

ESTUDO DA VARIABILIDADE ESPACIAL DA
OCORRÊNCIA DO BICHO-MINEIRO DO
CAFEEIRO (*Leucoptera coffeella*
(Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842)
(Lepidoptera: Lyonetiidae)) EM CULTIVO DE
CAFEEIRO (*Coffea arabica* L.) ORGÂNICO EM
FORMAÇÃO, USANDO GEOESTATÍSTICA

GABRIELLA DE FREITAS ALVES

2008

GABRIELLA DE FREITAS ALVES

ESTUDO DA VARIABILIDADE ESPACIAL DA
OCORRÊNCIA DO BICHO-MINEIRO DO CAFEIEIRO
(*Leucoptera coffeella* (Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842)
(Lepidoptera: Lyonetiidae)) EM CULTIVO DE CAFEIEIRO
(*Coffea arabica* L.) ORGÂNICO EM FORMAÇÃO, USANDO
GEOESTATÍSTICA

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras como parte das exigências do Programa de Pós-graduação em Estatística e Experimentação Agropecuária, para a obtenção do título de “Mestre”.

Orientador

Prof. Dr. João Domingos Scalon

LAVRAS
MINAS GERAIS-BRASIL
2008

**Ficha Catalográfica Preparada pela Divisão de Processos
Técnicos da Biblioteca Central da UFLA**

Alves, Gabriella de Freitas.

Estudo da variabilidade espacial da ocorrência do bicho-mineiro do cafeeiro (*Leucoptera coffeella* (Guérin-Menève & Perrottet, 1842) (Lepidoptera: Lyonetiidae) em cultivo de cafeeiro (*Coffea arabica* L.) orgânico em formação, usando geoestatística / Gabriella de Freitas Alves. – Lavras : UFLA, 2008.

130 p. : il.

Dissertação (Mestrado) Universidade Federal de Lavras. 2008

Orientador: Prof. Dr. João Domingos Scalon.

Bibliografia.

1. Café e Bicho-Mineiro. 2. Geoestatística. 3. Semivariogramas.
I. Universidade Federal de Lavras. II. Título.

CDD - 633.73978

GABRIELLA DE FREITAS ALVES

ESTUDO DA VARIABILIDADE ESPACIAL DA
OCORRÊNCIA DO BICHO-MINEIRO DO
CAFEEIRO (*Leucoptera coffeella*
(Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842)
(Lepidoptera: Lyonetiidae)) EM CULTIVO DE
CAFEEIRO (*Coffea arabica* L.) ORGÂNICO EM
FORMAÇÃO, USANDO GEOESTATÍSTICA

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras como parte das exigências do Programa de Pós-graduação em Estatística e Experimentação Agropecuária, para a obtenção do título de “Mestre”.

APROVADA em 24 de janeiro de 2008

Prof. Dr. Ednaldo Carvalho Guimarães	UFU
Dr. Mauricio Sergio Zacarias	Embrapa Café
Prof. Dr. Marcelo Silva de Oliveira	UFLA

Prof. Dr. João Domingos Scalon
UFLA
(Orientador)

LAVRAS
MINAS GERAIS-BRASIL

*“Porque Deus amou tanto o mundo
que deu seu único filho para que
todo aquele que nele crê não morra,
mas tenha a vida eterna”*

(João 3:16)

Dedico esta vitória:

A Deus,

*nosso pai e criador que, através de sua força divina,
me guiou e orientou durante todos os momentos desta
caminhada!*

Aos meu pais,

*João Diogo Alves e Vera Lúcia de Freitas Alves,
pelo amor incondicional que sempre me dedicaram
e por serem responsáveis por tudo que conquistei!*

AGRADECIMENTOS

Agradeço imensamente a Deus, nosso pai e criador, por ter me guiado e orientado durante toda essa caminhada, para que, enfim, eu pudesse alcançar mais um objetivo em minha vida.

Aos meus queridos pais, João Diogo e Vera Lúcia, por tudo que sou, por todo o esforço para que eu concluísse meus estudos, por serem exemplos de caráter e dignidade, por todo apoio, carinho e amor que sempre me dedicaram.

Ao meu irmão, Edgard, minha cunhada, Poliana e toda a minha família (tios, tias, primos e primas), por todo o apoio e incentivo.

Aos meus sobrinhos, Eduarda e João Lázaro, por trazerem tanta alegria para a minha vida.

Ao meu namorado, Leonardo, por tanto me apoiar e incentivar e por todo amor e compreensão durante os momentos mais difíceis dessa caminhada.

Ao professor Ednaldo Carvalho Guimarães, da Universidade Federal de Uberlândia, pela amizade e orientação na iniciação científica, pelo incentivo inicial e por me fazer acreditar que era possível concretizar este sonho.

À Universidade Federal de Lavras, em especial ao Departamento de Ciências Exatas, por me permitirem realizar este sonho.

Ao professor e orientador, João Domingos Scalon e ao co-orientador, Mauricio Sergio Zacarias, por todos os ensinamentos e por toda a dedicação com meu trabalho.

Aos funcionários e técnicos da Epamig, pelo trabalho de coletar e obter os dados utilizados.

A todos os professores e funcionários do Departamento de Ciências Exatas, pela competência e eficiência.

A todos os meus amigos e amigas, que sempre torceram pelo meu

sucesso e tanto me ajudaram a prosseguir. Em especial às amigas: Nara, Jaqueline, Mayra, Débora, Cristiane, Fernanda, Maria Luiza, Fabiana, Franciele e Franciella.

Às amigas de república: Nádia, Vania e Imaculada, que sempre estiveram presentes em todos os momentos, apoiando, ajudando e incentivando.

À amiga e companheira de estudos, Maria Betânia, por sua amizade e por toda a colaboração com meu trabalho.

Aos demais colegas de turma: Geraldino, Tiago, Renato, Marcelino (Popó), Elisa, Fabrícia, Luciana, Natasha, Ricardo Reis e Ricardo Oliveira e aos colegas do Departamento de Ciências Exatas: Verônica, João Marcos, Fabrício e Luciene, pessoas que, direta ou indiretamente, não mediram esforços para me ajudar na realização deste trabalho.

À Capes, pela concessão da bolsa de estudos.

Sumário

LISTA DE TABELAS	i
LISTA DE FIGURAS.	ii
RESUMO	vii
ABSTRACT	ix
1 INTRODUÇÃO	1
2 REFERENCIAL TEÓRICO	4
2.1 Bicho-mineiro do cafeeiro	4
2.2 Geoestatística	7
2.3 Hipóteses de estacionaridade	9
2.4 Semivariograma	11
2.4.1 Semivariograma experimental.	12
2.4.2 Caracterização do semivariograma	13
2.4.3 Semivariogramas direcionais	14
2.5 Aleatoriedade espacial e teste de aleatorização	19
2.6 Modelos teóricos de semivariogramas	21
2.7 Métodos de estimação de parâmetros	23
2.8 Critério de Akaike na seleção de modelos	26
2.9 Simulação	26
3 MATERIAL E MÉTODOS.	28
3.1 Localização do experimento	28
3.2 Análise exploratória	30
3.3 Análise geoestatística	31
3.4 Envelopes simulados	31
3.5 Modelos teóricos de semivariogramas utilizados.	32
3.6 Critério utilizado na seleção de modelos.	32
3.7 Métodos de estimação de parâmetros utilizados.	32
3.8 Simulação	32
3.9 <i>Software</i> R	33

4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	34
4.1	Análise exploratória	34
4.2	Análise de direções	42
4.3	Semivariogramas experimentais com envelopes simulados . . .	51
4.4	Valores de AIC para os modelos ajustados.	78
4.5	Semivariogramas teóricos ajustados	79
4.6	Simulação	80
4.7	Considerações finais	82
5	CONCLUSÃO.	85
6	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	86
	ANEXOS	94

LISTA DE TABELAS

1	Coordenadas, em metros, dos pontos amostrais da área experimental.	30
2	Análise exploratória de dados para a variável folhas minadas.	35
3	Análise exploratória de dados para a variável minas novas. . .	36
4	Análise exploratória de dados para a variável minas predadas.	37
5	Análise exploratória de dados para a variável vespas.	38
6	Valores de AIC para a variável folhas minadas, de dezembro de 2005, dos modelos exponencial, gaussiano e esférico.	79
7	Parâmetros ajustados para folhas minadas.	80

LISTA DE FIGURAS

1	Fases de ovo (a), lagarta (b), crisálida (c) e mariposa (d) do bicho-mineiro do cafeeiro (<i>Leucoptera coffeella</i> (Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842) (Lepidoptera:Lyonetiidae)).	5
2	Vespa (Hymenoptera: Vespidae) predadora do bicho-mineiro do cafeeiro.	7
3	Semivariograma com características bem próximas do ideal. Fonte: Camargo (2001).	14
4	Convenções direcionais utilizadas em geoestatística. Fonte: Camargo (2001).	15
5	Exemplo de anisotropia geométrica. Fonte: Camargo et al. (2001).	17
6	Exemplo de anisotropia geométrica. Fonte: Camargo et al. (2001).	17
7	Croqui da área experimental.	29
8	Gráficos de dispersão e histogramas para o número médio de folhas minadas, em maio de 2005 e setembro de 2006.	35
9	Gráficos de dispersão e histogramas para o número médio de minas novas, em maio de 2005 e setembro de 2006.	36
10	Gráficos de dispersão e histogramas para o número médio de minas predadas, em maio de 2005 e setembro de 2006.	37
11	Gráficos de dispersão e histogramas para o número médio de vespas, em junho de 2005 e novembro de 2005.	38
12	Médias mensais do número de folhas minadas, minas novas, minas predadas e vespas, para os meses de janeiro de 2005 a março de 2007.	39
13	Gráfico boxplot para as variáveis folhas minadas (a), minas novas (b), minas predadas (c) e vespas (d).	41

14	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável folhas minadas, em um mês de baixa intensidade (maio de 2005).	43
15	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável folhas minadas, em um mês de alta intensidade (setembro de 2006).	44
16	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas novas, em um mês de baixa intensidade (maio de 2005).	45
17	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas novas, em um mês de alta intensidade (setembro de 2006).	46
18	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas predadas, em um mês de baixa intensidade (maio de 2005).	47
19	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas predadas, em um mês de alta intensidade (setembro de 2006).	48
20	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas, em um mês de baixa intensidade (junho de 2005).	49

21	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas, em um mês de alta intensidade (novembro de 2005).	50
22	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável folhas minadas.	52
23	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável folhas minadas.	53
24	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável folhas minadas.	54
25	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável folhas minadas.	55
26	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável folhas minadas.	56
27	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável folhas minadas.	57
28	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas novas.	58
29	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas novas.	59
30	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas novas.	60
31	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas novas.	61
32	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas novas.	62
33	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas novas.	63
34	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas novas.	64

35	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas predadas.	65
36	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas predadas.	66
37	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas predadas.	67
38	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas predadas.	68
39	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas predadas.	69
40	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas predadas.	70
41	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável vespas.	71
42	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável vespas.	72
43	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável vespas.	73
44	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável vespas.	74
45	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável vespas.	75
46	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável vespas.	76
47	Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável vespas.	77
48	Modelo gaussiano ajustado ao semivariograma experimental para folhas minadas de dezembro de 2005	79

49	Semivariâncias médias obtidas da simulação de 25 (a), 35 (b), 45 (c) e 55 (d) pontos amostrais, para as variabilidades 7 metros, 13 metros, 19 metros e 25 metros.	81
----	--	----

RESUMO

ALVES, Gabriella de Freitas. **Estudo da variabilidade espacial da ocorrência do Bicho-Mineiro do Cafeeiro (*Leucoptera coffeella* (Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842) (Lepidoptera: Lyonetiidae)) em cultivo de cafeeiro (*Coffea arabica* L.) orgânico em formação, usando geoestatística.** 2008. 130p. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agropecuária) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG.*

O bicho-mineiro (*Leucoptera coffeella* (Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842) (Lepidoptera:Lyonetiidae)) é a praga que mais preocupa os cafeicultores do Brasil. Nos últimos anos, o combate a essa praga tem sido feito por meio dos controles químico e biológico. A prática do controle químico pode resultar em problemas, tais como o desequilíbrio biológico e o desenvolvimento de outras pragas, como o ácaro-vermelho. Este problema tem levado os pesquisadores a buscarem novas soluções para o controle da praga. Compreender a distribuição espacial do bicho-mineiro pode ser importante no contexto do controle biológico da praga. Dessa forma, o objetivo deste trabalho foi utilizar métodos de estatística espacial para superfícies contínuas (geoestatística) no estudo da distribuição espacial do bicho-mineiro em uma plantação de café orgânico. Utilizaram-se dados de um hectare de produção de café orgânico da cultivar Catucaí, localizada no município de Santo Antônio do Amparo, MG. Foram analisadas as seguintes variáveis (contagens): folhas minadas, minas novas, minas predadas e vespas. O período de coleta de dados foi de janeiro de 2005 a março de 2007. Utilizaram-se semivariogramas experimentais com envelopes simulados para verificar a hipótese de aleatoriedade espacial do bicho-mineiro na plantação de café. Ajustaram-se modelos teóricos de semivariogramas nos meses em que se rejeitou a hipótese de aleatoriedade espacial. Para a seleção do melhor modelo de semivariograma foi utilizado o Critério de Informação de Akaike. Foi realizado um estudo de simulação para verificar se a quantidade de pontos amostrais usada na análise estatística teria sido suficiente para detectar uma possível estrutura de dependência espacial. Os semivariogramas experimentais, juntamente com envelopes simulados, mostraram que a hipótese de aleatoriedade espacial do bicho-mineiro não foi rejeitada para todos os meses, com exceção dos meses de dezembro de 2005 (folhas minadas) e julho

* **Comitê Orientador:** João Domingos Scalon - UFPA. (Orientador) e Mauricio Sergio Zacarias - EMBRAPA Café.

de 2006 (minas predadas). Pelo critério de Akaike pode-se mostrar que o modelo que melhor se ajustou a variável número de folhas minadas foi o gaussiano, indicando que esta variável apresenta autocorrelação espacial até 21,6 metros. Os resultados do trabalho de simulação permitem concluir que a quantidade de pontos amostrais seria suficiente para detectar uma estrutura de dependência espacial do bicho-mineiro entre os cafeeiros.

ABSTRACT

ALVES, Gabriella de Freitas. **Study of the spatial variability of the occurrence of the Coffee Leaf Miner of the coffee plantation, (*Leucoptera coffeella* (Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842) (Lepidoptera: Lyonetiidae)) in organic coffee (*Coffea arabica* L.) plantation in formation, using geostatistic.** 2008. 130 p. Dissertation (Master in Statistic and Agricultural Experimentation) - Federal University of Lavras, Lavras, MG.*

The coffee leaf miner, (*Leucoptera coffeella* (Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842) (Lepidoptera:Lyonetiidae)) is the pest that more concerns the brazilian coffee growers. In recent years, the combat of the coffee leaf miner has been done through chemical and biological controls. The practice of the chemical control can result in other problems such as biological imbalance and the development of other pests such as the red spider mite. This problem is leading the researchers to find new solutions for controlling the pest. Understanding the spatial pattern of the coffee leaf miner may be important in the context of the biological control of the pest. Thus, the aim of this work was to use spatial statistics methods for continuous surfaces (geostatistics) in the study of the spatial distribution of the coffee leaf miner in a organic coffee plantation. This work used data from one hectare of an organic coffee production of the Cultivar Catucaí, located in Santo Antônio do Amparo country, state of Minas Gerais. The following variables (counts) were used: mined leaves, new mines, predated mines and wasps. The period of the data collecting was from January 2005 to March 2007. Experimental semivariograms were used with simulated envelopes to check the hypothesis of spatial randomness of coffee leaf miner among the coffee trees. Theoretical models of semivariograms were adjusted for the months where the hypothesis of spatial randomness was rejected. Akaike Information Criterion was applied in the selection of the best model. A simulation study was conducted in order to verify whether or not the number of sample points applied in the statistical analysis were sufficient to detect a possible structure of the spatial dependence. The experimental semivariograms with simulated envelopes showed that the hypothesis of spatial randomness of coffee leaf miner was not rejected for all months but December 2005 (mined leaves) and July 2006 (predated mines). Through the Akaike criterion, the

* **Guidance Committee:** João Domingos Scalon - UFLA (Adviser) e Mauricio Sergio Zacarias - EMBRAPA Café.

model that best fit the data from this particular month was the Gaussian, indicating that mined leaves presents spatial autocorrelation up to 21.6 meters. The results of the simulation study permit us to conclude that the quantity of point samples (35) would have been sufficient to detect a spatial structure of dependence of coffee leaf miner among the coffee trees.

1 INTRODUÇÃO

Atualmente, o Brasil é o maior produtor e exportador mundial de café, com produção estimada de 42,5 milhões de sacas beneficiadas na safra de 2006/2007. Nesta mesma safra, o estado de Minas Gerais foi responsável por mais da metade da produção brasileira de café (57,8%), com área estimada em 1.120.000 ha destinados à lavoura cafeeira (Conab, 2007). Estes números superaram as expectativas do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), que estimou uma participação na produção nacional de 49% (IBGE, 2006).

Minas Gerais e Espírito Santo lideram o cultivo de café no país, produzindo 73% do total nacional dessa rubiácea. No primeiro estado, predomina o café arábica (*Coffea arabica* L.) e, no segundo, o café canephora (*Coffea canephora*). As condições edafoclimáticas de Minas Gerais são favoráveis ao desenvolvimento da cafeicultura, o que permite ao estado ocupar posição de destaque na produção nacional.

Embora a atividade da cultura do café esteja intimamente ligada ao desenvolvimento atual do estado e, ainda, com grande potencial de crescimento, também há fatores limitantes, como as pragas, que têm sido um dos principais problemas que afetam a produtividade dessas lavouras. A praga que mais preocupa os cafeicultores é o bicho-mineiro (*Leucoptera coffeella* (Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842) (Lepidoptera:Lyonetiidae)).

Atualmente, o combate ao bicho-mineiro tem sido feito por meio dos controles químicos e biológicos. No contexto do controle biológico de pragas agrícolas, tendo em vista a produção agrícola sustentável, a manutenção de estações de refúgio tem importância fundamental na preservação e na multiplicação de inimigos naturais que se movimentam para as plantações. A vegetação nativa pode atuar como reservatório natural de vespas predadoras do bicho-mineiro. O controle químico é o mais utilizado pelos produtores de café no Brasil. Esse controle é feito através de pulverizações, ou com granu-

lados sistêmicos, que são aplicados no solo. Porém, a prática pode resultar em outros problemas, como o desequilíbrio biológico e o desenvolvimento de outras pragas, como o ácaro vermelho (Parra et al., 1992; Reis et al., 2006), levando os pesquisadores a buscarem novas soluções.

Zacarias (2007)¹ sugere que possa existir uma relação entre a localização do cafeeiro e a presença de bicho-mineiro, uma vez que é possível que algumas regiões da cafeicultura ou do cafezal possam combinar, de alguma maneira, melhores condições para o desenvolvimento das populações iniciais do bicho-mineiro. Apesar da possibilidade de existir uma componente espacial relacionada à intensidade de ataque dessa praga, não se encontram na literatura, trabalhos utilizando métodos estatísticos apropriados para comprovar a existência de padrão espacialmente condicionado à presença de bicho-mineiro na lavoura de café. A observação da presença de um padrão espacial significaria que áreas próximas apresentam comportamentos mais semelhantes do que seria esperado, caso a distribuição fosse aleatória, indicando que a intensidade de infestação de bicho-mineiro apresenta dependência espacial. Um trabalho para analisar o padrão de distribuição espacial de bicho-mineiro em cultivos de cafeeiro pode ser importante no contexto do controle biológico da praga, tendo em vista a produção agrícola sustentável.

Em estudos da distribuição espacial da população de insetos, em geral, são usados índices de dispersão para quantificar a variação espacial da população (Maruyama et al., 2006). Estes índices usam a distribuição de frequência das amostras por meio da quantificação, por exemplo, da relação entre a variância e a média, implicando que as localizações espaciais das amostras são desconsideradas. Assim, esses índices falham em distinguir as diferentes configurações espaciais presentes na população de insetos. Para uma correta análise da distribuição espacial de insetos, levando em conta a localização das amostras, é necessário aplicar técnicas da Estatística espacial desenvolvidas para este fim. Essas técnicas foram desenvolvidas para

¹ZACARIAS, M. S. Comunicação pessoal, 2007.

analisar dados que podem ser classificados em eventos de padrões pontuais, superfícies contínuas ou áreas com contagens, conforme apresentadas, por exemplo, em Cressie (1993). Tais técnicas estão sendo muito utilizadas em diversas áreas do conhecimento, principalmente em geologia, meteorologia, saúde, ciência do solo, fitossanidade, agricultura de precisão e engenharia de minas (Bailey & Gatrell, 1995; Camara et al., 2002; Cressie, 1993) e começam a receber o interesse de pesquisadores da agricultura (Bacca et al., 2006; Garcia, 2006).

Técnicas da Estatística espacial para superfícies contínuas foram raramente utilizadas para análise da distribuição espacial de insetos em agricultura (Garcia, 2006; Park & Obrycki, 2004; Viola, 2007) e, até o presente, não haviam sido utilizadas para análise da distribuição espacial do bicho-mineiro. Entretanto, algumas dessas técnicas foram aplicadas na tentativa de construir planos de amostragens para avaliar a infestação de bicho-mineiro e não para analisar a configuração espacial da praga na lavoura de café (Vieira Neto et al., 1999; Bacca et al., 2006).

Neste contexto, supondo-se que as janelas delimitadas na área experimental (pontos amostrais) onde foram coletadas as informações referentes ao bicho-mineiro se apresentam continuamente distribuídas no cafezal, o objetivo deste trabalho foi utilizar técnicas da Estatística espacial para superfícies contínuas (metodologia geoestatística) no estudo da distribuição espacial dessa praga em cafezal orgânico, verificando a ocorrência de dependência espacial e ajustando modelos de semivariogramas, para o período de ataque, para determinar a distância de dependência espacial entre as ocorrências.

Também procurou-se verificar, por meio de um estudo de simulação, se a quantidade de pontos amostrais utilizados teria sido suficiente para detectar uma possível estrutura de dependência espacial.

Espera-se que os resultados obtidos neste trabalho possam contribuir para a melhor compreensão das populações do bicho-mineiro.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Bicho-mineiro do cafeeiro

Acredita-se que a origem do bicho-mineiro (*Leucoptera coffeella* (Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842) (Lepidoptera:Lyonetiidae)) tenha sido no continente africano. No Brasil, os primeiros registros da presença da praga datam de 1851. Trata-se de um inseto monófago, que ataca apenas o cafeeiro (Reis e Souza, 1986) e tem esse nome devido à característica de sua ação.

O bicho-mineiro do cafeeiro é considerado um inseto de metamorfose completa, passando pela fase de ovo (Figura 1-a), lagarta (Figura 1-b), crisálida (Figura 1-c) e mariposa (Figura 1-d) (Souza et al., 1998).

A mariposa, durante o dia, permanece na parte inferior das folhas e, ao entardecer, abandona o esconderijo e inicia a postura, depositando seus ovos na parte superior das folhas. Os ovos levam, em média, de 5 a 21 dias para dar origem às lagartas, conforme as condições de calor e umidade (Gallo et al., 2002). As lagartas, ao nascerem, passam dos ovos diretamente para o interior das folhas, sem entrar em contato com o meio exterior, ficando alojadas entre as epidermes superior e inferior. Dentro da folha, as lagartas se alimentam e, a partir disso, formam-se as galerias, ou minas, daí o nome bicho-mineiro (Souza et al., 1998). Em consequência, ocorre a destruição do parênquima, utilizado pelas lagartas para a sua alimentação (Souza et al., 1998).

O período larval tem duração variável, oscilando entre 9 a 40 dias. Terminado esse período, as lagartas abandonam o interior das folhas, saindo pela parte inferior. Elas tecem um fio de seda e descem para a parte inferior do cafeeiro, onde formam os casulos característicos em forma de “X”. Nesse local, que oferece ao inseto a umidade adequada, ocorre a transformação em pupa. Este estágio tem a duração de 5 a 26 dias, terminados os quais surgem novas mariposas, cuja longevidade média é de 15 dias (Gallo et al., 2002).

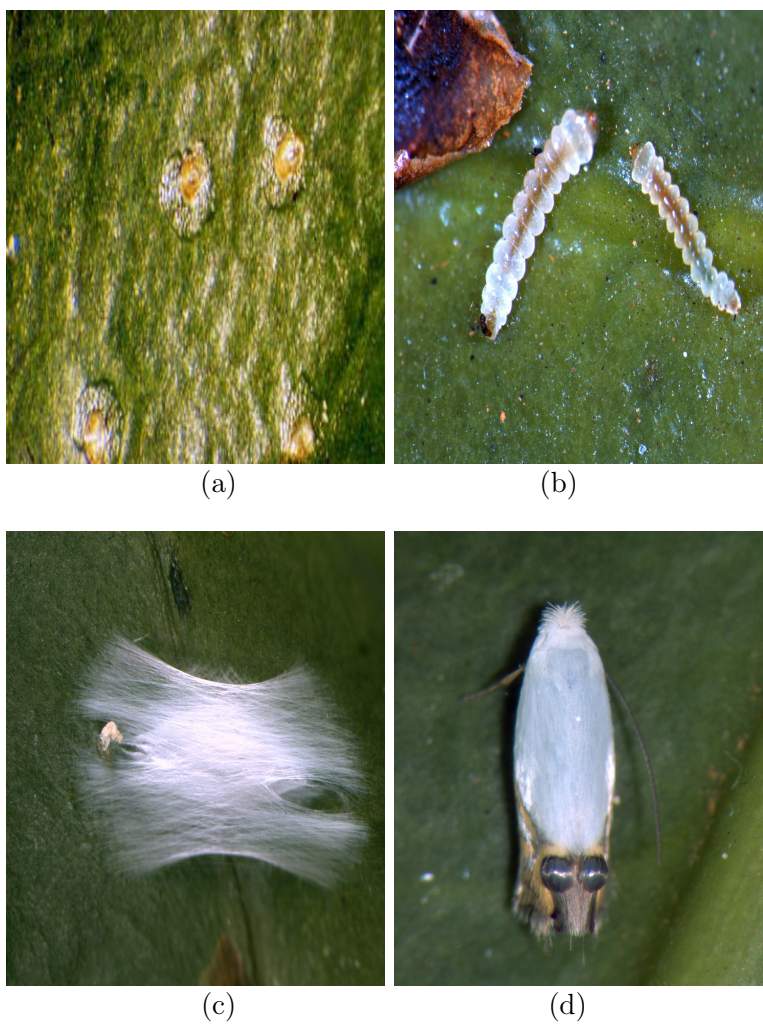


FIGURA 1: Fases de ovo (a), lagarta (b), crisálida (c) e mariposa (d) do bicho-mineiro do cafeeiro (*Leucoptera coffeella* (Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842) (Lepidoptera:Lyonetiidae)).

Segundo Souza et al. (1998), a ocorrência do bicho-mineiro está condicionada a diversos fatores. Um dos fatores que beneficiam o aparecimento da praga são as lavouras arejadas. Outros fatores apontados pelos mesmos autores referem-se às condições de tempo: altas precipitações pluviais e umidade relativa influenciam negativamente a população da praga,

ao contrário da temperatura, que exerce influência positiva; a presença ou a ausência de inimigos naturais, como parasitos, predadores e patógenos, além de lavouras bem espaçadas, favorecem as infestações dessa praga. Parra et al. (1992) mencionam que a nutrição da planta também exerce influência, pois cafezais bem nutridos resistem melhor à praga.

O ataque do bicho-mineiro provoca redução na área foliar e queda de folhas, com conseqüente diminuição na fotossíntese, o que resulta em queda na produção. A perda de produtividade do cafeeiro atingido pode chegar a 50%, com desfolha de até 70%. Em geral, as plantas que sofrem intenso ataque do bicho-mineiro apresentam o topo completamente desfolhado e podem levar até dois anos para se recuperarem, principalmente se a desfolha ocorrer num ano de grande produção de café. Essas plantas, uma vez desfolhadas, serão muito mais exigentes, já que consumirão mais energia para recompor sua parte aérea (Souza et al., 1998). Geralmente, os prejuízos aparecem na safra seguinte; desfolhas drásticas sucessivas tornam as plantas enfraquecidas, comprometendo-lhes a longevidade (Parra et al., 1992).

Esta praga, geralmente, ocorre na lavoura durante todo o ano e pode, em uma mesma região, ocorrer defasagem de um a três meses, tanto em relação ao início da evolução das populações da praga quanto ao período crítico de dano econômico (Souza et al., 1998). De modo geral, as maiores populações têm sido encontradas nos períodos mais secos do ano (Reis & Souza, 1996). No entanto, não se sabe com exatidão qual o nível de dano econômico para as diversas regiões cafeeiras do Brasil, o que dificulta a determinação da época mais adequada para o início do controle químico. Admite-se, porém, cerca de 30% a 40% de desfolha em algumas épocas do ano, sem redução significativa na produção (Souza et al., 1998), nível este considerado para o monitoramento da infestação do bicho-mineiro.

O bicho-mineiro é predado por um grande número de insetos. Tais insetos atuam como agentes de controle biológico, especialmente os Hymenópteros da família Vespidae (Parra et al., 1977). As vespas (Figura 2)

são predadores muito importantes para a lavoura cafeeira. Elas constroem seus ninhos nos próprios cafeeiros ou em árvores e arbustos e outros suportes próximos das lavouras de café. Sobrevoam e procuram nas plantas as lesões onde se localizam as lagartas do bicho-mineiro, rasgam a epiderme com a mandíbula, retiram as lagartas do local e as eliminam (Souza et al., 1998).



FIGURA 2: Vespa (Hymenoptera: Vespidae) predadora do bicho-mineiro do cafeeiro.

2.2 Geoestatística

A Geoestatística surgiu em 1951, quando Daniel Gerhardus Krige, um engenheiro de minas sul-africano, trabalhando com dados de concentração de ouro, concluiu que somente a informação dada pela variância seria insuficiente para explicar o fenômeno em estudo. Para tal, seria necessário levar em consideração a distância entre as observações. Matheron (1963), baseado nas observações de Krige, desenvolveu a teoria das variáveis regionalizadas, que foi também chamada de Geoestatística devido a sua aplicação na Geologia e Mineralogia. A variável regionalizada é uma função que varia de um lugar a outro no espaço com certa aparência de continuidade e cujos valores estão relacionados com a posição espacial que ocupam. Segundo Journel & Huijbregts (1978), o termo “Geoestatística” significa o estudo estatístico de fenômenos naturais e, ainda segundo estes autores, Matheron (1963) foi o primeiro a utilizar esse termo extensivamente.

A Geoestatística pressupõe que cada dado $z(x)$ é modelado como uma variável aleatória $Z(x)$, denominada variável regionalizada.

Se x representa uma posição em uma, duas ou três dimensões, então, o valor da variável Z , em x , é dado por (Burrough, 1987):

$$Z(x) = m(x) + \varepsilon'(x) + \varepsilon'' \quad (1)$$

em que:

- $m(x)$ é uma função determinística que descreve a componente estrutural de Z em x ;
- $\varepsilon'(x)$ é um termo estocástico, isto é, uma variável aleatória que varia localmente e depende espacialmente de $m(x)$;
- ε'' é um ruído aleatório não correlacionado, com distribuição normal com média zero e variância σ^2 .

A Geoestatística atua no termo estocástico $\varepsilon'(x)$, modelando a variabilidade espacial.

Todos os conceitos teóricos de Geoestatística têm suas bases em funções e variáveis aleatórias. Um valor medido $z(x)$, de uma certa variável aleatória em estudo, é dito ser uma realização do processo estocástico $Z(x)$, sendo x uma posição fixa.

Segundo Ribeiro Júnior (1995), 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 informação de sua posição, expressa por um sistema de coordenadas.

Considerando que observações mais próximas geograficamente tendem a ter valores mais similares e que tal fato pode ser avaliado por medidas de associação, a análise Geoestatística determina o grau de dependência espacial (autocorrelação espacial) entre observações, com base na direção

e na distância entre elas. A noção de dependência espacial parte do que o geógrafo Waldo Tobler chama de “a primeira lei da geografia” (Tobler, 1979): *“todas as coisas são parecidas, mas coisas mais próximas se parecem mais que coisas mais distantes”*

O conceito fundamental da abordagem Geoestatística remete à determinação do modo e do grau de variabilidade espacial expressos por um semivariograma. Nele são conduzidos ajustes, com o objetivo de determinar um modelo de variabilidade dentro de uma região, fornecendo parâmetros adequados ao entendimento da estrutura de dependência espacial (Vieira, 2000).

2.3 Hipóteses de estacionaridade

A interpretação probabilística de uma variável regionalizada como realização de um processo estocástico $Z(x)$ tem sentido somente se for possível inferir, pelo menos em parte, qual é a função de distribuição ou lei de probabilidade de $Z(x)$ (Journel & Huijbregts, 1978). Uma das limitações de dados com dependência espacial está relacionada com a impossibilidade de repetir indefinidamente um experimento e realizar inferência a partir de uma única realização.

Dessa forma, para se realizar inferência em Geoestatística, é preciso que o processo estocástico $Z(x)$ atenda a algumas hipóteses e a hipótese central em Geoestatística é a de estacionaridade (Camara et al., 2002). Pode-se definir um processo estocástico $Z(x)$ como estacionário, se todos os momentos estatísticos forem invariantes para qualquer ponto x . Para estudos de Geoestatística, exige-se, no máximo, a estacionaridade de segunda ordem, ou seja, que o primeiro e o segundo momento em relação à origem sejam constantes (Guimarães, 2004).

Segundo Vieira (1995), o processo estocástico $Z(x)$ é estacionário de ordem 2 se:

(a) o valor esperado $E[Z(x)]$ existir e não depender da posição x .

$$E[Z(x)] = m \quad (2)$$

(b) para cada par de variáveis aleatórias $Z(x)$ e $Z(x + h)$, a função covariância, $Cov(h)$, existir e for função de h :

$$Cov(h) = E[Z(x)Z(x + h)] - m^2 \quad (3)$$

para qualquer x .

A existência de estacionaridade dá a oportunidade de repetir um experimento, mesmo que as amostras devam ser coletadas em pontos diferentes, porque todas são consideradas pertencentes a populações com os mesmos momentos estatísticos. A hipótese de estacionaridade de ordem 2 implica a existência de uma covariância e, assim, de uma variância finita dos valores medidos. A existência do variograma é uma hipótese mais fraca do que a existência da covariância e existem muitos fenômenos que possuem uma grande capacidade de dispersão, isto é, que não possuem uma variância a priori nem uma covariância, mas um variograma pode ser definido. Uma hipótese mais fraca (mais abrangente) é a hipótese intrínseca (Guimarães, 2004).

Uma função aleatória é intrínseca quando, além de satisfazer à condição expressa na equação (2), a estacionaridade do primeiro momento estatístico, também o incremento $[Z(x) - Z(x + h)]$ tem variância finita e não depende de x para qualquer vetor h . Matematicamente, isso pode ser escrito:

$$Var[Z(x) - Z(x + h)] = E[Z(x) - Z(x + h)]^2 = 2\gamma(h) \quad (4)$$

para qualquer x .

Tem-se, então:

$$2\gamma(h) = E[Z(x) - Z(x+h)]^2 \quad (5)$$

A função $\gamma(h)$ é o semivariograma. A razão para o prefixo “semi” é que a equação (5) pode ser escrita na forma:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2}E[Z(x) - Z(x+h)]^2 \quad (6)$$

A hipótese intrínseca é a hipótese mais freqüentemente usada em Geoestatística, por ser menos restritiva e, portanto, o semivariograma é a ferramenta mais difundida na Geoestatística porque exige apenas a hipótese intrínseca (Guimarães, 2004).

2.4 Semivariograma

A função semivariograma deve seu nome a Matheron (1963), bem como o seu tratamento e as interpretações teórica e prática.

O semivariograma é uma função matemática definida para representar o grau de dependência entre duas realizações, da função aleatória $Z(x)$ e é usado para modelar dois valores correlacionados no espaço ou no tempo.

Segundo Ribeiro Júnior (1995), o semivariograma é a parte central dos estudos geoestatísticos, sendo capaz de descrever tanto qualitativa quanto quantitativamente, a variação espacial. Ele é preferido para caracterizar a estrutura de continuidade espacial da característica avaliada, por exigirem hipóteses de estacionaridade menos restritivas (Hipótese Intrínseca).

Segundo Guerra (1988), existem três tipos de semivariogramas, o verdadeiro (real, mas desconhecido), o observado ou o experimental (obtido a partir das amostras coletadas no campo), gerado por meio da semivariância em função da distância h e o teórico (utilizado para o ajuste de modelos ao semivariograma experimental).

2.4.1 Semivariograma experimental

O semivariograma experimental representa uma função de semivariâncias em relação às respectivas distâncias. Como visto por meio das equações (4) e (6), a semivariância é definida como a metade da variância de diferenças entre observações de uma variável aleatória Z , separadas por uma distância h .

O estimador “clássico” de Matheron, da função de semivariância, é dado por:

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{N(h)} [z(x) - z(x+h)]^2 \quad (7)$$

em que:

$\hat{\gamma}(h)$ a semivariância para uma distância h ; $N(h)$ o número de pares possíveis para a distância h ; h a distância de separação das observações $z(x)$ e $z(x+h)$, as contagens nas posições x e $x+h$, respectivamente.

O gráfico de $\gamma(h)$ em função dos valores correspondentes de h , chamado semivariograma experimental, é uma função do vetor h e, portanto, depende de ambos, magnitude e direção de h (Vieira, 1995).

Segundo Ribeiro Júnior (1995) esse estimador é não viesado para $\gamma(h)$ quando Z representa um processo estocástico intrinsecamente estacionário, mas é pouco resistente e muito afetado por observações atípicas (*outliers*). Para estes casos, podem-se utilizar os estimadores robustos.

Cressie & Hawkins (1980) apresentam um estimador robusto de semivariâncias dado por:

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2} \frac{\left[N(h)^{-1} \sum_{N(h)} \sqrt{|z(x) - z(x+h)|} \right]^4}{0,457 + \frac{0,494}{N(h)}} \quad (8)$$

Nesta função, $N(h)$ representa o número de pares separados por uma

distância h .

A justificativa para este estimador robusto é que, para variáveis normais, $[z(x) - z(x + h)]^2$ é uma variável aleatória com distribuição qui-quadrado com 1 grau de liberdade. A transformação que a torna mais próxima a uma distribuição normal é a raiz quarta, ou seja, $\sqrt{|z(x) - z(x + h)|}$, também conhecida como a raiz quadrada da diferença absoluta. A inclusão do denominador visa corrigir o viés da distribuição (Cressie e Hawkins, 1980).

2.4.2 Caracterização do semivariograma

Um exemplo de semivariograma típico com características bem próximas do ideal encontra-se na Figura 3. É de se esperar que as diferenças $[z(x) - z(x + h)]$ decresçam assim que h , a distância que os separa, decresça. É esperado que medições localizadas próximas sejam mais parecidas entre si do que aquelas separadas por grandes distâncias. Dessa maneira, espera-se que $\gamma(h)$ aumente com a distância h (Vieira, 1995).

Segundo Guimarães (2004), a utilização de dados amostrais, na estimativa da semivariância e na construção do semivariograma, revela que, freqüentemente, para $h = 0$, a semivariância $\gamma(0)$ difere de zero, embora, teoricamente, $\gamma(0)$ seja igual a zero.

A impossibilidade de se fazer reamostragem exatamente sobre um ponto já amostrado (nestes casos podem ocorrer variações a distâncias menores do que a menor distância de amostragem) e erros de amostragem, erros de análise de laboratórios, etc., são justificativas dessa descontinuidade na origem. Quando $\gamma(0) \neq 0$, surge um novo termo no semivariograma, chamado de efeito pepita (C_0) (Guimarães, 2004).

A distância h a partir da qual $\gamma(h)$ se torna aproximadamente constante é chamada de alcance da dependência espacial (a). Medições realizadas a distâncias maiores que (a) têm distribuição espacial aleatória e, portanto, são independentes entre si. O valor de $\gamma(h)$ constante é chamado de patamar

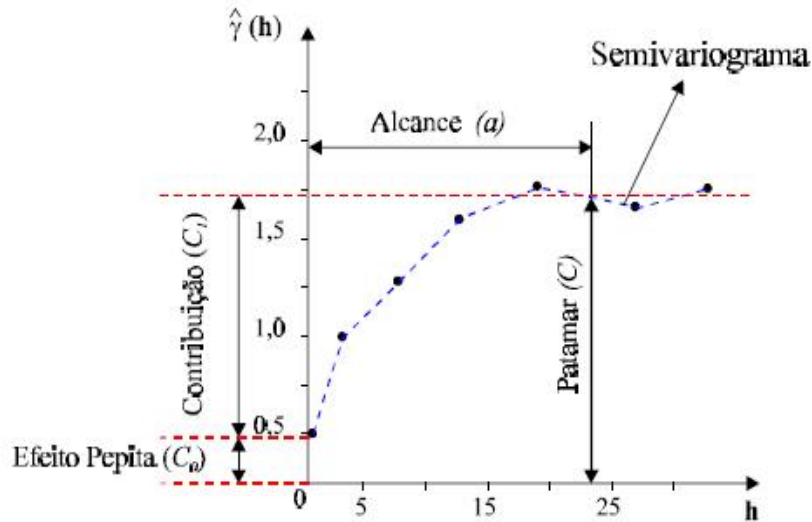


FIGURA 3: Semivariograma com características bem próximas do ideal.
 Fonte: Camargo (2001).

($C = C_1 + C_0$) e a diferença entre o patamar e o efeito pepita é chamada de contribuição (C_1).

Se o semivariograma experimental for constante e igual ao patamar para qualquer valor de h , temos o efeito pepita puro e, neste caso, temos a ausência total de dependência espacial. Ou seja, a dependência espacial, se existir, será manifestada à distância menor do que o menor espaçamento entre as amostras (Guimarães, 2004).

Segundo Vieira (1995), quando o semivariograma apresenta patamar claro e bem definido indica que as amostras estudadas atendem à hipótese de estacionaridade de segunda ordem.

2.4.3 Semivariogramas direcionais

A análise de direções é utilizada para verificar se o fenômeno é isotrópico ou anisotrópico. A anisotropia é uma característica muito freqüente nos fenômenos da natureza, isto é, a variabilidade, ou distribuição espacial das

variáveis que quantificam estes fenômenos, ocorre mais intensamente numa direção e menos intensamente em outra direção (Camargo et al., 2001). Segundo Andriotti (2003), uma anisotropia corresponde à existência de direções privilegiadas que foram condicionadas assim na gênese do fenômeno sob estudo.

Uma forma de detectar a presença de anisotropia é por meio dos semivariogramas experimentais direcionais pois, quando estes apresentam diferenças acentuadas, a distribuição é denominada anisotrópica (Camargo et al., 2001).

E, segundo Ribeiro Júnior (1995), outra forma de verificar se o fenômeno é isotrópico é comparar o semivariograma omnidirecional, que é aquele calculado com informações de todas as direções, com o semivariograma direcional, calculado considerando-se uma determinada direção. Quando o fenômeno é isotrópico, os semivariogramas omnidirecionais e os semivariogramas construídos para diferentes direções não apresentam diferenças relevantes e um mesmo modelo é adequado a todos eles.

As convenções direcionais utilizadas em Geoestatística são mostradas na Figura 4.

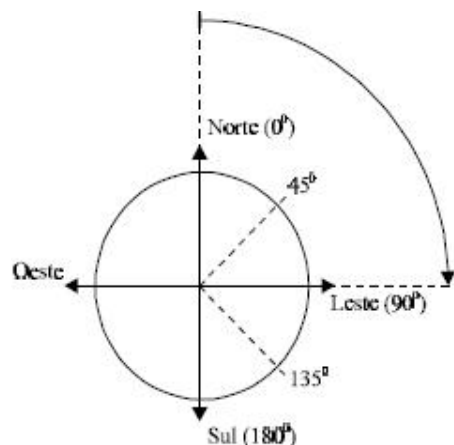


FIGURA 4: Convenções direcionais utilizadas em geoestatística.
Fonte: Camargo (2001).

Se a anisotropia é observada e é refletida pelo mesmo Patamar ($C = C_1 + C_0$) com diferentes Alcances (a) do mesmo modelo, então, ela é denominada geométrica. Existe ainda um outro tipo de anisotropia em que os semivariogramas experimentais direcionais apresentam os mesmos alcances (a) e diferentes Patamares ($C = C_1 + C_0$) e, neste caso, a anisotropia é denominada zonal (Camargo et al., 2001). Assim como a isotropia, a anisotropia zonal também é pouco presente nos fenômenos da natureza. O mais comum é encontrar combinações da anisotropia Zonal e Geométrica, denominada anisotropia Combinada.

Segundo Ribeiro Júnior (1995), modelar a anisotropia significa considerar um maior número de parâmetros a serem estimados e, portanto, só deve ser feito quando isso mostrar efetiva colaboração para uma melhor descrição do fenômeno.

Segundo Camargo et al. (2001), para se modelar a anisotropia geométrica, inicialmente identificam-se os eixos de anisotropia, isto é, os eixos de maior e de menor variabilidade espacial da variável em estudo. Identificados os eixos de anisotropia, calculam-se os dois semivariogramas experimentais direcionais, relativos às direções de maior e menor variabilidade espacial, e procede-se ao ajuste dos mesmos. Estabelecidos os dois modelos, o passo seguinte é combiná-los num modelo único e consistente para todas as direções.

Considerando-se como um exemplo de anisotropia geométrica (Figura 5) onde, as direções de menor e maior variabilidade espacial são 0° e 90° , respectivamente e os modelos de ajustes são esféricos em ambas as direções (Camargo et al., 2001).

O modelo de semivariograma relativo à direção 0° é:

$$\gamma_{0^\circ}(h) = C_0 + C_1[Sph(h)] \quad (9)$$

O termo $Sph(h)$ representa o modelo teórico esférico normalizado.

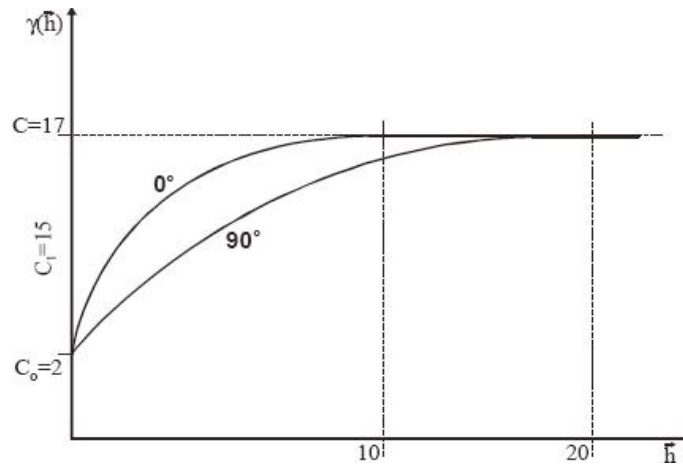


FIGURA 5: Exemplo de anisotropia geométrica. Fonte: Camargo et al. (2001).

Como h é um vetor, seu módulo pode ser decomposto, isto é:

$$|h| = \sqrt{(h_{0^\circ})^2 + (h_{90^\circ})^2} \quad (10)$$

Uma decomposição genérica para o vetor h está ilustrada na Figura (6).

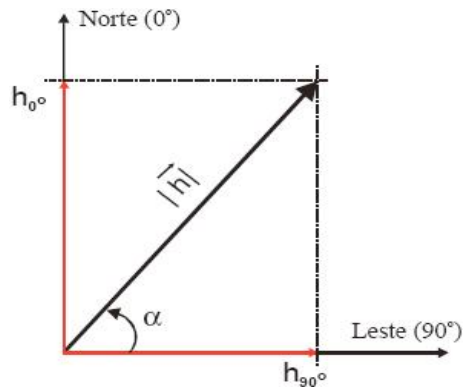


FIGURA 6: Exemplo de anisotropia geométrica. Fonte: Camargo et al. (2001).

Para direção da análise em questão, 0° , o vetor h está sobre o eixo Norte, portanto, não possui componente na direção 90° . Isto é, para $0^\circ \Rightarrow \alpha = 90^\circ$, $h_{0^\circ} = |h|\text{sen}(90^\circ) = |h|$ e $h_{90^\circ} = |h|\text{cos}(90^\circ) = 0$.

Normalizando a expressão (10) em relação ao alcance (a), tem-se:

$$\left| \frac{h}{a} \right| = \sqrt{\left(\frac{h_{0^\circ}}{a} \right)^2 + \left(\frac{h_{90^\circ}}{a} \right)^2} \quad (11)$$

Neste caso, como a componente $\frac{h_{90^\circ}}{a}$ é sempre nula, podemos atribuir um alcance infinito à direção 90° . Assim, a equação (11) é escrita da forma:

$$\left| \frac{h}{a} \right| = \sqrt{\left(\frac{h_{0^\circ}}{a} \right)^2 + \left(\frac{h_{90^\circ}}{\infty} \right)^2} \quad (12)$$

O modelo normalizado do semivariograma relativo à direção 0° é definido como:

$$\gamma_{0^\circ}(h) = C_0 + C_1 \left[Sph \left(\sqrt{\left(\frac{h_{0^\circ}}{a} \right)^2 + \left(\frac{h_{90^\circ}}{\infty} \right)^2} \right) \right] \quad (13)$$

Substituindo-se os valores de C_0 , C_1 e a , conforme Figura 5, tem-se:

$$\gamma_{0^\circ}(h) = 2 + 15 \left[Sph \left(\sqrt{\left(\frac{h_{0^\circ}}{10} \right)^2 + \left(\frac{h_{90^\circ}}{\infty} \right)^2} \right) \right] \quad (14)$$

De maneira análoga, o modelo de semivariograma relativo à direção 90° é:

$$\gamma_{90^\circ}(h) = 2 + 15 \left[Sph \left(\sqrt{\left(\frac{h_{0^\circ}}{\infty} \right)^2 + \left(\frac{h_{90^\circ}}{20} \right)^2} \right) \right] \quad (15)$$

Uma vez definidos os modelos relativos às direções de 0° e 90° , determina-se o modelo único e consistente para qualquer distância e direção do vetor h . Das Equações 14 e 15, obtém-se o modelo único, que é expresso

pela seguinte equação:

$$\gamma(h) = 2 + 15 \left[Sph \left(\sqrt{\left(\frac{h_{0^\circ}}{10}\right)^2 + \left(\frac{h_{90^\circ}}{20}\right)^2} \right) \right] \quad (16)$$

A consistência desse modelo é verificada primeiro determinando-se os valores das componentes h_{0° e h_{90° para um determinado vetor h . Em seguida, calcula-se o valor de $\gamma(h)$. Por exemplo, deseja-se saber o valor de $\gamma(h)$ na direção 0° quando $|h| = \text{alcance}$, isto é $|h| = 10$. Neste caso, as componentes h_{0° e h_{90° valem:

$$h_{0^\circ} = |h| \text{sen}(\alpha) = a \cdot \text{sen}(\alpha) = 10 \cdot \text{sen}(90^\circ) = 10$$

$$h_{90^\circ} = |h| \text{cos}(\alpha) = a \cdot \text{cos}(\alpha) = 10 \cdot \text{cos}(90^\circ) = 0$$

$$Sph(|h|) = \frac{3}{2} \left(\sqrt{\left(\frac{10}{10}\right)^2 + \left(\frac{0}{20}\right)^2} \right) - \frac{1}{2} \left(\sqrt{\left(\frac{10}{10}\right)^2 + \left(\frac{0}{20}\right)^2} \right) = 1 \quad (17)$$

A seguir, determina-se $\gamma(h)$:

$$\gamma(h) = 2 + 15 \left[Sph \left(\sqrt{\left(\frac{h_{0^\circ}}{10}\right)^2 + \left(\frac{h_{90^\circ}}{20}\right)^2} \right) \right] = 2 + 15[1] = 17 \quad (18)$$

De maneira análoga, na direção 90° , quando $|h| = 20$, tem-se que $\gamma(h) = 17$, e assim por diante, para uma direção θ qualquer quando $|h| \Rightarrow 0$, tem-se que $\gamma(h) = 2$, que é o efeito pepita.

2.5 Aleatoriedade espacial e teste de aleatorização

A não existência de padrão espacial na dispersão de insetos pode ser considerada como hipótese de aleatoriedade espacial, pois pode-se testar a existência de um padrão espacial por meio da aleatorização dos dados observados (Manly, 2006).

A aleatoriedade espacial acontece quando o atributo se distribui ao acaso no espaço, sem relação com a posição, ou seja, nesse caso não existe dependência espacial entre as amostras. Se o fenômeno é aleatório, não há necessidade de se utilizar a modelagem geoestatística.

O princípio da aleatorização é muito simples e consiste em reordenar os n dados georreferenciados de $n!$ arranjos diferentes.

No contexto de dados espaciais, em geral, deseja-se testar a hipótese nula de padrão espacial aleatório versus a alternativa de padrão espacial não aleatório. Uma forma bem simples de verificar se um determinado conjunto de dados foi designado ao acaso, ou seja, verificar a hipótese de aleatoriedade espacial, seria através de um simples teste de aleatorização, construindo intervalos de confiança (envelopes) para as semivariâncias.

Testes de aleatorização possuem algumas características particulares em comparação a testes estatísticos clássicos. Em geral, os testes de aleatorização são relativamente fáceis de serem calculados, são baseados em estatísticas não padronizadas e não necessitam de informações prévias a respeito da população da qual a amostra foi retirada. Além disso, podem ser aplicados em amostras não aleatórias que podem consistir simplesmente de itens que precisam ser analisados (Manly, 2006)

De acordo com Perry (1998), o grau de não aleatoriedade num conjunto de dados é quantificado comparando-se o padrão espacial observado com rearranjos em que as contagens amostradas são aleatoriamente redistribuídas no espaço.

Segundo Ribeiro Júnior & Diggle (2001), esse procedimento pode ser feito da seguinte forma: calculam-se as semivariâncias para cada possível arranjo com as mesmas distâncias utilizadas para calcular as semivariâncias para os dados reais. Dessa forma, obtêm-se, para cada distância, a maior e a menor semivariância calculada para os arranjos e, então constróem-se intervalos de confiança (envelopes) para as semivariâncias dos dados reais.

Portanto, se as semivariâncias dos dados reais se apresentam den-

tro do intervalo de confiança, a hipótese nula de aleatoriedade espacial é verdadeira, ou seja, não existe um padrão espacial associado ao fenômeno estudado.

Caso contrário, uma vez detectado o padrão espacial, o passo seguinte é tentar descrever tal padrão por algum modelo, usualmente assumido como estocástico. Tal modelagem permite caracterizar o padrão de dependência espacial (Viola, 2007).

2.6 Modelos teóricos de semivariogramas

Modelos teóricos de semivariogramas são superpostos à seqüência de pontos obtidos no semivariograma experimental, de modo que a curva que melhor se ajusta aos pontos obtidos represente a magnitude, o alcance e a intensidade da variabilidade espacial da variável estudada (Zimback, 2003).

Segundo Guimarães (2004), a escolha do modelo de semivariograma que será utilizado é um dos aspectos mais importantes da geoestatística. Todos os cálculos da geoestatística dependem do modelo de semivariograma ajustado e, conseqüentemente, se o modelo ajustado não for apropriado, todos os cálculos seguintes conterão erros que poderão afetar as inferências. Alguns dos modelos teóricos de semivariogramas utilizados em geoestatística são: exponencial, esférico, gaussiano, potência ou linear, pepita puro e matérn.

MODELO EXPONENCIAL

O modelo exponencial apresenta um comportamento linear na origem, alcança seu patamar apenas assintoticamente e é representado por (Vieira, 1995):

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C_1 \left(1 - e^{-\frac{3h}{a}}\right) & \text{para } 0 < h \leq a \\ C_0 + C_1 & \text{para } h > a \end{cases} \quad (19)$$

MODELO ESFÉRICO

O modelo esférico é o mais comumente utilizado nas variáveis estudadas em geociências (Andriotti, 2003). Ele apresenta um crescimento rápido na origem, alcança um patamar a uma distância h finita e é representado por (Vieira, 1995):

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C_1 \left(\frac{3}{2} \left(\frac{h}{a} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right) & \text{para } 0 < h \leq a \\ C_0 + C_1 & \text{para } h > a \end{cases} \quad (20)$$

MODELO GAUSSIANO

O modelo gaussiano apresenta comportamento parabólico nas vizinhanças da origem. É o modelo que reflete mais regularidade da variável estudada e a presença do efeito pepita tem como única explicação a existência de erros humanos, pois, o fenômeno tratado é muito regular e é representado por (Vieira, 1995):

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C_1 \left[1 - e^{-3\left(\frac{h}{a}\right)^2} \right] & \text{para } 0 < h \leq a \end{cases} \quad (21)$$

MODELO POTÊNCIA OU LINEAR

Este modelo implica uma dispersão ilimitada, entretanto, não tem patamar. O modelo linear é um caso particular do modelo potência e recebe esse nome quando $B = 1$ (Guimarães, 2004).

$$\gamma(h) = C_0 + Ah^B, \text{ para } 0 < B < 2 \quad (22)$$

Os parâmetros A e B são constantes que definem o modelo, devendo B ser estritamente maior que zero e menor que dois para garantir a condição

de positividade definida condicional do modelo.

EFEITO PEPITA PURO

Neste modelo, C_0 é um valor constante, que é o próprio efeito pepita. O modelo corresponde à correlação não-espacial :

$$\gamma(h) = C_0 \quad (23)$$

MODELO MATÉRN

São modelos muito flexíveis em torno do efeito pepita, sendo considerados os melhores para modelar variáveis com comportamentos complicados em torno do efeito pepita e são representados por (Matérn, 1986):

$$\gamma(h) = (C_0 + C_1)^2 + \frac{1}{2^{\kappa-1}\Gamma(\kappa)} \left(\frac{h}{a}\right) K_{\kappa}\left(\frac{h}{a}\right) \quad (24)$$

$\Gamma(\kappa)$ é a função Gama e K_{κ} é a função Bessel de terceiro tipo de ordem k .

2.7 Métodos de estimação de parâmetros

Segundo Mello (2004), até a década de 1980, o ajuste do modelo teórico ao semivariograma experimental era usualmente feito de forma visual (“a sentimento”), sem nenhum procedimento matemático. Posteriormente, com o aumento da capacidade dos recursos computacionais, outros métodos de ajuste, sem subjetividade, foram e estão sendo estudados. Dentre eles, destacam-se os métodos dos quadrados mínimos ordinários, ponderados e o método da máxima verossimilhança. Dessa forma, os métodos de ajuste podem ser divididos em dois grupos (Mello et al., 2005):

- método de ajuste dos modelos ao semivariograma experimental: os métodos de ajuste deste grupo são, o método dos quadrados mínimos ordinários (ordinary least squares - OLS), o método dos quadrados mínimos ponderados (weight least squares - WLS) e o método de ajuste

denominado de “a sentimento”;

- método de ajuste de um modelo direto aos dados: método da máxima verossimilhança (maximum likelihood - ML).

Tais métodos estão descritos a seguir.

O método a sentimento é bastante subjetivo e depende muito da experiência do pesquisador. Foi amplamente utilizado nos trabalhos cujo objetivo era apenas descrever a estrutura de dependência espacial. Segundo Ribeiro Júnior (1995), este processo de ajuste consiste em, por meio de uma nuvem de pontos, obter a estimativa dos parâmetros do semivariograma por meio de uma avaliação visual e ele deve ser repetido até que se obtenha um modelo adequado. O autor ainda recomenda que seja utilizado o ajuste empírico como valor inicial para se estimar os parâmetros do modelo de interesse por outros métodos em que as estimativas dos parâmetros sejam mais precisas.

As particularidades e as pressuposições demandadas por cada método de ajuste, além daquelas descritas no presente trabalho, podem ser encontradas em Cressie (1993) e Diggle & Ribeiro Júnior (2007).

O método dos quadrados mínimos ordinários, segundo Bussab & Moretin (2002), é um dos estimadores mais utilizados na Estatística. Este método se baseia no princípio dos quadrados mínimos, introduzido por Gauss em 1809. O método consiste em obter os valores dos parâmetros de um modelo que minimizam a soma do quadrado da diferença entre os valores observados e os estimados. A estimativa dos parâmetros do semivariograma pelo Método dos Quadrados Mínimos Ordinário é obtida pela minimização da seguinte expressão:

$$Q(\theta) = \sum_{i=1}^k [\hat{g}(h_i) - \gamma(h_i; \theta)]^2 \quad (25)$$

em que θ representa o vetor de parâmetros estimados que definem completamente o semivariograma, sendo cada estimativa denotada por $\hat{g}(h_i)$

e k refere-se ao número de distâncias (*lags*) do semivariograma experimental. A quantidade $\gamma(h_i; \theta)$ é a semivariância calculada pelo modelo e depende dos parâmetros estimados θ . Após minimização, a função $\hat{g}(h_i)$ se torna a estimativa $\hat{\gamma}(h_i)$ de quadrados mínimos. David (1977) sugere dividir o erro quadrático médio pelo número de pares de pontos em cada distância no semivariograma $m(h_j)$, conforme a expressão a seguir:

$$Q(\theta) = \frac{\sum_{j=1}^k [\hat{g}(h_j) - \gamma(h_j; \theta)]^2}{m(h_j)} \quad (26)$$

Esta é uma tentativa de ponderar a semivariância, uma vez que a ponderação pela variância das estimativas das semivariâncias não é conhecida. Este método é conhecido como o método dos quadrados mínimos ponderados. O ajuste de modelos espaciais por esses métodos ocorre a partir dos pontos do semivariograma experimental.

O método da máxima verossimilhança é de ajuste direto aos dados. É uma técnica de estimação usada com frequência, pois suas propriedades assintóticas são interessantes, como, por exemplo, eficiência e consistência (Wonnacott & Wonnacott, 1972).

Esse método consiste em maximizar a função de probabilidade em relação aos efeitos fixos e aos componentes de variância dos efeitos aleatórios do modelo (Oliveira, 2003).

Segundo Diggle & Ribeiro Júnior (2007), a estimação dos parâmetros de modelos baseados em verossimilhança produz, de maneira geral, estimadores não viesados e eficientes quando aplicados para grandes amostras. Estes autores afirmam, ainda, que, ao se utilizar este método, deve-se considerar a pressuposição gaussiana.

2.8 Critério de Akaike na seleção de modelos

Mcbratney & Webster (1986) sugerem o método do critério de informação de Akaike (AIC) para avaliar o melhor modelo teórico de semivariograma.

O AIC foi desenvolvido a partir da distância ou informação de Kulback & Leibler (1951). Esta distância é uma medida de discrepância entre as linhas do modelo verdadeiro e o modelo aproximado. Akaike (1983) relacionou a distância de Kulback & Leibler (1951) com a máxima verossimilhança, surgindo o AIC. O AIC é dado pela seguinte expressão:

$$AIC = -2L + 2P \quad (27)$$

em que:

L é o logaritmo natural da função de verossimilhança;

P é o número de parâmetros do modelo considerado.

Webster & Oliver (2001) sugerem uma aproximação para o critério de Akaike, baseado na soma de quadrados de resíduos, que é dada por:

$$AIC = 2P + n \ln(RSS/n) \quad (28)$$

em que n é o número de observações e RSS é a soma de quadrados de resíduos.

De acordo com o critério de Akaike o melhor modelo é aquele que apresenta o menor valor de AIC .

2.9 Simulação

Para verificar se a quantidade de pontos amostrais utilizados em um determinado trabalho seria suficiente para se detectar uma estrutura de dependência espacial, pode-se utilizar simulação. Um dos processos utilizados para gerar eventos georreferenciados, neste tipo de simulação, é o processo

de Poisson agrupado, que foi introduzido por Neyman & Scott (1958). Este processo é usado para modelar situações em que os eventos tendem a se agrupar em torno de outros. O processo de Poisson agrupado gera pontos que podem ser considerados como as ocorrências de eventos em uma determinada área.

O processo é construído primeiro pela geração de um processo Poisson de pontos paternos com intensidade λ . Em seguida, cada ponto paterno é substituído por um conjunto de processos filiais aleatórios, sendo que o número de eventos filiais ao redor de cada ponto paterno segue uma distribuição de Poisson com parâmetro μ e os pontos são colocados uniformemente e independentemente em um disco de raio r centrado em um ponto paterno. Dessa forma, o processo de Poisson agrupado gera, aproximadamente, $\lambda*\mu$ eventos em uma determinada área.

São necessários então, três parâmetros para definir o processo de Poisson agrupado: a intensidade (λ), o número de elementos ao redor do processo paterno (μ) e a variabilidade radial da distribuição dos processos filiais ao redor dos elementos paternos (r).

Quando a intensidade (λ) é constante, dizemos que o processo de Poisson é homogêneo e, quando esta intensidade varia no espaço, dizemos que o processo é de Poisson não homogêneo.

A configuração final do processo de Poisson pode ser formada pela soma dos eventos paternos com os eventos filiais ou somente pelos eventos filiais e, neste último caso, o processo é chamado de processo Matérn (Stoyan & Stoyan, 1994).

De posse da configuração final do processo, procede-se com a contagem dos eventos que pode ser feita delimitando-se janelas (pontos amostrais) na área utilizada para geração de pontos e, após as contagens, pode-se utilizar a metodologia geoestatística para verificar a ocorrência de dependência espacial.

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Localização do experimento

Escolheu-se uma área, de um hectare, em uma lavoura de produção de café orgânico da cultivar Catucaí, em Santo Antônio do Amparo, MG, na Fazenda Cachoeira, para a instalação do experimento. As coordenadas geográficas são 20°53'03,7" de latitude Sul, 44°57'05,4" de longitude Oeste e 1.013 metros de altitude.

Mensalmente, de janeiro de 2005 até março de 2007, foram amostradas 10 folhas de cafeeiro, colhidas no terço médio da planta, a 7 diferentes distâncias da margem do cultivo em cinco linhas de cafeeiros paralelas, com espaçamento entre as linhas de 4 metros e espaçamento entre os pés de café de 0,5 metro, para contagem e identificação de folhas minadas, minas novas e minas predadas. Também foram instaladas aramadilhas adesivas amarelas retangulares (24 x 9,5 cm) nos mesmos pontos e penduradas em estacas na altura da planta, tanto quanto possível, onde permaneceram por uma semana, para a captura das vespas predadoras que ocorreram na área. As amostras foram devidamente identificadas por etiquetas e levadas para o laboratório da Epamig-CTSM/EcoCentro, em Lavras, MG, onde foram realizadas as contagens de folhas minadas, minas novas e minas predadas e montagem e identificação das vespas coletadas. Um croqui da área experimental é apresentado na Figura 7.

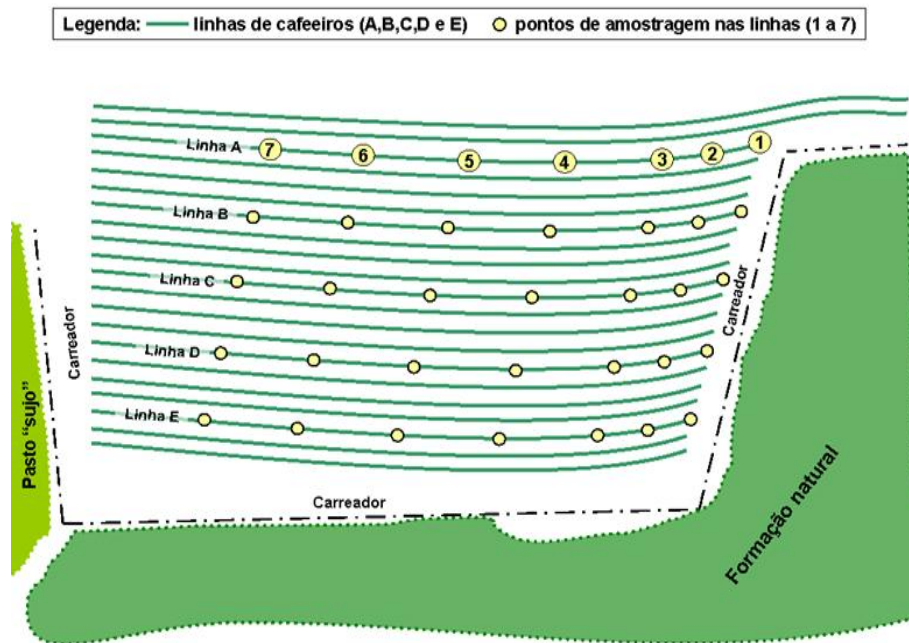


FIGURA 7: Croqui da área experimental.

Sendo assim, as variáveis analisadas no presente trabalho, foram:

- número de folhas minadas: quantidade de folhas que apresentaram lesões (minas) causadas pelo ataque do bicho-mineiro;
- minas novas: quantidade de minas que não haviam sido predadas;
- minas predadas: quantidade de minas que foram predadas;
- número de vespas: quantidade de vespas capturadas pelas armadilhas.

Inicialmente, os pontos amostrais foram georreferenciados por meio de um sistema de posicionamento global (GPS), porém, o aparelho de GPS não era preciso, pois não fazia distinção entre as coordenadas de dois pontos distintos, porém próximos. Dessa forma, arbitrou-se um ponto com as coordenadas (0,0), no *corner* inferior esquerdo da área experimental e, a partir deste, foram obtidas, em metros, as coordenadas dos demais pontos. As

coordenadas (u e v) de cada ponto amostral (i) são apresentadas na Tabela 1.

TABELA 1: Coordenadas, em metros, dos pontos amostrais da área experimental.

i	u	v	i	u	v
A1	126,0	72,0	C5	58,4	42,8
A2	113,2	70,0	C6	39,6	43,2
A3	102,8	68,0	C7	22,4	45,2
A4	85,2	68,0	D1	116,4	31,6
A5	66,4	68,4	D2	105,2	29,6
A6	46,4	68,8	D3	94,8	28,4
A7	28,0	72,0	D4	75,2	28,0
B1	122,4	58,0	D5	55,2	29,2
B2	110,8	56,4	D6	36,0	30,0
B3	100,4	56,0	D7	18,8	32,0
B4	82,0	54,0	E1	112,0	17,6
B5	61,6	56,0	E2	101,6	15,6
B6	42,4	56,0	E3	91,2	14,4
B7	24,8	58,0	E4	71,6	13,6
C1	120,4	45,2	E5	52,0	14,4
C2	107,6	44,0	E6	32,8	15,6
C3	97,6	42,8	E7	15,6	18,0
C4	78,4	41,6			

3.2 Análise exploratória

Realizou-se a análise exploratória dos dados, utilizando-se as estatísticas: média aritmética (\bar{X}), variância (S^2), coeficiente de assimetria ($C.A$) e coeficiente de variação ($C.V$). Esta análise foi realizada com o objetivo de observar o comportamento geral dos dados.

Construíram-se gráficos potsplots, que permitem visualizar por meio de diferentes símbolos e cores, os quartis da distribuição dos dados, mostrando o comportamento espacial das realizações obtidas do atributo em questão na região estudada.

Construíram-se também gráficos boxplot, que são conhecidos como diagramas de box e whisker, por meio dos quais pode-se obter um sumário completo dos dados de forma simples. Este tipo de análise, embora desconsidere a estrutura de dependência espacial, é importante por permitir a identificação de dados atípicos que podem exercer influência nas análises geoestatísticas.

3.3 Análise geoestatística

Realizou-se a análise geoestatística por meio de semivariogramas que mostram o comportamento das semivariâncias ($\gamma(h)$) em função da distância (h), definindo, assim, o modelo da variabilidade espacial do bicho-mineiro.

Para o cálculo das semivariâncias, utilizou-se o estimador robusto de Cressie & Hawkins (1980), por ele ser mais resistente a observações atípicas. As distâncias h foram definidas de acordo com a área experimental. Limitou-se a distância máxima para o cálculo das semivariâncias em 80 metros, por entender que esta seria uma distância suficiente para descrever a estrutura espacial dos dados e calcularam-se semivariâncias para pares de pontos separados de 0, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70 e 80 metros. Utilizou-se ainda, para o cálculo das semivariâncias, um ângulo de tolerância de 90° , para se obter informação de todas as direções.

Além disso, calcularam-se semivariogramas direcionais, para as direções 0° , 45° , 90° , e 135° , utilizando-se um ângulo de tolerância de 45° e comparando-se os mesmos com os semivariogramas omnidirecionais, com a finalidade de verificar a ocorrência de anisotropia.

3.4 Envelopes simulados

Realizou-se um teste de aleatorização por meio da construção de envelopes simulados, para verificar a hipótese nula de aleatoriedade espacial.

Por meio do pacote geoR (Ribeiro Júnior & Diggle, 2001), calculou-se o semivariograma experimental e realizaram-se 99 simulações. Em cada

simulação, os dados reais foram realocados aleatoriamente no espaço e, para cada simulação, calcularam-se as semivariâncias utilizando-se as mesmas distâncias do semivariograma dos dados originais. Os envelopes foram construídos por meio das semivariâncias máximas e mínimas, dos dados simulados, para cada distância.

3.5 Modelos teóricos de semivariogramas utilizados

Os modelos teóricos de semivariogramas utilizados neste trabalho foram: exponencial, esférico e gaussiano, descritos no item 2.6.

3.6 Critério utilizado na seleção de modelos

Para a escolha do melhor modelo teórico de semivariograma, utilizou-se a aproximação do critério de Akaike, conforme apresentado na equação 28.

3.7 Métodos de estimação de parâmetros utilizados

O método de estimação de parâmetros utilizado no presente trabalho foi o dos quadrados mínimos ordinários, descrito no item 2.7.

3.8 Simulação

Realizou-se um estudo de simulação para verificar se a quantidade de pontos amostrais, utilizada neste trabalho, teria sido suficiente para detectar uma estrutura de dependência espacial. Para isto simulou-se a ocorrência de folhas minadas no cafezal, gerando pontos por meio da função `rMatClust` do pacote `spatstat` (Baddeley & Turner, 2005) do *software* R. Este algoritmo gera uma realização do processo Matérn de agrupamento dentro de uma janela (*win*). A janela, neste caso, corresponde às dimensões da área experimental utilizada neste trabalho (120m x 90m).

Como já visto no referencial teórico, o processo Matérn é construído, primeiro, pela geração de um processo Poisson agrupado, que gera, aproximadamente, $\lambda^*\mu$ eventos em uma determinada área. Para determinar a quantidade de folhas minadas que ocorreram na área total, utilizou-se o mês de outubro de 2006, em que ocorre alta incidência do bicho-mineiro. Naquele mês obtiveram-se 282 folhas minadas, distribuídas nos 35 pontos amostrais e a quantidade de folhas minadas, para cada ponto amostral, que corresponde a um quadrado de $2,25 m^2$ (1,5m x 1,5m), foi de 8,06, portanto, 3,58 folhas minadas por m^2 . Como a área total corresponde a uma área de $10.800 m^2$ (120m x 90m), têm-se, então, aproximadamente 38.600 folhas minadas na área total. Dessa forma, obtiveram-se 38.600 eventos na área total e, considerando-se tais informações, utilizou-se $\lambda=3$ e $\mu=12800$; As variabilidades radiais utilizadas foram: sete metros, treze metros, dezenove metros e vinte e cinco metros.

Após a geração dos pontos, delimitaram-se quadrados na área experimental (pontos amostrais) para a realização das contagens. Tais contagens foram feitas utilizando-se áreas experimentais contendo 25, 35, 45 e 55 pontos amostrais.

Realizaram-se 100 simulações para cada variabilidade radial. Para cada simulação, após feitas as contagens, calcularam-se as semivariâncias para cada distância (h) e, por fim, obtiveram-se as semivariâncias médias das 100 simulações.

3.9 *Software R*

Todos os cálculos realizados neste trabalho foram feitos utilizando-se o *software R* (R Development Core Team, 2007). As semivariâncias empíricas e os envelopes simulados foram calculados utilizando-se o pacote *geoR* (Ribeiro Júnior & Diggle, 2001), assim como o ajuste de modelos teóricos aos semivariogramas experimentais. Para o estudo de simulação, implementou-se uma função no *software R* (Anexo 2).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Análise exploratória

Por meio da análise exploratória, apresentada nas Tabelas 2, 3, 4 e 5, observa-se que as variáveis folhas minadas, minas novas, minas predadas e vespas, para a maior parte do meses analisados, apresentaram grande variabilidade, o que pode ser verificado pelos altos valores do coeficiente de variação.

Os gráficos potsplot para as quatro variáveis analisadas podem ser vistos nas Figuras 8 a 11, em que estão apresentados os potsplot para dois meses de baixa e alta intensidade de tais variáveis. Os meses apresentados foram selecionados por meio das Tabelas 2, 3, 4 e 5, em que se pode perceber, pelas médias de folhas minadas, minas novas e minas predadas, que o mês de maio de 2005 foi de baixa intensidade da praga e o mês de setembro de 2006, um mês de alta intensidade da praga. Além disso, por meio do número médio de vespas, pode-se perceber que o mês de junho de 2005 foi um mês de baixa intensidade e novembro de 2005 foi um mês de alta intensidade.

De forma geral, percebe-se que, nos meses de baixa intensidade para todas as variáveis analisadas, os valores são pertencentes aos mesmos quartis, não sendo possível dividir a área em sub-regiões e, aparentemente, os dados não apresentam tendência com as coordenadas da região. Nos meses de alta intensidade da praga, pode-se verificar que, em geral, ocorrem concentrações de símbolos iguais, indicando que a área pode ser dividida em sub-regiões. Em tais meses, não se verificaram variações gradativas ao longo de uma direção e, portanto, não sugerindo existência de tendências.

Pode-se perceber também, por meio dos histogramas (Figuras 8 a 11) e dos coeficientes de assimetria, que a maior parte das variáveis apresentou uma distribuição assimétrica à direita, enfatizando, porém, que a geoestatística não exige normalidade dos dados para ser aplicada (Mello, 2004).

TABELA 2: Análise exploratória de dados para a variável folhas minadas.

	Jan/05	Fev/05	Mar/05	Abr/05	Mai/05	Jun/05
Média	0,17	**	**	**	0,26	0,26
Variância	0,15	**	**	**	0,26	0,43
C.A	1,82	**	**	**	1,86	2,98
C.V	223,53	**	**	**	196,15	253,85
	Jul/05	Ago/05	Set/05	Out/05	Nov/05	Dez/05
Média	0,77	2,89	7,86	8,06	4,37	1,77
Variância	1,12	3,69	1,95	2,70	4,53	1,65
C.A	1,75	0,09	-0,14	-0,56	0,41	0,63
C.V	137,66	66,43	17,81	20,35	48,74	272,88
	Jan/06	Fev/06	Mar/06	Abr/06	Mai/06	Jun/06
Média	1,60	2,54	7,14	1,37	1,74	1,89
Variância	1,25	4,61	3,42	1,24	3,20	1,81
C.A	0,07	0,85	-1,11	0,41	1,72	0,45
C.V	70,00	84,65	25,91	81,02	102,88	71,43
	Jul/06	Ago/06	Set/06	Out/06	Nov/06	Dez/06
Média	3,91	6,29	8,43	3,94	0,77	0,60
Variância	5,26	2,97	1,96	8,70	1,24	0,72
C.A	0,28	-0,40	-0,97	0,03	1,43	1,21
C.V	58,58	27,34	16,60	74,82	144,369	141,19
	Jan/07	Fev/07	Mar/07			
Média	0,43	0,14	0,29			
Variância	0,61	0,18	0,45			
C.A	1,84	3,22	2,75			
C.V	181,50	300,98	233,58			

Obs1: ** indica ausência de contagem

Obs2: **C.A** é o coeficiente de assimetria e **C.V** é o coeficiente de variação

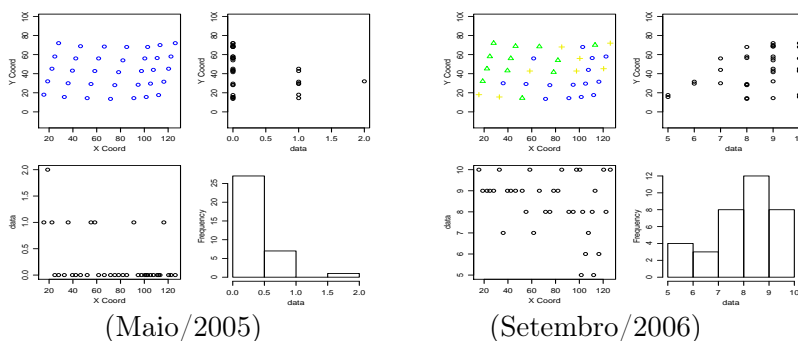


FIGURA 8: Gráficos de dispersão e histogramas para o número médio de folhas minadas, em maio de 2005 e setembro de 2006.

TABELA 3: Análise exploratória de dados para a variável minas novas.

	Jan/05	Fev/05	Mar/05	Abr/05	Mai/05	Jun/05
Média	0,03	**	**	**	0,34	0,26
Variância	0,03	**	**	**	0,70	0,73
C.A	5,90	**	**	**	2,44	3,70
C.V	566,67	**	**	**	247,06	326,92
	Jul/05	Ago/05	Set/05	Out/05	Nov/05	Dez/05
Média	1,03	3,34	10,11	16,51	3,17	0,69
Variância	3,09	8,64	15,52	65,02	11,97	1,05
C.A	2,27	1,25	0,42	1,05	2,52	1,74
C.V	170,87	88,02	38,97	48,82	109,15	147,84
	Jan/06	Fev/06	Mar/06	Abr/06	Mai/06	Jun/06
Média	0,34	0,80	5,40	1,63	1,34	1,57
Variância	0,35	1,58	6,42	4,77	2,41	2,02
C.A	1,56	1,91	0,75	2,21	2,24	0,96
C.V	173,53	175,50	46,85	133,74	115,67	90,45
	Jul/06	Ago/06	Set/06	Out/06	Nov/06	Dez/06
Média	4,23	6,17	10,31	7,29	0,51	0,26
Variância	9,47	7,50	47,87	50,21	0,73	0,43
C.A	0,52	-0,04	1,92	1,13	1,46	2,98
C.V	72,80	44,41	67,08	97,26	165,88	255,58
	Jan/07	Fev/07	Mar/07			
Média	0,31	0,09	0,34			
Variância	0,46	0,09	0,70			
C.A	2,55	3,09	2,44			
C.V	215,13	331,37	244,47			

Obs1: ** indica ausência de contagem

Obs2: **C.A** é o coeficiente de assimetria e **C.V** é o coeficiente de variação

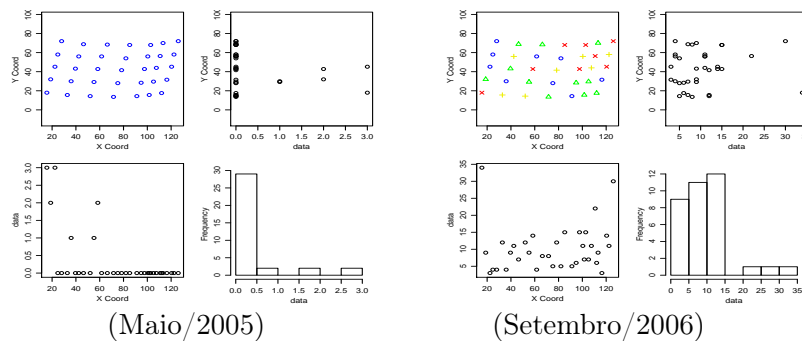


FIGURA 9: Gráficos de dispersão e histogramas para o número médio de minas novas, em maios de 2005 e setembro de 2006.

TABELA 4: Análise exploratória de dados para a variável minas predadas.

	Jan/05	Fev/05	Mar/05	Abr/05	Mai/05	Jun/05
Média	0,14	**	**	**	0,03	**
Variância	0,18	**	**	**	0,03	**
C.A	3,22	**	**	**	5,92	**
C.V	307,14	**	**	**	566,67	**
	Jul/05	Ago/05	Set/05	Out/05	Nov/05	Dez/05
Média	**	0,06	0,34	2,63	5,11	2,20
Variância	**	0,06	0,41	9,06	23,22	5,34
C.A	**	3,99	1,71	3,44	1,91	1,42
C.V	**	400,00	188,24	114,45	94,32	105,00
	Jan/06	Fev/06	Mar/06	Abr/06	Mai/06	Jun/06
Média	1,40	1,80	4,74	0,20	0,23	0,20
Variância	2,54	4,34	12,31	0,16	0,48	0,22
C.A	2,43	1,30	1,85	1,57	3,09	2,41
C.V	113,57	115,56	74,05	205,00	300,00	235,00
	Jul/06	Ago/06	Set/06	Out/06	Nov/06	Dez/06
Média	0,77	3,11	6,34	4,57	0,06	0,26
Variância	2,89	7,52	22,23	17,78	0,06	0,49
C.A	3,74	0,80	0,76	0,60	3,99	2,86
C.V	220,27	88,11	74,34	92,24	412,13	272,43
	Jan/07	Fev/07	Mar/07			
Média	0,34	0,03	0,08			
Variância	1,17	0,03	0,14			
C.A	4,56	5,92	4,65			
C.V	315,90	591,61	435,74			

Obs1: ** indica ausência de contagem

Obs2: **C.A** é o coeficiente de assimetria e **C.V** é o coeficiente de variação

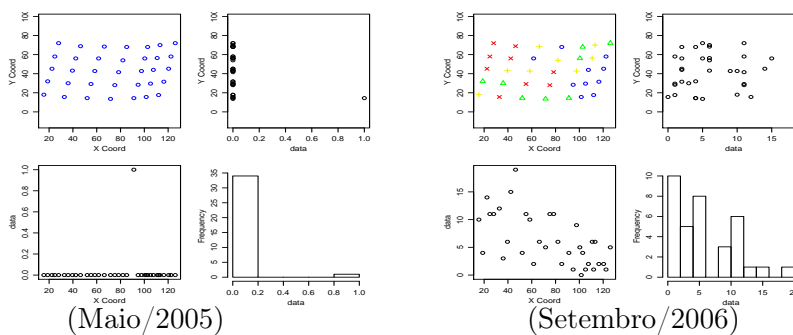


FIGURA 10: Gráficos de dispersão e histogramas para o número médio de minas predadas, em maio de 2005 e setembro de 2006

TABELA 5: Análise exploratória de dados para a variável vespas.

	Jan/05	Fev/05	Mar/05	Abr/05	Mai/05	Jun/05
Média	2,06	2,40	2,11	1,57	0,57	0,14
Variância	2,82	2,36	2,16	1,78	0,78	0,18
C.A	0,62	0,45	0,79	0,78	1,53	3,22
C.V	81,55	64,17	69,67	84,71	154,39	307,14
	Jul/05	Ago/05	Set/05	Out/05	Nov/05	Dez/05
Média	0,14	1,31	1,97	3,17	3,20	2,08
Variância	0,18	2,04	1,32	3,97	4,16	2,61
C.A	3,22	1,90	0,67	0,36	0,22	1,81
C.V	307,14	109,16	58,37	62,78	63,75	77,51
	Jan/06	Fev/06	Mar/06	Abr/06	Mai/06	Jun/06
Média	2,31	2,66	0,97	1,57	1,23	0,94
Variância	3,57	3,70	0,91	1,90	4,53	1,82
C.A	1,29	0,47	0,70	0,77	2,13	2,47
C.V	81,82	72,18	97,94	87,90	173,17	143,60
	Jul/06	Ago/06	Set/06	Out/06	Nov/06	Dez/06
Média	0,48	1,20	1,26	0,89	0,68	1,11
Variância	0,43	2,22	2,67	1,46	1,10	1,04
C.A	1,04	2,91	1,79	1,51	2,30	0,63
C.V	135,57	124,17	129,91	136,29	153,24	91,76
	Jan/07	Fev/07	Mar/07			
Média	1,63	0,80	0,20			
Variância	3,65	0,93	0,22			
C.A	1,29	1,47	2,41			
C.V	117,35	120,51	236,39			

Obs: **C.A** é o coeficiente de assimetria e **C.V** é o coeficiente de variação

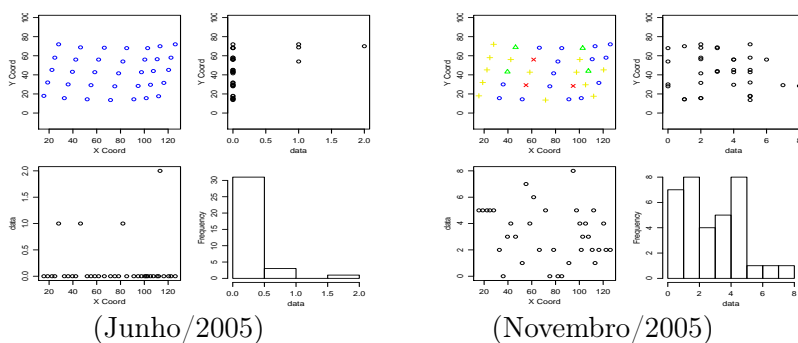


FIGURA 11: Gráficos de dispersão e histogramas para o número médio de vespas, em junho de 2005 e novembro de 2005.

As médias mensais de folhas minadas, minas novas, minas predadas e vespas, nos 27 meses analisados (janeiro/2005 a março/2007), são apresentadas na Figura 12.

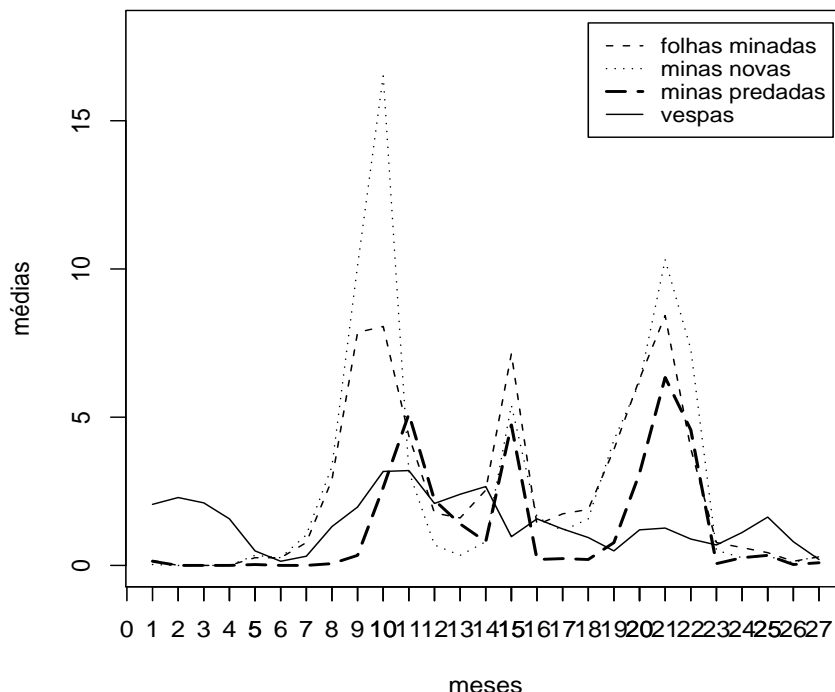


FIGURA 12: Médias mensais do número de folhas minadas, minas novas, minas predadas e vespas, para os meses de janeiro de 2005 a março de 2007.

No ano de 2005, as maiores ocorrências de folhas minadas estão entre os meses de setembro a novembro, com pico em outubro, coincidindo com o pico de minas novas, que tiveram maiores ocorrências entre os meses de setembro e outubro. As maiores quantidades de minas predadas ocorreram no mês de novembro, coincidindo com um dos picos de vespas predadoras que se apresentaram em maior quantidade nos meses de janeiro a abril e setembro a dezembro, com picos em outubro e novembro. Tais resultados de maiores ocorrências de folhas minadas, minas novas e minas predadas já

eram esperados, por esses serem os meses mais secos do ano, propiciando o aparecimento da praga (Reis & Souza, 1996).

No ano de 2006, os picos de folhas minadas e minas novas ocorreram nos meses de março e setembro, tendo os meses de maiores ocorrências de tais variáveis sido: março, julho, agosto, setembro e outubro. Este aumento considerável de folhas minadas e de minas novas, que ocorreu no mês de março, pode ser devido aos veranicos, que são períodos de estiagem, acompanhada por calor intenso, forte insolação e baixa umidade relativa, condições que propiciam o aparecimento da praga (Souza et al., 1998). As maiores quantidades de minas predadas para este ano ocorreram também no mês de março e nos meses de setembro e outubro. E, as maiores quantidades de vespas para este ano, ocorreram nos meses de janeiro e fevereiro (Reis & Souza, 1996).

No ano de 2007, foram analisados apenas os meses de janeiro, fevereiro e março, percebendo-se que estes apresentaram baixa intensidade de folhas minadas, minas novas e minas predadas, já que são meses com altos índices de precipitação pluviométrica, fator este que influencia negativamente a população do bicho-mineiro (Souza et al., 1998).

Nos meses de maior intensidade de minas predadas, pode-se observar um aumento considerável do número de vespas, com exceção do mês de março de 2006, quando essa relação não foi verificada. Em um estudo da correlação linear entre o número total de vespas e o número de minas predadas, utilizando os mesmos dados aqui utilizados, obteve-se um índice de correlação não muito alto, mas altamente significativo a 1% (Marafeli et al., 2007). Uma relação entre a quantidade de minas predadas e de vespas predadoras já era esperada, por estas serem importantes predadoras do bicho-mineiro (Parra et al., 1977).

Nas Figuras 13-a, 13-b, 13-c e 13-d, encontram-se os boxplots para as quatro variáveis analisadas.

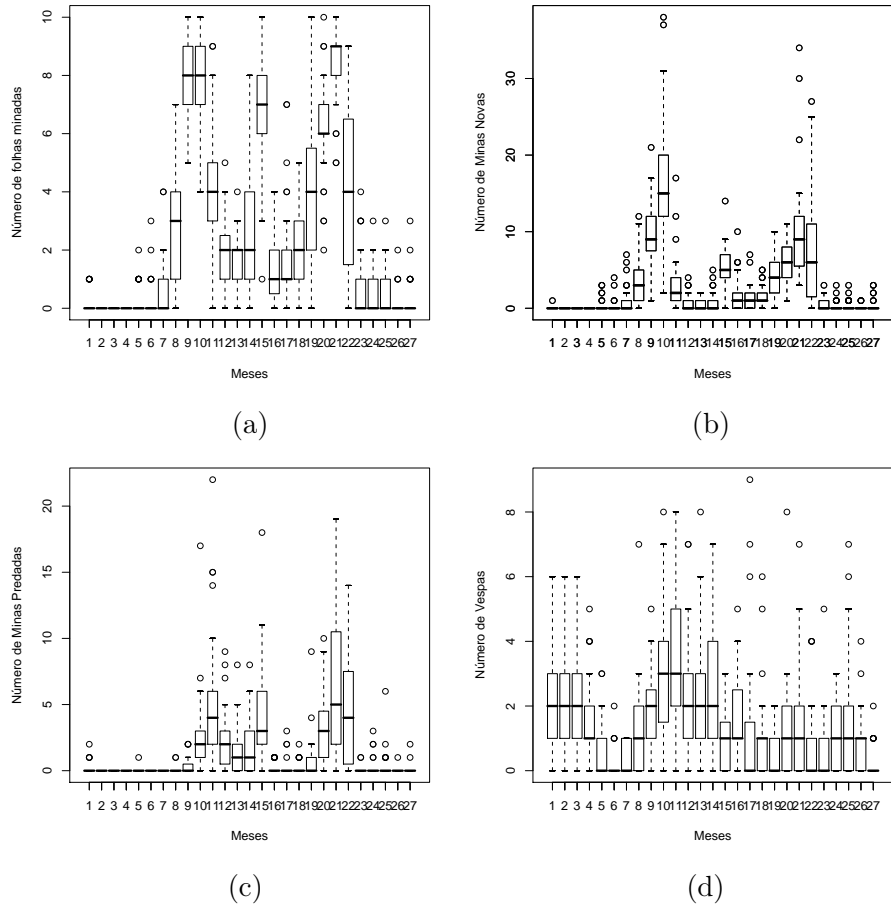


FIGURA 13: Gráfico boxplot para as variáveis folhas minadas (a), minas novas (b), minas predadas (c) e vespas (d).

Por meio dos boxplots, foi possível detectar a presença de “outliers” ou valores discrepantes. Segundo Diggle & Ribeiro Júnior (2007), estes valores provocam um forte impacto, principalmente na parte inicial do variograma. Este fato pode conduzir a conclusões erradas sobre a variância do ruído (efeito pepita) e ou à existência de correlação espacial, porém, neste caso, podem-se utilizar os estimadores robustos de semivariâncias.

4.2 Análise de direções

Após uma análise exploratória dos dados, realizou-se uma análise espacial utilizando-se a metodologia geoestatística. Esta metodologia permite analisar e modelar o comportamento espacial da praga no cafezal.

Por meio dos resultados obtidos na análise exploratória detectou-se a existência de outliers em quase todos os meses analisados. Como apresentado no referencial teórico, o estimador de semivariâncias de Matheron é pouco resistente e muito afetado por observações atípicas (Ribeiro Júnior, 1995). Por esse motivo utilizou-se aqui o estimador robusto (Cressie & Hawkins, 1980). Os semivariogramas para folhas minadas, minas novas e minas predadas, nos meses de janeiro, fevereiro e março de 2005, assim como para minas predadas nos meses de junho e julho de 2005, não foram calculados devido à ausência de contagem em tais meses.

Calcularam-se semivariogramas direcionais, com a finalidade de verificar se a ocorrência de bicho-mineiro e de vespas predadoras é isotrópica ou anisotrópica, ou seja, verificar se a variabilidade ou distribuição espacial ocorre mais intensamente numa direção e menos intensamente em outra direção (Camargo et al., 2001).

Este tipo de análise pode ser de grande importância, por exemplo, para verificar a influência da vegetação nativa no comportamento da praga e das vespas predadoras.

Calcularam-se os semivariogramas para as direções 0° , 45° , 90° e 135° e comparou-se cada um deles com o semivariograma omnidirecional.

As análises de direções para dois meses típicos de baixa e alta intensidade da praga e dois meses de alta e baixa intensidade de vespas predadoras encontram-se nas Figuras 14 a 21. As demais análises estão no Anexo 1 (Figuras ?? a ??).

Os meses utilizados foram maio de 2005 e outubro de 2006, que foram de baixa e alta intensidade, respectivamente, de folhas minadas, minas novas e minas predadas e os meses de junho de 2005 e novembro de 2005, que foram

meses de baixa e alta intensidade, respectivamente, de vespas. As análises para os referidos meses são apresentadas nas Figuras 14 a 21.

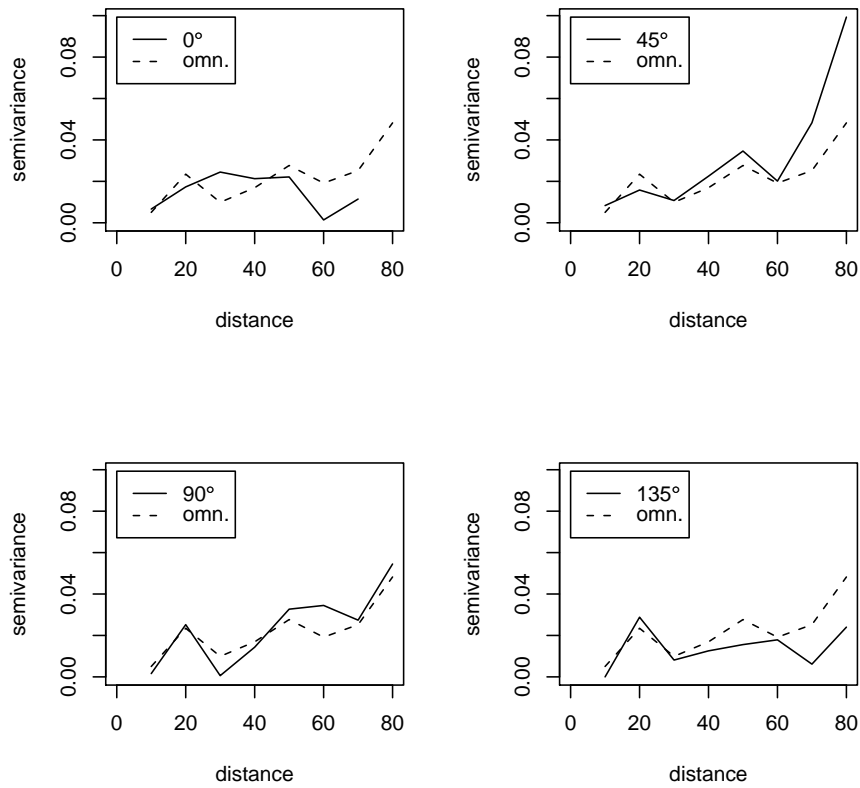


FIGURA 14: Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° (linha cheia), para a variável folhas minadas, em um mês de baixa intensidade (maio de 2005).

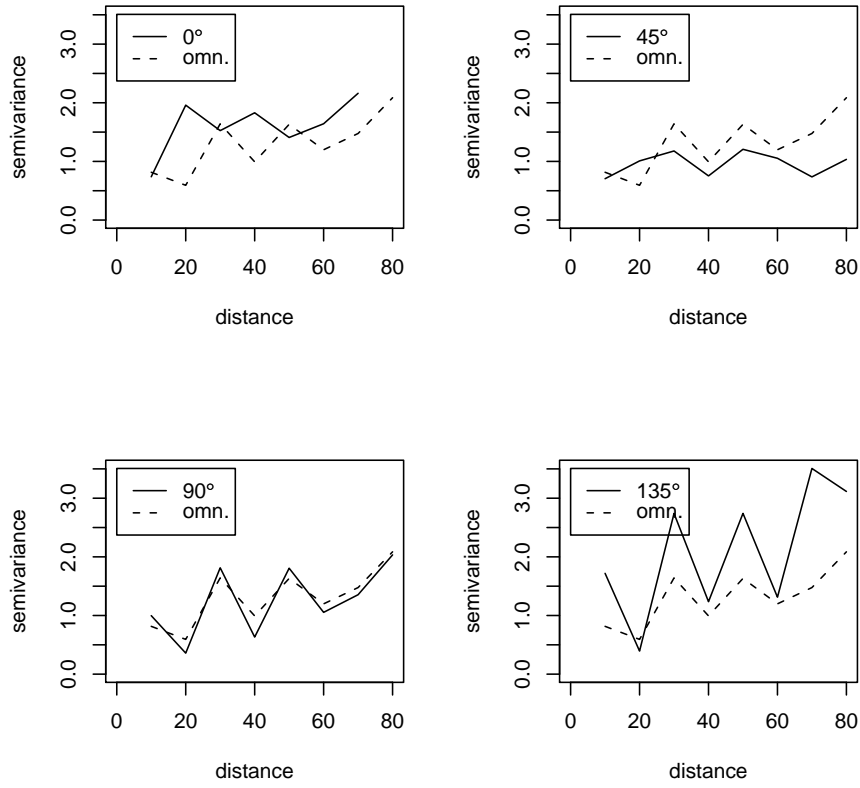


FIGURA 15: Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável folhas minadas, em um mês de alta intensidade (setembro de 2006).

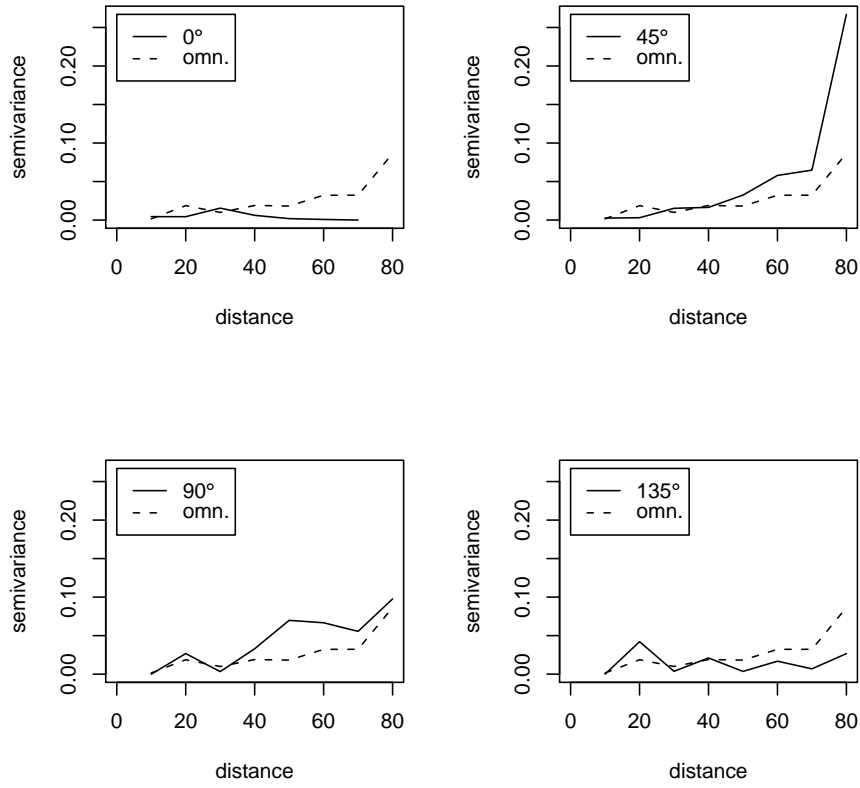


FIGURA 16: Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas novas, em um mês de baixa intensidade (maio de 2005).

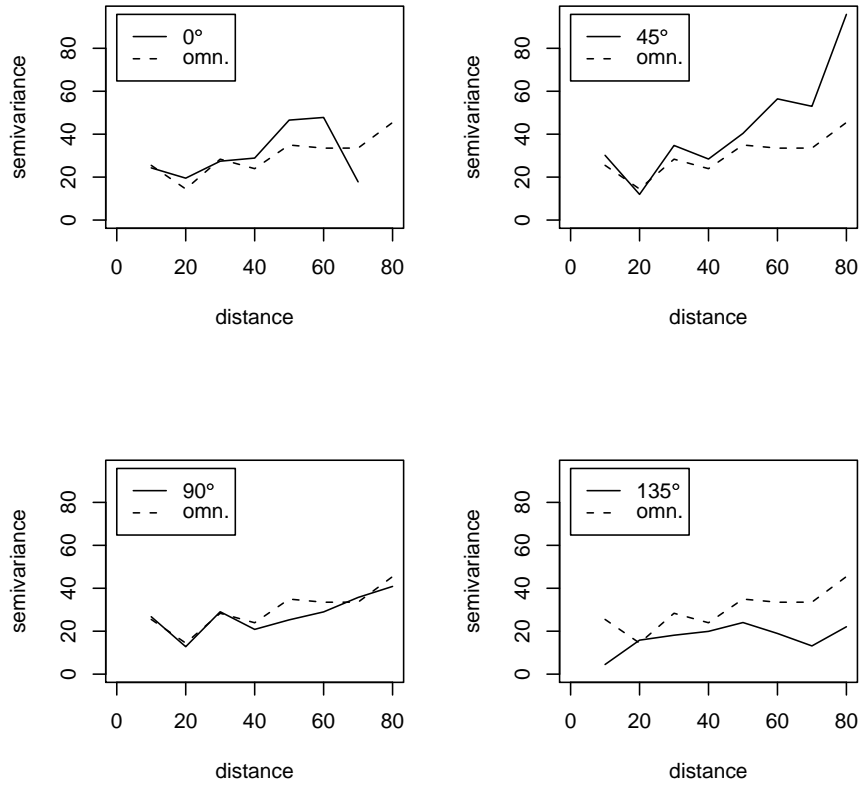


FIGURA 17: Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas novas, em um mês de alta intensidade (setembro de 2006).

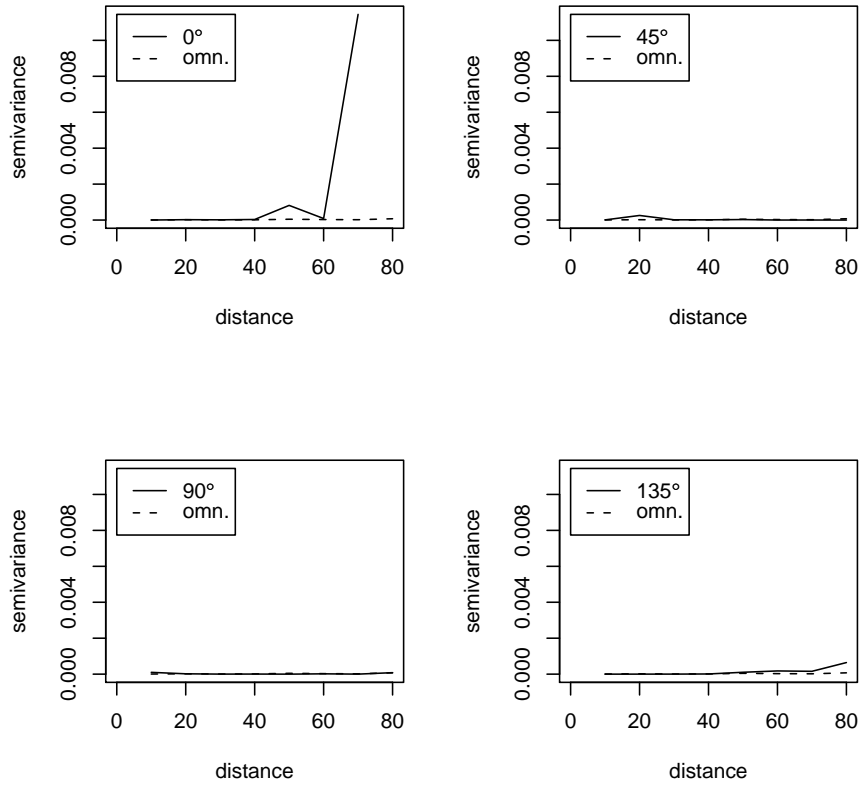


FIGURA 18: Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas predadas, em um mês de baixa intensidade (maio de 2005).

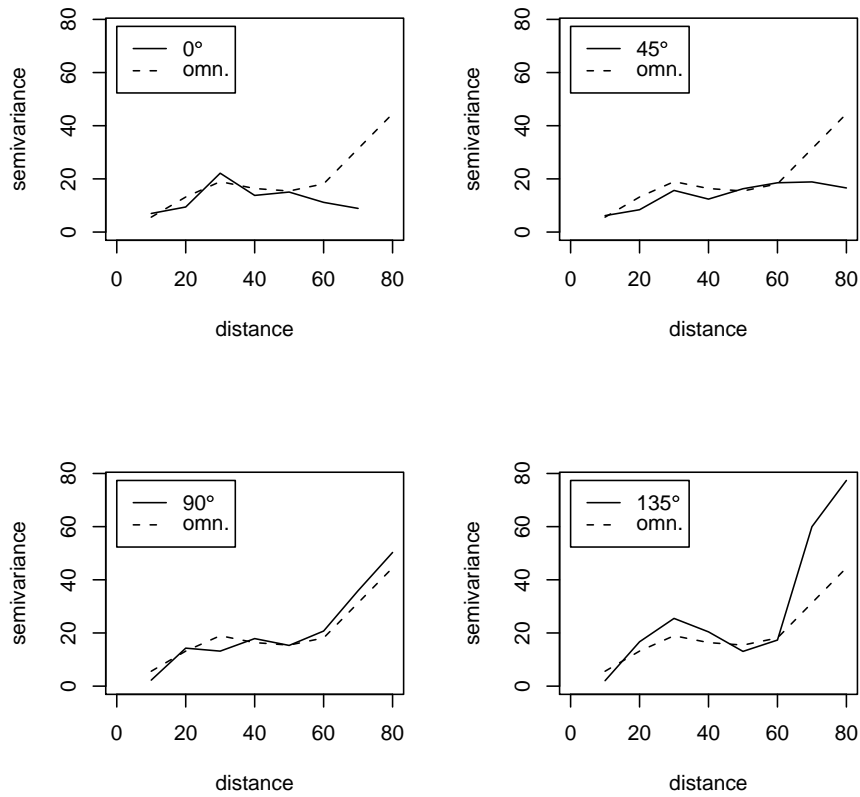


FIGURA 19: Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas predadas, em um mês de alta intensidade (setembro de 2006).

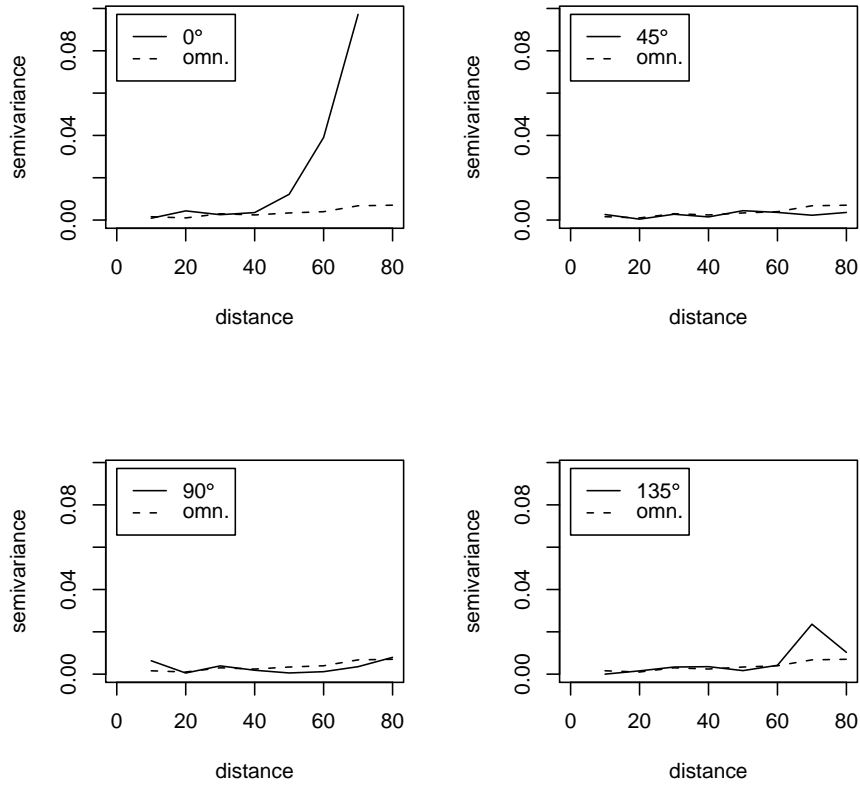


FIGURA 20: Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas, em um mês de baixa intensidade (junho de 2005).

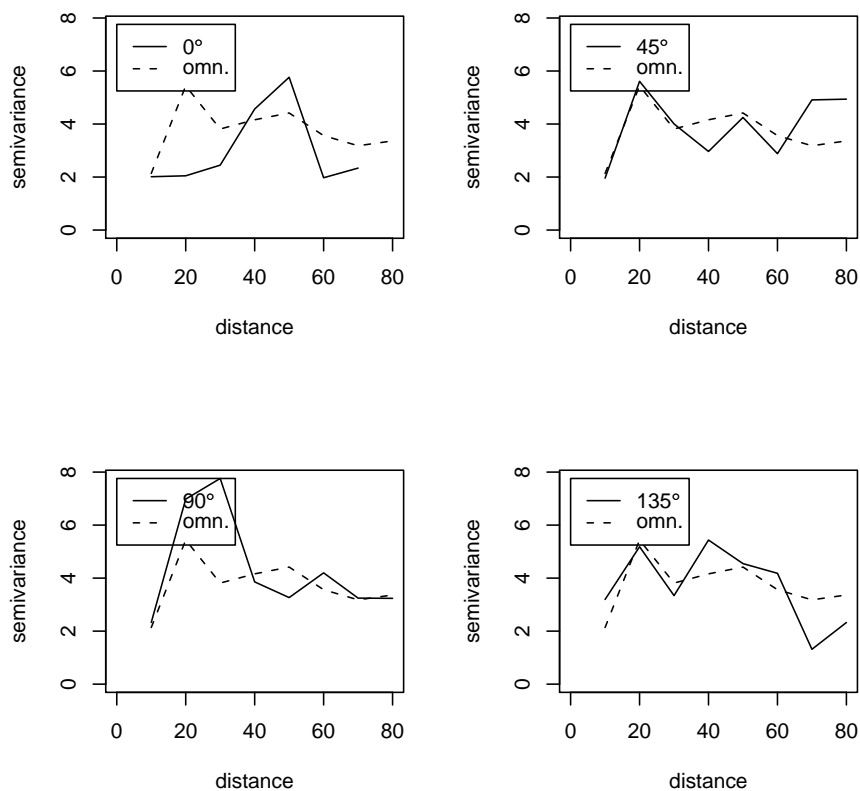


FIGURA 21: Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas, em um mês de alta intensidade (novembro de 2005).

Por meio das comparações, pode-se notar que, em geral, para as quatro variáveis (folhas minadas, minas novas, minas predadas e vespas), nos meses de baixa intensidade, não existem diferenças acentuadas entre os semivariogramas omnidirecionais e os semivariogramas direcionais (Figuras 14, 16, 18 e 20), podendo-se, então, considerar o fenômeno como isotrópico (Ribeiro Júnior, 1995).

Em alguns casos, nos meses de alta intensidade, como, por exemplo, o mês de setembro de 2006, para folhas minadas (Figura 15), notou-se uma diferença entre os semivariogramas omnidirecionais e os semivariogramas direcionais, para as direções 0° , 45° e 135° . Porém, em todos os casos em que ocorreram tais diferenças, analisaram-se as direções separadamente e verificou-se que não havia dependência espacial em tais direções (análises não apresentadas neste trabalho). Dessa forma, não há necessidade de considerar tais direções no cálculo das semivariâncias, já que estas não apresentam uma estrutura de dependência espacial. Portanto, as demais análises foram realizadas considerando-se o fenômeno como isotrópico.

4.3 Semivariogramas experimentais com envelopes simulados

Como visto na seção 4.2 pode-se considerar o fenômeno como isotrópico e, dessa forma, calcularam-se semivariogramas experimentais, sem considerar direções. Assim, calculou-se o semivariograma omnidirecional e, por meio do teste de aleatorização, construíram-se envelopes simulados para verificar a hipótese de aleatoriedade espacial.

Para o cálculo de semivariâncias, novamente utilizou-se o semivariograma robusto (Cressie & Hawkins, 1980), por ele ser mais resistente a observações atípicas. Os semivariogramas para folhas minadas, minas novas e minas predadas, nos meses de janeiro, fevereiro e março de 2005, assim como também para minas predadas nos meses de junho e julho de 2005, não foram calculados devido à ausência de contagem em tais meses.

Nas Figuras 22 a 27 são apresentados os semivariogramas com envelopes simulados da variável folhas minadas.

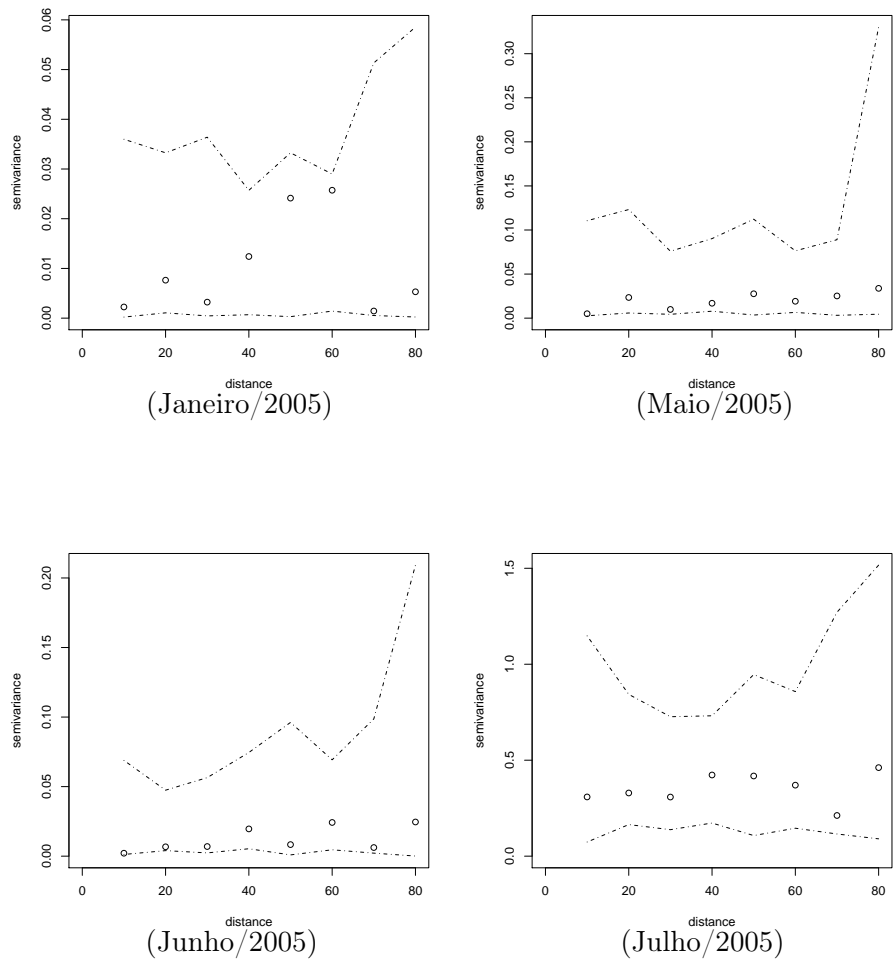


FIGURA 22: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável folhas minadas.

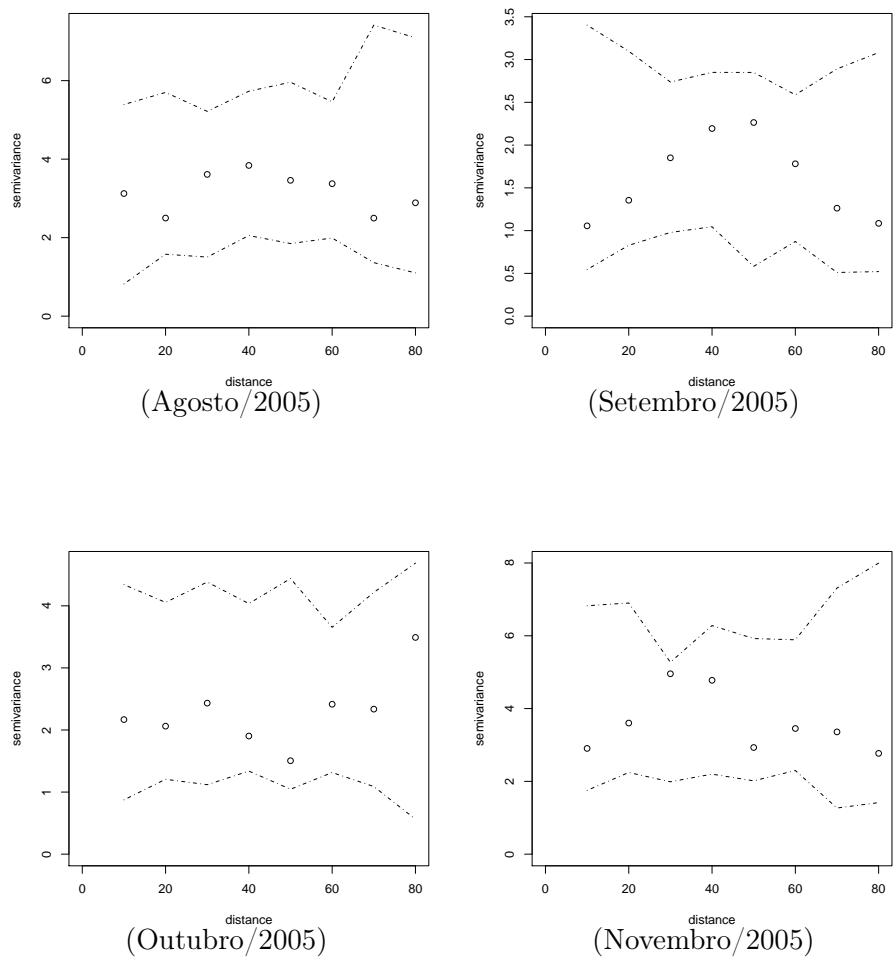


FIGURA 23: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável folhas minadas.

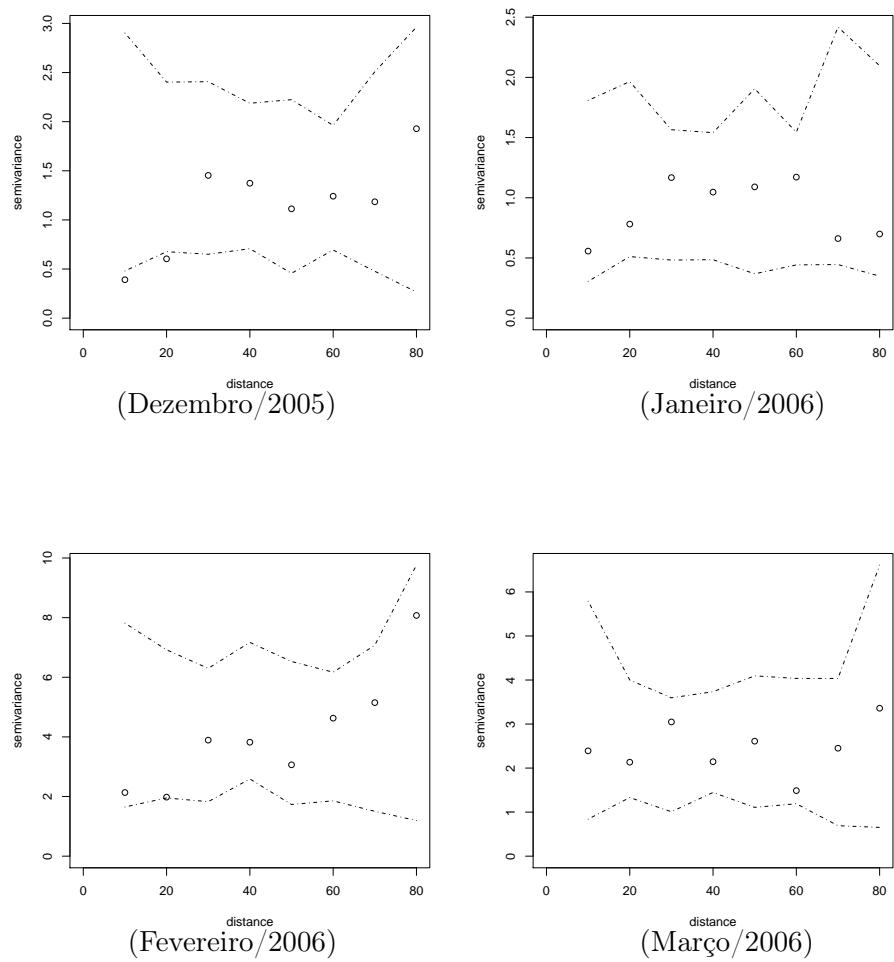


FIGURA 24: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável folhas minadas.

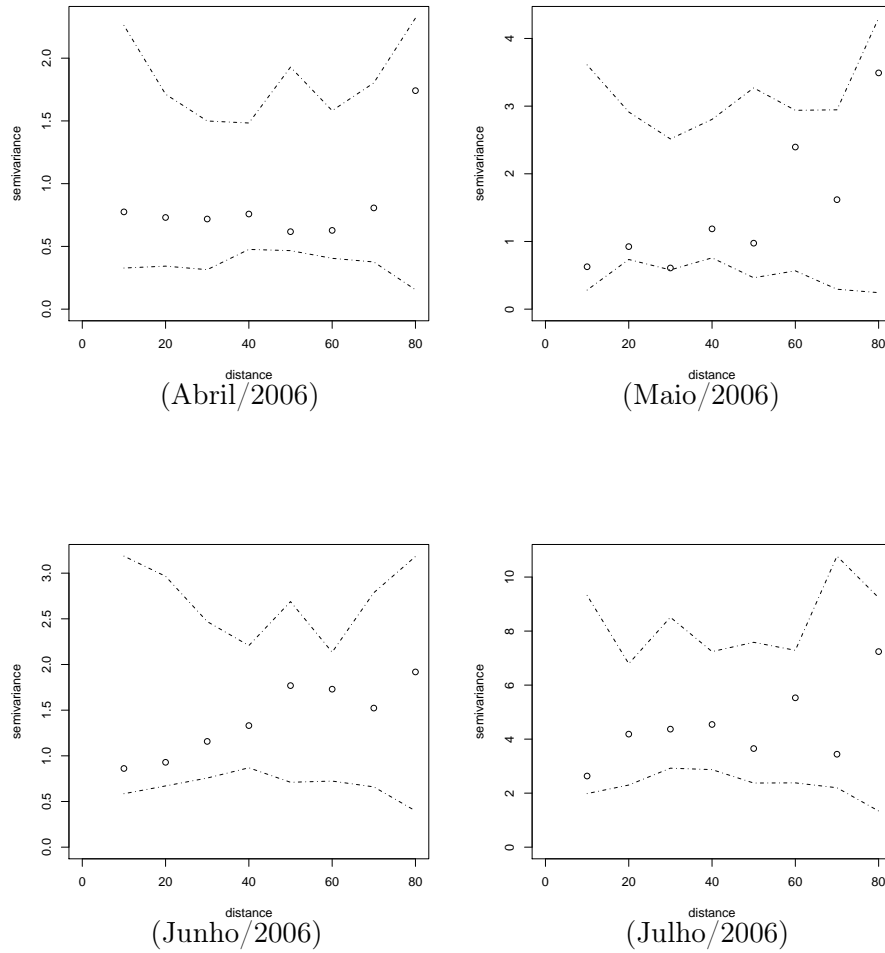


FIGURA 25: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável folhas minadas.

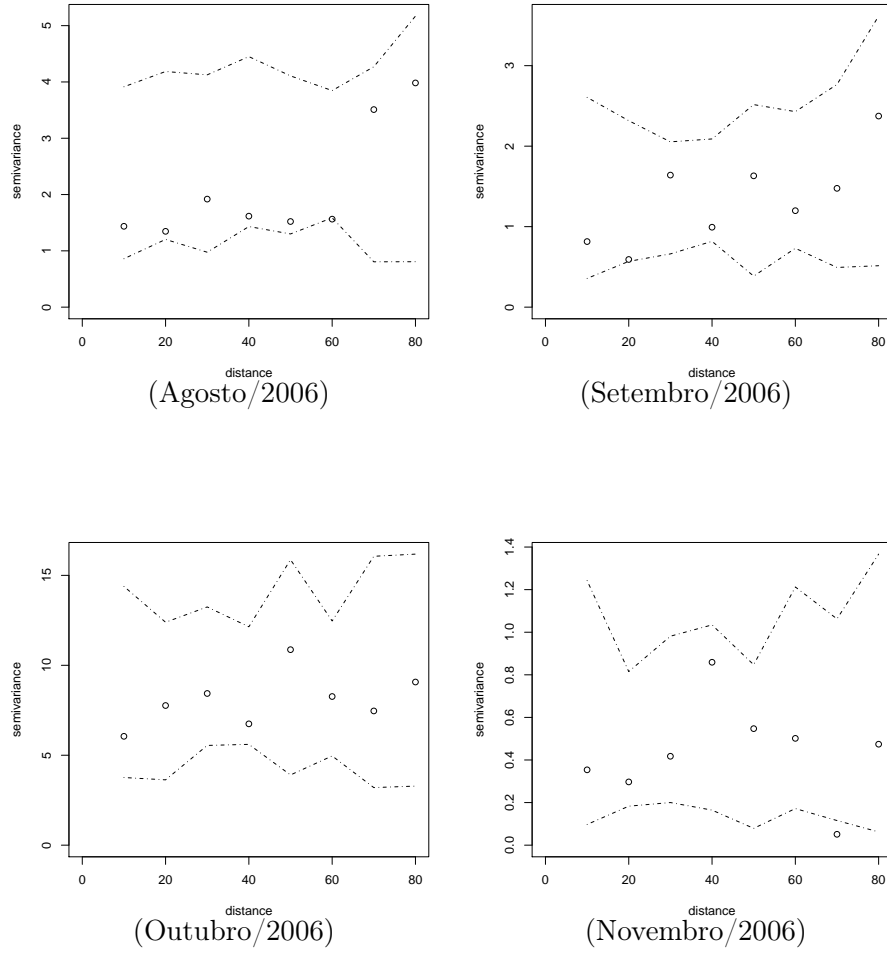


FIGURA 26: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável folhas minadas.

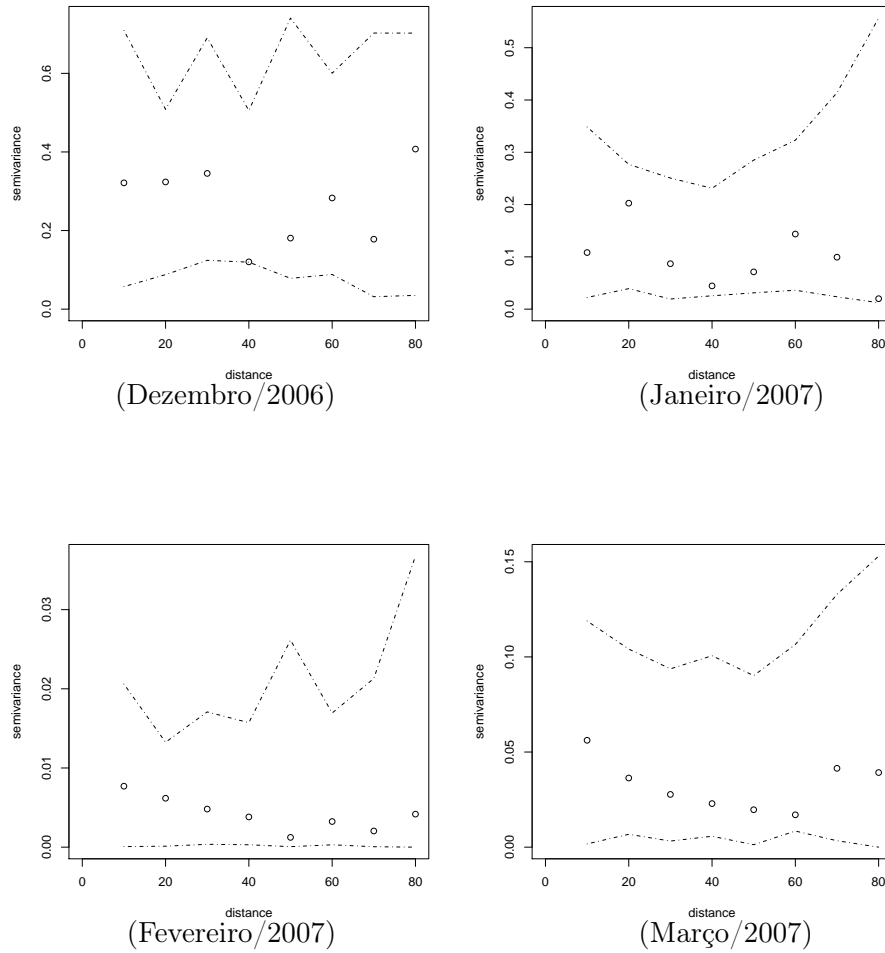


FIGURA 27: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável folhas minadas.

Analisando-se os semivariogramas experimentais com envelopes simulados, para a variável folhas minadas (Figuras 22 a 27), pode-se observar que o único mês que apresentou dependência espacial foi dezembro de 2005. Neste mês, observa-se que existem algumas semivariâncias fora do limite inferior do envelope simulado, sugerindo uma estrutura de dependência espacial de, aproximadamente, 20 metros.

Nos demais meses analisados, não se rejeitou a hipótese de aleatoriedade espacial. Nota-se, por exemplo, no mês de julho de 2005, que as semivariâncias permaneceram constantes para qualquer distância h . Dessa forma, caracteriza o efeito pepita puro e mostrando claramente a ausência de dependência espacial que, se existir, será manifestada à distância menor do que o menor espaçamento utilizado entre as amostras.

Os semivariogramas experimentais com envelopes simulados da variável minas novas encontram-se nas Figuras 28 a 34.

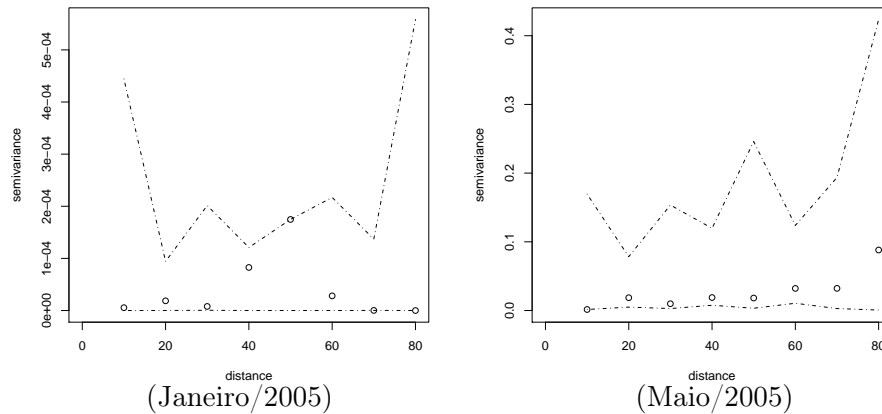


FIGURA 28: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas novas.

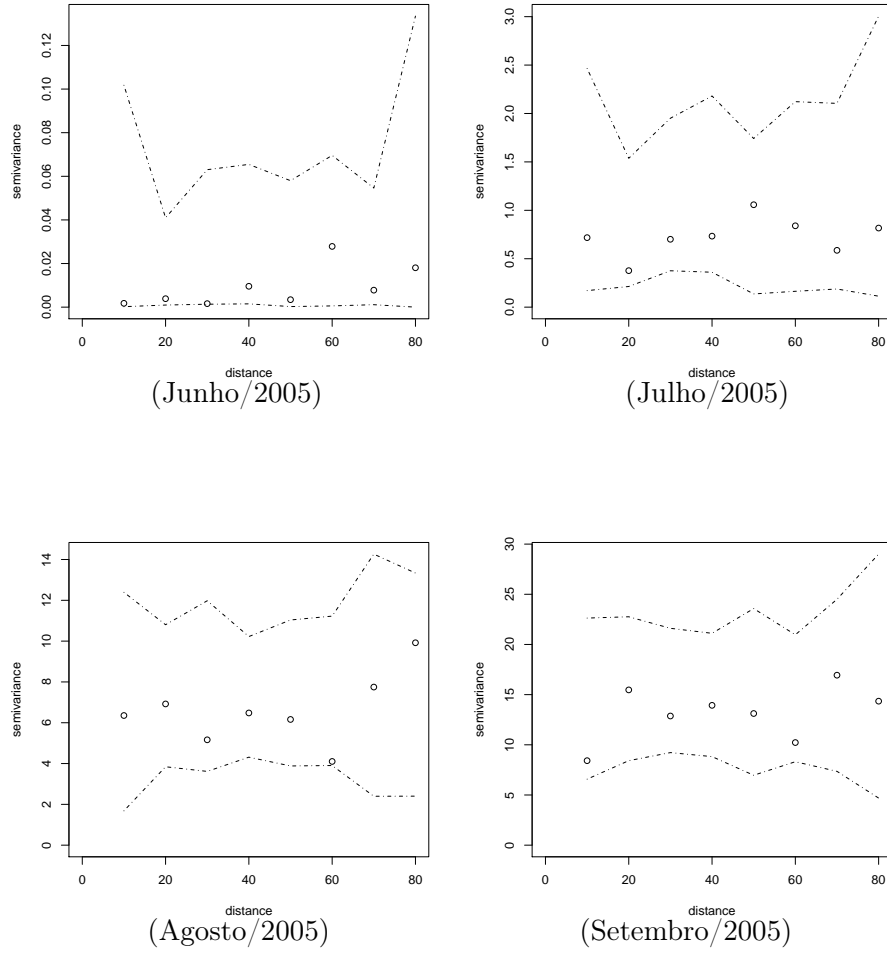


FIGURA 29: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas novas.

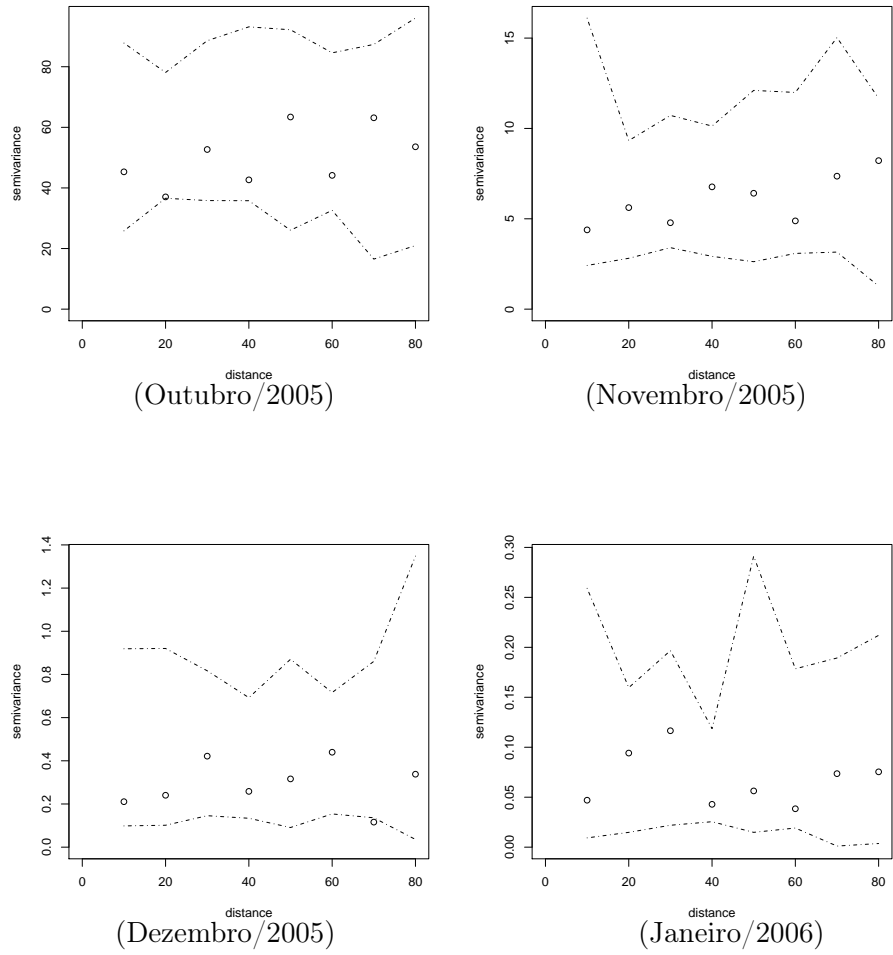


FIGURA 30: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas novas.

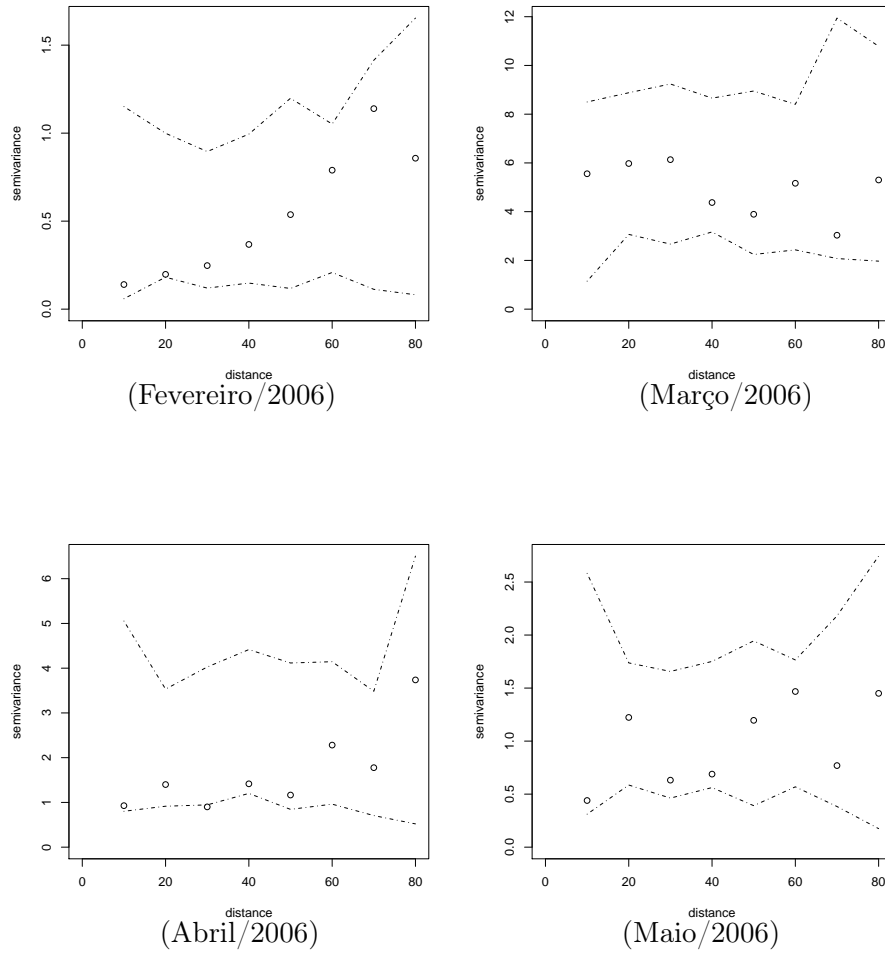


FIGURA 31: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas novas.

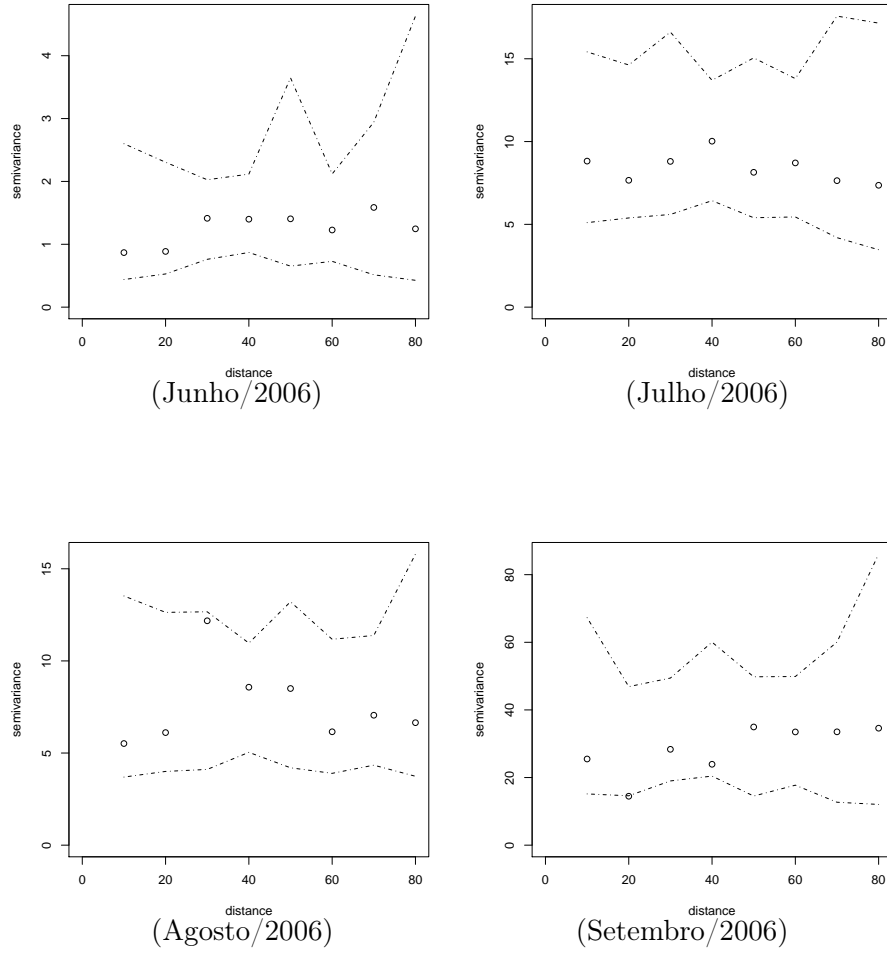


FIGURA 32: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas novas.

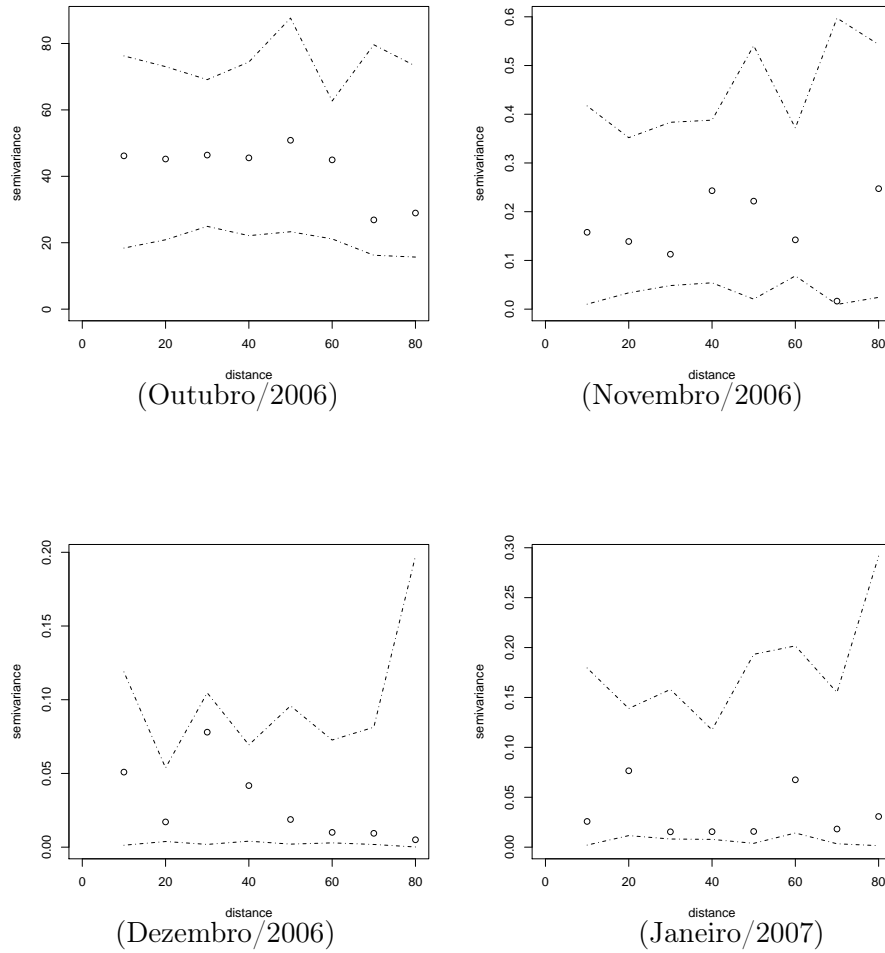


FIGURA 33: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas novas.

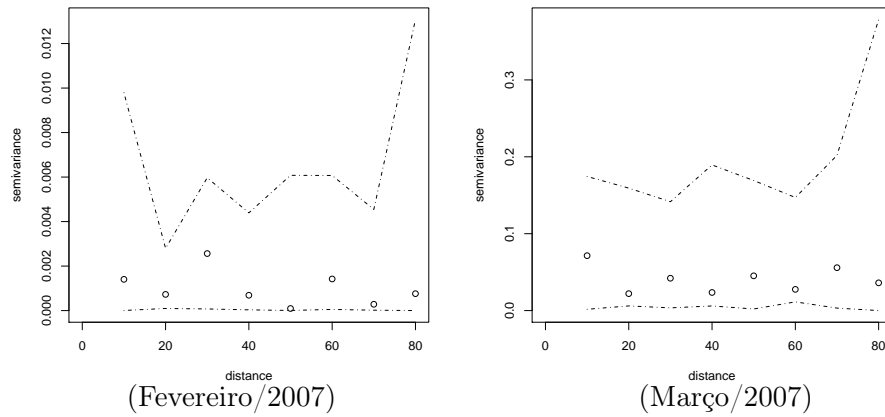


FIGURA 34: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas novas.

Por meio dos semivariogramas experimentais com envelopes simulados da variável minas novas (Figuras 28 a 34), percebe-se que não houve dependência espacial, em nenhum dos meses analisados. As semivariâncias se apresentaram dentro do envelope simulado, para todos os meses analisados, portanto, não se pode rejeitar a hipótese de aleatoriedade espacial.

Os semivariogramas experimentais com envelopes simulados da variável minas predadas são apresentados nas Figuras 35 a 40.

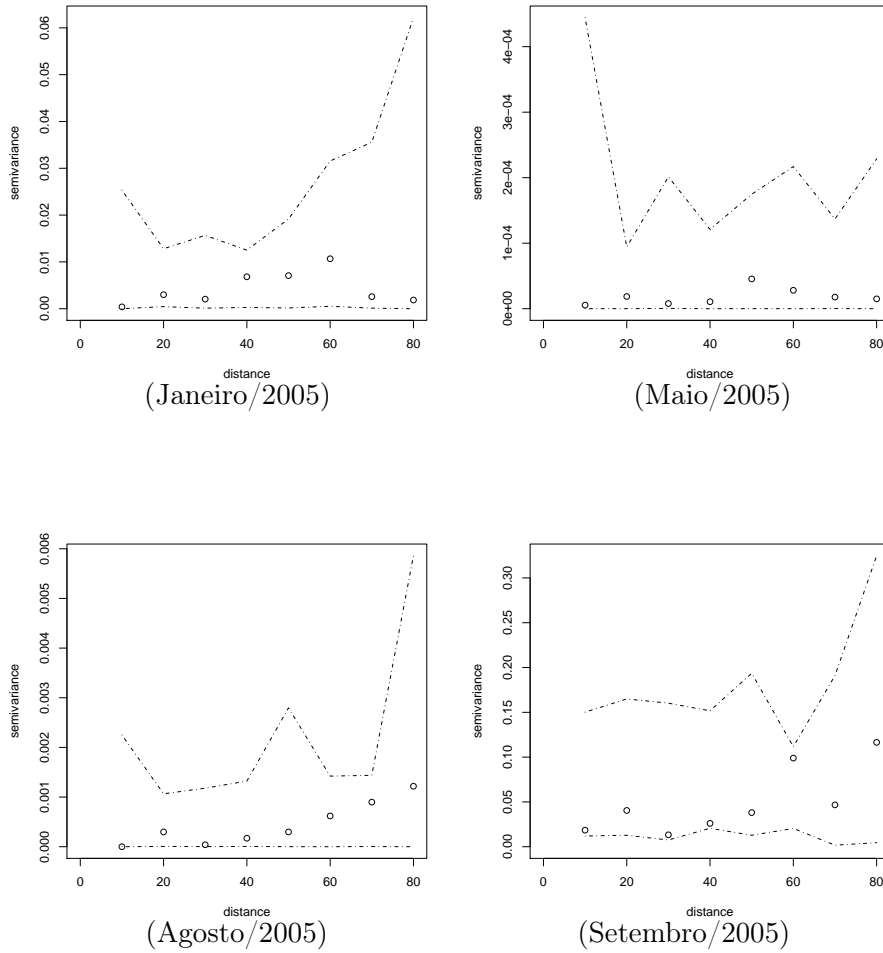


FIGURA 35: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas predadas.

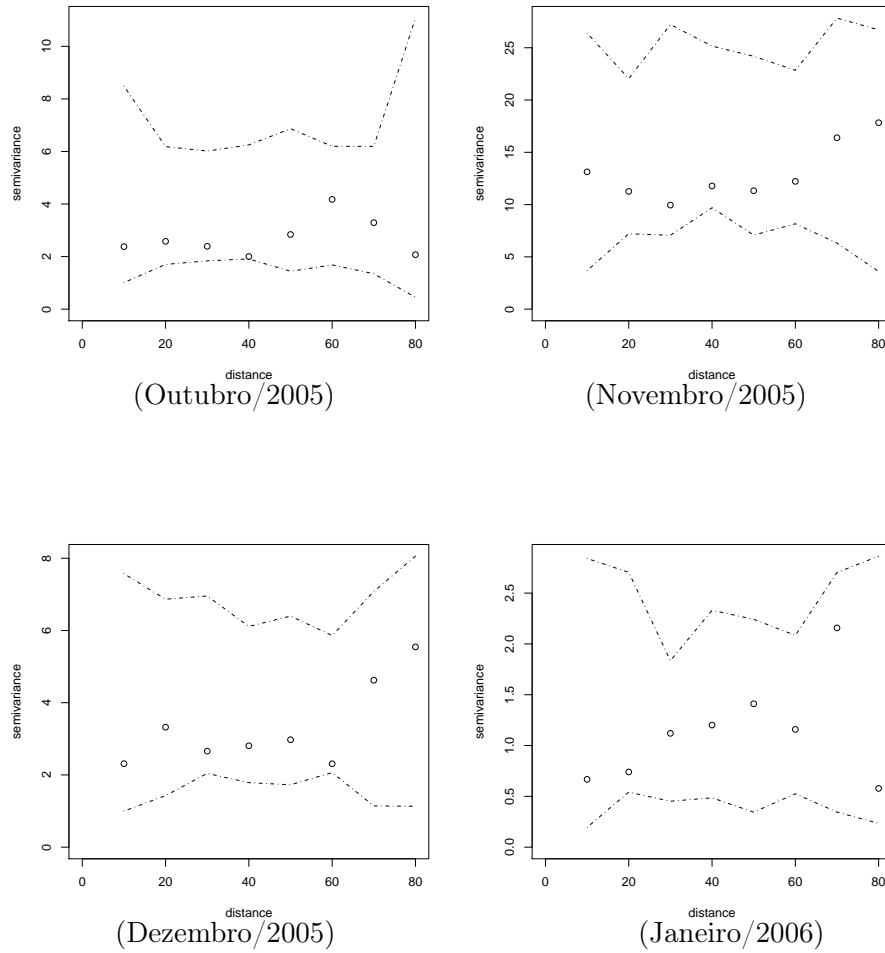


FIGURA 36: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas predadas.

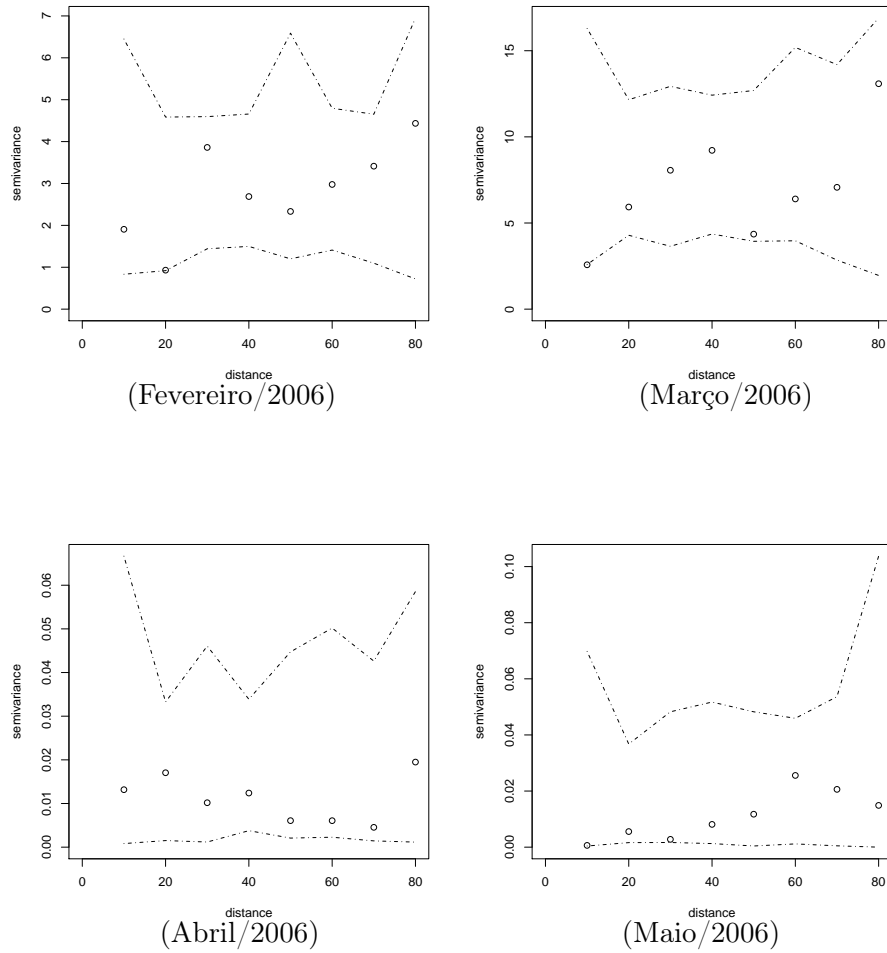


FIGURA 37: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas predadas.

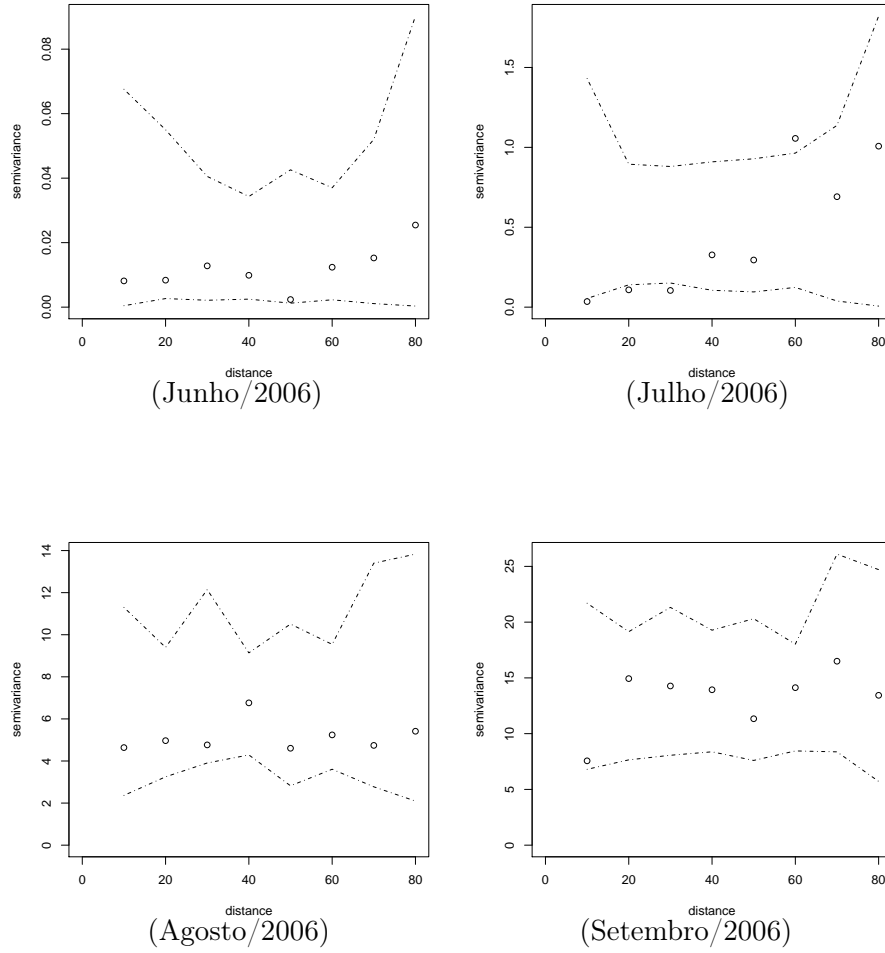


FIGURA 38: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas predadas.

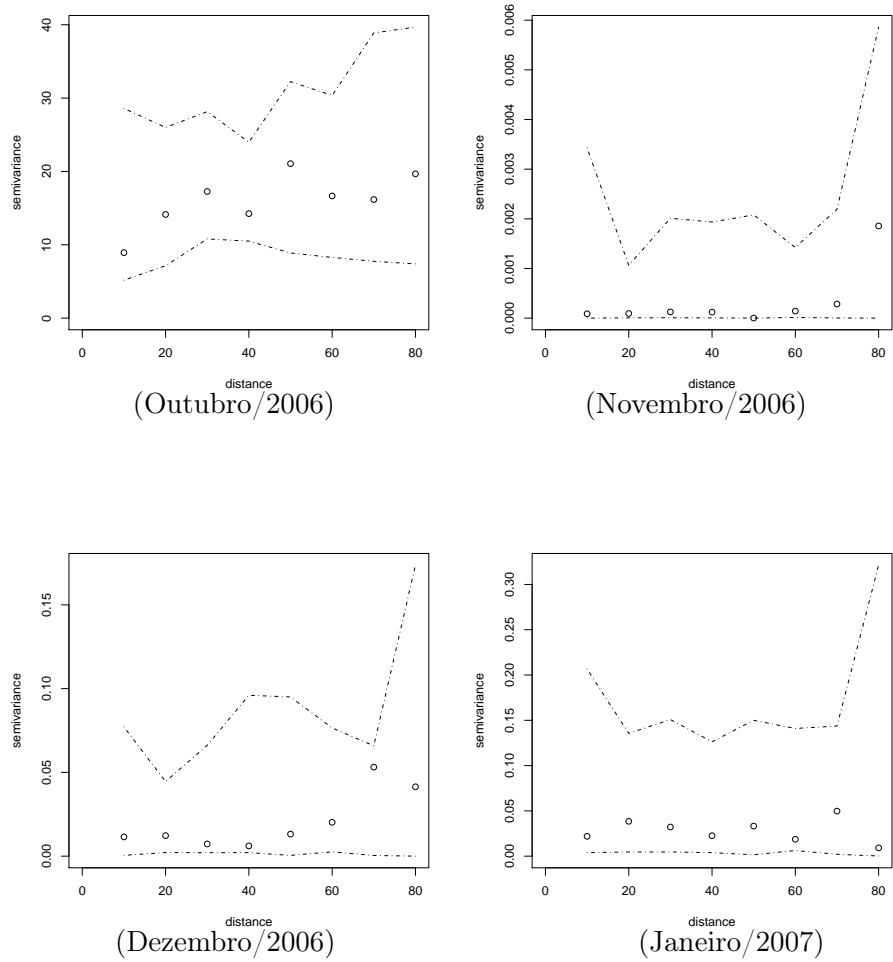


FIGURA 39: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas predadas.

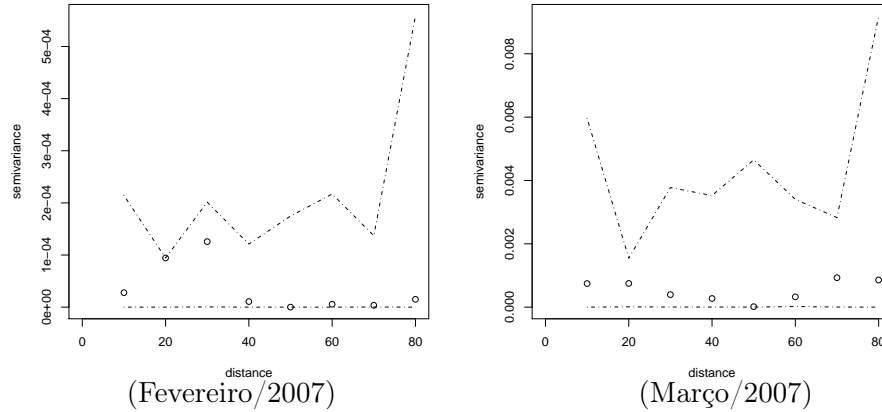


FIGURA 40: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável minas predadas.

Para a variável minas predadas (Figuras 35 a 40), o mês de julho de 2006 apresentou algumas semivariâncias fora dos limites do envelope simulado. Nota-se que, para este mês, as semivariâncias aumentaram indefinidamente com o aumento da distância h . Dessa forma, o semivariograma não se estabiliza em torno de um valor, ou seja, não é possível determinar o alcance da dependência espacial, sugerindo uma dispersão ilimitada de minas predadas. Segundo Vieira (1995), este tipo de semivariograma pode indicar que o tamanho do campo amostrado não foi suficiente para exibir toda a variância dos dados.

Os semivariogramas experimentais com envelopes simulados da variável vespas são apresentados nas Figuras 41 a 47

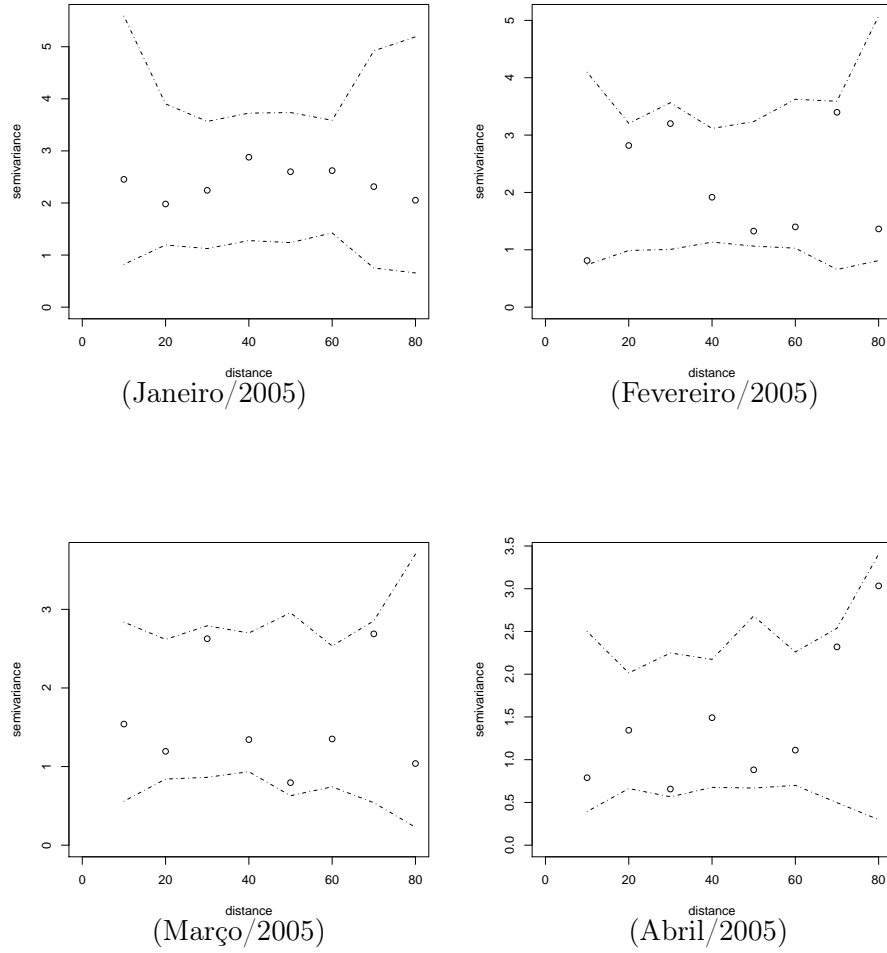


FIGURA 41: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável vespas.

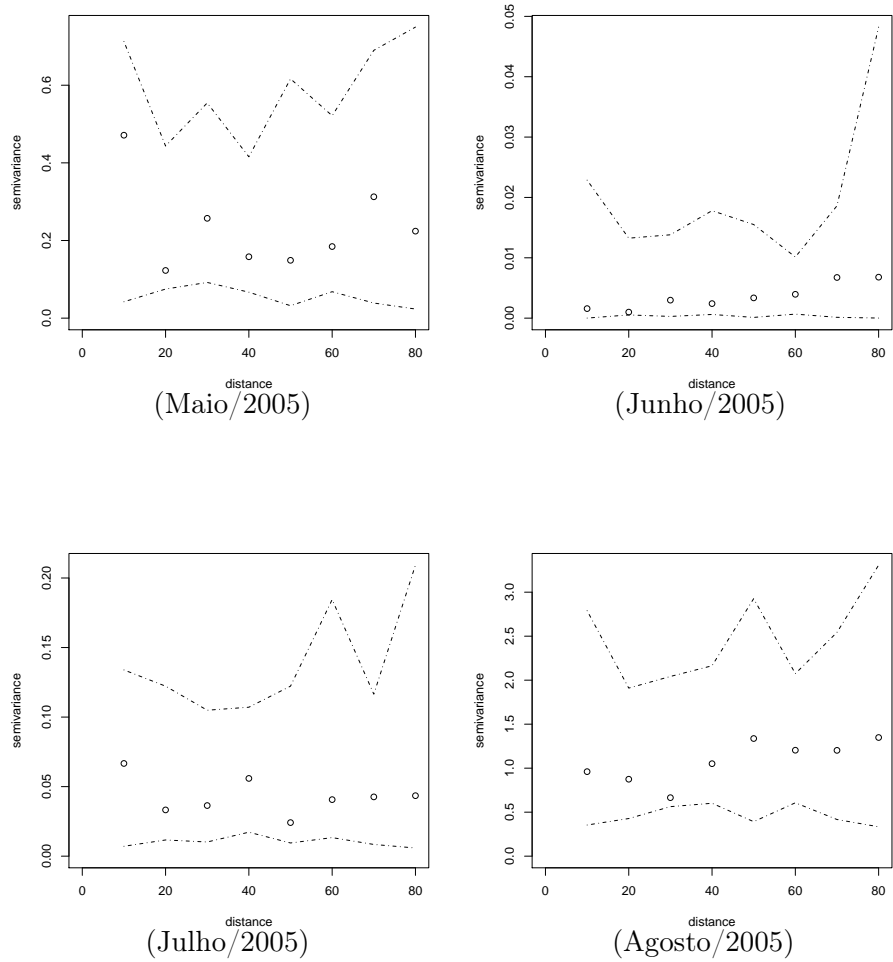


FIGURA 42: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável vespas.

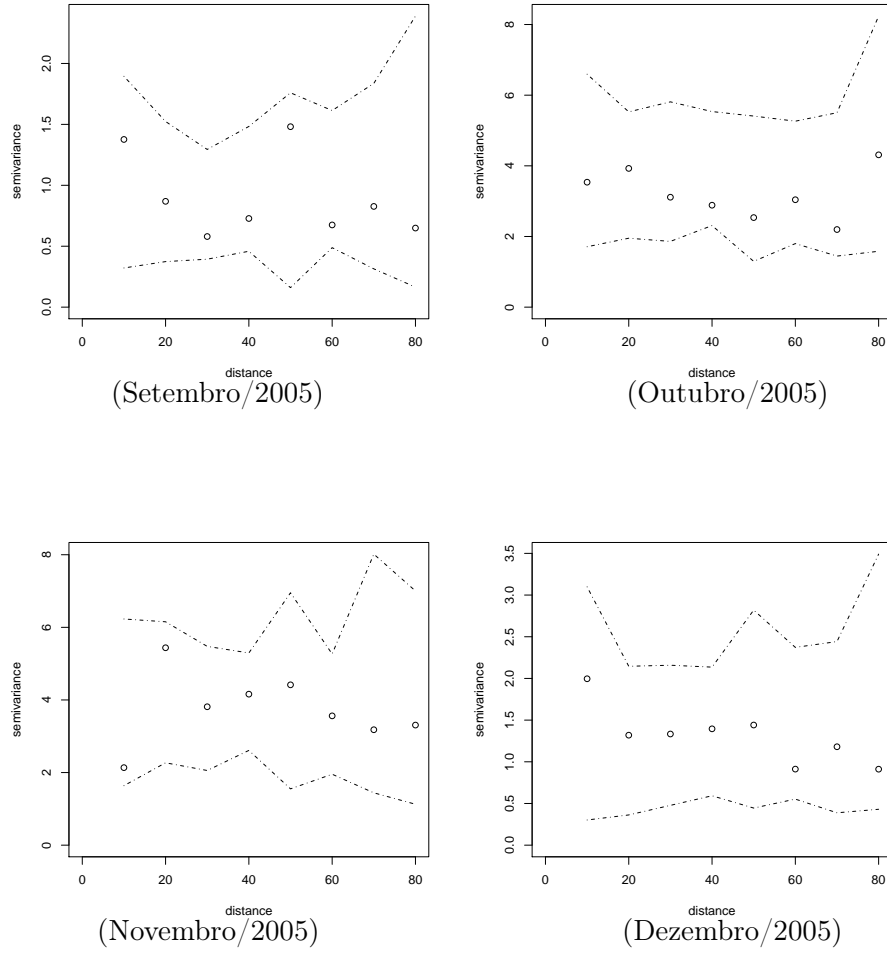


FIGURA 43: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável vespas.

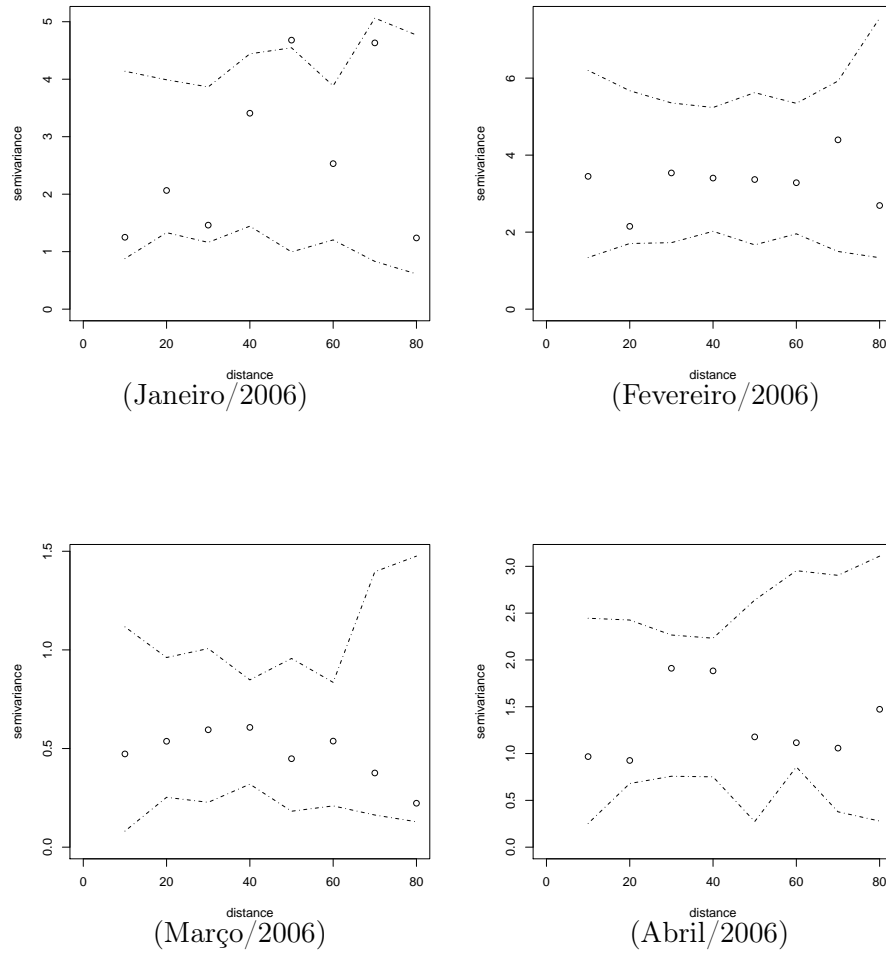


FIGURA 44: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável vespas.

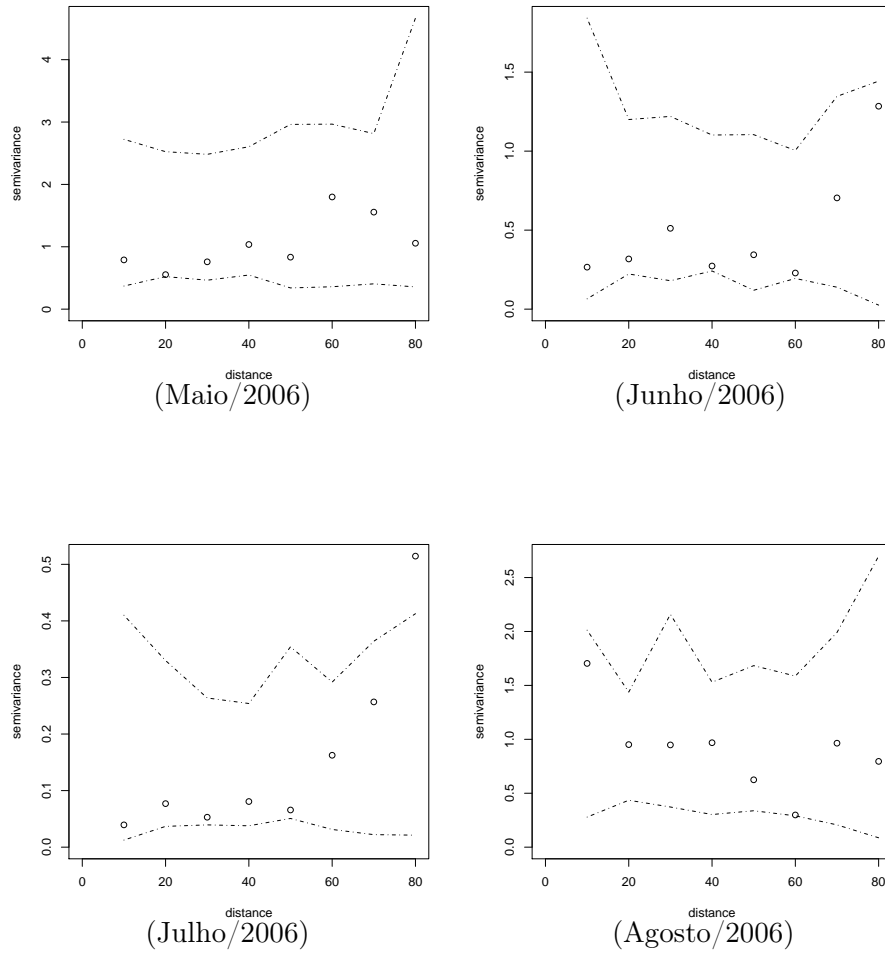


FIGURA 45: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável vespas.

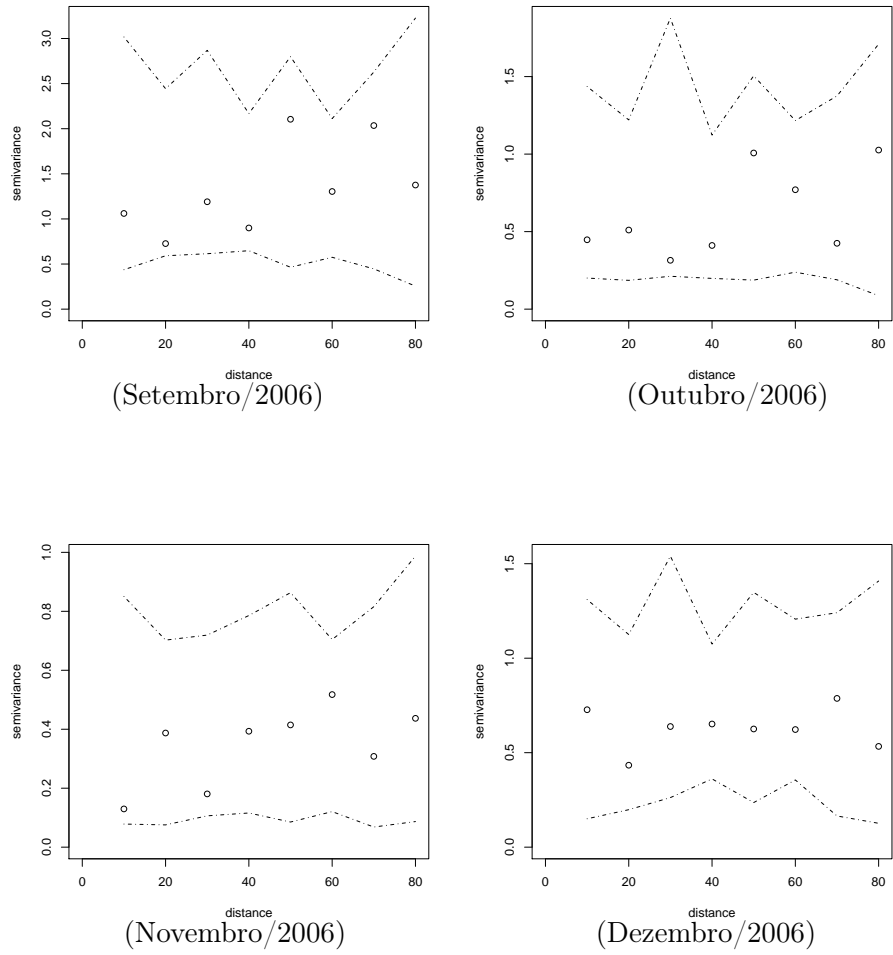


FIGURA 46: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável vespas.

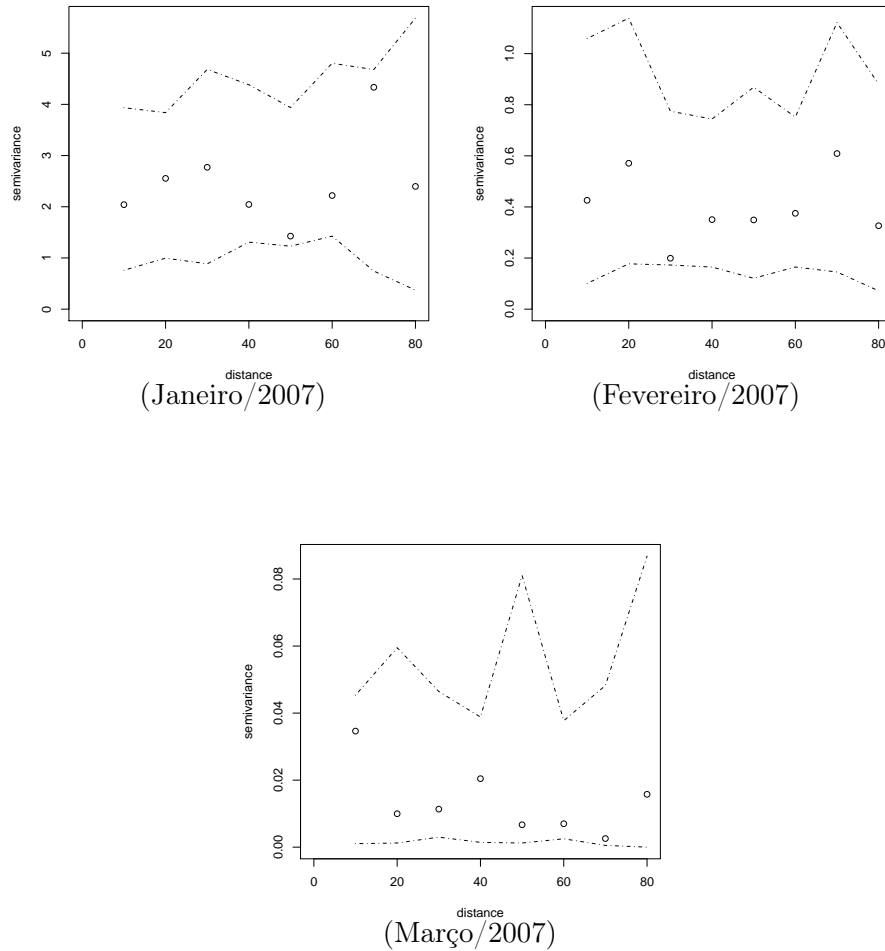


FIGURA 47: Semivariâncias (pontos) com envelopes simulados (linha tracejada), para a variável vespas.

Por fim, por meio dos semivariogramas com envelopes simulados para a variável vespas (Figuras 41 a 47), observa-se que não houve dependência espacial em nenhum dos meses analisados, portanto, não se pode rejeitar a hipótese de aleatoriedade espacial para esta variável.

É importante ressaltar que, em alguns casos, os semivariogramas parecem sugerir uma estrutura nítida de dependência espacial, como, por

exemplo, minas predadas no mês de outubro de 2006 (Figura 38). Neste mês, as semivariâncias cresceram até uma distância aproximada de 30 metros e, após essa distância, se estabilizam. Porém, por meio dos envelopes simulados, essa estrutura de dependência espacial se apresenta como estatisticamente não significativa, pois as semivariâncias se apresentam dentro do intervalo de confiança (envelope simulado) construído para o teste de aleatoriedade.

Tais envelopes podem ter sido muito rigorosos (99%) para o fenômeno em estudo que, como visto na análise exploratória, apresenta alta variabilidade. Podem-se adotar envelopes menos rigorosos para este casos, ou seja, envelopes com níveis menores de significância.

4.4 Valores de AIC para os modelos ajustados

Como visto na análise anterior, os meses de dezembro de 2005, para folhas minadas e julho de 2006, para minas predadas, sugeriram uma estrutura de dependência espacial. Porém, as semivariâncias calculadas para minas predadas no mês de julho de 2006 apresentaram um comportamento linear e, dessa forma, não faz sentido ajustar outros modelos teóricos, senão o próprio modelo linear.

Sendo assim, ajustaram-se modelos de semivariogramas teóricos apenas para folhas minadas no mês de dezembro de 2005. Os modelos utilizados para serem comparados pelo critério de Akaike foram os modelos exponencial, gaussiano e esférico.

Tendo em vista que estes modelos têm o mesmo número de parâmetros e que, em todos os meses analisados, tem-se a mesma quantidade de pontos amostrais, o critério de Akaike se reduz a minimizar a soma de quadrados de resíduos.

Na Tabela 6 são mostrados os valores de AIC, para os modelos gaussiano, esférico e exponencial ajustado ao semivariograma experimental de folhas minadas, no mês de dezembro de 2005.

TABELA 6: Valores de AIC para a variável folhas minadas, de dezembro de 2005, dos modelos exponencial, gaussiano e esférico.

	AIC
Gaussiano	-144,13
Esférico	-142,00
Exponencial	-141,32

Por meio do Critério de Akaike, pode-se concluir que o modelo que melhor se ajustou aos dados de folhas minadas, do mês de dezembro de 2005, foi o gaussiano, pois apresentou o menor valor de AIC (Webster & Oliver, 2001).

4.5 Semivariogramas teóricos ajustados

Definido o modelo como gaussiano, o mesmo foi ajustado ao semivariograma experimental (Figura 48) para folhas minadas do mês de dezembro de 2005.

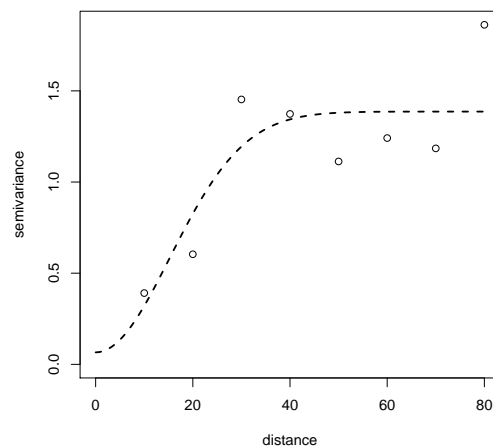


FIGURA 48: Modelo gaussiano ajustado ao semivariograma experimental para folhas minadas de dezembro de 2005

Com os parâmetros ajustados, por meio do método de quadrados mínimos ordinários (Tabela 7), pode-se afirmar que existe uma dependência espacial entre as folhas minadas, com um alcance de 21,6 metros. Ou seja, pode-se dizer que a presença desse padrão espacial indica que cafeeiros próximos (até 21,6 metros) apresentam comportamentos mais semelhantes quanto ao número de folhas minadas do que seria esperado, caso a distribuição dessa variável fosse aleatória, mostrando que a intensidade de infestação de bicho-mineiro no mês de dezembro de 2005 apresentou dependência espacial.

TABELA 7: Parâmetros ajustados para folhas minadas.

	Dezembro/2005
Patamar	1,32
Alcance	21,6
Efeito pepita	0,06

4.6 Simulação

Apesar da sugerida existência de uma componente espacial associada à ocorrência de bicho-mineiro no cafezal, percebe-se que, com a construção dos envelopes simulados para as semivariâncias, não foi possível detectar uma estrutura de dependência espacial para a quase totalidade dos meses.

Podem existir algumas suposições a respeito deste resultado e uma dessas suposições é a de que a quantidade de pontos amostrais tenha sido insuficiente para se detectar uma possível estrutura de dependência espacial. Sabe-se que quanto maior o número de pontos, maior será o número de pares para o cálculo das semivariâncias e, teoricamente, maior será a precisão das estimativas das semivariâncias (Guimarães, 2004).

Para verificar se a quantidade de pontos teria sido suficiente para detectar uma possível estrutura de dependência espacial, realizou-se um trabalho de simulação para 25, 35, 45 e 55 pontos amostrais, com diferentes

variabilidades radiais (sete metros, treze metros, dezenove metros e vinte e cinco metros).

O trabalho de simulação pode ser visto nas Figuras 49(a), 49(b), 49(c) e 49(d).

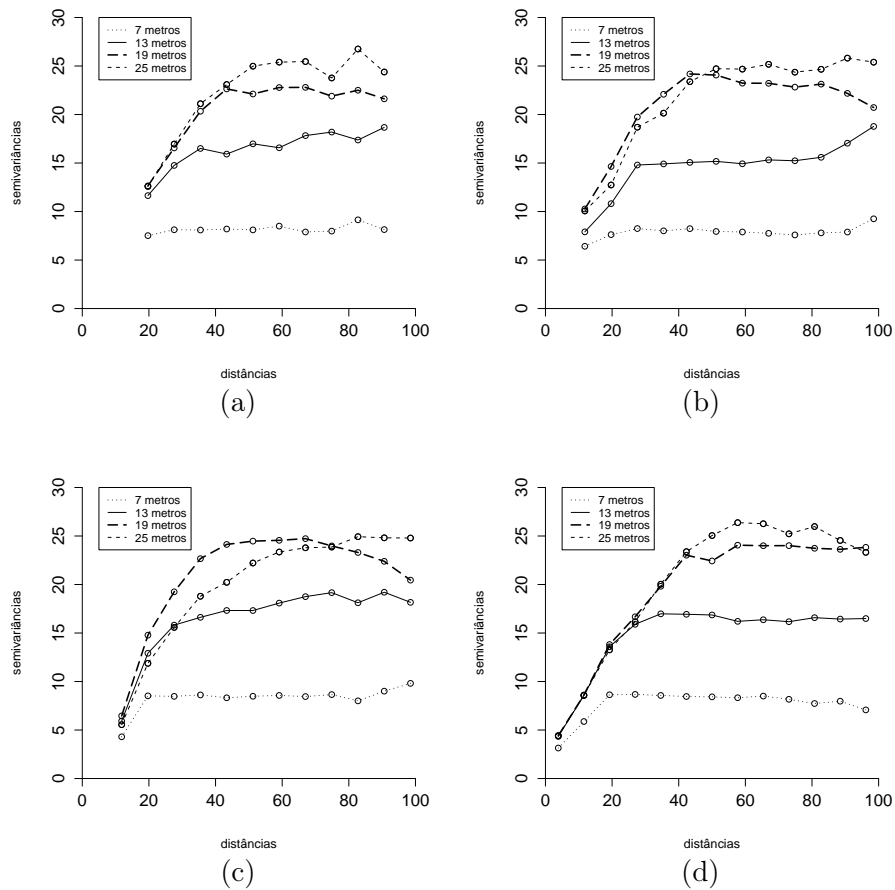


FIGURA 49: Semivariâncias médias obtidas da simulação de 25 (a), 35 (b), 45 (c) e 55 (d) pontos amostrais, para as variabilidades 7 metros, 13 metros, 19 metros e 25 metros.

Observase que apenas com 25 pontos amostrais e considerando a variabilidade radial de sete metros, não seria possível detectar dependência espacial entre as amostras. Pois, neste caso, as semivariâncias médias obtidas por meio da simulação apresentaram um comportamento constante para qualquer distância h , caracterizando o efeito pepita puro e, claramente, determinou-se a ausência de dependência espacial (Guimarães, 2004). Entretanto, para 35, 45 e 55 pontos amostrais com a variabilidade de sete metros, detectou-se uma dependência espacial, de aproximadamente, 20 metros.

Com a variabilidade de 13 metros, detectou-se uma dependência espacial de, aproximadamente, 30 metros, para todos os casos e com as variabilidades de 19 e 25 metros, detectou-se uma dependência de, aproximadamente, 40 metros, para todas as diferentes quantidades de pontos amostrais.

Dessa forma, pode-se concluir que, se existisse uma estrutura de dependência espacial para a variável folhas minadas, os 35 pontos amostrais seriam suficientes para detectá-la. Porém, esta conclusão não exclui as outras suposições que podem ter influenciado a não detecção de tal estrutura de dependência espacial.

4.7 Considerações finais

A análise exploratória mostrou que as variáveis associadas à ocorrência de bicho-mineiro apresentam picos durante os meses mais secos do ano. Estes resultados coincidem com os dados existentes na literatura sobre o bicho-mineiro.

Os semivariogramas se mostraram ferramentas eficientes para analisar e modelar o comportamento espacial da praga no cafezal, nos meses em que se rejeitou a hipótese de aleatoriedade espacial.

É importante ressaltar que a variável contagem analisada neste trabalho é discreta e é tipicamente distribuída em aglomerados e com excesso de valores iguais a zero. Segundo Ruiz (2002), os dados de contagem podem não ter uma estrutura de covariância espacial estacionária na área. Dessa forma,

é recomendável adotar modelos que incorporem explicitamente o mecanismo gerador de dados, tais como, neste caso, modelos com distribuição de Poisson para dados de contagem combinado com estruturas que descrevam o padrão espacial.

Embora o trabalho de simulação tenha mostrado que a quantidade de pontos amostrais seria suficiente para detectar uma possível estrutura de dependência espacial, uma outra hipótese para a não detecção de tal estrutura é a de que o tamanho da amostra (10 folhas por amostra) possa não ter sido suficiente. Uma terceira alternativa para tentar detectar uma possível estrutura de dependência espacial seria realizar uma amostragem intensiva em uma área de 50m x 50m. Pois, como visto anteriormente por meio do estudo de simulação, se existisse uma estrutura de dependência espacial, a distância máxima de dependência seria de 40 metros.

Em geral, o que se encontra em trabalhos relativos ao bicho-mineiro são análises utilizando apenas o número de folhas minadas. Embora tenhamos utilizado, neste trabalho, o número de minas novas, verificou-se que o número de folhas minadas seria suficiente para descrever o comportamento da praga.

A análise da praga ao longo do tempo foi realizada considerando-se os meses independentes e, por meio dos resultados, pode-se perceber que existe um padrão de ocorrência ao longo do tempo, sugerindo uma estrutura de dependência espacial. Dessa forma, sugere-se utilizar modelagem espaço-temporal para futuras análises (Ruiz, 2002).

Sugere-se também, para os meses em que foi detectada uma estrutura de dependência espacial, a utilização do método de interpolação geostatístico. Este método, conhecido como método de krigagem (Guimarães, 2004), permite mapear o comportamento da praga no cafezal.

Como visto, as variáveis minas predadas e vespas apresentaram um significativo grau de correlação e, dessa forma, sugere-se também utilizar o método da co-krigagem, que é uma extensão multivariada do método da kri-

gagem. Neste método, diversas variáveis regionalizadas podem ser estimadas em um conjunto, com base na correlação espacial entre si.

Vários fatores podem ter influenciado a não detecção de uma estrutura de dependência espacial neste estudo. Um deles pode ter sido a área experimental que talvez não tenha sido suficiente. Ainda, o tamanho da unidade amostral (10 folhas por amostra) pode não ter sido uma quantidade suficiente. Como discutido anteriormente, os envelopes simulados podem ter sido muitos rigorosos para o fenômeno em estudo e, dessa forma, não permitindo a detecção da estrutura de dependência espacial. Assim como também a suposição de que realmente a praga se distribui aleatoriamente no cafezal orgânico. Dessa forma, sugere-se, em trabalhos futuros, que estas considerações sejam levadas em conta. Sugere-se também, para um melhor controle do efeito de bordadura, que se utilize a análise geoestatística em áreas maiores, planas, sem matas ou pastos ao lado.

5 CONCLUSÃO

Com a análise espacial determinou-se que apenas os meses de dezembro de 2005, para a variável folhas minadas e julho de 2006, para minas predadas, apresentaram dependência espacial. Nos demais meses, não se rejeitou a hipótese de aleatoriedade espacial.

Por meio do critério de Akaike, o modelo que melhor se ajustou aos dados de folhas minadas de dezembro de 2005 foi o gaussiano, com alcance de 21,6 metros.

Por meio do estudo de simulação, concluiu-se que a quantidade de pontos amostrais (35) utilizada neste trabalho seria suficiente para detectar uma estrutura de dependência espacial, caso ela existisse.

Espera-se que esses resultados possam contribuir para um melhor entendimento do comportamento da distribuição espacial do bicho-mineiro e, conseqüentemente, auxiliar no controle biológico da praga.

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AKAIKE, H. Information measures and model selection. **International Statistical Institute**, v.44, p.277-291, 1983.

ANDRIOTTI, J. L. S. **Fundamentos de estatística e geoestatística**. São Leopoldo, RS: Unisinos, 2003.

BACCA, T.; LIMA, E. R.; PICANÇO, M. C.; GUEDES, R. N. C.; VIANA, J.H.M. Optimum spacing of pheromone traps for monitoring the coffee leaf miner *Leucoptera coffeella*. **Entomologia Experimentalis et Applicata** v.119 p.39-45, 2006.

BADDELEY A.; TURNER R. Spatstat: an R package for analyzing spatial point patterns. **Journal of Statistical Software**, 2005. Disponível em: <www.jstatsoft.org>. Acesso em: 18 dez. 2007.

BAILEY, T. C.; GATRELL, A. C. **Interactive spatial data analysis**. Essex: Longman Scientific, 1995.

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

BUSSAB, W. O.; MORETTIN, P.A. **Estatística básica**. 5.ed. São Paulo: Saraiva, 2002. 526p.

CAMARA, G.; MONTEIRO, A. M.; FUCKS, S. D.; CARVALHO, M. S. **Análise espacial e geoprocessamento**. 2002. Disponível em: <www.dpi.inpe.br/gilberto/livro>. Acesso em: 20 dez. 2007.

CAMARGO, E. C. G. **Geoprocessamento em projetos ambientais**. Geostatística: fundamentos e aplicação. 2001. Cap. 5. Disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/gilberto/tutoriais/gis_ambiente/5geoest.pdf>. Acesso em: 15 dez. 2007.

CAMARGO, E. C. G.; FUCKS, S. D.; CÂMARA, G. **Análise espacial de superfícies**. Análise espacial. 2001. Cap. 3. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/analise/cap3-superficies.pdf>>. Acesso em: 15 dez. 2007.

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO. **Segunda previsão da safra de café 2006/2007**. Disponível em: <<http://www.conab.gov.br/conab.web/>>. Acesso em: 16 out. 2007.

CRESSIE, N. A. C. **Statistic for spatial data**. New York: J. Wiley, 1993. 900p.

CRESSIE, N. A. C.; HAWKINS, D. M. Robust estimation of the variogram, **Journal of the International Association for Mathematical Geology**, v.12, p.115-125, 1980.

DAVID, M. **Geostatistical ore reserve estimation**. Amsterdam: Elsevier, 1977. 205p.

DIGGLE, P.; RIBEIRO JÚNIOR, P. J. **Model-based geostatistics**. Hardcover, 2007. 230p. (Springer Series in Statistics, 10).

GALLO, D.; NAKANO, O.; SILVEIRA NETO, S.; CARVALHO, R. P. L.; BAPTISTA, G. C.de; BERTI FILHO, E.; PARRA, J. R. P.; ZUCCHI, R. A.; ALVES, S. B.; VENDRAMIM, J. D.; MARCHINI, L. C.; LOPES, J. R. S.; OMOTO, C. **Entomologia agrícola**. Piracicaba: FEALQ, , 2002, 920p.

GARCIA, F. J. M. Analysis of the spatial-temporal distribution of *Helicoverba armigera* Hb in a tomato field using a stochastic approach. **Biosystems Engineering**, v.93, p.252-259, 2006.

GUERRA, P. A. G. **Geoestatística operacional**. Brasília: MME/DNPM, 1988. 145p.

GUIMARÃES, E. C. **Geoestatística básica e aplicada**. Uberlândia, MG: UFU, 2004. Apostila

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Estatística de café**. 2006. Disponível em: <www.ibge.org.br>. Acesso em: 9 jun. 2006.

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

KULBACK, S.; LEIBLER, R. A. On information and sufficiency. **Annals of Mathematical Statistics**, v.22, p.79-86, 1951.

MANLY, B. F. J. **Randomization, Bootstrap and Monte Carlo methods in biology**. Flórida: Chapman & Hall, 2006. 460p.

MARAFELI, P. P.; ZACARIAS, M. S.; REIS, P. R.; OLIVEIRA A. C.; MESQUISTA, D. N. Ocorrência e identificação de vespas predadoras (*Hymenoptera: vespidae*) em cafezal orgânico em formação (*Coffea arabica* L.) e sua relação com a predação do bicho-mineiro, *leucoptera coffeella* (Guérin-Mèneville., 1942) (Lepidoptera: Lyonetiidae). In: SIMPÓSIO DE PESQUISA DOS CAFÉS DO BRASIL, 5., 2007, Águas de Lindóia. **Anais...** Águas de Lindóia, SP: Embrapa Café, 2007.

MARUYAMA, W. I.; BARBOSA, J. C.; TOSCANO, L. Distribuição espacial de *Oncometopia facialis* (signoret) (Hemiptera: cicadellidae) em pomar cítrico. **Neotropical Entomology**, v.35, p.93-100, 2006.

MATÉRN, B. **Spatial variation**. Verlag, Berlin: Springer, 1986. 365p.

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

MATHERON, G. The theory of regionalized variables and its applications. **Cahiers du Centre de Morphologie Mathématique de Fontainebleau**, v.05, 1971.

McBRATNEY, A. G.; WEBSTER, A.G. Choosing functions for semi-variograms and fitting them to sampling estimates. **Journal of Soil Science**, v.37, p.617-639, 1986.

MELLO, J. M. **Geoestatística aplicada ao inventário florestal**. 2004. 11p. Tese (Doutorado em Recursos Florestais) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Piracicaba, SP.

MELLO, J. M.; BATISTA, J. L. F.; RIBEIRO JÚNIOR, P. J.; OLIVEIRA, M. S. Ajuste e seleção de modelos espaciais de semivariograma visando à estimativa volumétrica de *Eucalyptus grandis*. **Scientia Forestalis**, n.69, p.25-37, 2005.

NEYMAN, J.; SCOTT, E. L. Statistical approach to problems in cosmology. **Journal of Royal Statistical Society**, Série B, v.20, p.1-43, 1958.

OLIVEIRA, M. C. N. **Métodos de estimação de parâmetros em modelos geoestatísticos com diferentes estruturas de covariância: uma aplicação ao teor de cálcio no solo**. 2003. 140p. Tese (Doutorado em Agronomia) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Piracicaba, SP.

PARK, Y. L.; OBRYCKI, J. J. Spatio-temporal distribution of corn leaf aphids (Homoptera: Aphididae) and lady beetles (Coleoptera: Coccinellidae) in Iowa cornfields. **Biological Control**, v.31, p.210-217, 2004.

PARRA, J. R. P.; BATISTA, G. C.; ZUCCHI, R. A. Pragas do cafeeiro. In: ESCOLA SUPERIOR DE AGRICULTURA “LUIZ DE QUEIROZ”. **Curso de entomologia aplicada à agricultura**. Piracicaba: FEALQ, 1992.

PARRA, J. R. P.; GONÇALVES, W.; GRAVENA, S.; MARCONATO, A.R. Parasitos e predadores do bicho-mineiro do cafeeiro *Perileuoptera coffeella* (Guérin-Mèneville, 1842) em São Paulo. **Anais da Sociedade de Entomologia do Brasil**, Londrina, v. 6, n.1, p.138-143, 1977.

PERRY, J. N. Measures of spatial pattern for counts. **Ecology**, v.79, p. 1008-10017, 1998.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R**: a language and environment for statistical computing. Vienna, Austria.: R Foundation for Statistical Computing, Disponível em: <<http://www.R-project.org>>. Acesso em: 12 jul. 2007.

REIS, P. R.; SOUZA, J. C. de. Pragas do cafeeiro. In: RENA, A. B.; MALAVOLTA. E.; ROCHA, M.; YAMADA, T. **Cultura do cafeeiro**: fatores que afetam a produtividade. Piracicaba, SP: Associação Brasileira para Pesquisa da Potassa e do Fosfato, 1986. p.323-378.

REIS, P. R.; SOUZA, J. C. de. Manejo integrado do bicho-mineiro *Perileucoptera coffeella* (Guérin-Mèneville) (Lepidoptera: Lyonetiidae) e seu reflexo na produção de café. **Anais da Sociedade Entomológica do Brasil**, Londrina, v.25, p.77-78, 1996.

REIS, P. R.; SOUZA, J. C.; ZACARIAS, M. S. Alerta para o bicho-mineiro **Cultivar**, v.8, p.13-16, 2006.

RIBEIRO JÚNIOR, P. J. **Métodos geoestatísticos no estudo da variabilidade espacial de parâmetros do solo**. 1995. 99p. Dissertação (Mestrado em Agronomia) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Piracicaba, SP.

RIBEIRO JÚNIOR, P. J.; DIGGLE, P.J. GeoR: a package for geostatistical analysis. **RNEWS**, v.1, n.2, p.15-18, 2001.

RUIZ, C. R. **Modelagem da distribuição espaço-temporal da broca do café (*Hypothenemus hampei ferrari*) em uma cultura de região central colombiana**. 2002. 119p. Dissertação (Mestrado em Agronomia) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Piracicaba, SP.

SOUZA, J. C.; REIS, P. R.; RENÊ, L. O. Bicho-mineiro do cafeeiro: biologia, danos e manejo integrado. 2.ed. Belo Horizonte: EPAMIG, 1998. (Boletim Técnico, 54).

STOYAN, D.; STOYAN, H. **Fractals, random shapes and point fields**. New York: J. Wiley, 1994. 389p.

TOBLER, W. R. Cellular geography. In: GALE, S.; OLSSON, G. (Ed.). **Philosophy in geography**. Dordrecht: D. Reidel, 1979. p.379-386.

VIEIRA, S. R. Uso da geoestatística em estudos de variabilidade espacial. In: IAC (Instituto Agronômico) **Curso de atualização em conservação do solo**. Campinas, 1995. 61p.

VIEIRA, S. R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA. **Tópicos em ciências do solo**. Viçosa: SBCS, 2000.

VIEIRA NETO, J.; AQUINO, L. R.; BEARZOTI, E.; SOUSA, J. C. Otimização da amostragem seqüencial para o monitoramento do Bicho-mineiro do cafeeiro *perileucoptera coffeella* (Lepdoptera:lyonetiidae. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v.23, p.707-718, 1999.

VIOLA, D. N. **Detecção e modelagem de padrão espacial em dados binários e de contagem**. 2007. 118p. Tese (Doutorado em agronomia) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Piracicaba, SP.

WEBSTER, R.; OLIVER, M. A. **Geostatistics for environmental scientists**. Chichester, England: J. Wiley, 2001.

WONNACOTT, T. H.; WONNACOTT, R. J. **Introductory statistics**.
2.ed. New York: J. Wiley, 1972. 510p.

ZIMBACK, C. R. L. **Geoestatística**. Botucatu: Universidade Estadual Paulista, 2003. p.1-25. (Grupo de Estudos e Pesquisas Agrárias Georreferenciadas).

ANEXOS

ANEXO A	Páginas
FIGURA 1A	Semivariogramas direcionais.....98
FIGURA 2A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável folhas minadas.....98
FIGURA 3A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia). para a variável folhas minadas. 99
FIGURA 4A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia). para a variável folhas minadas. 100
FIGURA 5A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável folhas minadas. 101
FIGURA 6A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável folhas minadas. 102
FIGURA 7A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável folhas minadas. 103

FIGURA 8A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semi-variogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas novas.	104
FIGURA 9A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semi-variogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas novas.	105
FIGURA 10A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semi-variogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas novas.	106
FIGURA 11A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semi-variogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas novas.	107
FIGURA 12A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semi-variogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas novas.	108
FIGURA 13A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semi-variogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas novas.	109
FIGURA 14A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semi-variogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas predadas.	110
FIGURA 15A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semi-variogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas predadas.	111

FIGURA 16A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semi-variogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas predadas.....	112
FIGURA 17A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semi-variogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas predadas.....	113
FIGURA 18A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semi-variogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas predadas.....	114
FIGURA 19A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semi-variogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas predadas.....	115
FIGURA 20A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semi-variogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas.....	115
FIGURA 21A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semi-variogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas.....	116
FIGURA 22A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semi-variogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas.....	117
FIGURA 23A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semi-variogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas.....	118

FIGURA 24A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas.....	119
FIGURA 25A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas.....	119
FIGURA 26A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas.....	120
FIGURA 27A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas.....	121
FIGURA 28A	Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas.....	122

ANEXO A - Semivariogramas direcionais

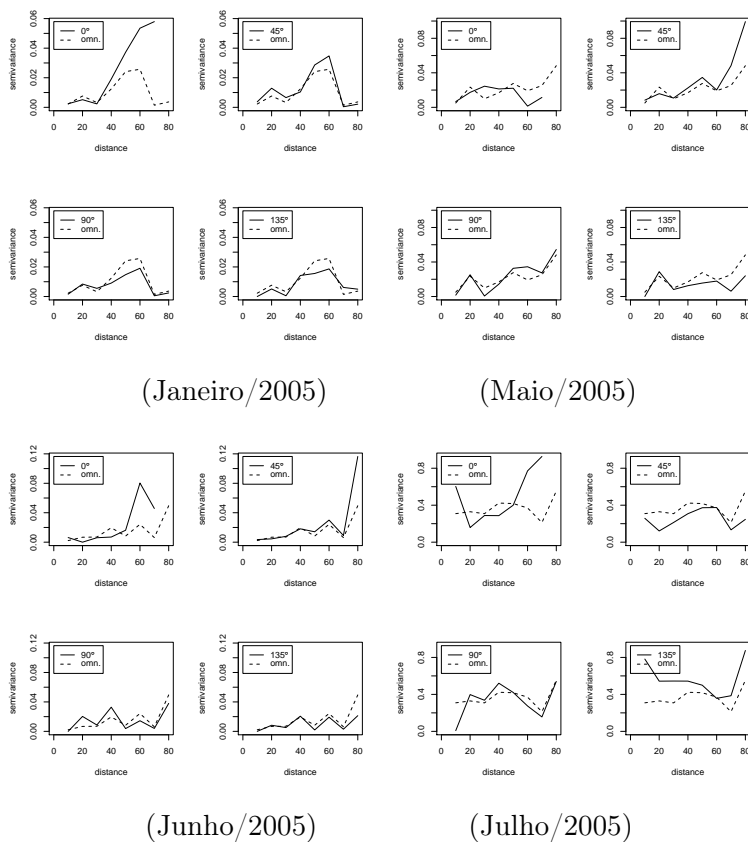


FIGURA 1A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável folhas minadas.

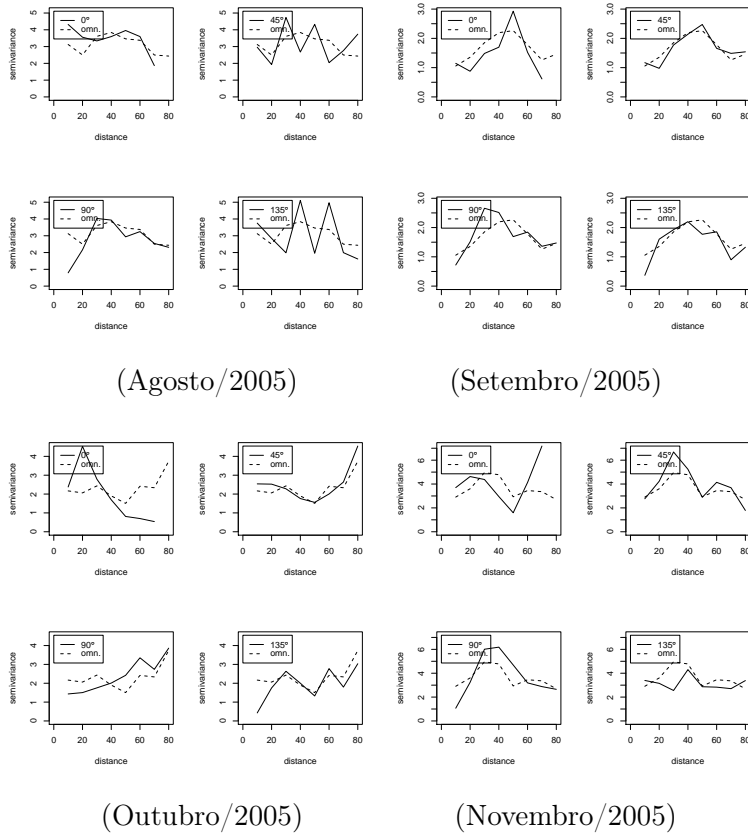


FIGURA 2A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° para a variável folhas minadas.

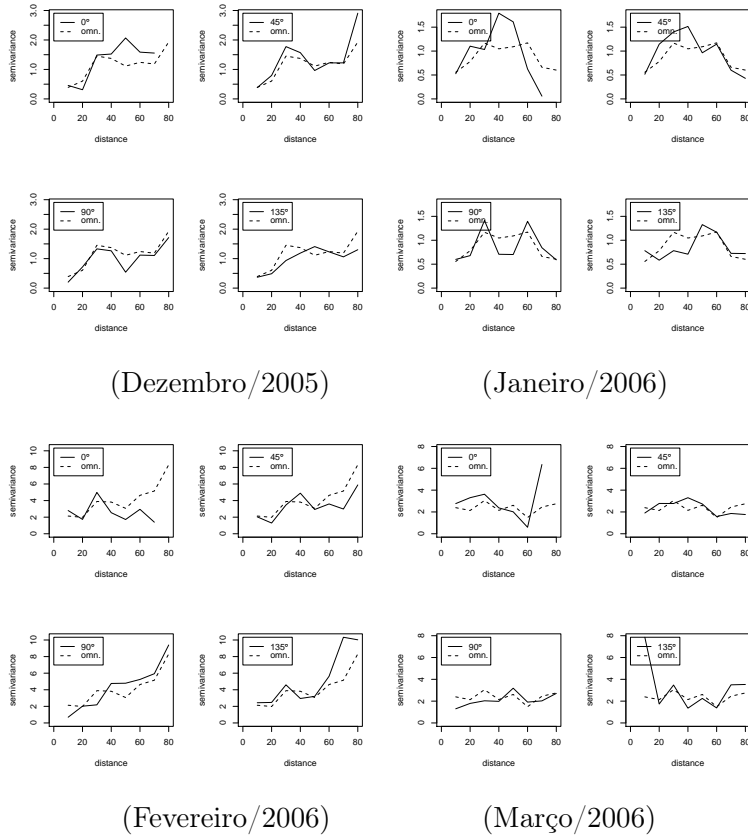
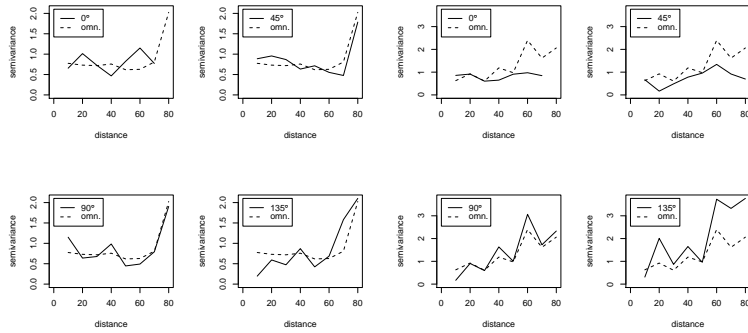
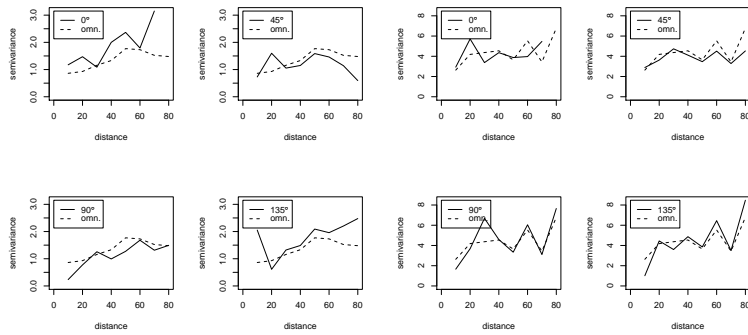


FIGURA 3A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° para a variável folhas minadas.



(Abril/2006)

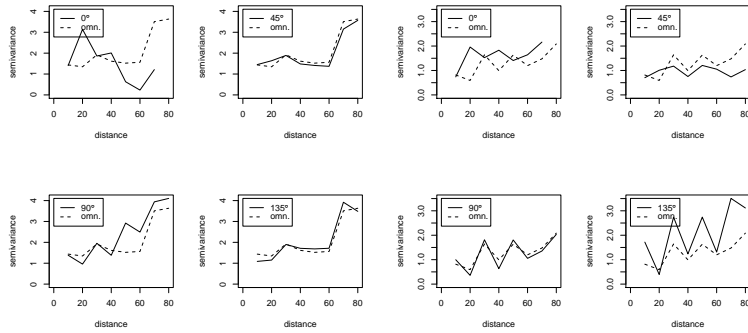
(Maio/2006)



(Junho/2006)

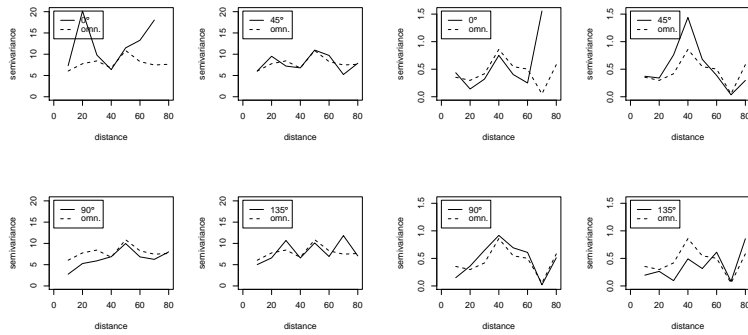
(Julho/2006)

FIGURA 4A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° (linha cheia), para a variável folhas minadas.



(Agosto/2006)

(Setembro/2006)



(Outubro/2006)

(Novembro/2006)

FIGURA 5A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° (linha cheia), para a variável folhas minadas.

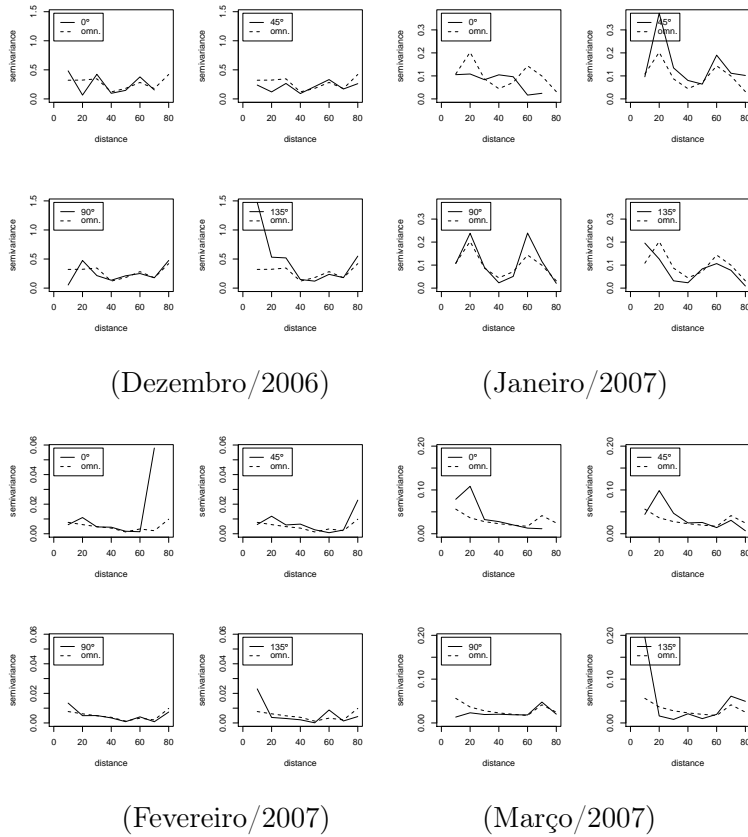
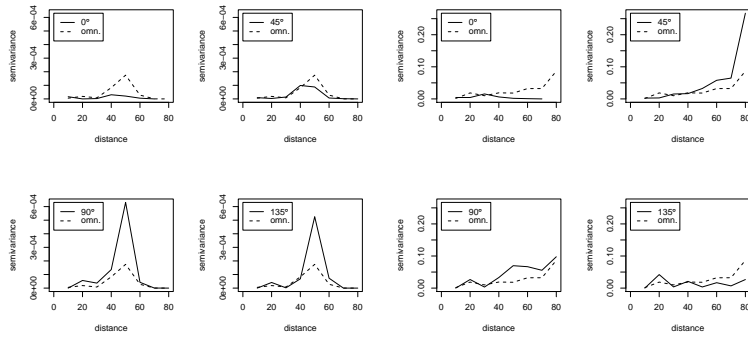
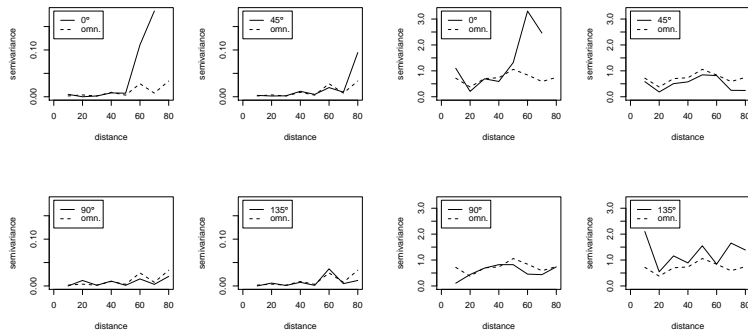


FIGURA 6A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° para a variável folhas minadas.



(Janeiro/2005)

(Maio/2005)



(Junho/2005)

(Julho/2005)

FIGURA 7A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas novas.

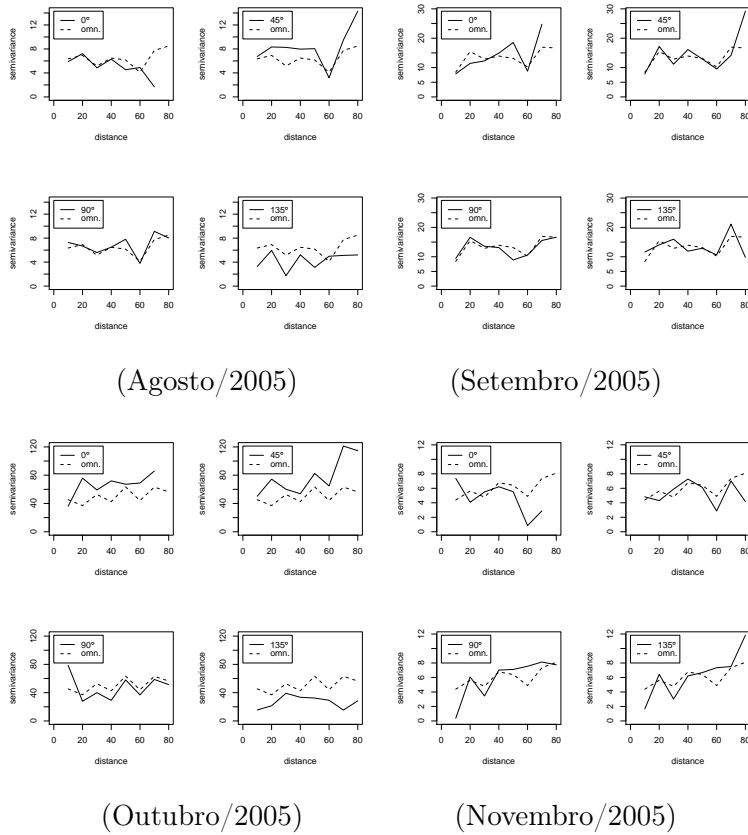


FIGURA 8A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° para a variável minas novas.

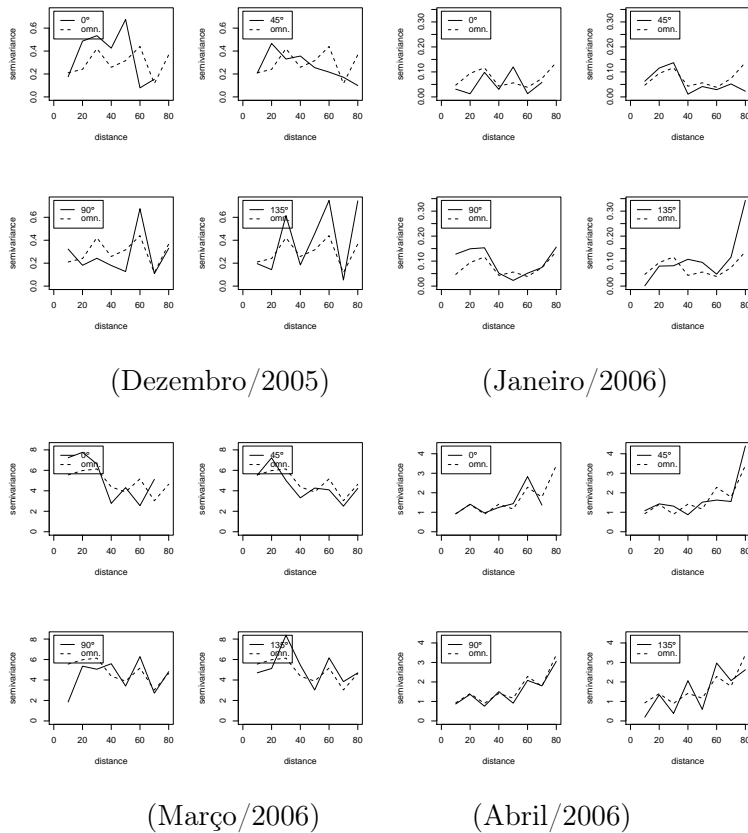
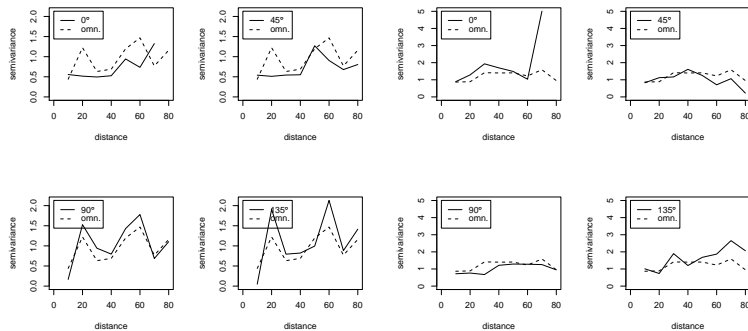
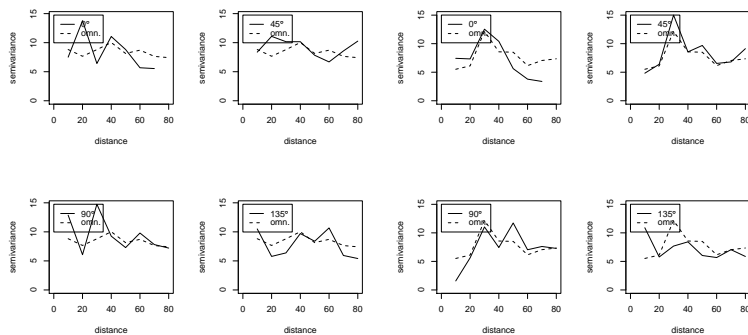


FIGURA 9A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° para a variável minas novas.



(Maio/2006)

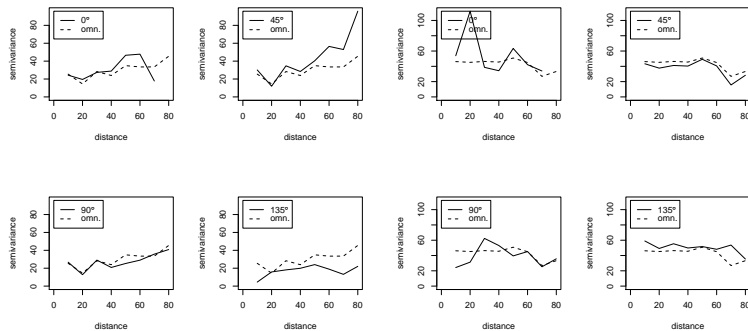
(Junho/2006)



(Julho/2006)

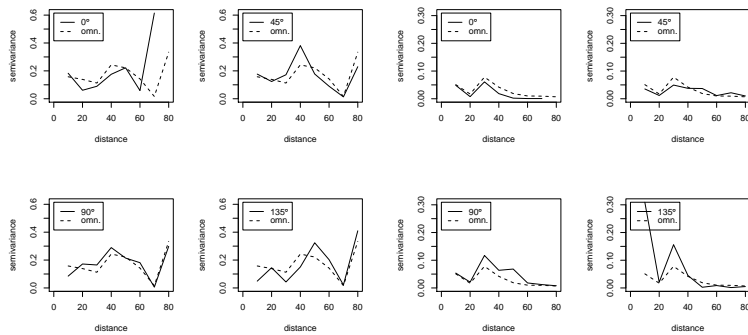
(Agosto/2006)

FIGURA 10A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas novas.



(Setembro/2006)

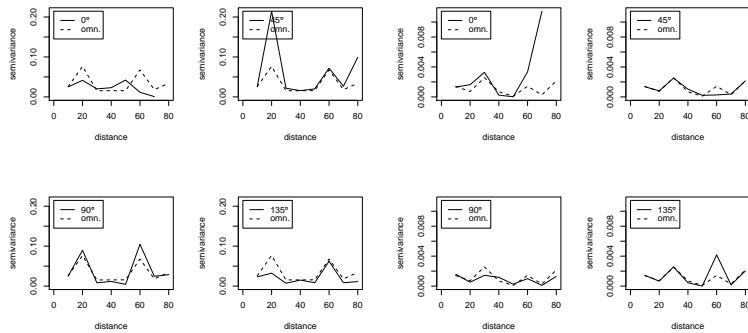
(Outubro/2006)



(Novembro/2006)

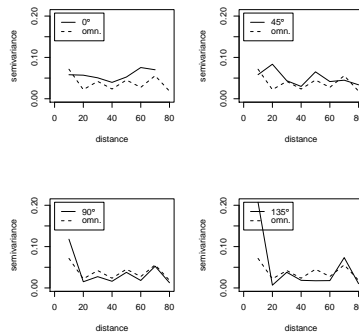
(Dezembro/2006)

FIGURA 11A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas novas.



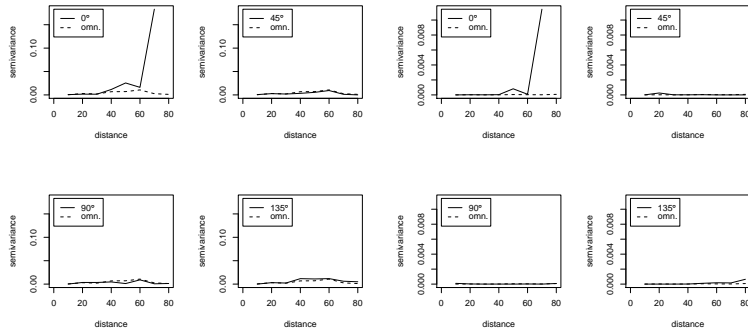
(Janeiro/2007)

(Fevereiro/2007)



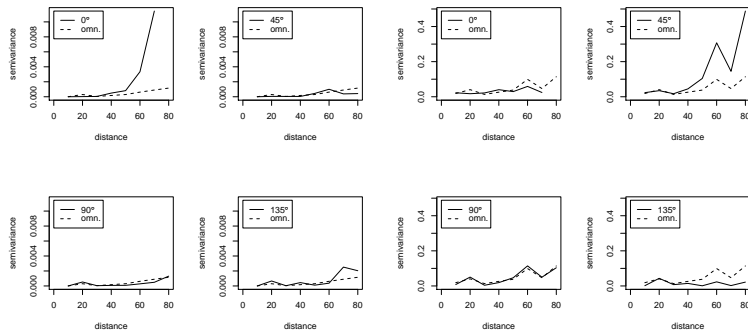
(Março/2007)

FIGURA 12A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas novas.



(Janeiro/2005)

(Maio/2005)



(Agosto/2005)

(Setembro/2005)

FIGURA 13A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas predadas.

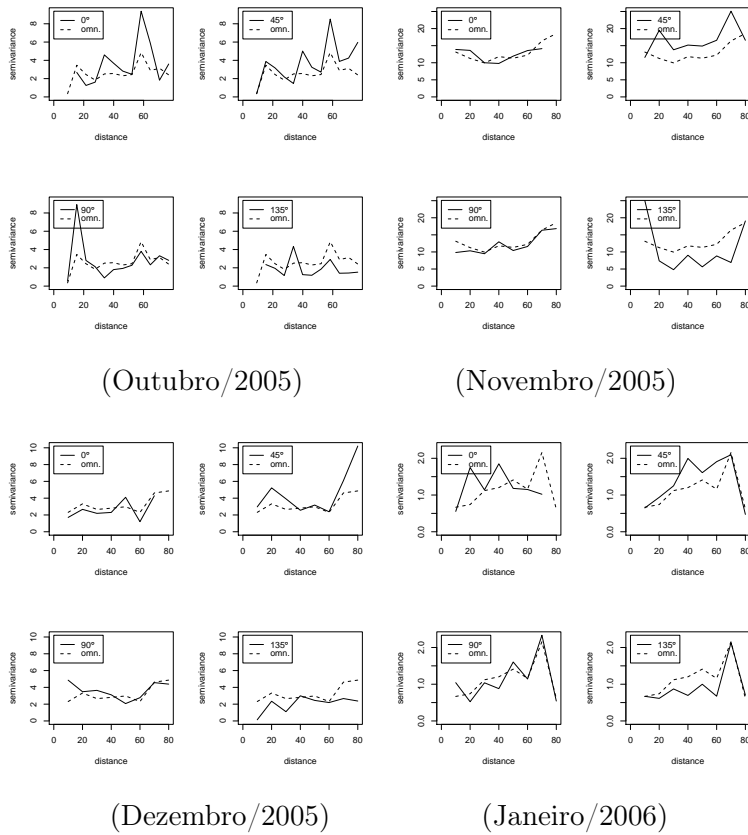


FIGURA 14A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° para a variável minas predadas.

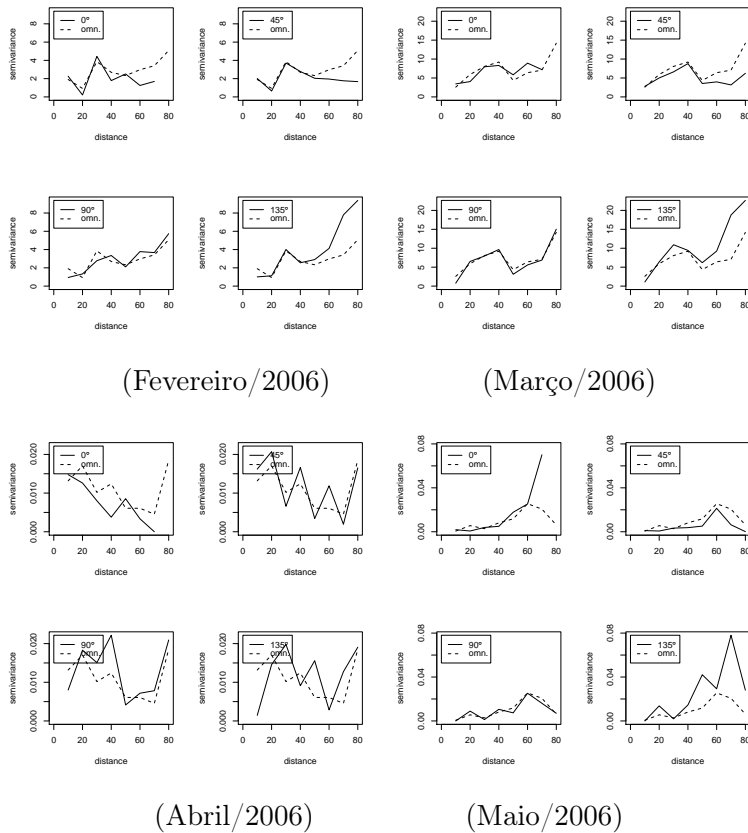
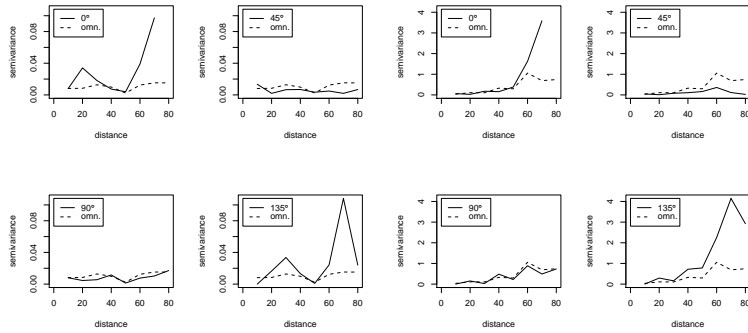
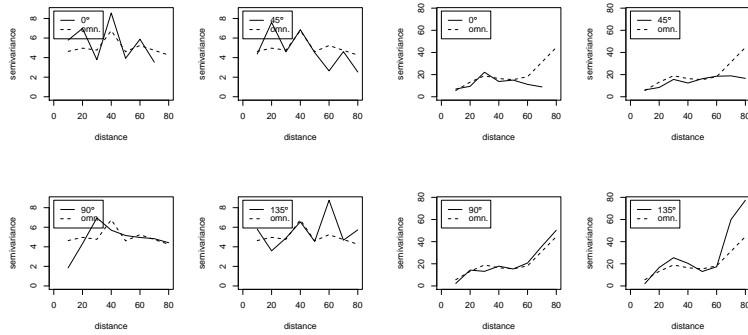


FIGURA 15A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° para a variável minas predadas.



(Junho/2006)

(Julho/2006)



(Agosto/2006)

(Setembro/2006)

FIGURA 16A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas predadas.

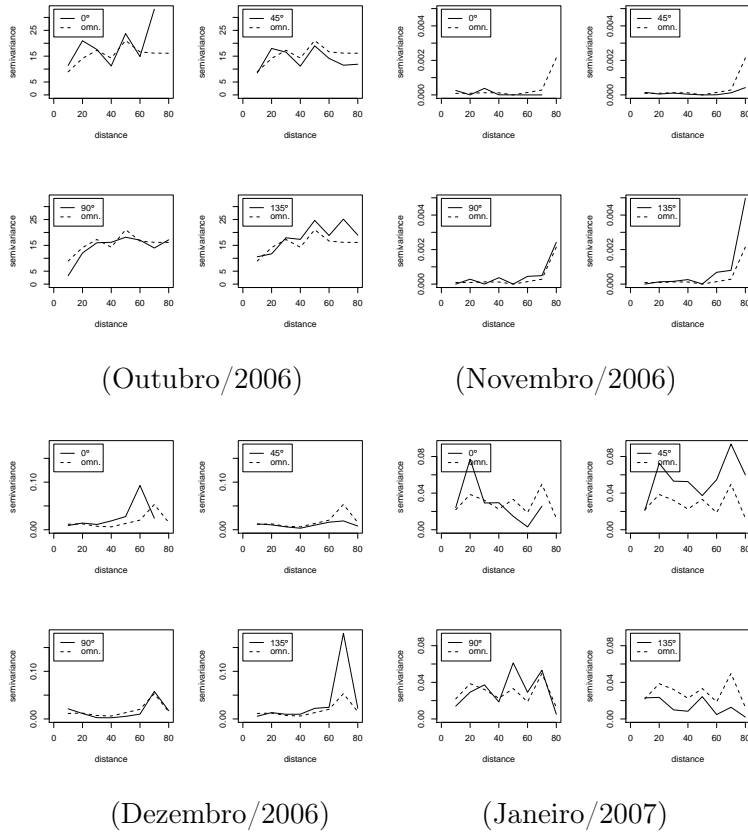
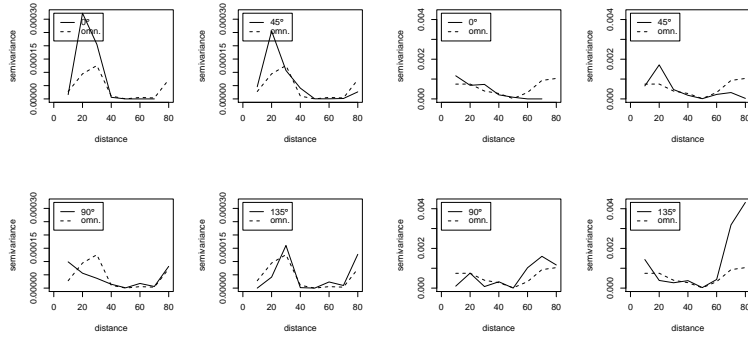


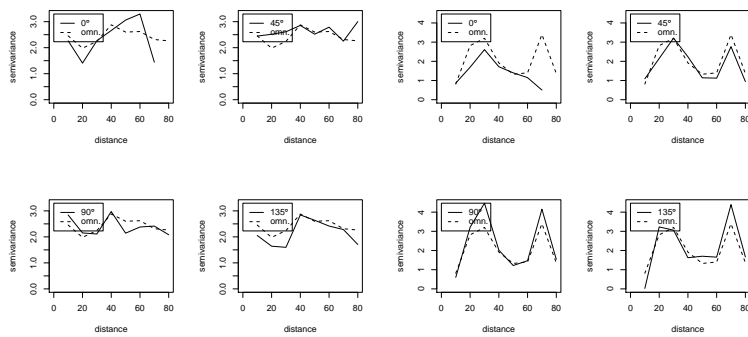
FIGURA 17A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0°, 45°, 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas predadas.



(Fevereiro/2007)

(Março/2007)

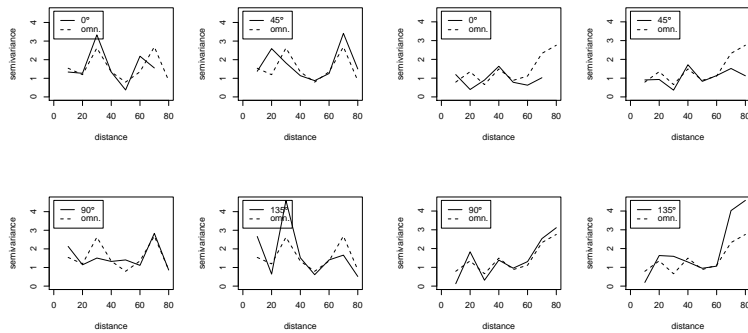
FIGURA 18A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° (linha cheia), para a variável minas predadas.



(Janeiro/2005)

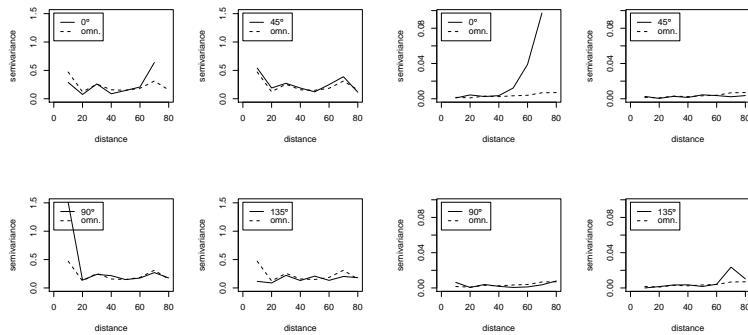
(Fevereiro/2005)

FIGURA 19A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas.



(Março/2005)

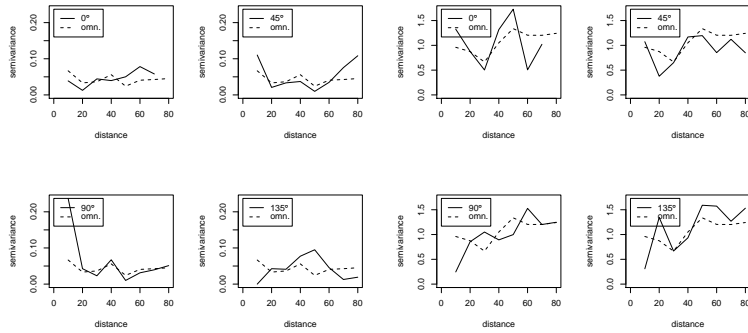
(Abril/2005)



(Maio/2005)

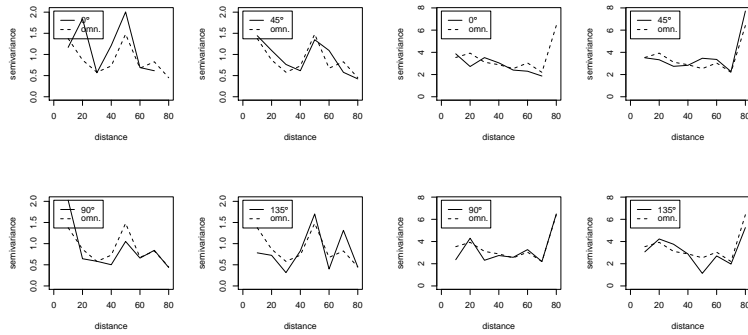
(Junho/2005)

FIGURA 20A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas.



(Julho/2005)

(Agosto/2005)



(Setembro/2005)

(Outubro/2005)

FIGURA 21A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas.

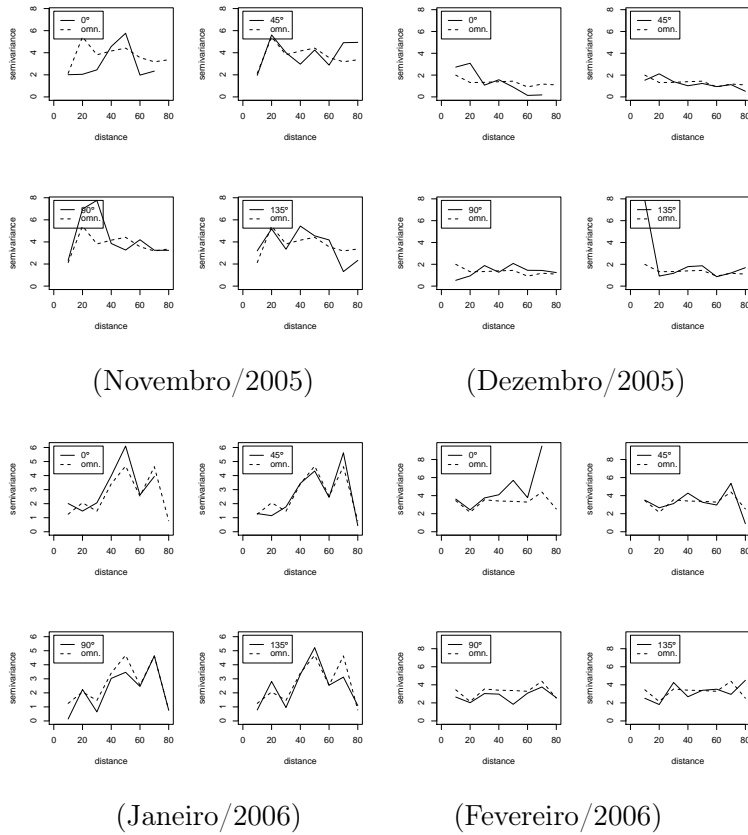
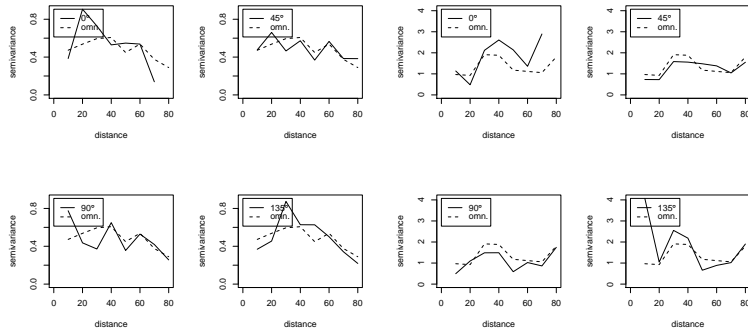
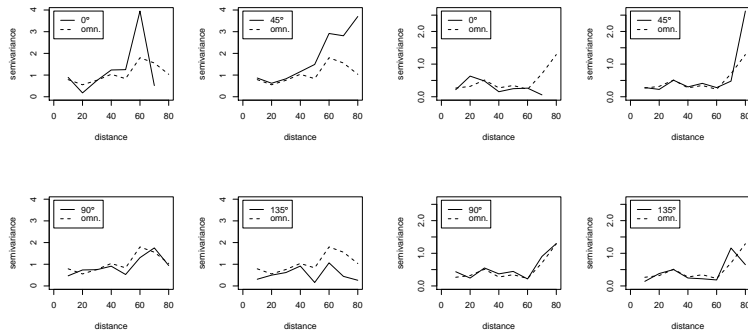


FIGURA 22A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas.



(Março/2006)

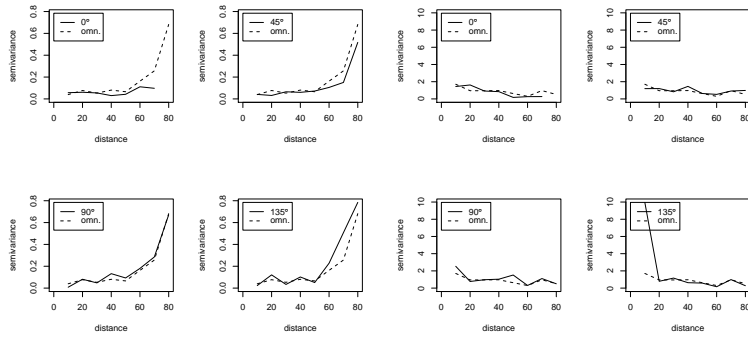
(Abril/2006)



(Maio/2006)

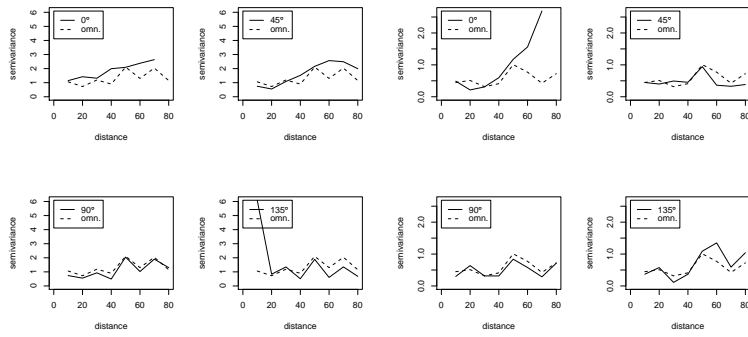
(Junho/2006)

FIGURA 23A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas.



(Julho/2006)

(Agosto/2006)



(Setembro/2006)

(Outubro/2006)

FIGURA 24A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas.

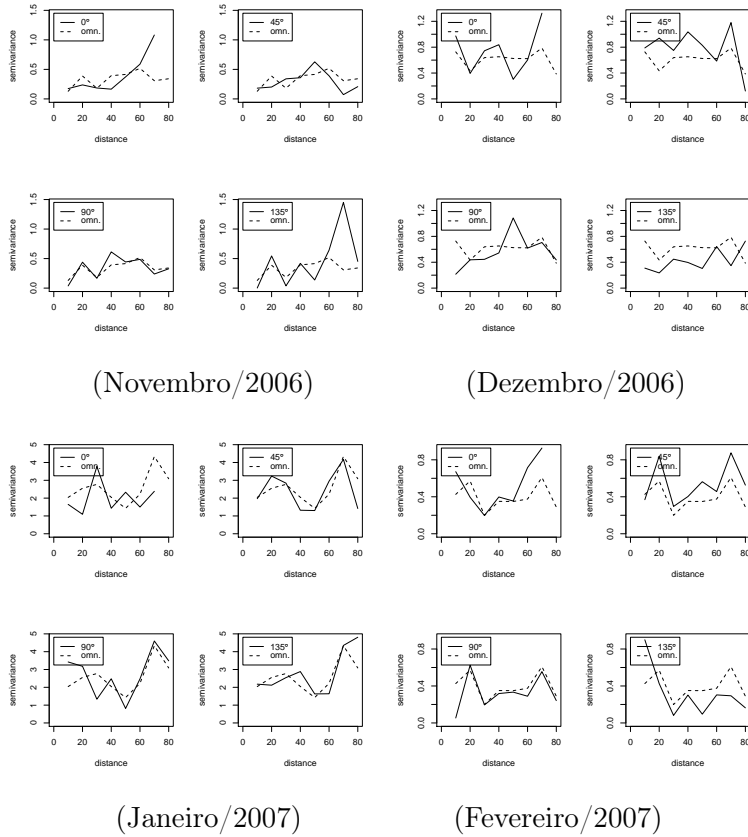
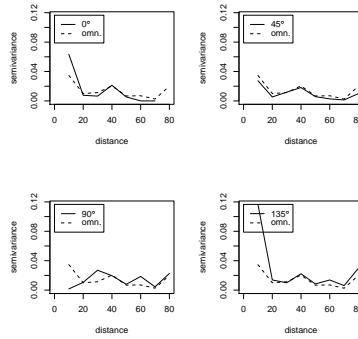


FIGURA 25A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° para a variável vespas.



(Março/2007)

FIGURA 26A Semivariogramas omnidirecionais (linha tracejada) e semivariogramas calculados nas direções 0° , 45° , 90° e 135° (linha cheia), para a variável vespas.

ANEXO B

Páginas

PROGRAMA 1B Programa utilizado para realizar o estudo de simulação 123

PROGRAMA 2B Programa R para o cálculo das semivariâncias e o ajuste dos modelos teóricos ao semivariograma empírico (experimental)..... 129

1B - Programa utilizado para realizar o estudo de simulação.

```
library(spatstat) #Carregando pacote spatstat
library(geoR) #Carregando pacote geoR
gsimugeral=function(lambda, mu, nsim,a){
# Este programa chama várias funções para realizar o trabalho de
#simulação com semivariogramas.
# Onde:
#     lambda: número de clusters
#     mu: número médio de eventos por cluster
#     nsim: número de simulações
#     a: número de colunas da matriz semivariâncias
#     calculadas que varia de acordo com o número de
#     pontos amostrais.
#     (a=9 para n=30, a=10 para n=25, a=11 para n=20,
#     a=12 para n=35, 40 e 45 e a=15 para n=50)
# Estabelece as variabilidades radiais que serão testadas
  rr=seq(0.25, 0.25, 0.06)
# Determina que cada linha da matriz semivariâncias terá um
# semivariograma empírico médio.
  semivariancias=matrix(0, length(rr),a)
  for(i in 1:length(rr))
  {
    semivar=matrix(0, nsim,a)
    r<-rr[i]
    for(ii in 1:nsim)
    {
      pontos=gsimugera(lambda, r, mu)
      n1=length(pontos$xx) if(n1==0)
      pontos=gsimugera(lambda,r,mu)
      else pontos=pontos
    }
  }
}
```

```

contas=gsimuconta(pontos$xx,pontos$yy)
teste=gsimuvareog(contas$int)
semivar[ii, ] = teste$vario
}
mvar=apply(semivar,2,mean) # variograma médio
semivariâncias[i,]=mvar
}
print(length(rr))
for(iii in 1:length(rr))
{
plot(teste$dist,semivariâncias[iii,],xlab="Distâncias",
ylab="Semivariância média")
lines(teste$dist,semivariâncias[iii,],col=2)
}
list(mvar=mvar,semivariâncias=semivariâncias,dist=teste$dist)
}
gsimugera=function(lambda, r, mu)
{
# Gera, aproximadamente, lambda*mu eventos em uma área
# Onde, lambda: número de agrupamentos
# r: variabilidade radial
# mu: número médio de eventos por agrupamento
# Gerando os pontos
clu1=rMatClust(lambda, r, mu, win=owin(c(0,1.2),c(0,0.9)))
clux = clu1$x*100
cluy = clu1$y*100
clux = trunc(clux)
cluy = trunc(cluy)
list(xx=clux,yy=cluy)
}

```



```

gsimuconta=function(xx,yy)
{
# Realiza as contagens dentro dos quadrados amostrados
# e faz o gráfico dos quadrados com as respectivas contagens.
# Onde: xx e yy são as coordenadas extraídas da função gsimugera
# Gera as coordenadas dos quadrados
# Coordenadas para 25 pontos amostrais
cord1=c(15,35,55,75,95,15,35,55,75,95,15,35,55,75,95,
15,35,55,75,95,15,35,55,75,95)
cord2=c(19,39,59,79,99,19,39,59,79,99,19,39,59,79,99,
19,39,59,79,99,19,39,59,79,99)
ord1=c(7,7,7,7,7,23,23,23,23,23,39,39,39,39,39,
55,55,55,55,55,71,71,71,71,71)
ord2=c(11,11,11,11,11,27,27,27,27,27,43,43,43,43,43,
59,59,59,59,59,75,75,75,75,75)
# Coordenadas para 35 pontos amostrais
cord1=c(15,30,45,60,75,85,95,15,30,45,60,75,85,95,15,
30,45,60,75,85,95,15,30,45,60,75,85,95,15,30,45,60,75,
85,95,15,30,45,60,75,85,95,15,30,45,60,75,85,95)
cord2=c(19,34,49,64,79,89,99,19,34,49,64,79,89,99,19,
34,49,64,79,89,99,19,34,49,64,79,89,99,19,34,49,64,79,
89,99,19,34,49,64,79,89,99,19,34,49,64,79,89,99)
ord1=c(7,7,7,7,7,7,23,23,23,23,23,23,23,39,39,39,39,
39,39,39,55,55,55,55,55,55,55,71,71,71,71,71,71)
ord2=c(11,11,11,11,11,11,11,27,27,27,27,27,27,27,43,43,
43,43,43,43,43,59,59,59,59,59,59,59,75,75,75,75,75,75)
# Coordenadas para 45 pontos amostrais
cord1=c(15,35,55,75,95,15,35,55,75,95,15,35,55,75,95,15,
35,55,75,95,15,35,55,75,95,15,35,55,75,95,15,35,55,75,95,
15,35,55,75,95,15,35,55,75,95)

```

```

cord2=c(19,39,59,79,99,19,39,59,79,99,19,39,59,79,99,19,
39,59,79,99,19,39,59,79,99,19,39,59,79,99,19,39,59,79,99,
19,39,59,79,99,19,39,59,79,99)
ord1=c(7,7,7,7,7,15,15,15,15,15,23,23,23,23,23,31,31,31,
31,31,39,39,39,39,39,47,47,47,47,47,55,55,55,55,55,63,63,
63,63,63,71,71,71,71,71)
ord2=c(11,11,11,11,11,19,19,19,19,19,27,27,27,27,27,35,
35,35,35,43,43,43,43,43,51,51,51,51,51,59,59,59,59,59,
67,67,67,67,67,75,75,75,75,75)
# Coordenadas para 55 pontos amostrais
cord1=c(15,35,55,75,95,15,35,55,75,95,15,35,55,75,95,15,
35,55,75,95,15,35,55,75,95,15,35,55,75,95,15,35,55,75,95,
15,35,55,75,95,15,35,55,75,95,15,35,55,75,95,15,35,55,75,95)
cord2=c(19,39,59,79,99,19,39,59,79,99,19,39,59,79,99,19,39,
59,79,99,19,39,59,79,99,19,39,59,79,99,19,39,59,79,99,19,39,
59,79,99,19,39,59,79,99,19,39,59,79,99,19,39,59,79,99)
ord1=c(7,7,7,7,7,13,13,13,13,13,19,19,19,19,19,25,25,25,25,
25,31,31,31,31,31,37,37,37,37,37,43,43,43,43,43,49,49,49,49,
49,55,55,55,55,55,61,61,61,61,61,67,67,67,67,67)
ord2=c(11,11,11,11,11,17,17,17,17,17,23,23,23,23,23,29,29,29,
29,29,35,35,35,35,35,41,41,41,41,41,47,47,47,47,47,53,53,53,
53,53,59,59,59,59,59,65,65,65,65,65,71,71,71,71,71)
n = length(ord1)
n1 =length(xx)
# Contagem dos pontos por área de amostragem
int=matrix(0,n,3)
for(r in 1:n){
k=0
for (i in 1:n1){
xsim=xx[i]

```

```

ysim=yy[i]
if
((xsim<=cord2[r])&&(xsim>=cord1[r])&&
(ysim<=ord2[r])&&(ysim>=ord1[r]))k=k+1
else k=k
}
int[r,1]=k
if(int[r,1]>10)
int[r,1]=10 # garante que não exista contagens
#superior a 10
int[r,2]=cord1[r]
int[r,3]=ord1[r]
}
# Plota o gráfico
plot(xx,yy)
leg.txt=seq(1,n)
a=seq (1,n)
for(i in 1:n)
{
{
rect(cord1[i],ord1[i],cord2[i],ord2[i],col="violet")
text(cord1[i],(ord1[i]+ord2[i])/2,int[i,1],cex=0.9,bty="n")
}
cord1[i]=0
ord1[i]=0
cord2[i]=0
ord2[i]=0
}
list(int=int)
}

```

```

gsimuváriog=function(int){
# Calcula o semivariograma
# Onde: int são as contagens
  z=int[,1] #contagens
  x=int[,2] #coordenada x
  y=int[,3] #coordenada y
  testegeo=cbind(x,y,z)
  datageo=as.geodata(testegeo)
  var=váriog(datageo) #calcula as semivariâncias
  list(vário=var$v, distancia=var$u)#lista as semivariâncias
                                     #estimadas e o vetor de distân-
cias.
}
gsimugeral(lambda, mu, nsim, a)

```

2B - Programa R para o cálculo das semivariâncias e o ajuste dos modelos teóricos ao semivariograma empírico (experimental).

```
#Carregando pacote geoR
library(geoR)
#Lendo o arquivo de dados
teste=read.table("dados.txt",header=TRUE)
#Colocando os dados em formato geoestatístico
testegeo=cbind(teste$X,teste$Y,teste$F.M)
#Colocando os dados em formato geoestatístico
datageo=as.geodata(testegeo)
#Calculando o semivariograma empírico
vario=variog(datageo, uvec=seq(0,80,10),estimator.type="modulus")
plot(vario)
#Ajustando modelos teóricos através do método a sentimento
eyefit(vario)
#ajustando modelos teóricos através do método de quadrados mínimos ordinários
ols=variofit(vario,ini=c(patamar,alcance),weights="equal",
fix.nugget=F,cov.model="gaussian",nug=efeito pepita)
lines(ols, lty =2, uvec=seq(0,80,10),lwd=2,col=1)
summary(ols)

#Envelope simulado
env.model = variog.mc.env(datageo, obj.var =vario, nsim = 99,
save.sim = T,messages=T)
plot(vario, envelope = env.model)
```