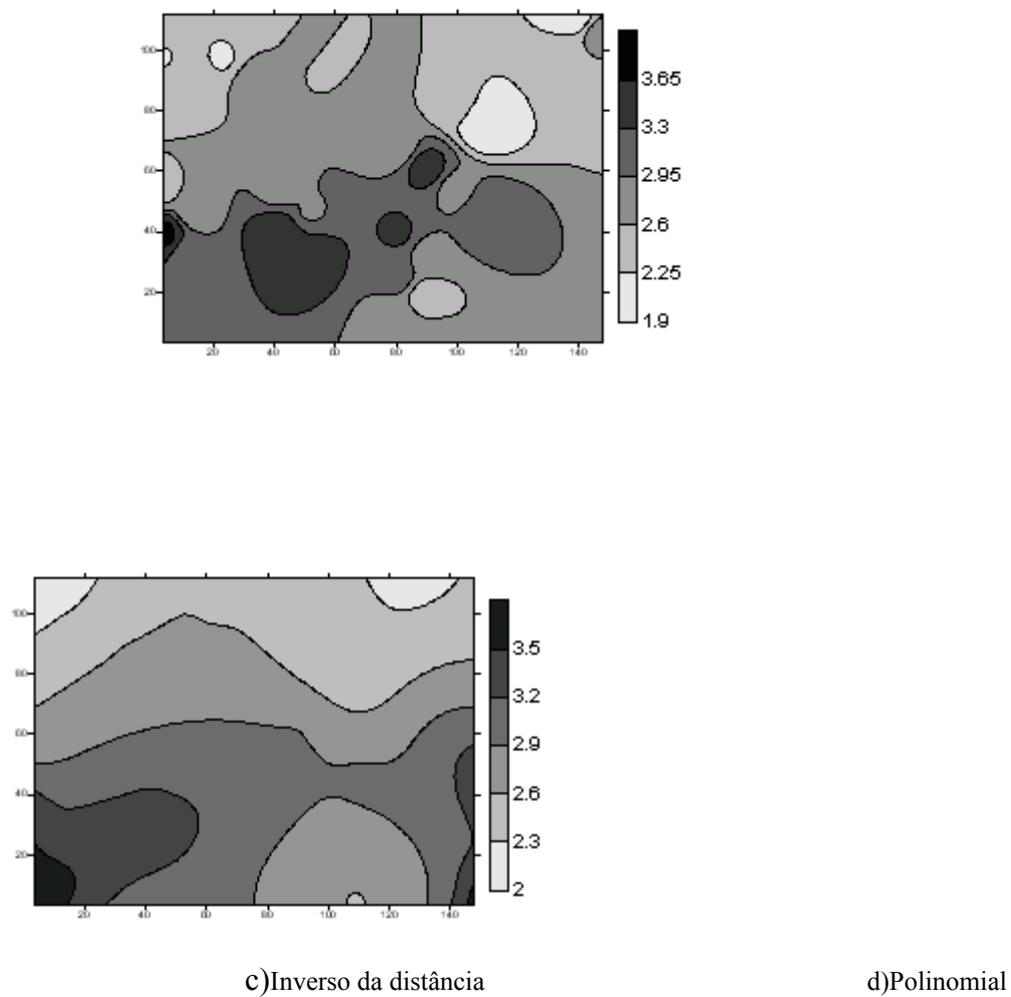
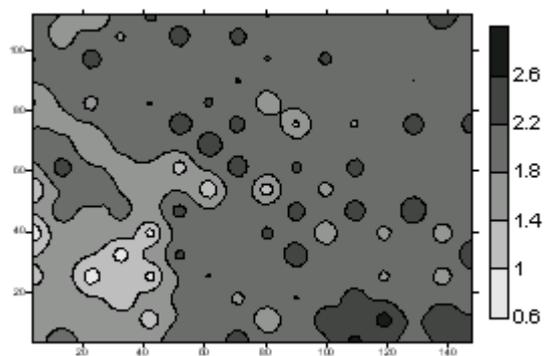
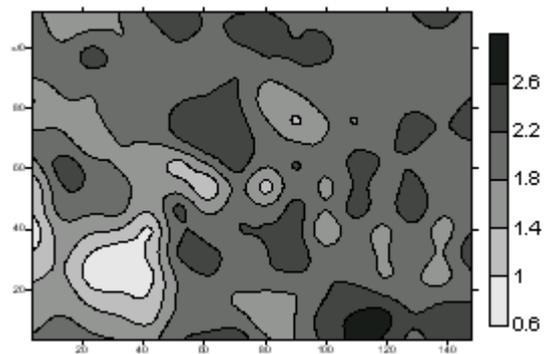


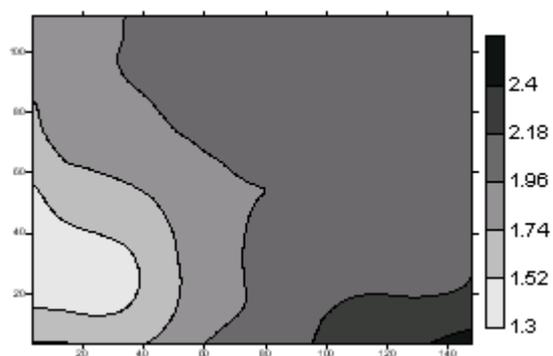
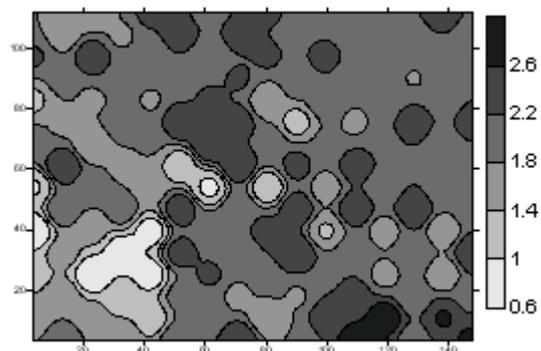
Figura 44. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 1998 com tratamento AASA 32; a)AASA 32 krigagem, b) AASA 32 inverso da distância ao quadrado, c)AASA 32 inverso da distância, d) AASA 32 polinomial

5.1



a) Krigagem

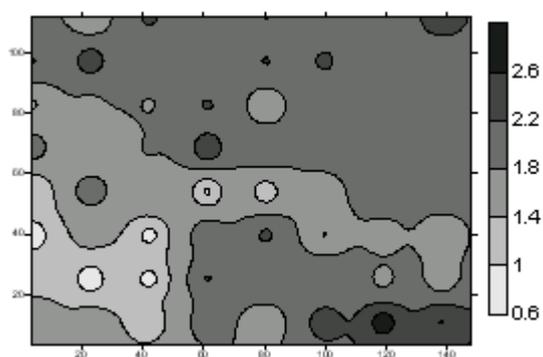
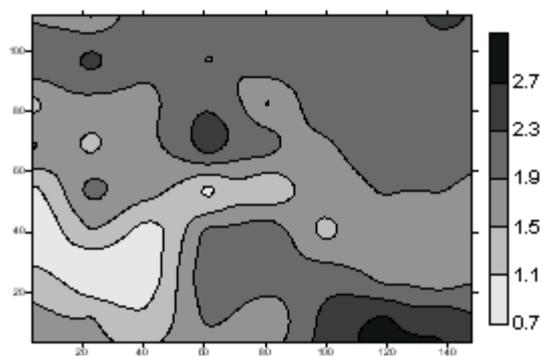
b) Inverso da distância ao quadrado



c) Inverso da distância

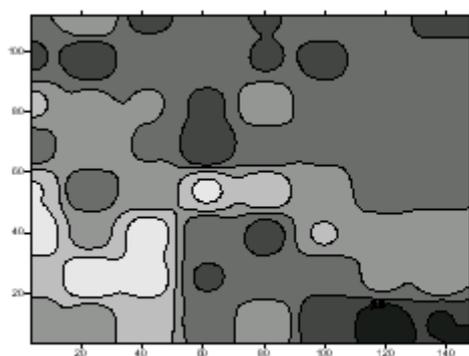
d) Polinomial

Figura 45. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 1999 com tratamento AASE 128; a)AASE 128 krigagem, b) AASE 128 inverso da distância ao quadrado, c)AASE 128 inverso da distância, d) AASE 128 polinomial

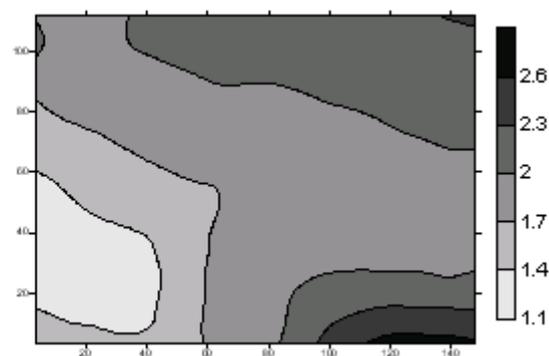


a)Krigagem

b) Inverso da distância ao quadrado

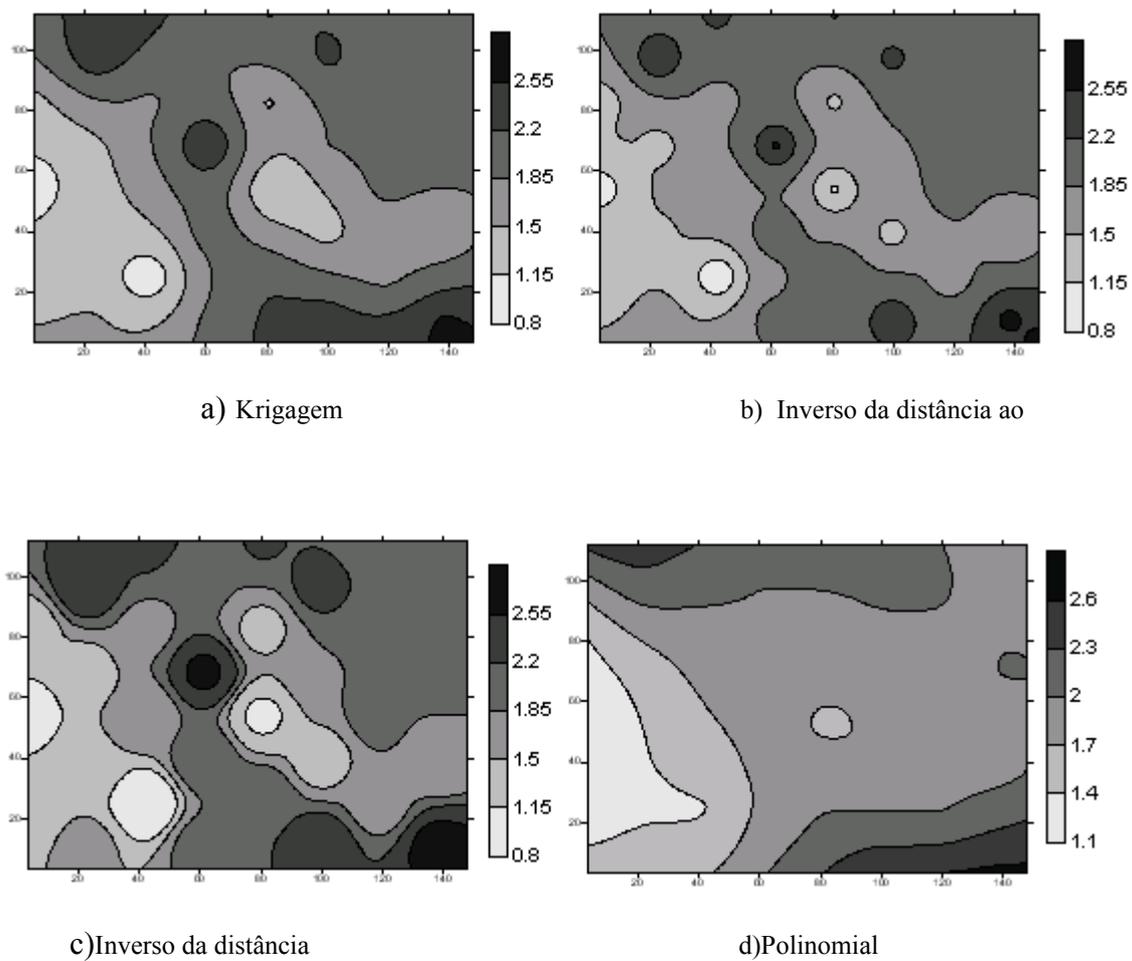


c)Inverso da distância



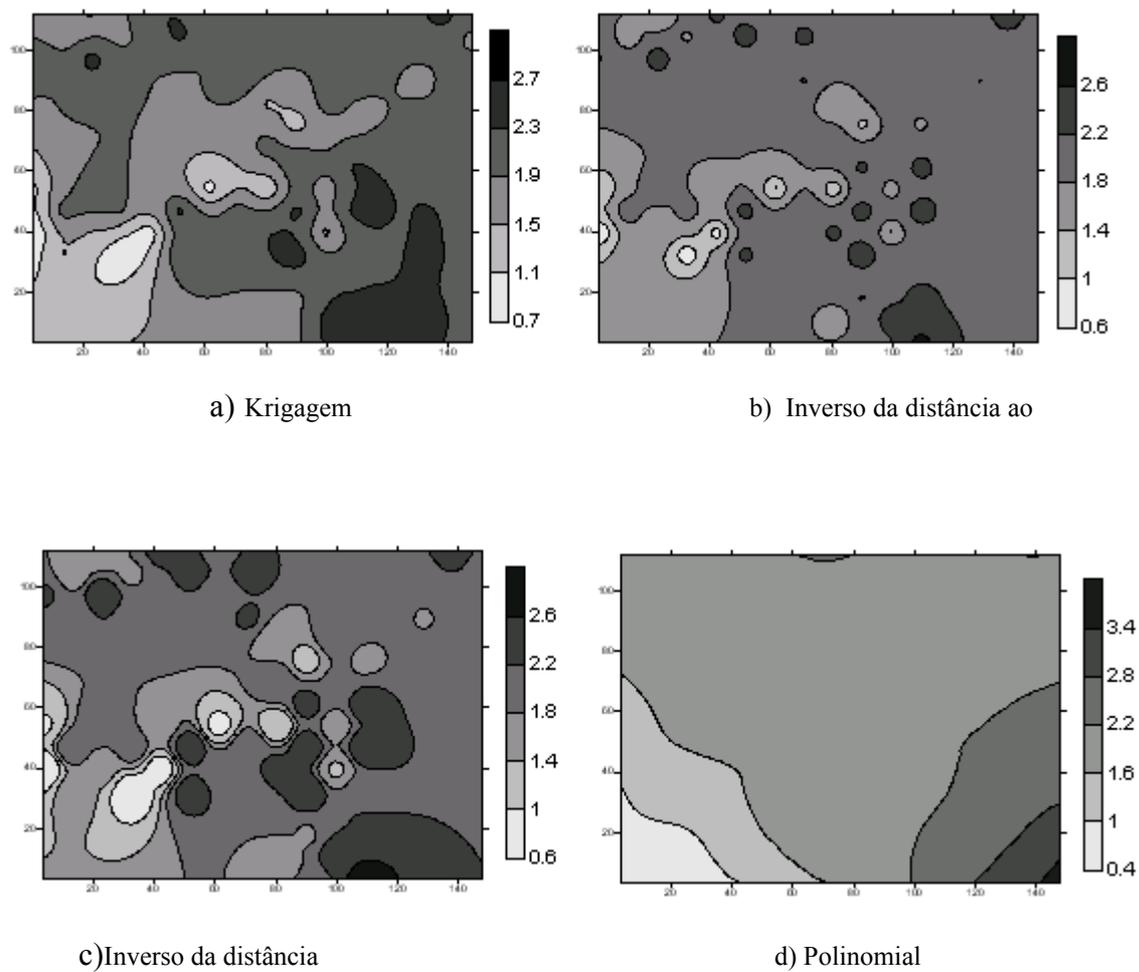
d)Polinomial

Figura 46. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 1999 com tratamento AASE 64; a)AASE 64 krigagem, b) AASE 64 inverso da distância ao quadrado, c)AASE 64 inverso da distância, d) AASE 64 polinomial



quadrado

Figura 47. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 1999 com tratamento AASE 32; a)AASE 32 krigagem, b) AASE 32 inverso da distância ao quadrado, c)AASE 32 inverso da distância, d) AASE 32 polinomial



quadrado

Figura 48. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 1999 com tratamento AASA 64; a)AASA 64 krigagem, b) AASA 64 inverso da distância ao quadrado, c)AASA 64 inverso da distância, d) AASA 64 polinomial

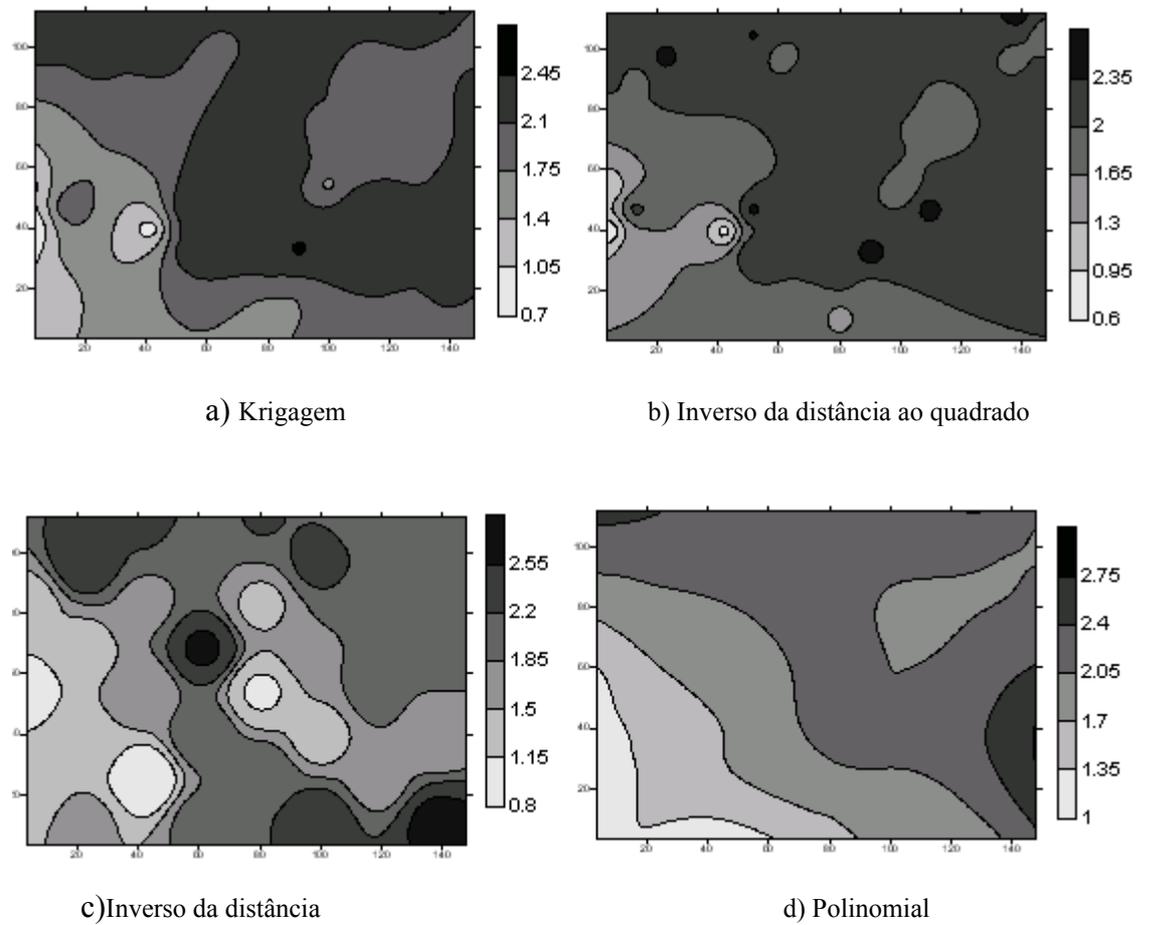
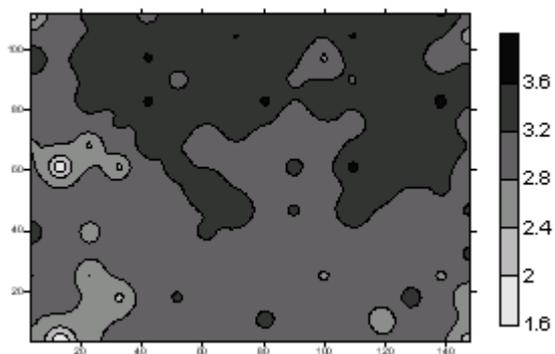
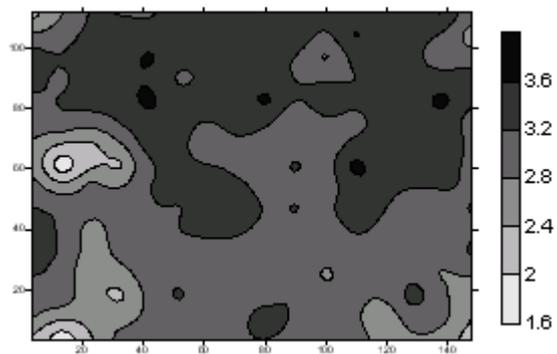


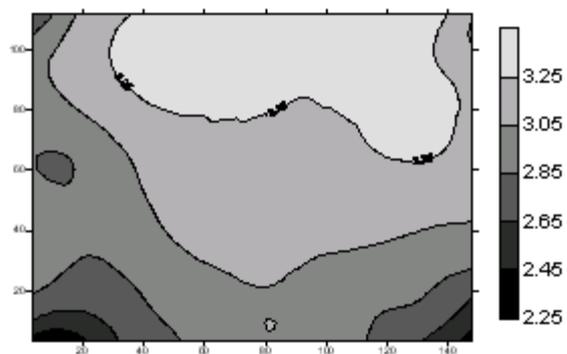
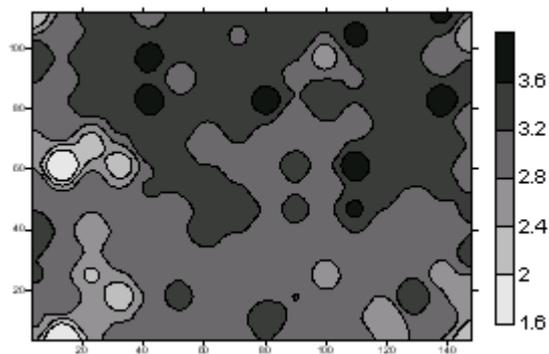
Figura 49. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 1999 com tratamento AASA 32; a)AASA 32 krigagem, b) AASA 32 inverso da distância ao quadrado, c)AASA 32 inverso da distância, d) AASA 32 polinomial



quadrado

a) Krigagem

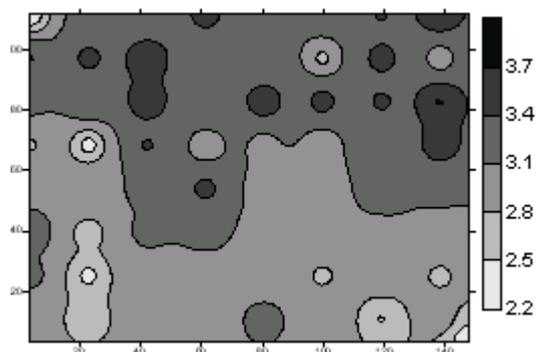
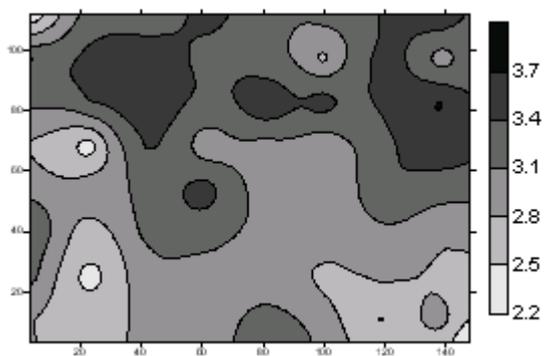
b) Inverso da distância ao



c) Inverso da distância

d) Polinomial

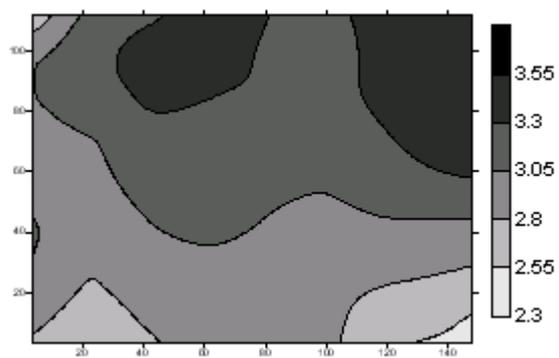
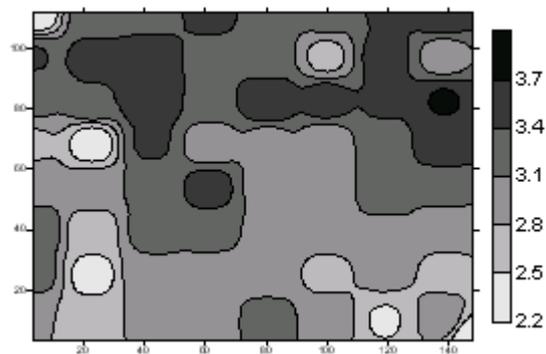
Figura 50. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 2000 com tratamento AASE 128; a) AASE 128 krigagem, b) AASE 128 inverso da distância ao quadrado, c) AASE 128 inverso da distância, d) AASE 128 polinomial



a) Krigagem

quadrado

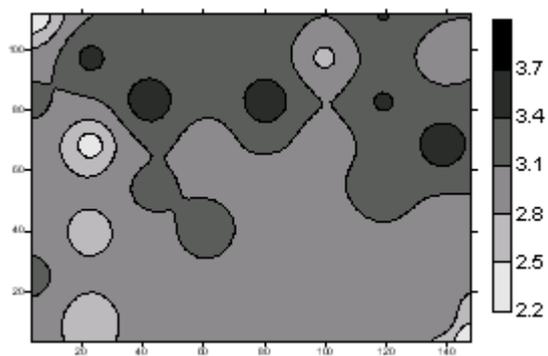
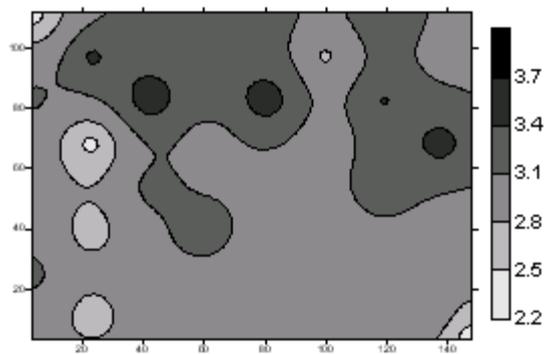
b) Inverso da distância ao



c) Inverso da distância

d) Polinomial

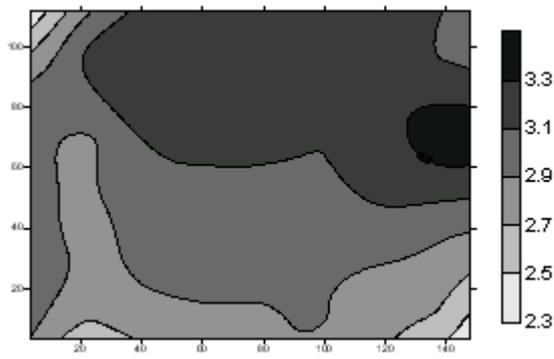
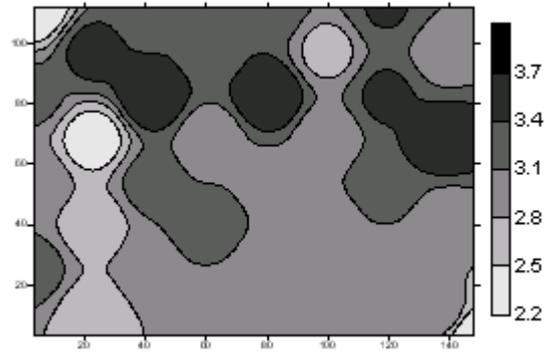
Figura 51. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 2000 com tratamento AASE 64; a) AASE 64 krigagem, b) AASE 64 inverso da distância ao quadrado, c) AASE 64 inverso da distância, d) AASE 64 polinomial



quadrado

a) Krigagem

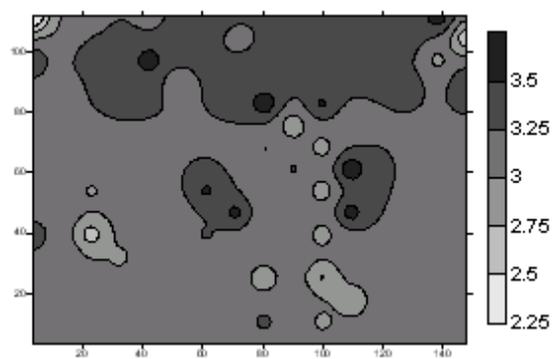
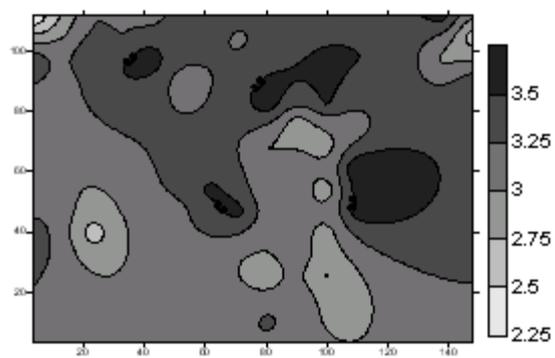
b) Inverso da distância ao



c) Inverso da distância

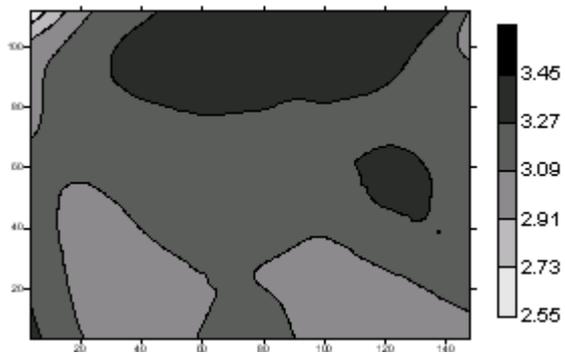
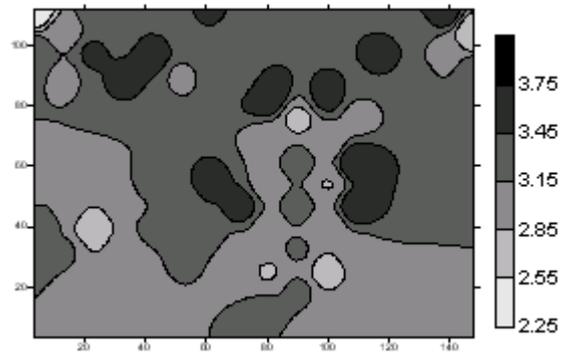
d) Polinomial

Figura 52. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 2000 com tratamento AASE 32; a) AASE 32 krigagem, b) AASE 32 inverso da distância ao quadrado, c) AASE 32 inverso da distância, d) AASE 32 polinomial



a) Krigagem

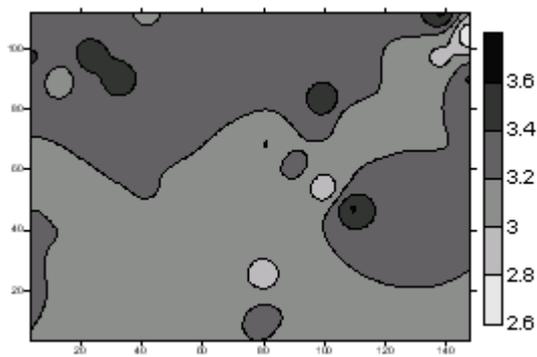
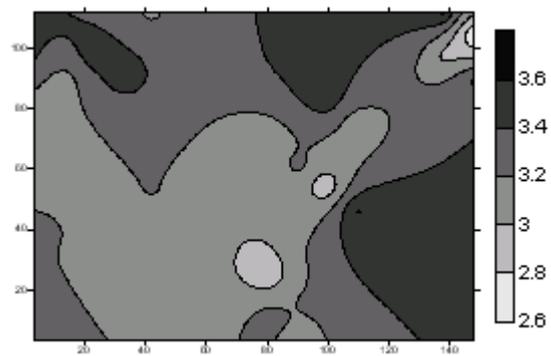
b) Inverso da distância ao quadrado



c) Inverso da distância

d) Polinomial

Figura 53. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 2000 com tratamento AASA 64; a) AASA 64 krigagem, b) AASA 64 inverso da distância ao quadrado, c) AASA 64 inverso da distância, d) AASA 64 polinomial



a) Krigagem

b) Inverso da distância ao

quadrado

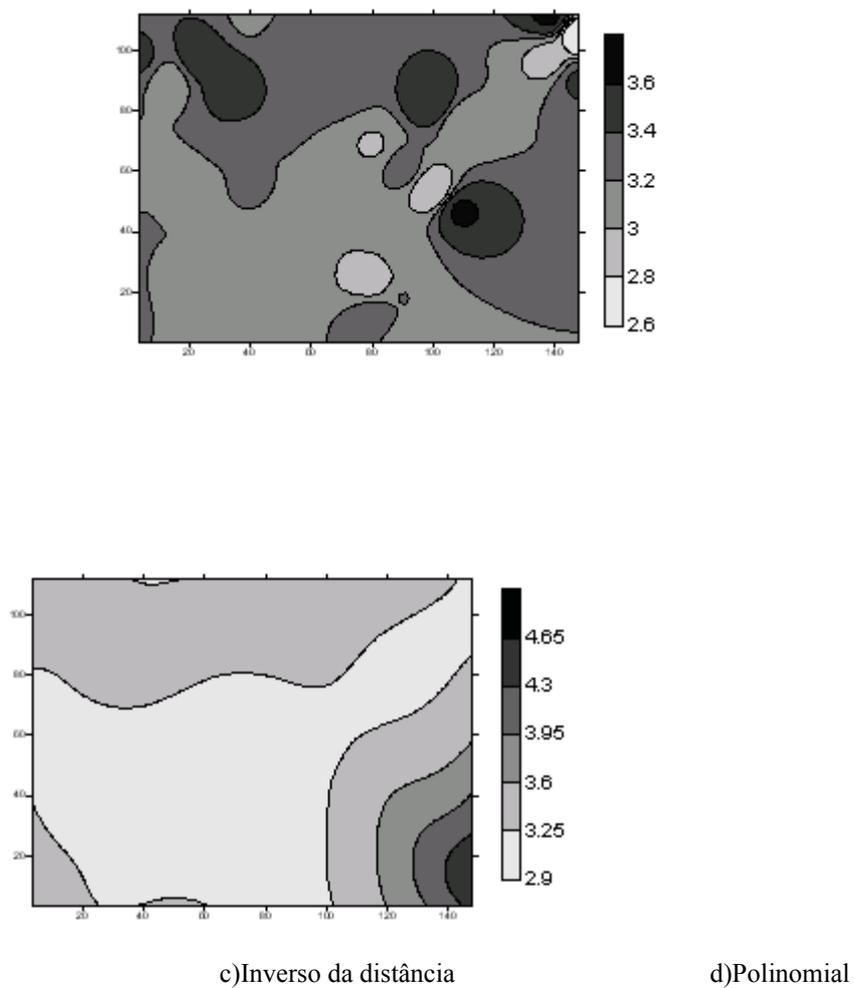
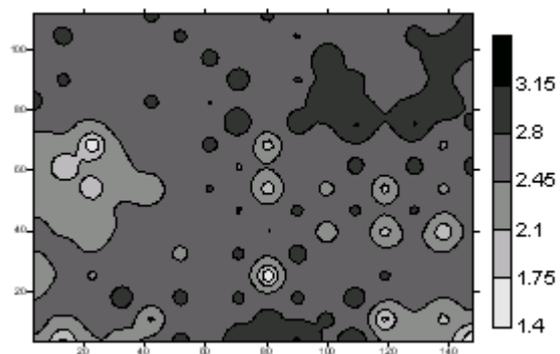
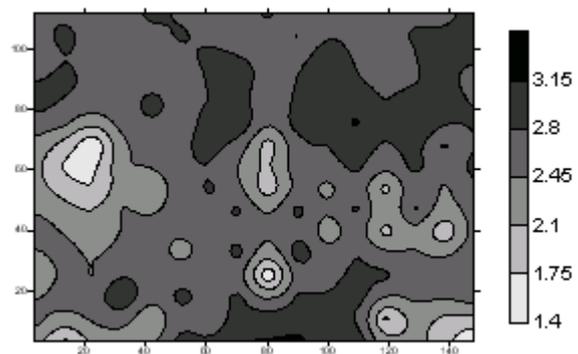
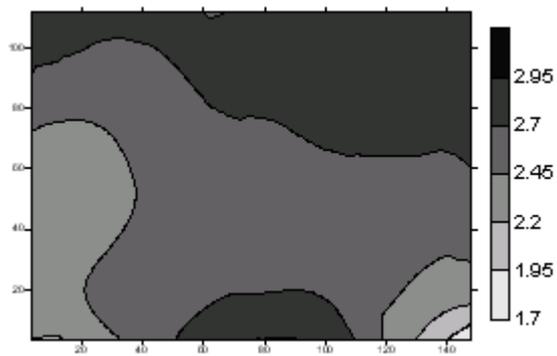
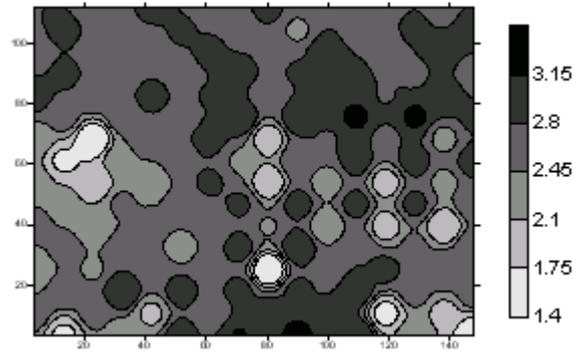


Figura 54. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 2000 com tratamento AASA 32; a)AASA 32 krigagem, b) AASA 32 inverso da distância ao quadrado, c)AASA 32 inverso da distância, d) AASA 32 polinomial



a) Krigagem

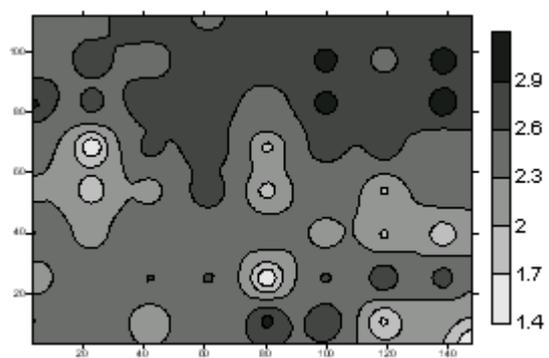
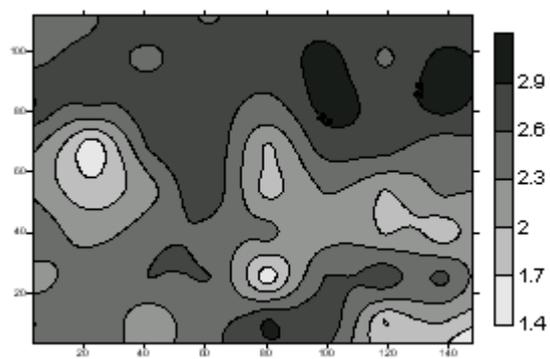
b) Inverso da distância ao quadrado



c) Inverso da distância

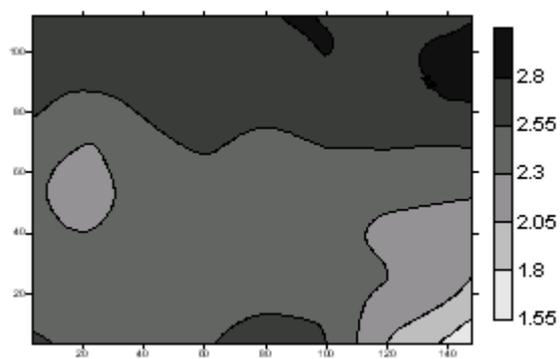
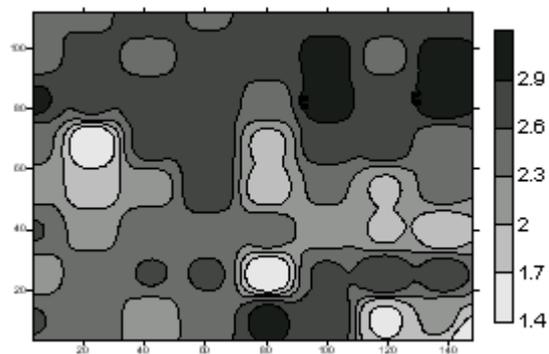
d) Polinomial

Figura 55. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 2001 com tratamento AASE 128 ; a)AASE 128 krigagem, b) AASE 128 inverso da distância ao quadrado, c)AASE 128 inverso da distância, d) AASE 128 polinomial



a) Krigagem

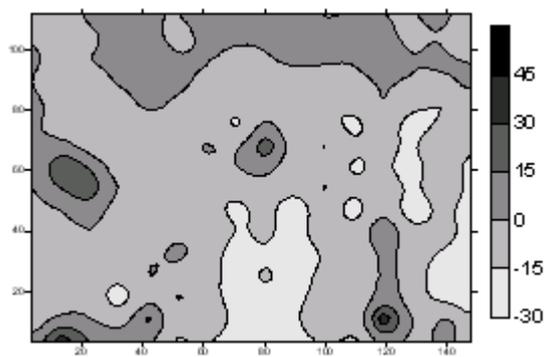
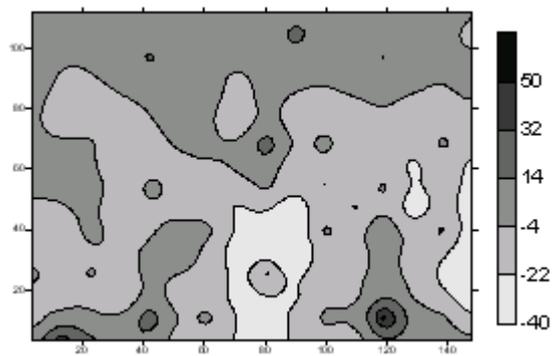
b) Inverso da distância ao quadrado



c) Inverso da distância

d) Polinomial

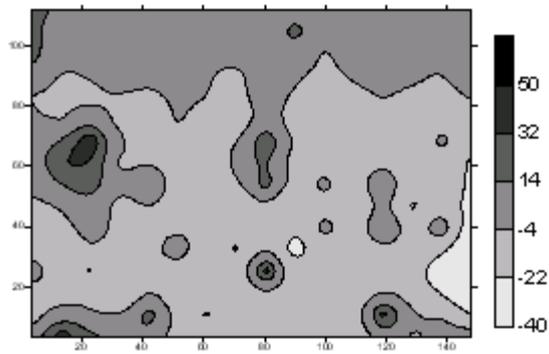
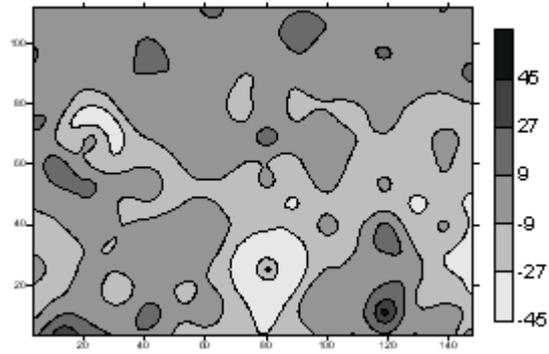
Figura 56. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 2001 com tratamento AASE 64; a)AASE 64 krigagem, b) AASE 64 inverso da distância ao quadrado, c)AASE 64 inverso da distância, d) AASE 64 polinomial



quadrado

a) Krigagem

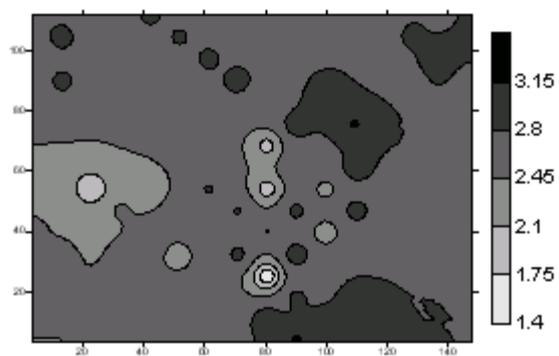
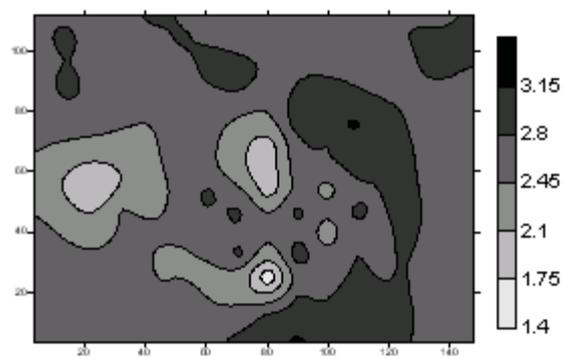
b) Inverso da distância ao



c) Inverso da distância

d) Polinomial

Figura 57. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 2001 com tratamento AASE 32; a)AASE 32 krigagem, b) AASE 32 inverso da distância ao quadrado, c)AASE 32 inverso da distância, d) AASE 32 polinomial



a)Krigagem

b) Inverso da distância ao quadrado

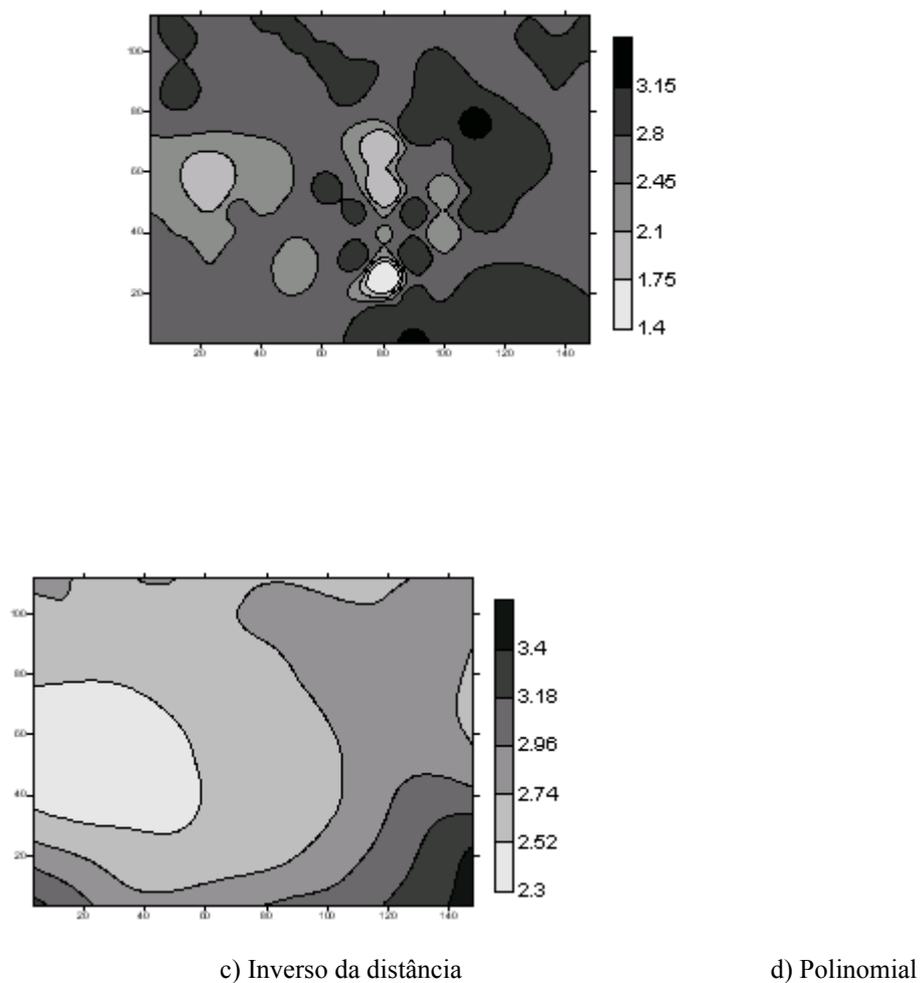
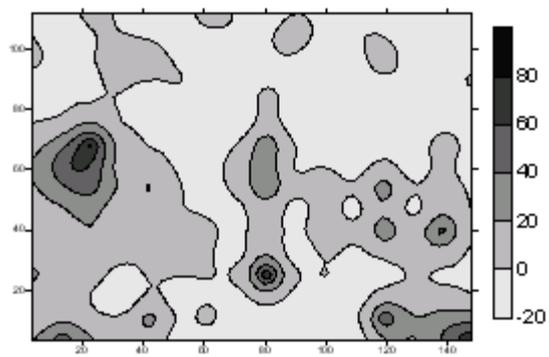
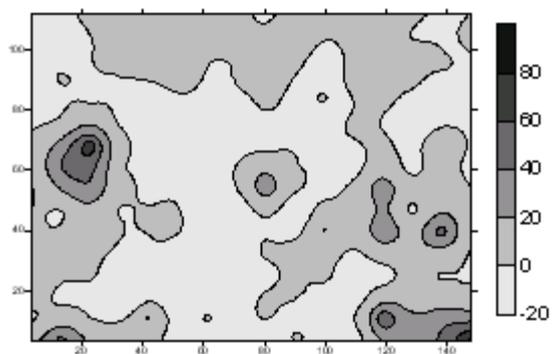


Figura 58. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 2001 com tratamento AASA 64; a)AASA 64 krigagem, b) AASA 64 inverso da distância ao quadrado, c)AASA 64 inverso da distância, d) AASA 64 polinomial



a) Krigagem



b) Inverso da distância ao quadrado

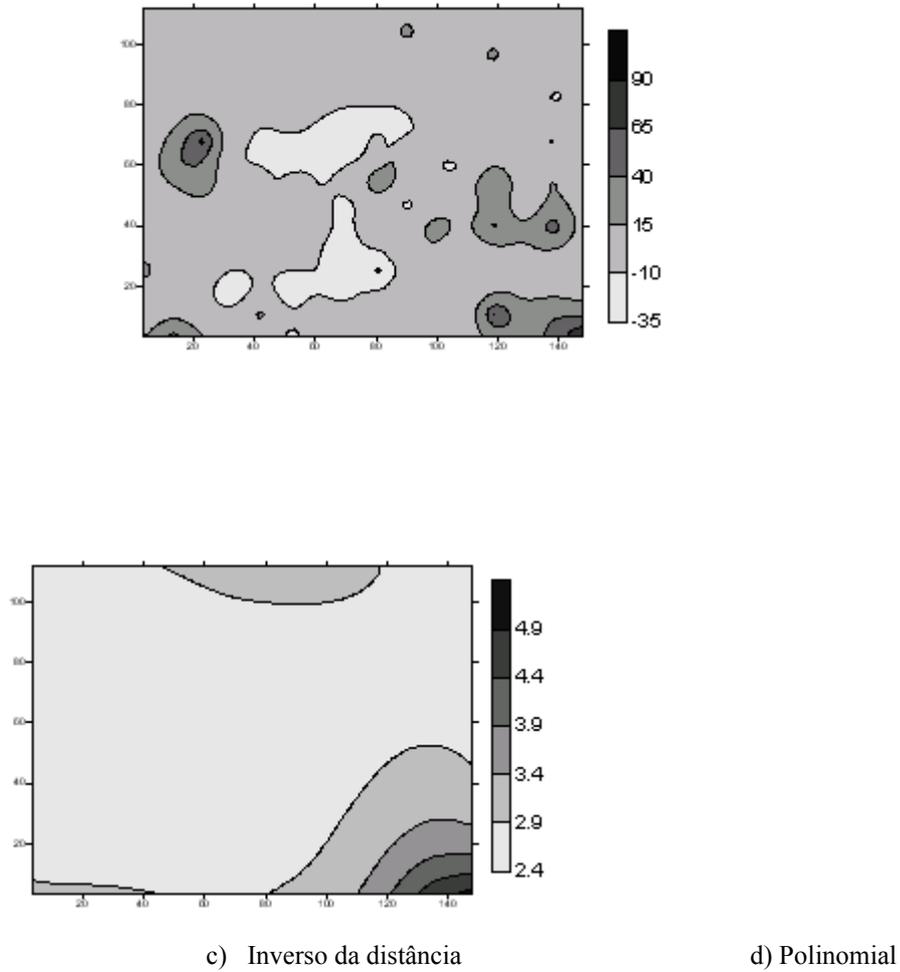
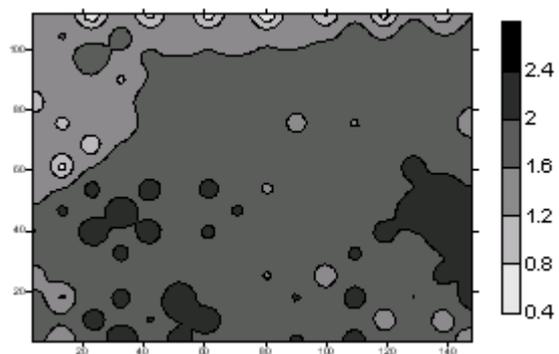
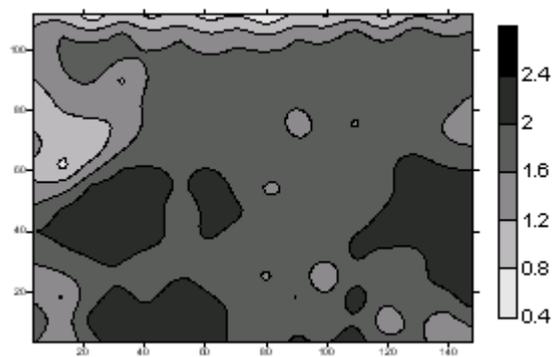
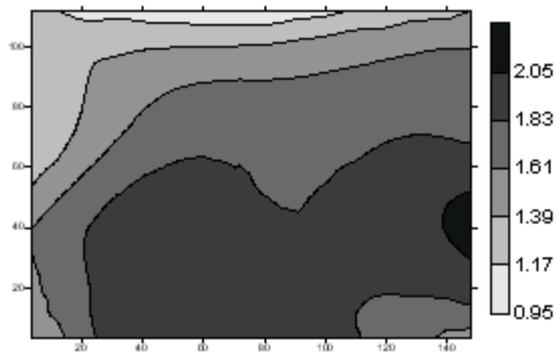
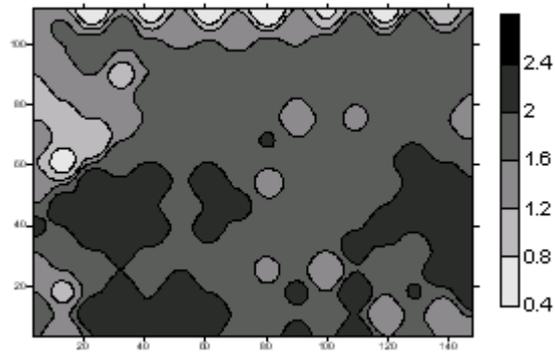


Figura 59. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 2001 com tratamento AASA 32; a)AASA 32 krigagem, b) AASA 32 inverso da distância ao quadrado, c)AASA 32 inverso da distância, d) AASA 32 polinomial



a) Krigagem

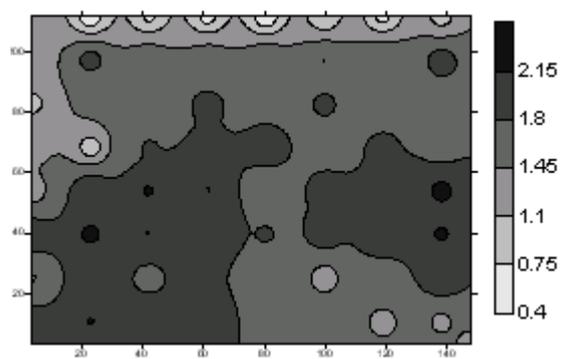
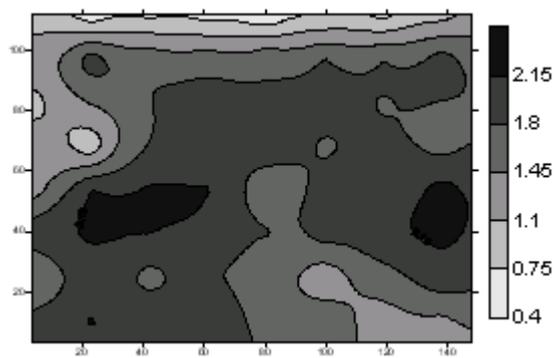
b) Inverso da distância ao quadrado



c) Inverso da distância

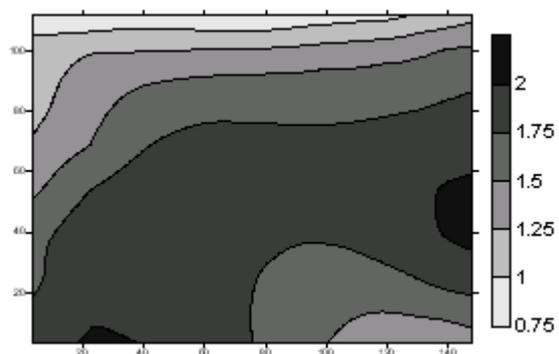
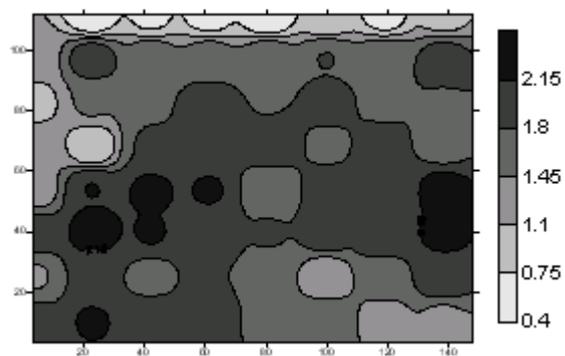
d) Polinomial

Figura 60. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 2002 com tratamento AASE 128; a) AASE 128 krigagem, b) AASE 128 inverso da distância ao quadrado, c) AASE 128 inverso da distância, d) AASE 128 polinomial



a)Krigagem

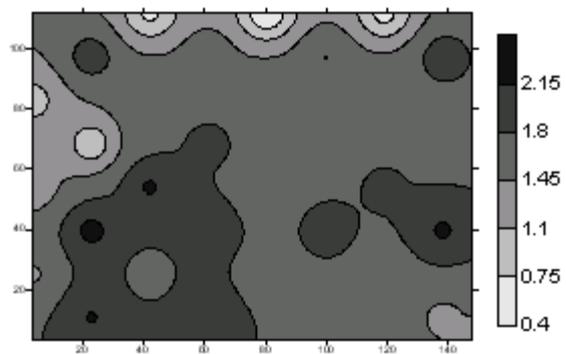
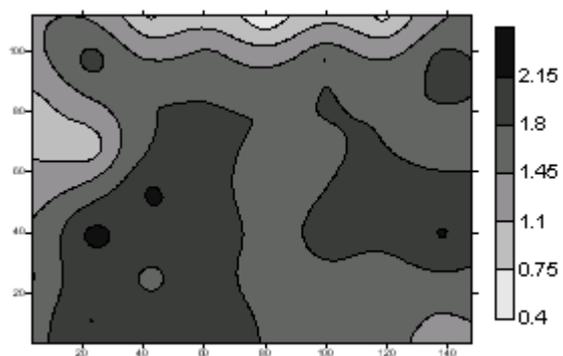
b)Inverso da distância ao quadrado



c) Inverso da distância

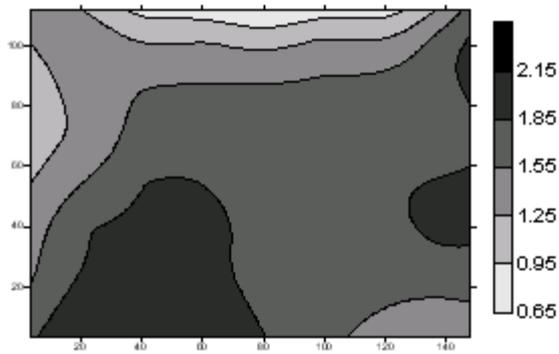
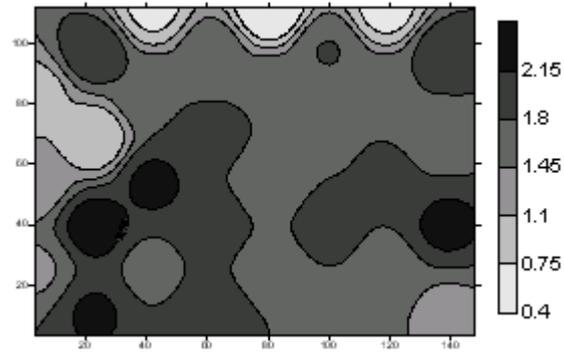
d) Polinomial

Figura 61. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 2002 com tratamento AASE 64; a) AASE 64 krigagem, b) AASE 64 inverso da distância ao quadrado, c) AASE 64 inverso da distância, d) AASE 64 polinomial



a) Krigagem

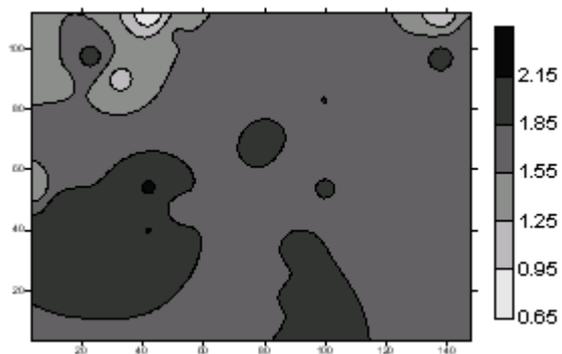
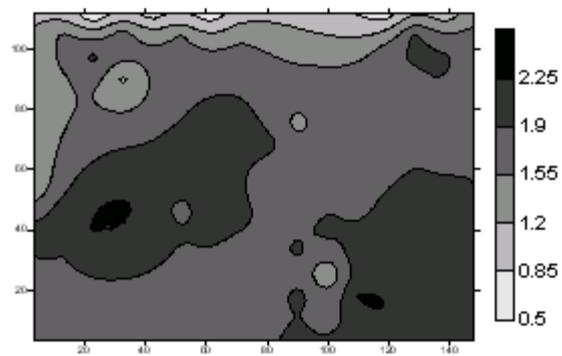
b) Inverso da distância ao quadrado



c) Inverso da distância

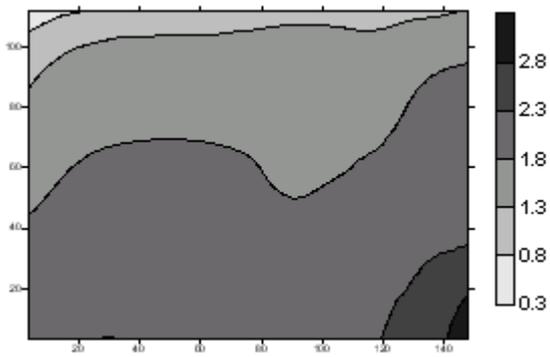
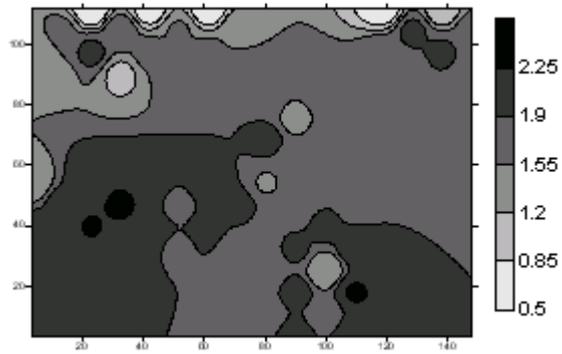
d) Polinomial

Figura 62. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 2002 com tratamento AASE 32; a) AASE 32 krigagem, b) AASE 32 inverso da distância ao quadrado, c) AASE 32 inverso da distância, d) AASE 32 polinomial



a) Krigagem
quadrado

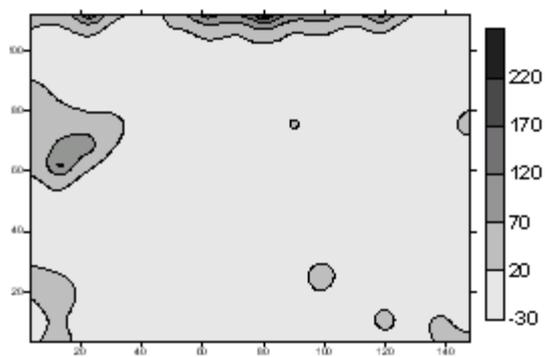
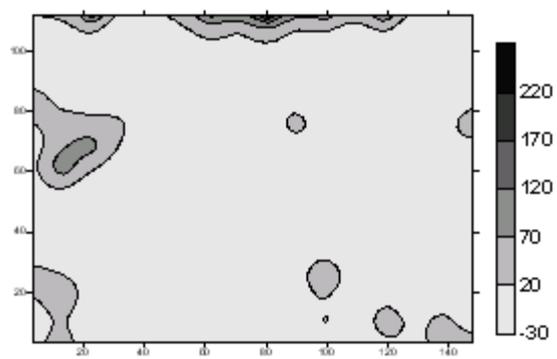
b) Inverso da distância ao



c) Inverso da distância

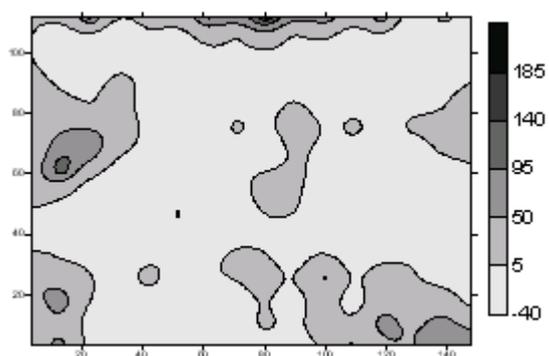
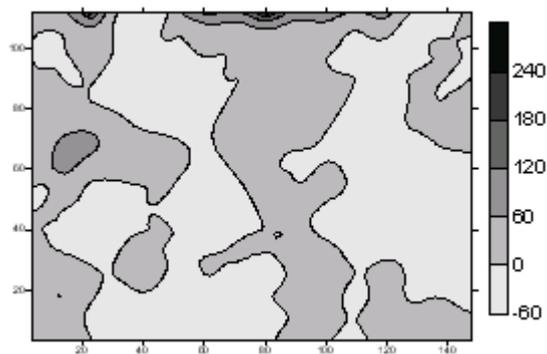
d) Polinomial

Figura 63. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 2002 com tratamento AASA 64; a)AASA 64 krigagem, b) AASA 64 inverso da distância ao quadrado, c)AASA 64 inverso da distância, d) AASA 64 polinomial



a) Krigagem

b) Inverso da distância



c) Inverso da distância ao quadrado

d) Polinomial

Figura 64. Mapas Temáticos da produtividade da soja no ano de 2002 com AASA 32; a) AASA 32 krigagem, b) AASA 32 inverso da distância ao quadrado, c) AASA 32 inverso da distância, d) AASA 32 polinomial

**APÊNDICE C - MAPAS TEMÁTICOS DA DIFERENÇA PONTUAL –
1999 - 2002**

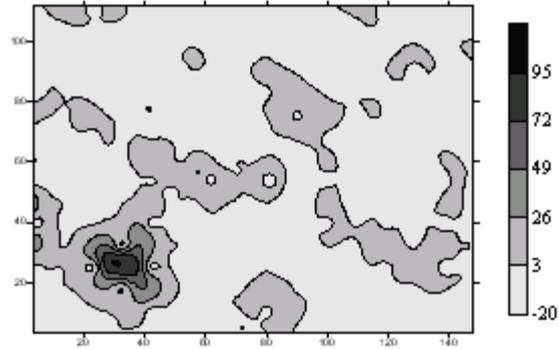


Figura 65. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999.

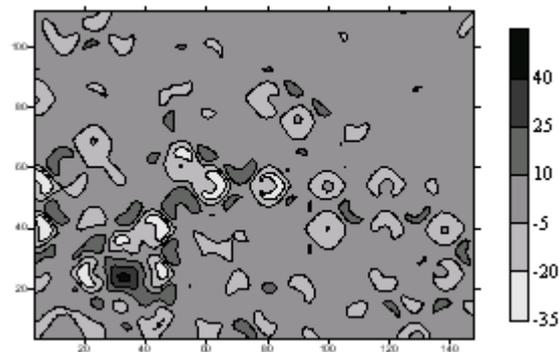


Figura 66. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999.

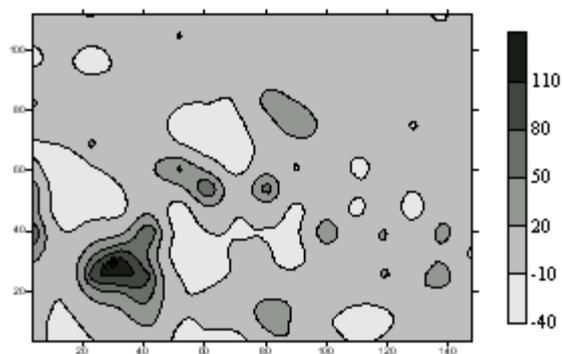


Figura 67. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999.

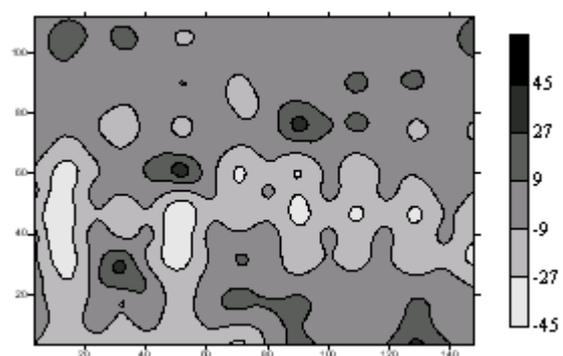


Figura 68. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 Krigagem e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999.

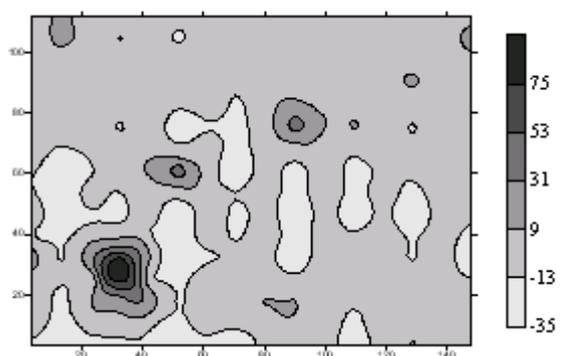


Figura 69. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999.

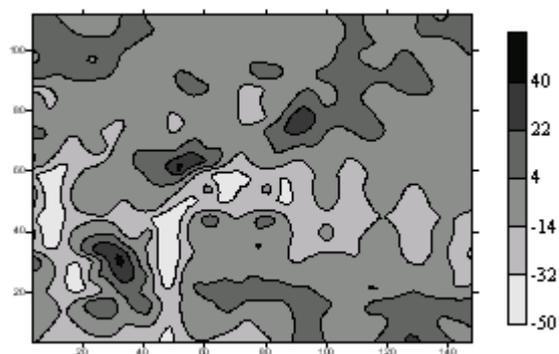


Figura 70. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999.

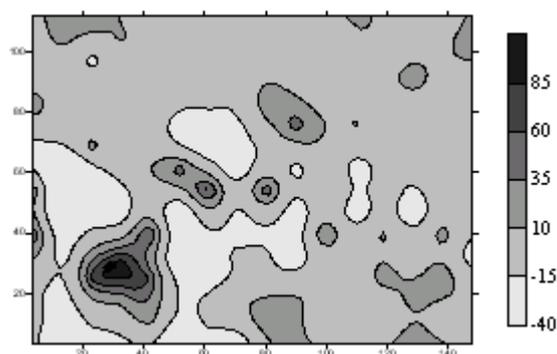


Figura 71. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999.

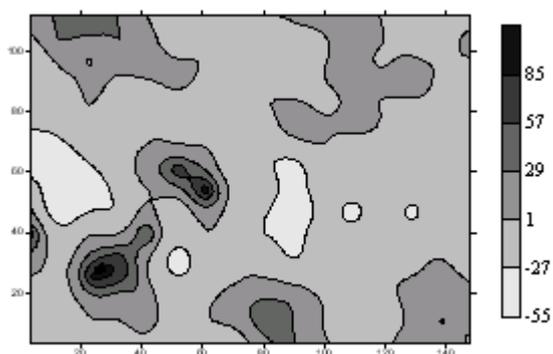


Figura 72. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 Krigagem e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999.

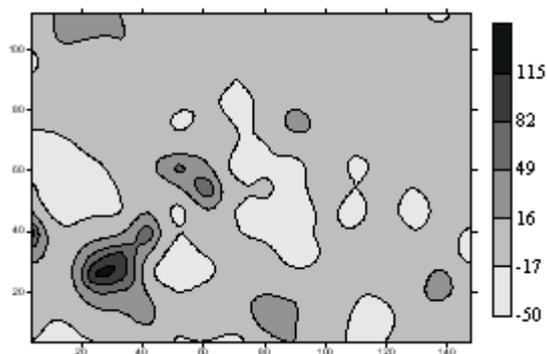


Figura 73. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999.

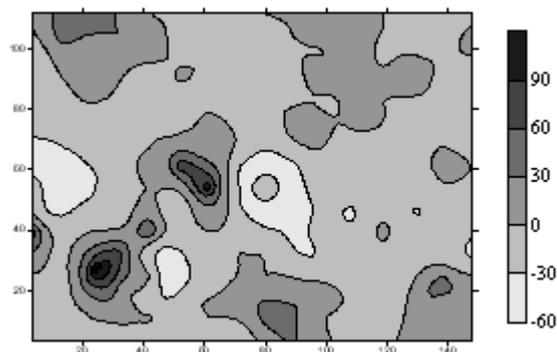


Figura 74. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999.



Figura 75. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999.

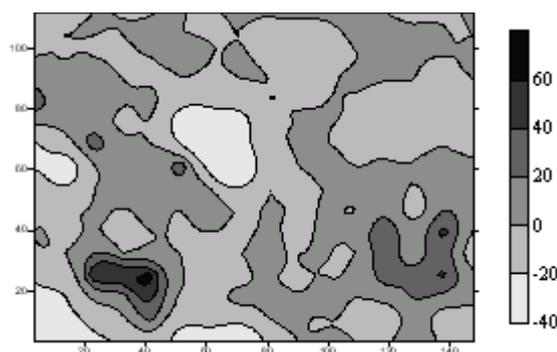


Figura 76. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 Krigagem e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999.

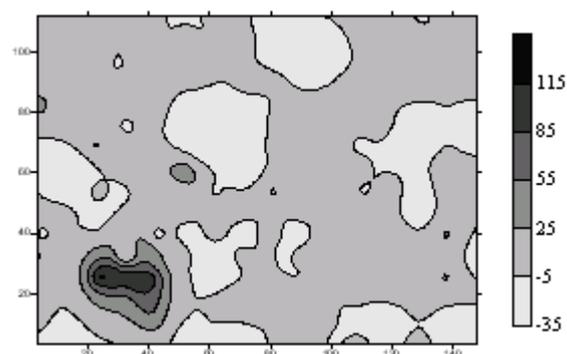


Figura 77. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999.

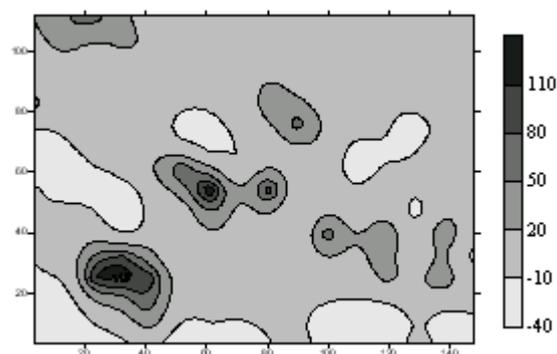


Figura 78. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999.

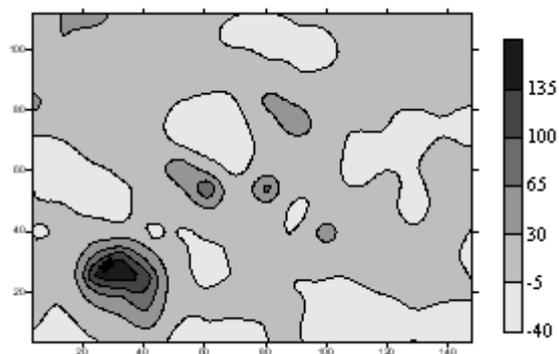


Figura 79. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999.

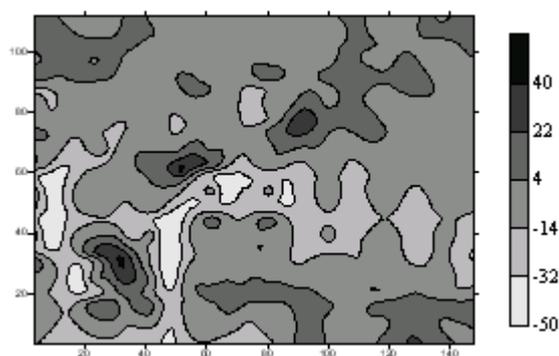


Figura 80. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 Krigagem e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999.

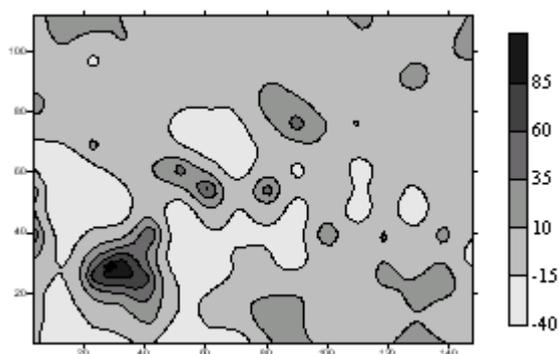


Figura 81. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999.

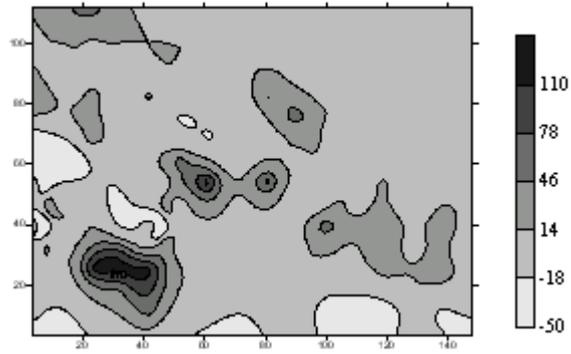


Figura 82. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999.



Figura 83. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 1999.

5.1.1

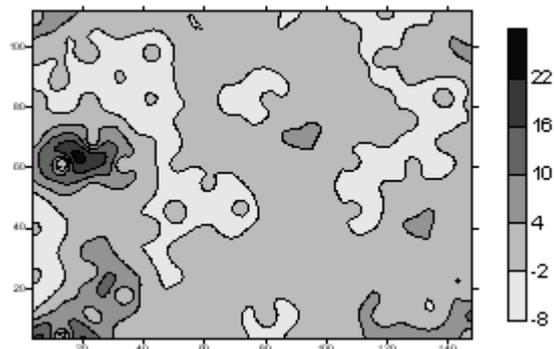


Figura 84. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000.

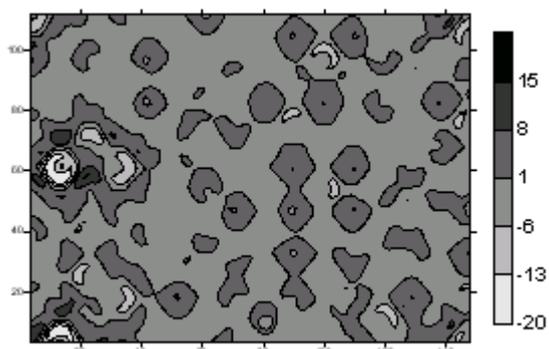


Figura 85. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000.

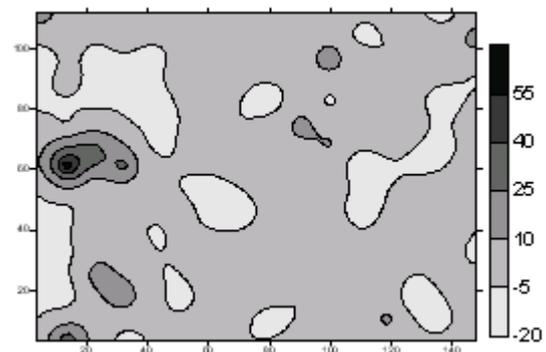


Figura 86. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000.

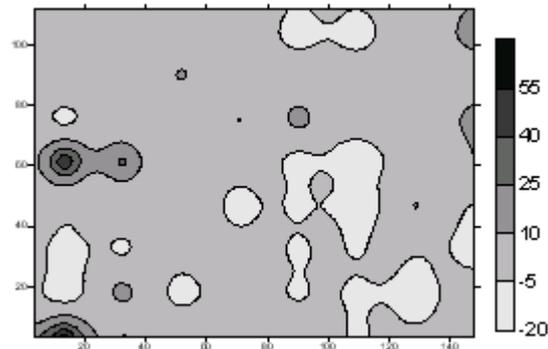


Figura 87. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 Krigagem e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000.

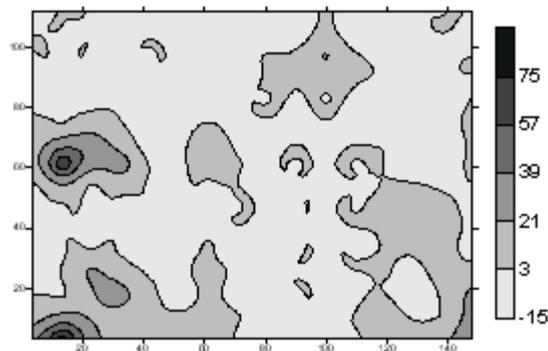


Figura 88. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000.

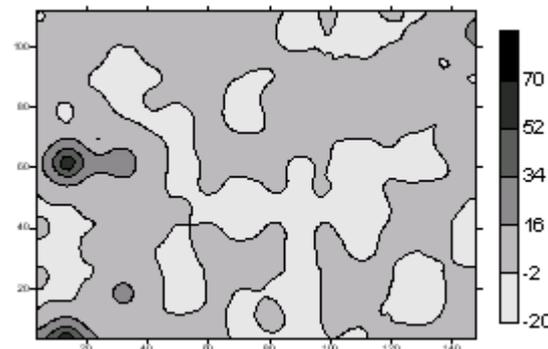


Figura 89. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000.

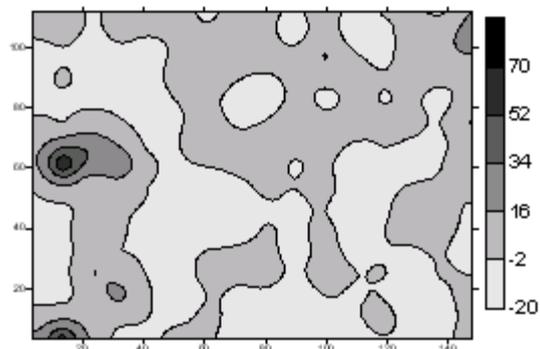


Figura 90. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000.

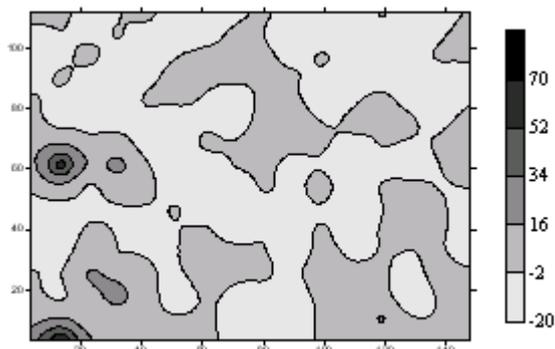


Figura 91. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 Krigagem e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000.

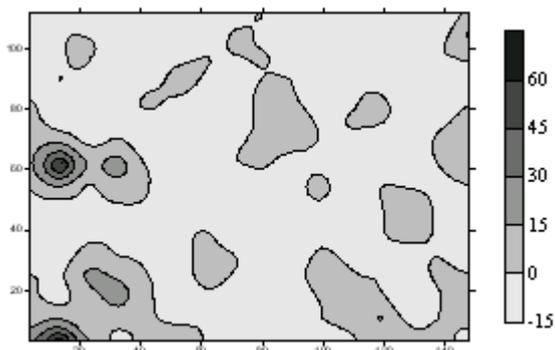


Figura 92. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000.

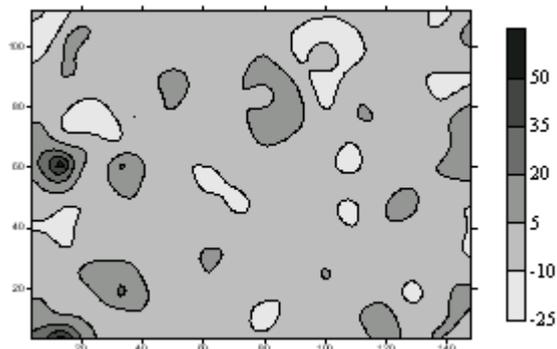


Figura 93. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000.

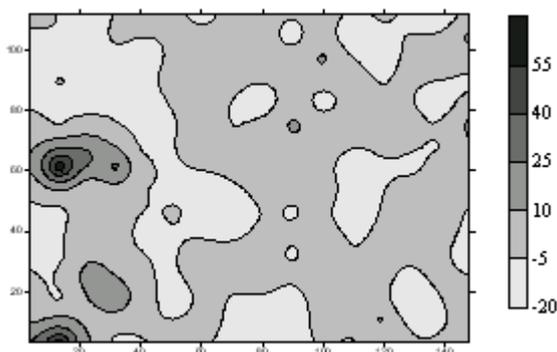


Figura 94. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000.

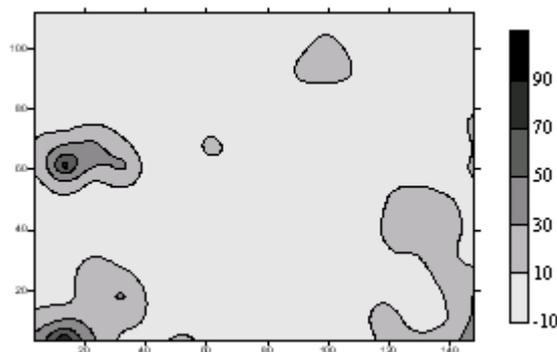


Figura 95. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 Krigagem e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000.

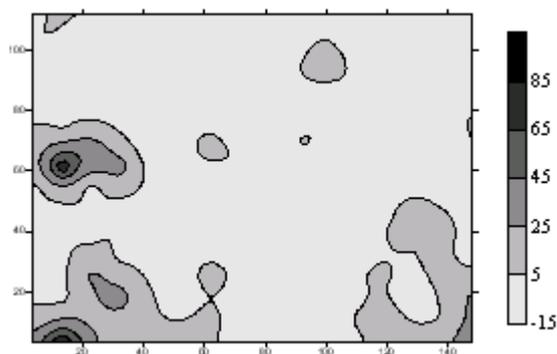


Figura 96. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000.

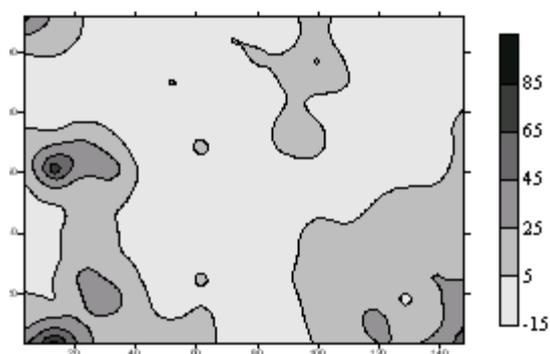


Figura 97. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000.

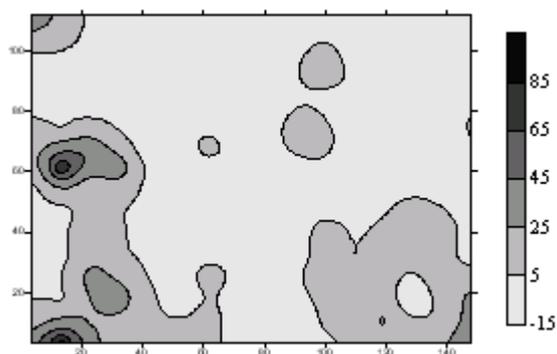


Figura 98. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000.

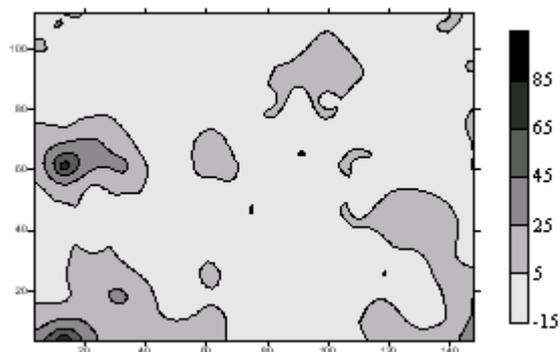


Figura 99. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 Krigagem e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000.

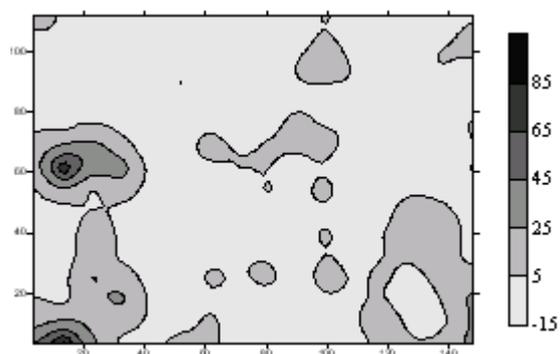


Figura 100. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000.

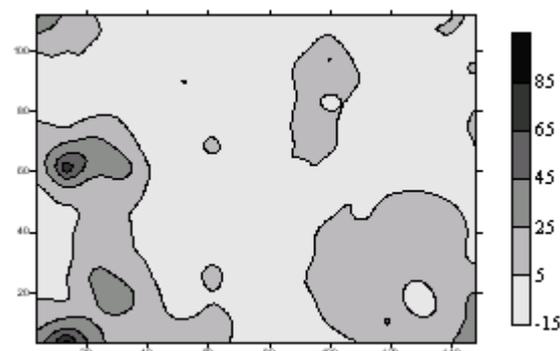


Figura 101. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000.

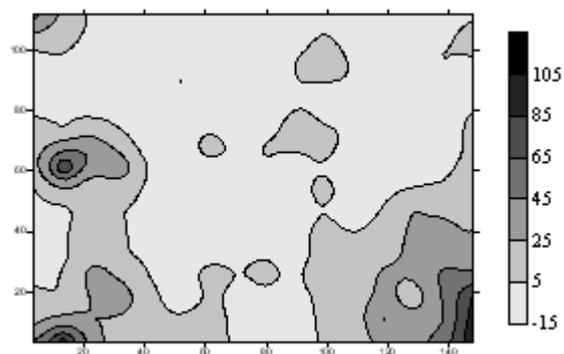


Figura 102. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2000.

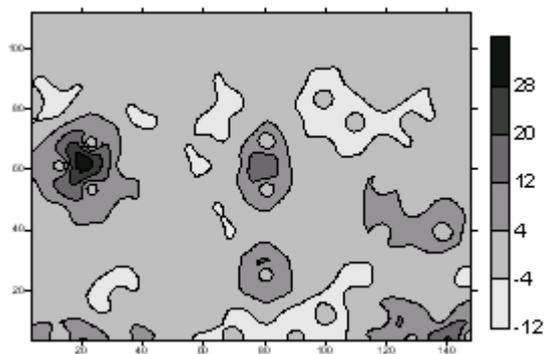


Figura 103. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001.

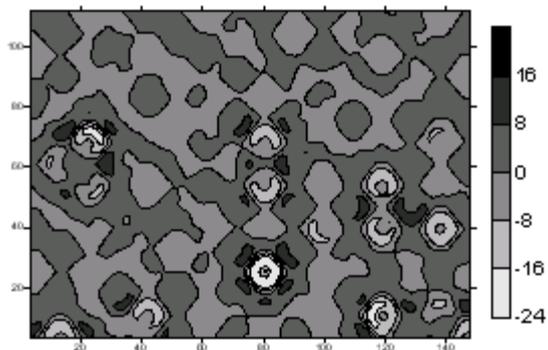


Figura 104. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001.

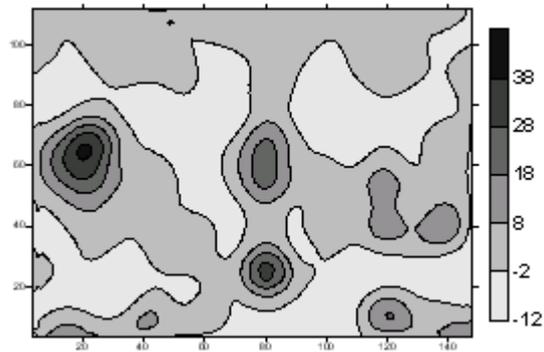


Figura 105. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001.

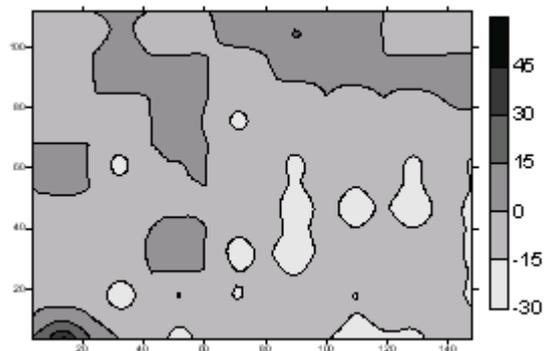


Figura 106. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 Krigagem e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001.

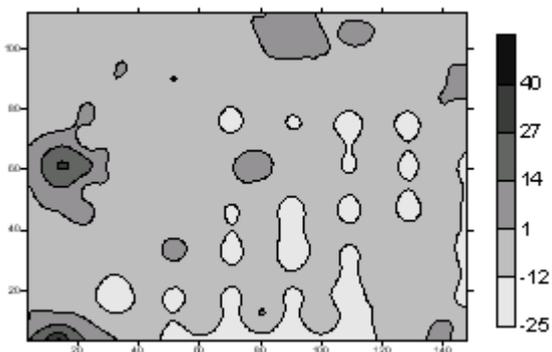


Figura 107. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001.

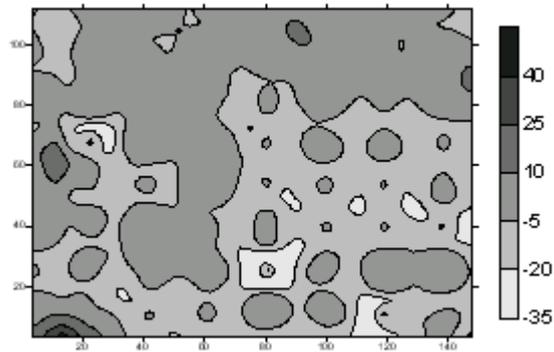


Figura 108. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001.

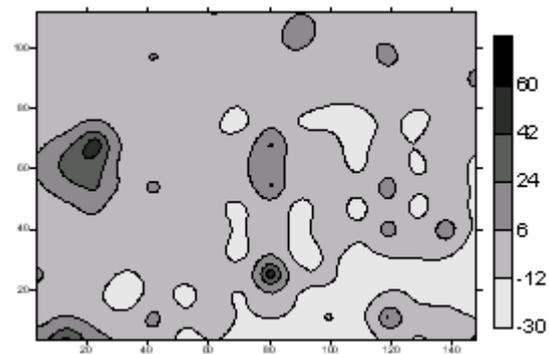


Figura 109. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001.

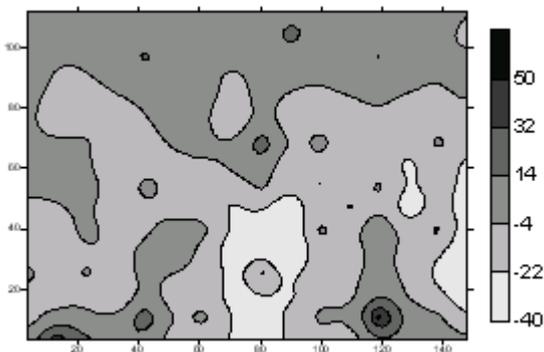


Figura 110. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 Krigagem e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001.

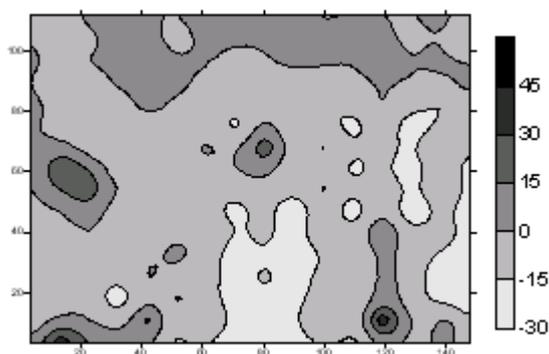


Figura 111. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001.

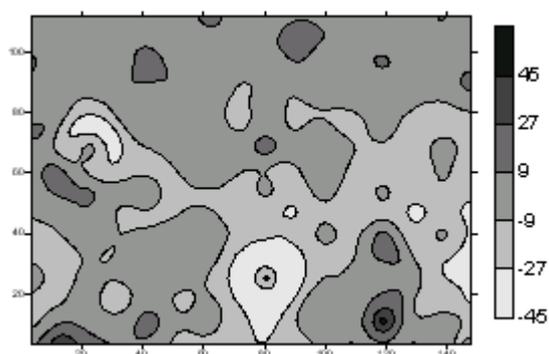


Figura 112. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001.

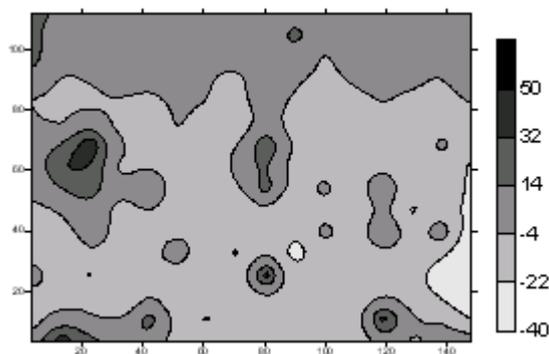


Figura 113. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001.

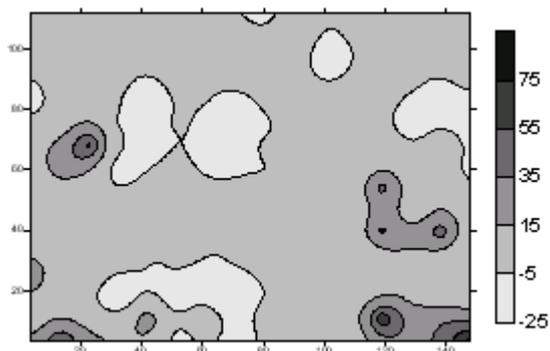


Figura 114. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 Krigagem e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001.

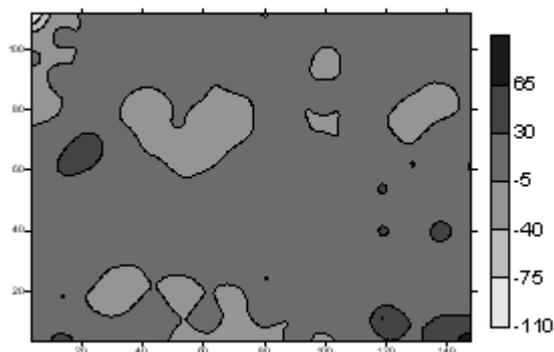


Figura 115. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001.

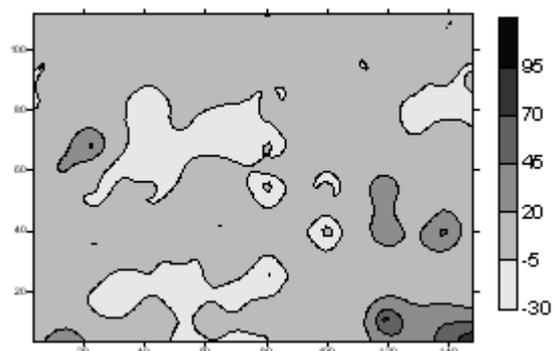


Figura 116. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001.

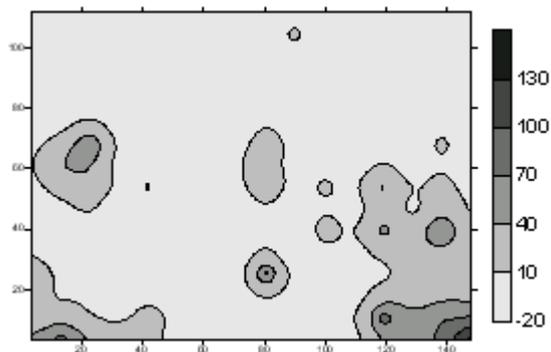


Figura 117. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001.

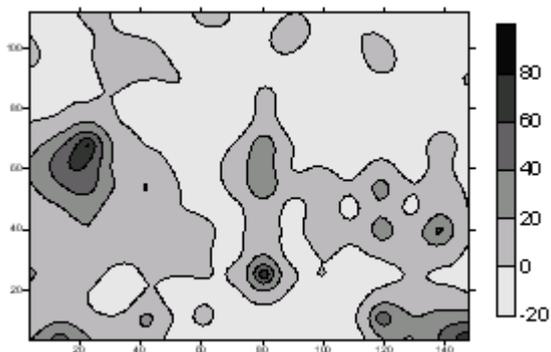


Figura 118. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 Krigagem e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001.

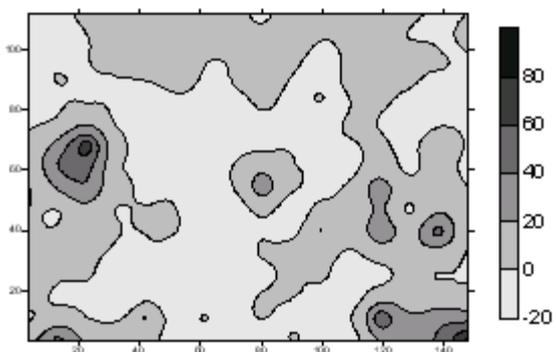


Figura 119. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001.

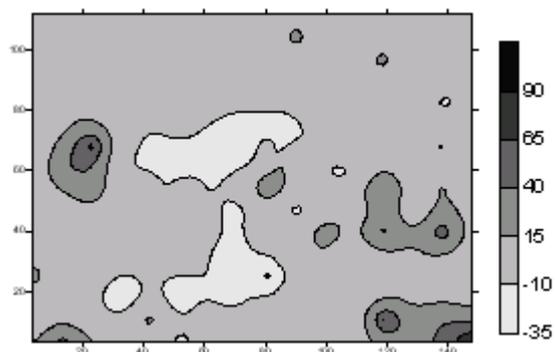


Figura 120. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001.

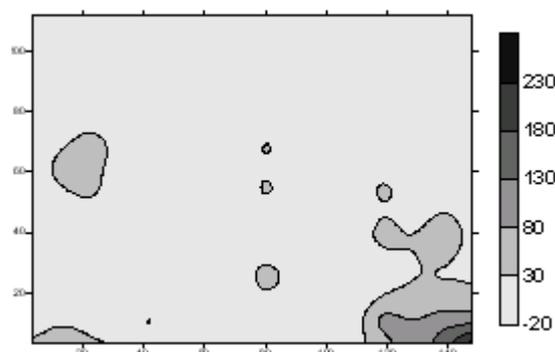


Figura 121. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2001.

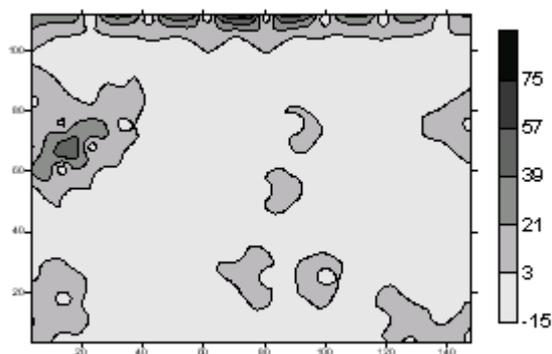


Figura 122. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002.

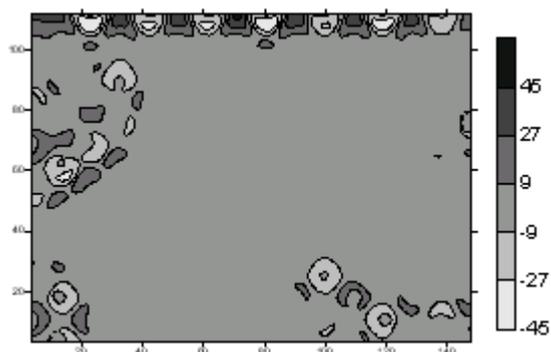


Figura 123. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002.

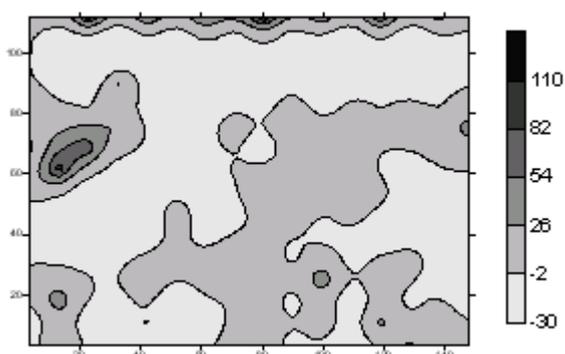


Figura 124. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 128 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002.

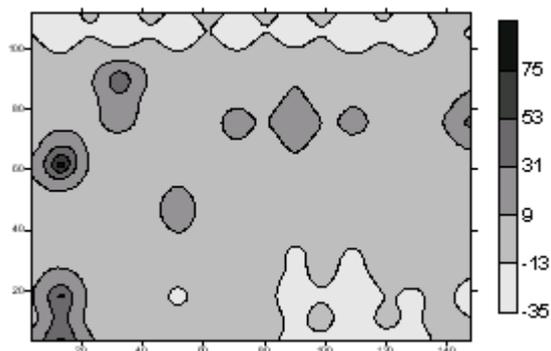


Figura 125. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 Krigagem e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002.

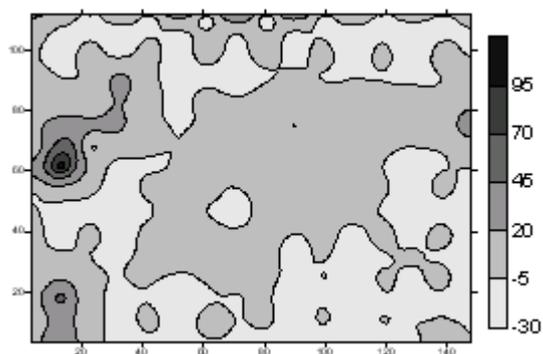


Figura 126. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002.

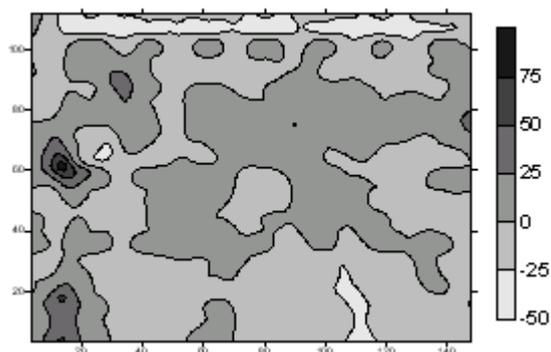


Figura 127. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002.

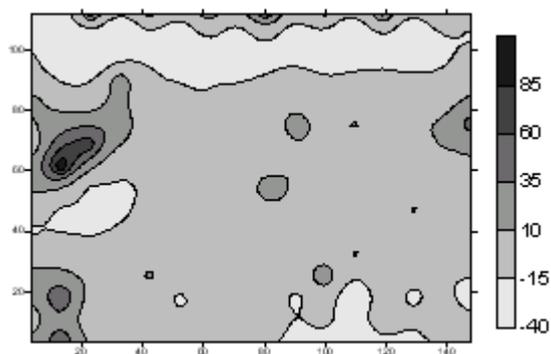


Figura 128. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 64 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002.

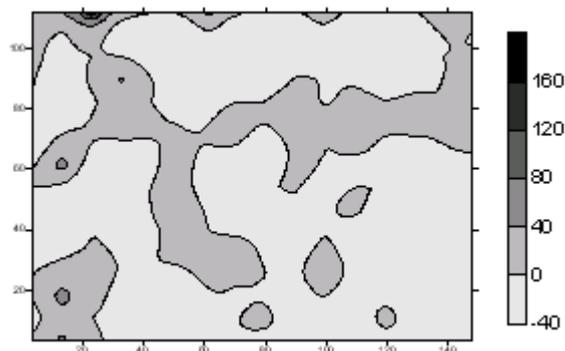


Figura 129. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 Krigagem e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002.

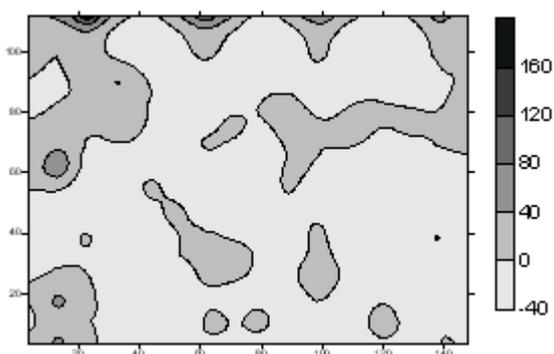


Figura 130. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002.

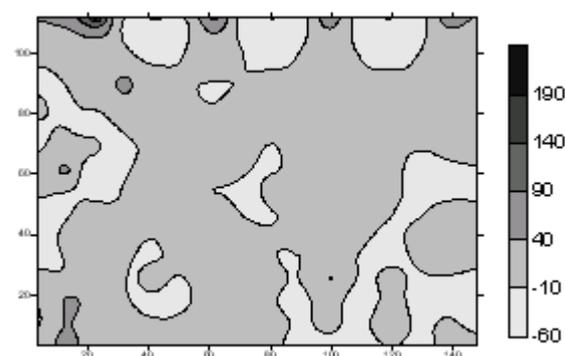


Figura 131. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002.

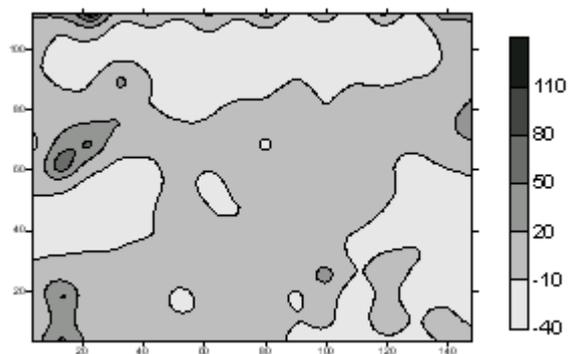


Figura 132. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASE 32 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002.

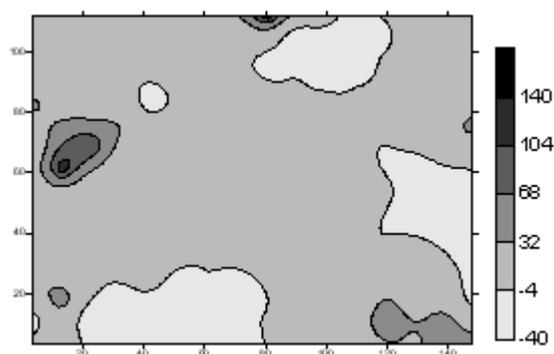


Figura 133. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 Krigagem e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002.

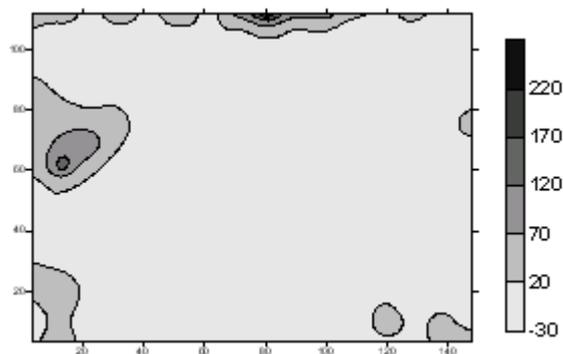


Figura 134. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002.

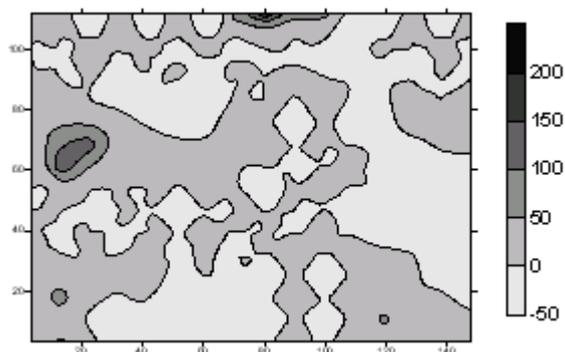


Figura 135. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002.

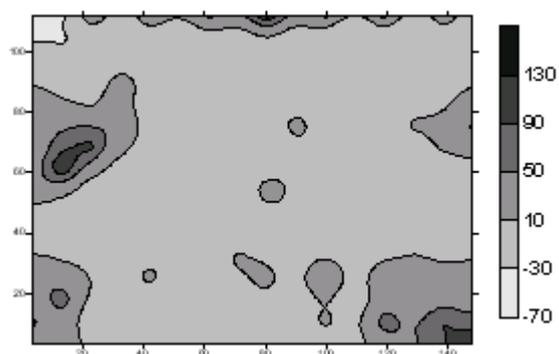


Figura 136. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 64 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002.

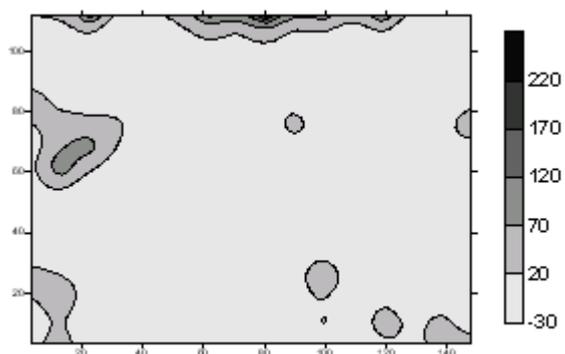


Figura 137. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 Krigagem e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002.

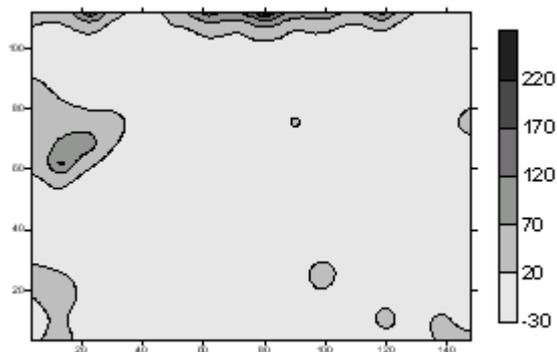


Figura 138. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 Inverso da Distância ao Quadrado e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002.

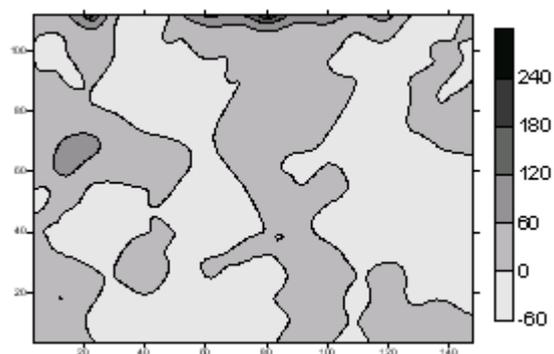


Figura 139. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 Inverso da Distância e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002.

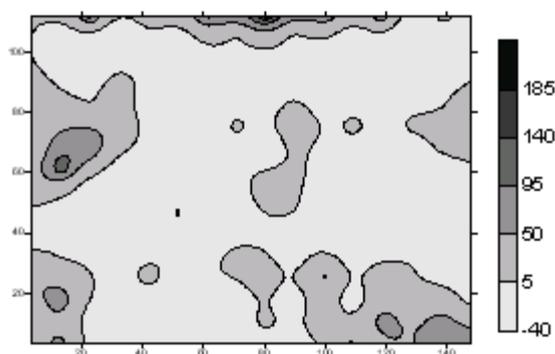


Figura 140. Mapa temático da diferença percentual entre o tratamento AASA 32 Polinomial e o tratamento de referência, AASE 128 Krigagem, para o ano de 2002.

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)