

ANÁLISE DA AGREGAÇÃO ESPACIAL DO  
BICHO-MINEIRO DO CAFEEIRO (*Leucoptera  
coffeella* (Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842)  
(Lepidoptera:Lyonetiidae)) EM LAVOURA  
CAFEEIRA (*Coffea arabica* L.) ORGÂNICA EM  
FORMAÇÃO

MARIA BETÂNIA LOPES AVELAR

2008

MARIA BETÂNIA LOPES AVELAR

ANÁLISE DA AGREGAÇÃO ESPACIAL DO  
BICHO-MINEIRO DO CAFEIEIRO (*Leucoptera coffeella*  
(Guérin-Mêneville & Perrottet, 1842) (Lepidoptera:Lyonetiidae))  
EM LAVOURA CAFEIEIRA (*Coffea arabica* L.) ORGÂNICA  
EM FORMAÇÃO

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**

Avelar, Maria Betânia Lopes.

Análise da agregação espacial do bicho-mineiro do cafeeiro (*Leucoptera coffeella* (Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842) (Lepidoptera:Lyonetiidae)) em lavoura cafeeira (*Coffea arabica* L.) orgânica em formação. / Maria Betânia Lopes Avelar. – Lavras: UFLA, 2008.

66 p. : il.

Dissertação (Mestrado)- Universidade Federal de Lavras, 2008.

Orientador: Prof. Dr. João Domingos Scalon.

Bibliografia.

1. Café e Bicho-Mineiro. 2. Estatística Espacial. 3. Índices. I.  
Universidade Federal de Lavras. II.Título.

CDD - 633.73978

MARIA BETÂNIA LOPES AVELAR

ANÁLISE DA AGREGAÇÃO ESPACIAL DO  
BICHO-MINEIRO DO CAFEIRO (*Leucoptera coffeella*  
(Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842) (Lepidoptera:Lyonetiidae))  
EM LAVOURA CAFEIRA (*Coffea arabica* L.) ORGÂNICA  
EM FORMAÇÃO

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. Renato Ribeiro de Lima	UFLA

Prof. Dr. João Domingos Scalon  
UFLA  
(Orientador)

LAVRAS  
MINAS GERAIS-BRASIL

**Dedico** esta vitória:

A Deus.

A meus pais, que sempre me deram  
força e coragem, lutaram e investiram  
na educação dos filhos.

## AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal de Lavras e ao Departamento de Ciências Exatas.

Aos membros da banca examinadora que se dispuseram a avaliar este trabalho.

À Eпамig e à Embrapa Café, em nome de seus diretores e dos demais pesquisadores, pelas facilidades para a realização deste trabalho.

A todos os professores, colegas e funcionários que, direta ou indiretamente, contribuíram para a realização deste trabalho e para o meu enriquecimento pessoal.

Ao professor Dr. João Domingos Scalon e ao Dr. Mauricio Sergio Zacarias, pela orientação, discussões, paciência, ensinamento e sugestões, buscando sempre o meu aprimoramento profissional.

Ao Domingos, por estar ao meu lado, me escutar, aconselhar, apoiar e me confortar sempre com uma palavra de carinho.

Aos meus irmãos, cunhados e sobrinhos, o carinho, apoio e o incentivo constante.

Aos colegas de turma, pela força, troca de conhecimentos e amizade.

A toda turma do DEX/UFLA, obrigada por me receber.

## Sumário

LISTA DE TABELAS . . . . .	i
LISTA DE FIGURAS. . . . .	ii
<b>RESUMO</b> . . . . .	iv
<b>ABSTRACT</b> . . . . .	vi
1 INTRODUÇÃO . . . . .	1
2 REFERENCIAL TEÓRICO . . . . .	3
2.1 A cafeicultura . . . . .	3
2.2 Bicho-mineiro . . . . .	4
2.3 Estatística espacial . . . . .	10
2.4 Índices para variáveis não regionalizadas . . . . .	13
2.4.1 Índice de Fisher . . . . .	13
2.4.2 Índice de Morisita . . . . .	15
2.5 Índice de Moran para variáveis regionalizadas . . . . .	16
2.6 Métodos de computação intensiva para a obtenção de intervalos de confiança. . . . .	18
2.6.1 Bootstrap . . . . .	18
2.6.2 Aleatorização . . . . .	20
2.7 Simulação . . . . .	21
3 MATERIAL E MÉTODOS. . . . .	23
3.1 Área experimental . . . . .	23
3.2 Análise exploratória . . . . .	25
3.3 Índices calculados . . . . .	26
3.3.1 Índice de Fisher . . . . .	26
3.3.2 Índice de Morisita . . . . .	26
3.3.3 Índice de Moran . . . . .	26
3.4 Simulação . . . . .	27
3.5 Software . . . . .	28

4	RESULTADOS E DISCUSSÃO . . . . .	29
4.1	Análise exploratória . . . . .	29
4.2	Índices . . . . .	32
4.3	Simulação . . . . .	40
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS . . . . .	42
6	CONCLUSÃO. . . . .	43
7	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS . . . . .	44
	ANEXOS . . . . .	52

## LISTA DE TABELAS

1	Pontos de amostragens ( $i$ ) e as coordenadas cartesianas ( $u, v$ ) (em metros) associadas à área experimental . . . . .	24
2	Variâncias ( $s^2$ ) e médias ( $\bar{x}$ ) amostrais mensais calculadas a partir da amostra de 35 cafeeiros . . . . .	30

## LISTA DE FIGURAS

1	Asas (Mariposa) do bicho-mineiro do cafeeiro <i>Leucoptera coffeella</i> (Guér-Menèv., 1842) . . . . .	5
2	Adulto (Mariposa) do bicho-mineiro do cafeeiro <i>Leucoptera coffeella</i> (Guér-Menèv., 1842) . . . . .	5
3	Folha com os ovos do bicho-mineiro do cafeeiro <i>Leucoptera coffeella</i> (Guér-Menèv., 1842) . . . . .	6
4	Folhas com lagartas do bicho-mineiro do cafeeiro <i>Leucoptera coffeella</i> (Guér-Menèv., 1842) . . . . .	6
5	Casulo do bicho-mineiro do cafeeiro, <i>Leucoptera coffeella</i> (Guér-Menèv., 1842) . . . . .	7
6	Vespa predadora em folha de cafeeiro minada . . . . .	9
7	Folha de cafeeiro minada, com sinais de predação por vespas .	9
8	Representação gráfica de distribuições de pontos exemplificando regularidade (a), aleatoriedade (b) e agrupamento (c) .	12
9	Vista parcial da área experimental - Fazenda Cachoeira - Santo Antônio do Amparo, MG . . . . .	23
10	Croqui da área experimental de café orgânico em Santo Antônio do Amparo, MG . . . . .	24
11	Armadilha adesiva amarela retangular para amostragem de vespas na área experimental . . . . .	25
12	Gráfico boxplot: folhas minadas (a), minas novas (b), minas predadas (c) e vespas (d), janeiro de 2005 a março de 2007 . .	31
13	Médias mensais de folhas minadas, minas novas, minas predadas e vespas, para os anos de 2005, 2006 e os meses de janeiro, fevereiro e março de 2007 . . . . .	33
14	Índice de Fisher e intervalo de confiança para folhas minadas (a), minas novas (b), minas predadas (c) e vespas (d) . . . . .	34
15	Índice de Morisita e intervalo de confiança para folhas minadas (a), minas novas (b), minas predadas (c) e vespas (d) .	36

16	Índice de Moran e intervalo de confiança para folhas minadas (a), minas novas (b), minas predadas (c) e vespas (d) . . . . .	39
17	Índice de Morisita médio amostrado com 25 pontos de amostragem (a), 35 pontos de amostragem (b), 45 pontos de amostragem (c) e 55 pontos de amostragem (d) . . . . .	41

## RESUMO

AVELAR, Maria Betânia Lopes. **Análise da agregação espacial do bicho-mineiro do cafeeiro (*Leucoptera coffeella* (Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842) (Lepidoptera:Lyonetiidae)) em lavoura cafeeira (*Coffea arabica* L.) orgânica em formação.** 2008. 66p. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agropecuária) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG.\*

A praga que mais preocupa os países produtores de café é o bicho-mineiro do cafeeiro (*Leucoptera coffeella* (Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842) (Lepidoptera:Lyonetiidae)). O combate ao bicho-mineiro é feito, basicamente, através de pesticidas. Entretanto, a prática do controle químico pode acarretar desequilíbrio biológico e, portanto, pesquisadores estão tentando desenvolver práticas que minimizam o uso de pesticidas no combate ao bicho-mineiro. Os pesquisadores acreditam que o entendimento da distribuição espacial do bicho-mineiro pode auxiliar o controle biológico da praga em produções de café orgânico. O objetivo deste trabalho foi aplicar diversos métodos estatísticos para detectar padrões de agrupamento espacial na infestação de bicho-mineiro em um cafezal. Foram utilizados dados de um hectare de um cafezal orgânico (*Coffea arabica* L.), em formação, localizado no município de Santo Antônio do Amparo, MG. No período de janeiro de 2005 até março de 2007 foram coletadas, mensalmente, dez folhas de trinta e cinco pontos amostrais para contagem e identificação das minas do bicho-mineiro. Também foram instaladas armadilhas adesivas amarelas, nos mesmos pontos amostrais, para capturar as vespas predadoras que ocorrem na área. Índices de Fisher, Morisita e Moran foram aplicados para testar a hipótese nula de aleatoriedade espacial das seguintes variáveis (contagens): folhas minadas, minas novas, minas predadas e vespas. Utilizou-se o método bootstrap para obter os intervalos de confiança para os índices de Fisher e Morisita, enquanto a aleatorização foi utilizada para obter intervalos de confiança para a estatística de Moran. Os resultados mostraram que todos os índices foram estatisticamente significantes, rejeitando assim a hipótese nula de aleatoriedade espacial das variáveis para a maioria dos meses. Não foi possível identificar uma tendência temporal para a distribuição espacial das variáveis. Foi observado que os meses que apresentaram agrupamentos

---

\* **Comitê Orientador:** João Domingos Scalon (Orientador) - UFLA e Mauricio Sergio Zacarias (Co-orientador) - Embrapa Café

espaciais aparecem intercalados com meses que apresentaram distribuições espaciais regulares ou aleatórias. Através de simulações pode-se verificar que os 35 pontos amostrais utilizados no experimento foram suficientes para uso efetivo dos métodos estatísticos para detectar dependência espacial. Os resultados mostram que os métodos estatísticos aplicados neste trabalho podem ser usados para facilitar a tomada de decisão durante o controle biológico do bicho-mineiro do cafeeiro.

## ABSTRACT

AVELAR, Maria Betânia Lopes. **Spatial cluster analysis of the coffee leaf-miner (*Leucoptera coffeella* (Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842) (Lepidoptera:Lyonetiidae)) in organic coffee field (*Coffea arabica* L.) in formation.** 2008. 66p. Dissertation (Master in Statistics and Agricultural Experimentation) - Federal University of Lavras, Lavras, MG.\*

The pest that coffee grower countries are more concerned of is the coffee leaf-miner (*Leucoptera coffeella* (Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842) (Lepidoptera:Lyonetiidae)). The combat of the coffee leaf-miner has been done, basically, through pesticides. However, the practice of chemical control can result in biological imbalance and therefore researchers are trying to develop practices that minimize the use of pesticides for the coffee leaf-miner combat. Researchers believe that understanding the spatial distribution of the coffee leaf-miner may help the biological control of this pest in organic coffee production. The aim of this work was to apply several statistical methods for detecting spatial cluster patterns of the coffee leaf-miner infestation in coffee fields. It was used data from a field of organic coffee (*Coffea arabica* L.) in formation located in the county of Santo Antonio do Amparo, MG. From January 2005 to March 2007 it was collected, monthly, ten leaves from thirty-five sampling points for counting and identification of mines of the coffee leaf-miner. It was also installed yellow adhesive traps, in the same sampling points, to capture the predatory wasps that occur in the field area. Fisher, Morisita and Moran indices were applied in order to test the null hypothesis of spatial randomness of the following variables (counts): mined leaves, new mines, preyed mines and wasps. The bootstrap method was used to obtain confidence intervals for the indices of Fisher and Morisita while randomization was used for getting confidence intervals for the Moran statistic. The results showed that all indices were statistically significant, thus rejecting the null hypothesis of spatial randomness of the variables for the majority of the months. It was not possible to identify a time trend of the spatial patterns for the variables. It was observed that months presenting spatial cluster patterns were intercalated with months presenting either regular or random spatial

---

\* **Guidance Committee:** João Domingos Scalon - UFLA (Adviser) e Mauricio Sergio Zacarias (Co-adviser) - Embrapa Café

patterns. Throughout simulation, thirty-five sampling points used in the experiment were found large enough to use the statistical methods effectively for detecting spatial dependence. The results showed that the statistical methods applied in the present work may be used to facilitate the decision making during the biological control of the coffee leaf-miner.

# 1 INTRODUÇÃO

O Brasil destaca-se, no cenário mundial, como o maior produtor de café, com uma estimativa de produção entre 41 e 45 milhões de sacas de 60 kg para a safra 2008, segundo Companhia Nacional de Abastecimento, Conab (2007). Minas Gerais é o estado brasileiro que detém a maior área plantada com cafeeiros, com aproximadamente 46,5% do total cultivado no Brasil. A região Sul de Minas Gerais é a maior produtora de café (*Coffea arabica* L.) do estado.

Embora a cultura do café esteja intimamente ligada ao desenvolvimento atual do estado de Minas Gerais e ainda com grande potencial de crescimento, também há fatores limitantes, tais como as doenças e as pragas. A praga que mais preocupa a cafeicultura é o bicho-mineiro (*Leucoptera coffeella* Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842).

Geralmente, a distribuição espacial dos insetos segue um modelo matemático que descreve uma distribuição de probabilidade. Esse modelo é utilizado na construção de planos de amostragem para a tomada de decisão sobre o controle de pragas (Boeve & Weiss, 1998). O conhecimento do padrão de distribuição espacial de bicho-mineiro em cultivos de cafeeiro pode ser importante no contexto do controle biológico desta praga, tendo em vista a produção orgânica.

Para verificar a hipótese de aleatoriedade espacial, pode-se dividir a área de estudo em várias unidades (ou *quadrats*), não necessariamente de mesmo tamanho, fazer a contagem das espécies por quadrado e, posteriormente, verificar a adequabilidade da hipótese de que as contagens seguem uma distribuição de Poisson (aleatória). A partir dessas contagens, podem-se utilizar diversos índices para comprovar a hipótese de aleatoriedade espacial, tais como o índice de dispersão de Fisher, índice de Morisita, parâmetro K da distribuição binomial negativa e lei da potência de Taylor (Maruyama et al., 2006).

Para uma análise da distribuição espacial levando em conta a localização das amostras, é necessário aplicar técnicas da estatística espacial desenvolvidas para este fim, ou seja, técnicas para analisar dados que podem ser classificados em eventos de padrões espaciais, superfícies contínuas ou áreas com contagens (Cressie, 1993). Algumas técnicas para a área de contagens são o índice global de Moran e o índice de Geary, dentre outras (Bailey & Gatrell, 1995; Getis & Ord, 1992).

O presente trabalho foi realizado com o objetivo de aplicar e desenvolver diversas técnicas de estatística espacial para analisar as relações espaciais e temporais da intensidade de infestação do bicho-mineiro em um cafezal orgânico em formação e, assim, fornecer subsídios para facilitar a tomada de decisão para o controle biológico da praga. Também, técnicas de simulação foram utilizadas para verificar se o número de pontos amostrais utilizados no experimento foi suficiente para detectar uma estrutura espacial.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1 A cafeicultura

A cafeicultura, no mundo, é uma das atividades mais importantes no aspecto econômico, pela movimentação de mais de 91 bilhões de dólares por ano, e no social, por empregar, direta e indiretamente, mais de meio bilhão de pessoas, ou seja, em torno de 8% da população mundial. O café é o produto com grande valor no mercado mundial, perdendo apenas para o petróleo (Embrapa Café, 2004).

Existem atualmente cerca de cem espécies de café, das quais apenas duas, *Coffea arabica* L. e *Coffea canephora* Pierre, assumem importância econômica no mercado internacional (Fazuoli, 1986) e seu produto é comercializado com a denominação de “café arábica” e “café robusta”, respectivamente. Cerca de 70% do café comercializado no mundo é do tipo “arábica” e apresenta qualidade de bebida superior, sendo os restantes 30% do tipo “robusta”, de qualidade inferior. Em Minas Gerais, predomina o cultivo de *C. arabica* e, no Espírito Santo, de *C. canephora*.

Embora a atividade da cultura do café esteja intimamente ligada ao desenvolvimento atual do estado de Minas Gerais e ainda com grande potencial de crescimento, também há fatores limitantes, como a ocorrência de doenças e pragas, que são alguns dos obstáculos encontrados no processo de produção.

Estes fatores acarretam prejuízos econômicos devido à diminuição da longevidade das lavouras e à redução da qualidade da bebida e, principalmente, da produtividade (Chalfoun & Carvalho, 1999).

Dentre as pragas, a que mais preocupa os cafeicultores é o bichomineiro do cafeeiro (*Leucoptera coffeella* Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842).

## 2.2 Bicho-mineiro

O bicho-mineiro do cafeeiro é uma pequena mariposa exótica que tem como região de origem o continente africano, onde também são encontradas três outras espécies do mesmo gênero: *Leucoptera coffeina* (Washburn, 1940), *Leucoptera coma* (Ghesquière, 1940) e *Leucoptera meyricki* (Ghesquière, 1940).

Este inseto de hábito monófago, pois ataca apenas o cafeeiro, tem sido constatada no Brasil a partir de 1851 (Rena, 1986). Atualmente, se encontra distribuído em todo o país, sendo considerada a maior praga da cultura (Gallo et al., 2002; Souza et al., 1998).

A maior incidência desta praga coincide sempre com períodos secos do ano (Reis & Souza, 1979), ou seja, seu aparecimento está intimamente ligado a fatores meteorológicos. Os prejuízos são ocasionados na fase de lagarta, quando o bicho-mineiro se alimenta do parênquima foliar, formando minas, o que causa redução da área fotossintetizante e senescência precoce das folhas atacadas, com conseqüente redução de produtividade, do rendimento e de longevidade do cafeeiro (Parra, 1981; Souza et al., 1998).

O adulto do bicho-mineiro é uma mariposa de, aproximadamente, 7,0 mm de envergadura, coloração branco-prateada e asas anteriores e posteriores franjadas (Figura1). Quando em repouso, as asas anteriores cobrem as posteriores, como pode ser visto na Figura 2.

A mariposa abriga-se, durante o dia, na parte inferior das folhas do cafeeiro a, ao anoitecer, abandona o esconderijo, iniciando a oviposição. Os ovos são colocados na parte superior das folhas. Uma fêmea, durante a sua vida, é capaz de colocar mais de 50 ovos, em período embrionário variando de 5 a 21 dias, dependendo das condições de temperatura e umidade (Gallo et al., 2002) (Figura 3).

Logo após a eclosão, as lagartas penetram diretamente no mesófilo foliar entre as duas epidermes, alimentando-se do parênquima foliar e causando sua destruição. O período larval tem duração variável de 9 a 40



FIGURA 1: Asas (Mariposa) do bicho-mineiro do cafeeiro *Leucoptera coffeella* (Guér-Menèv., 1842)



FIGURA 2: Adulto (Mariposa) do bicho-mineiro do cafeeiro *Leucoptera coffeella* (Guér-Menèv., 1842)

dias. As áreas atacadas vão secando e aumentando de tamanho, à medida que as lagartas vão se desenvolvendo. A película superior do tecido seco é facilmente destacável e esta injúria é denominada de “mina”; daí o nome

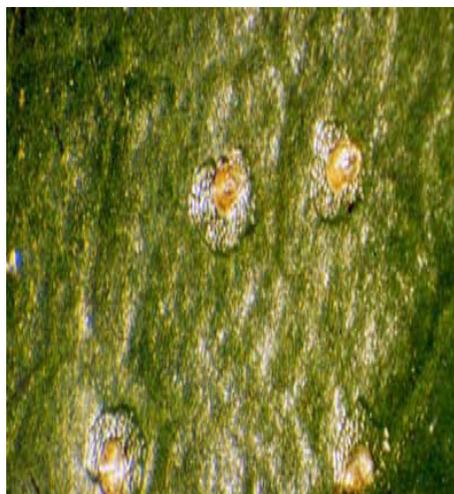


FIGURA 3: Folha com os ovos do bicho-mineiro do cafeeiro *Leucoptera coffeella* (Guér-Menèv., 1842)

bicho-mineiro (Souza et al., 1998). Pode-se encontrar mais de uma lagarta por mina (Figura 4).



FIGURA 4: Folhas com lagartas do bicho-mineiro do cafeeiro *Leucoptera coffeella*(Guér-Menèv., 1842)

Quando as lagartas, completamente desenvolvidas (com cerca de 6,0

mm de comprimento), abandonam a folha pela parte superior da mina, elas tecem um fio de seda e descem para a parte inferior da planta. Geralmente, na parte inferior da folha, as lagartas tecem um casulo de coloração branca e com formato característico de “X” (Figura 5), onde passam para a fase de pupa, com duração de 5 a 26 dias. Após esse período, emergem as mariposas na proporção de 1 macho:1 fêmea, cuja longevidade média é de 15 dias.



FIGURA 5: Casulo do bicho-mineiro do cafeeiro, *Leucoptera coffeella* (Guér-Menèv., 1842)

O ciclo evolutivo varia de 19 a 87 dias, principalmente em função da temperatura e, em condições normais, podem ocorrer de 8 a 12 gerações/ano.

Clima seco e ou manipulação ambiental, que proporciona condições microclimáticas de baixa umidade relativa no cafezal, favorecem a ocorrência desse inseto-praga.

Os danos causados pelo bicho-mineiro causam 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 ser de até 50%. Se o ataque for intenso, ocorre a desfolha da planta, de cima para baixo, devido à distribuição da praga, podendo provocar uma 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 recuperar, principalmente se a desfolha ocorrer em ano de grande produção. Essas plantas, uma vez desfolhadas, serão muito mais exigentes, já que consumirão mais energia para recompor sua parte aérea (Souza et al., 1998). A desfolha acentuada, próximo ao período de floração, é muito prejudicial à produção, em razão do baixo vingamento de frutos e do baixo rendimento (frutos grandes com maior volume de casca). Pesquisas conduzidas no Sul de Minas Gerais demonstraram redução de mais de 50% na produção, em virtude de 67% de desfolha ocorrida em outubro, época de floração do cafeeiro (Le Pelley, 1968; Reis, 1990; Reis et al., 1984). Geralmente, os prejuízos aparecem na safra seguinte e desfolhas drásticas sucessivas tornam as plantas enfraquecidas, comprometendo-lhes a longevidade (Parra et al., 1992).

A ocorrência de populações do bicho-mineiro está relacionada a fatores climáticos, tais como temperatura e umidade relativa, sistema de condução da lavoura (lavouras mais arejadas tendem a favorecer o ataque da praga), presença ou ausência de inimigos naturais como parasitóides, predadores e entomopatógenos, presença ou ausência de plantas daninhas, aplicação de fungicidas cúpricos, ciclo bienal do cafeeiro e problemas nutricionais, entre outros. Estes fatores, atuando isolados ou conjuntamente, poderão determinar maiores ou menores infestações da praga (Parra et al., 1977, 1981; Reis & Souza, 1986, 1998).

As lagartas do bicho-mineiro são predadas por algumas espécies de insetos, dos quais os mais importantes são as vespas (Figura 6), que são insetos sociais da família Vespidae (Parra et al., 1977). As vespas são predadores muito importantes e atuam como agentes de controle biológico na lavoura de café. Elas constroem seus ninhos nos próprios cafeeiros ou em árvores e arbustos e outros suportes próximos das lavouras; sobrevoam e procuram nas plantas as lesões onde se localizam as lagartas do bicho-mineiro, rasgam a epiderme com a mandíbula e retiram as lagartas do local e as eliminam

(Souza et al., 1980). A predação por vespas pode ser amostrada por meio dos sinais deixados pela predação. Uma mina predada apresenta sinais de rupturas provocadas pelas mandíbulas das vespas (Figura 7).



FIGURA 6: Vespa predadora em folha de cafeeiro minada

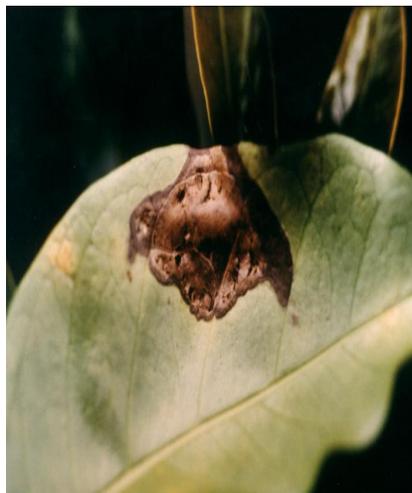


FIGURA 7: Folha de cafeeiro minada, com sinais de predação por vespas

## 2.3 Estatística espacial

A Estatística espacial é definida como uma coleção de técnicas para análise geográfica, em que o resultado da análise depende do arranjo espacial dos eventos. Evento geográfico é entendido como uma coleção de pontos, linhas ou objetos, localizados no espaço e ligados com uma classe de atributos.

Compreender a distribuição espacial de dados oriundos de fenômenos ocorridos no espaço constitui, hoje, um grande desafio para a elucidação de questões centrais em diversas áreas do conhecimento, seja em saúde, em ambiente, em geologia ou em agronomia, entre tantas outras (Camara et al., 2004).

Com base na coleta sistemática de informações quantitativas, os objetivos de estatística espacial são: descrição cuidadosa e precisa de eventos no espaço geográfico (incluindo a descrição de padrões); exploração sistemática do padrão dos eventos e de sua associação no espaço com o objetivo de ganhar o melhor entendimento dos processos que podem ser responsáveis pela distribuição observada; e melhora da habilidade de predizer e controlar eventos que possam ocorrer nos espaços geográficos.

Assunção (2001) afirma que a característica fundamental da estatística espacial, que se diferencia da estatística clássica, é o uso explícito da referência geográfica no modelo, isto é, o uso explícito das coordenadas espaciais no processo de coleta, descrição e análise dos dados. Assim sendo, o interesse está centrado nos processos que ocorrem no espaço e os métodos empregados buscam descrever e analisar o comportamento desses processos. Esta característica faz com que estudos sobre o assunto exibam comportamento complexo, para serem analisados por métodos tradicionais de estatística. Assim, a análise espacial pode ser definida como uma técnica que busca descrever os padrões existentes nos dados espaciais e estabelecer, preferencialmente de forma quantitativa, os relacionamentos entre as diversas variáveis geográficas.

A estatística espacial está inserida num contexto bem mais amplo, o da análise espacial, como destacam Bailey & Gatrell (1995). A taxonomia mais utilizada para descrever o problema da análise espacial considera três tipos de dados, conforme pode ser visto em Bailey & Gatrell (1995), Cressie & Davidson (1998) e Camara et al. (2002): eventos de pontos espaciais, superfícies contínuas e áreas com contagens.

Qualquer análise espacial de dados envolve um conjunto de métodos de análise que podem ser divididos entre: métodos que estão relacionados à visualização dos dados, métodos chamados exploratórios e aqueles centralizados na especificação do modelo estatístico e na estimativa de parâmetros.

Eventos de pontos espaciais são fenômenos expressos por meio de ocorrências identificadas como pontos localizados no espaço e denominados processos pontuais. O objetivo da análise é verificar se os eventos observados em uma dada região de estudo apresentam comportamento como, por exemplo, agrupamento, regularidade ou aleatoriedade (Figura 8). O padrão aleatório ocorre quando, em condições naturais, há oportunidades iguais de infestação para todas as plantas, enquanto que o padrão agregado está associado à pequena mobilidade do inseto. O padrão regular raramente ocorre de forma natural, mas pode acontecer devido à distância entre os cafeeiros. São exemplos desse tipo de dados a localização da ocorrência de casos de doenças e a localização de espécies de plantas.

Superfícies contínuas (Geoestatística) são fenômenos que se distribuem continuamente em uma região. Usualmente, esse tipo de dado é resultante de levantamento de recursos naturais e que incluem mapas geológicos, topográficos e ecológicos. Um exemplo desse tipo de dados são medidas da concentração de um elemento químico no solo.

Áreas com contagens (Lattice) são fenômenos associados aos dados de levantamentos populacionais, como censos e que, originariamente, referem-se a indivíduos localizados em pontos específicos no espaço. Normalmente, esses dados são agregados em unidades de análise, usualmente delimitadas

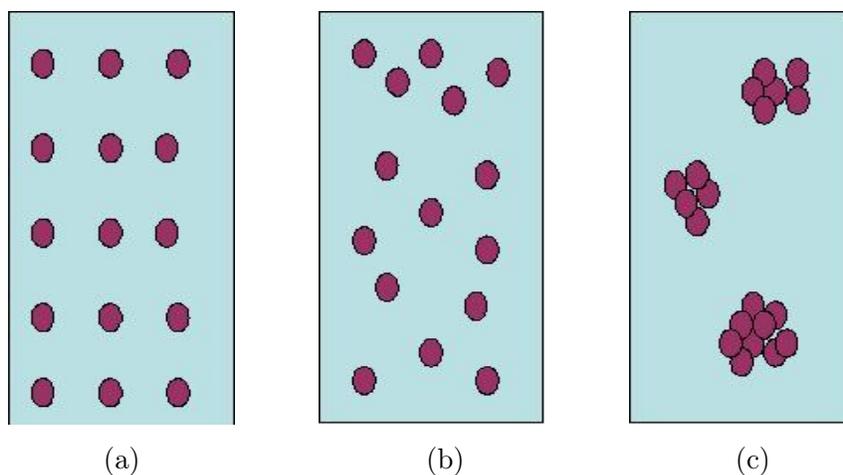


FIGURA 8: Representação gráfica de distribuições de pontos exemplificando regularidade (a), aleatoriedade (b) e agrupamento (c)

por polígonos fechados, tais como setores censitários, municípios e micror-regiões.

Na prática, nem sempre é possível classificar um problema em uma dessas áreas da estatística espacial. Existem casos que podem ser analisados utilizando-se técnicas de mais de uma área. A análise espacial de variáveis relacionadas ao bicho-mineiro é um desses casos.

Pode-se considerar que a folha minada é um exemplo cuja coordenada pode ser definida precisamente. Neste caso, técnicas de eventos pontuais podem ser utilizadas. Por outro lado, pode-se supor que cada cafeeiro forma uma região que apresenta um determinado número de folhas minadas e, neste caso, técnicas de áreas de contagens podem ser utilizadas. Caso seja considerado que o número de folhas minadas seja distribuído continuamente no cafezal, pode-se fazer uso de técnicas de Geoestatística.

A abordagem Geoestatística foi usada por Alves (2008) para análise espacial de variáveis associadas ao bicho-mineiro. As duas primeiras abordagens nunca foram utilizadas no estudo da distribuição espacial dessa praga e, portanto, foram utilizadas neste trabalho.

## 2.4 Índices para variáveis não regionalizadas

A área de estudo pode ser dividida em várias unidades (ou *quadrats*) não necessariamente do mesmo tamanho. Para analisar a distribuição espacial da contagem de espécies por *quadrats* na área de estudo, usa-se alguma técnica para verificar a adequabilidade da hipótese de que as contagens seguem uma distribuição de Poisson (aleatoriedade espacial).

No estudo da dispersão de insetos, é muito comum o uso de índices baseados na relação entre variância e média, tais como o índice de Fisher, o índice de Morisita, o índice de David & More, a lei de potência de Taylor e os índices de agregação de Lloyd e Iwao, dentre outros (Ruiz et al., 2002).

Entretanto, esses índices ignoram a localização espacial das amostras, tendo capacidade limitada de descrição de padrões espaciais, além de dependerem fortemente do tamanho das unidades amostrais (Upton & Fingleton, 1985). Mollet et al. (1984) comentam as vantagens e as desvantagens de diferentes índices de dispersão e recomendam que mais de um índice deve ser estimado antes de se emitir uma conclusão a respeito da disposição espacial de uma variável.

### 2.4.1 Índice de Fisher

Este índice é o mais simples e é chamado também de índice de dispersão (Elliot, 1979). É calculado utilizando-se dados de contagem, geralmente provenientes de *quadrats*. Assim, dados  $x_1, x_2, \dots, x_N$  como sendo as contagens das variáveis analisadas em  $N$  *quadrats*, a média e a variância das variáveis analisadas nos *quadrats* são, respectivamente,

$$\bar{x} = \frac{\sum(x_j)}{N} \quad (1)$$

$$s^2 = \frac{\sum(x_j - \bar{x})^2}{N - 1} \quad (2)$$

e, portanto, o índice de dispersão de Fisher, descrito em Cressie (1993), é dado por:

$$I = \frac{s^2}{\bar{x}} \quad (3)$$

Este índice é usualmente utilizado como uma medida de agregação. Ou seja, assumindo que a localização aleatória da variáveis analisadas está associada à distribuição de Poisson, conclui-se que valores do índice menores que 1,0 indicam a existência de regularidade na distribuição espacial; iguais a 1,0 indicam que a distribuição espacial é aleatória e valores maiores que 1,0 indicam presença de conglomerados ou agrupamentos. O teste de  $\chi^2$ , normalmente, é utilizado na verificação da hipótese de que o índice de dispersão seja igual a 1 (Lima, 2005).

As limitações deste índice residem na influência que tem o tamanho da unidade amostral (*quadrats*) sobre a quantidade de indivíduos observados, sendo extremamente afetado nas disposições de contágio (Southwood, 1971).

Uma alternativa para testar a hipótese nula de aleatoriedade espacial é utilizar algum método de computação intensiva (como o bootstrap) para obter a distribuição amostral do índice e, conseqüentemente, seu intervalo de confiança. Esse método, computacionalmente intensivo, utiliza sucessivas amostragens com reposição (amostras bootstrap) da amostra de contagens original. Para cada amostra bootstrap, calcula-se a estatística de interesse (índice). O conjunto final das estatísticas é considerado a distribuição amostral dos índices. A vantagem do método bootstrap é que ele pode usar o índice direto para o cálculo do intervalo de confiança.

### 2.4.2 Índice de Morisita

Este índice foi desenvolvido para tentar torná-lo independente do tamanho da unidade amostral (Morisita, 1959; 1962).

O índice de Morisita, descrito em Cressie (1993), é dado pela equação

$$I_{\delta} = n \frac{\sum(x_i)^2 - \sum(x_i)}{(\sum(x_i))^2 - \sum(x_i)} \quad (4)$$

em que  $n$  é número de unidades amostrais e  $x_i$  é a contagem dos indivíduos presentes nas unidades amostrais. Segundo Lima (2005), valores do índice menores que 1,0 indicam a existência de regularidade na distribuição espacial; iguais a 1,0 indicam que a distribuição espacial é aleatória e valores maiores que 1,0 indicam presença de conglomerados ou agrupamentos .

O índice de Morisita assume que a população consiste de um grupo ou manchas de indivíduos de diferentes densidades e, dentro do agregado, que eles estejam distribuídos ao acaso. Se o tamanho do *quadrat* é pequeno em relação ao tamanho da mancha, de tal maneira que cada *quadrat* ocupa uma posição dentro de cada mancha, então o índice de Morisita mede a variabilidade entre as manchas e requer que os *quadrats* sejam pequenos em relação à escala da configuração (Cressie, 1993).

A limitação deste índice reside no fato de que este é demasiadamente influenciado pelo número de *quadrats* (Bianco, 1982). Assim, torna-se necessário, para uma utilização segura, que o número de unidades amostrais seja o mesmo em todos os campos que estejam sendo comparados (Mesina, 1986).

## 2.5 Índice de Moran para variáveis regionalizadas

Para uma análise da distribuição espacial levando em conta a localização das amostras, é necessário aplicar técnicas da estatística espacial desenvolvidas para este fim, ou seja, técnicas para analisar dados que podem ser classificados em eventos de padrões espaciais, superfícies contínuas ou áreas com contagens (Cressie, 1993).

Quando se dispõe de grande número de áreas, resultantes, por exemplo, de escalas espaciais detalhadas, a natureza dos processos envolvidos é tal que é muito provável a existência de diferentes regimes de correlação espacial em diferentes sub-regiões. Supondo que cada cafeeiro representa uma unidade de análise, formada por um polígono fechado, em que as variáveis associadas ao bicho-mineiro são passíveis de contagens, podem-se utilizar diversos índices.

Esses índices são importantes para explorar a dependência espacial, mostrando como os valores da variável analisada estão correlacionados no espaço. Neste contexto, o conceito mais utilizado é o da autocorrelação espacial, que é utilizado para medir quanto um valor observado da contagem é independente dos valores da contagem vizinha. Se existe uma dependência espacial, dizemos que a contagem exibe autocorrelação espacial positiva. Dentre os índices propostos, o índice de Moran é o mais utilizado.

O índice global de Moran  $I$ , descrito em Cressie (1993), é dado por:

$$I = \frac{n \sum \sum z_i z_j w_{ij}}{S_o \sum z_i^2} \quad (5)$$

em que  $n$  é o tamanho da amostra;  $z_i = (x_i - \bar{x})$  e  $z_j = (x_j - \bar{x})$  são as variáveis das populações  $i$  e  $j$  centradas na média;  $w_{ij}$  é o elemento da matriz quadrada e simétrica  $W$ , com dimensão  $n \times n$ , a qual expressa a relação espacial entre as  $n$  populações e  $S_o$  é o somatório dos elementos  $w_{ij}$

da matriz simétrica de pesos espaciais  $W$ .

Nos procedimentos da análise espacial é fundamental definir o tipo de vizinho que será adotado para o conjunto de dados a ser analisado. A composição da matriz de continuidade,  $W$ , é bastante flexível, constando de esquemas mais simples, como a medida de conectividade (vizinhança), bem como por meio de esquema de pesos generalizados, tais como o recíproco da distância, o recíproco da distância ao quadrado ou alguma outra potência:  $\{\frac{1}{d}, \frac{1}{d^2}, \dots, \frac{1}{d^r}\}$  (Louzada, 2003).

A matriz de peso ( $W$ ) é a forma de expressar a estrutura espacial dos dados, sendo o ponto inicial para qualquer teste estatístico ou modelo. Há, na literatura, um grande número de matrizes de peso. Uma forma geral permite mostrar o uso da idéia de uma matriz  $W$  ( $n \times n$ ) de proximidade espacial, sendo que cada escolha dos elementos,  $W_{ij}$ , representa uma medida da proximidade entre as áreas espaciais  $A_i$  e  $A_j$ . Uma regra da escolha de  $W_{ij}$  poderá ser feita em cima dos dados que se está trabalhando, com um particular mecanismo por meio do qual, alguns aspectos de dependência espacial estão sendo levados em conta (Bailey & Gatrell, 1995). Alguns possíveis critérios podem ser:

$$W_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{se centroíde de } A_j \text{ é um dos } n \text{ mais próximos } A_i; \\ 0, & \text{se caso contrário.} \end{cases} \quad (6)$$

$$W_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{se centroíde de } A_j \text{ está a uma determinada distância de } A_i; \\ 0, & \text{se caso contrário.} \end{cases} \quad (7)$$

$$W_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{se } A_j \text{ compartilha de um limite comum } A_i; \\ 0, & \text{se caso contrário.} \end{cases} \quad (8)$$

$$W_{ij} = \frac{l_{ij}}{l_i} \text{ em que } l_{ij} \text{ é o comprimento da fronteira entre } A_i \text{ e } A_j, \quad (9)$$

$l_i$  é o perímetro de  $A_i$ .

A matriz de peso espacial ( $W$ ) utilizada no presente trabalho está baseada na idéia dos ( $n$ ) vizinhos mais próximos, conforme definido em (7).

O índice de Moran testa se as áreas conectadas apresentam maior semelhança quanto ao indicador estudado do que o esperado num padrão aleatório. A hipótese nula é a de completa aleatoriedade espacial, quando o indicador se distribui ao acaso entre as áreas, em relação à posição. De forma geral, embora isto não seja estritamente verdadeiro, o índice de Moran tende a ter valores entre -1 e 1, quantificando o grau de autocorrelação espacial existente, sendo positivo para correlação direta e negativo quando inversa (Cressie, 1993).

## **2.6 Métodos de computação intensiva para a obtenção de intervalos de confiança**

### **2.6.1 Bootstrap**

O método de bootstrap é um processo computacionalmente intensivo de reamostragem, no próprio conjunto de dados, em que amostras sucessivas são retiradas deste conjunto de dados (Efron, 1982). A essência desse método consiste na idéia de que, na ausência de qualquer outro conhecimento da população, a distribuição dos valores encontrados em uma amostra aleatória de tamanho  $n$  da população é o melhor guia da distribuição da população. Portanto, para aproximar o que acontece quando a população é reamostrada, basta reamostrar a amostra.

O processo é realizado inúmeras vezes e, de cada amostra são obtidas as estimativas dos parâmetros de interesse, empregando-se os mesmos

estimadores usados no conjunto de dados originais. A variância entre as estimativas obtidas nas várias amostragens é utilizada para caracterizar a distribuição dos estimadores, para a obtenção de estimativas dos desvios padrões e construção de intervalos de confiança. São muito úteis no estudo de estatísticas com distribuições desconhecidas, ocasião esta em que os procedimentos analíticos não podem ser utilizados (Resende, 2002).

Uma vantagem do bootstrap é o fato de que, em suas aplicações, medidas de precisão são obtidas diretamente dos dados, não dependendo completamente do Teorema do Limite Central (TLC), mas favorece em suas aplicações (Efron & Tibshirani, 1993). Segundo Manteiga et al. (1994), uma das aplicações da metodologia Bootstrap é obter intervalos de confiança confiáveis.

Há diversas técnicas para o cálculo de intervalos de confiança bootstrap. A seguir serão descritas duas formas.

A primeira delas é dada por:

$$IC_{bootstrap} = (\text{estatística} \pm t \times SE_{bootstrap}) \quad (10)$$

sendo  $t$  distribuição de student com  $(n - 1)$  graus de liberdade,  $n$  o tamanho da amostra original, e  $SE$  bootstrap o erro padrão das estatísticas nas  $n$  reamostras.

Uma segunda técnica de cálculo do intervalo de confiança bootstrap é denominada intervalo de confiança percentil. Para uma confiança  $(1 - \alpha)100\%$ , encontra-se o percentil  $(1 - \alpha/2)100\%$  e o percentil  $(\alpha/2)100\%$  da estatística nas reamostras, em que  $\alpha$  é o nível de significância.

### 2.6.2 Aleatorização

Testes aleatorizados possuem algumas características particulares em comparação a testes estatísticos clássicos. Como vantagens dos testes de aleatorização podem-se citar que, em geral, são relativamente fáceis de serem calculados, é que 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).

Este teste realiza uma seleção ao acaso, o que indica que cada componente da população estudada tem a mesma chance de ser incluído na amostra, pois a escolha da seleção foi feita aleatoriamente, ou seja, não há preferência ou escolha intencional de nenhum membro em particular. A aleatorização (que nada mais é do que um sorteio) serve para que a probabilidade de incluir um componente que seja membro de um subgrupo da população numa amostra aleatória seja proporcional ao tamanho do subgrupo. Portanto, evitam-se, com a aleatorização, os vieses de escolha da amostra.

Aleatorização é útil quando se pensa em medidas de autocorrelação espacial, devido ao fato de que, muitas vezes, ou não se obtém a distribuição exata da população sob estudo ou têm-se problemas quanto ao tamanho da amostra disponível. Isto, conseqüentemente, força o pesquisador a utilizar quaisquer distribuições teóricas aproximadas cabíveis para estimar os parâmetros de interesse. Por essa razão, esse procedimento conduz a estimativas sem acurácia, o que não ocorre com o princípio da aleatorização.

Na aleatorização, podem-se usar intervalos de confiança, tendo em vista que as contagens não seguem uma distribuição normal. Os limites inferior e superior são calculados a partir de 999 permutações, utilizando o quinto e nonagésimo quinto percentil da distribuição empírica (Manly, 2006).

## 2.7 Simulação

Com o grande desenvolvimento dos recursos computacionais o uso de simulações tem sido muito comum para o estudo de propriedades estatísticas de interesse. Esses estudos são baseados em informações reais e utilizados como repetições de um experimento, sendo indicado para respostas contínuas e discretas.

Para verificar se a quantidade de pontos amostrais utilizados no trabalho seria suficiente para se detectar uma estrutura de dependência espacial, pode-se utilizar simulação. Um dos processos utilizados neste tipo de simulação é o processo de Poisson agrupado, que foi introduzido por Neyman & Scott (1958).

O processo de Poisson assume um mecanismo em que os eventos tendem a ficar próximos um dos outros, formando, assim, sub-regiões com uma grande densidade de eventos dentro de uma região observada. O processo é construído primeiro pela geração de um processo Poisson de pontos paternos com intensidade  $\lambda$ . Em seguida, cada ponto paterno é substituído por um conjunto de processos filiais aleatórios; o número de eventos filiais ao redor de cada ponto paterno segue uma distribuição de Poisson com parâmetro  $\mu$  e os pontos são colocados, uniformemente e independentemente, em um disco de raio  $r$  centrado em um ponto paterno (Diggle, 2007).

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

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, é chamado de processo Matérn (Stoyan & Stoyan, 1994). Realizado o processo, fez-se a contagem dos eventos que pode ser feita delimitando-se janelas (pontos amostrais), na área utilizada para a geração

de pontos. A contagem foi realizada utilizando-se o índice de Morisita médio.

### 3 MATERIAL E MÉTODOS

#### 3.1 Área experimental

O estudo foi realizado na área de produção de café orgânico cultivar Catucaí, dna Fazenda Cachoeira, no município de Santo Antônio do Amparo, MG (Figura 9), a 20°53'03,7'' de latitude Sul, 44°57'05,4'' de longitude Oeste e 1.013 metros de altitude. O espaçamento entre linhas de cultivo é de 4,5 m e, nas linhas, é de 0,5 m entre plantas. Durante o desenvolvimento da cultura, não foi realizado nenhum tratamento fitossanitário.



FIGURA 9: Vista parcial da área experimental - Fazenda Cachoeira - Santo Antônio do Amparo, MG

As amostragens das folhas dos cafeeiros foram realizadas mensalmente, a partir de janeiro de 2005 até março de 2007, em uma área de aproximadamente um hectare. Selecionaram-se cinco linhas paralelas e, em cada uma, foram marcados sete pontos amostrais, perfazendo 35 pontos de amostragem. Em cada ponto, foram coletadas 10 folhas, ao acaso, no terço

médio da planta. Mediram-se também as posições geográficas destes pontos e a distância entre os mesmos, com uma trena, com a finalidade de obter as coordenadas cartesianas (em metros) desses indivíduos (Tabela 1). A coordenada (0,0) foi posicionada no *corner* inferior esquerdo da plantação (Figura 10). Além disso, foram instaladas, nos mesmos pontos, armadilhas adesivas amarelas retangulares (24 x 9,5 cm), penduradas em estacas na altura da planta, que permaneceram por uma semana, para captura das vespas predadoras que ocorreram na área (Figura 11).

TABELA 1: Pontos de amostragens ( $i$ ) e as coordenadas cartesianas ( $u, v$ ) (em metros) associadas à área experimental

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

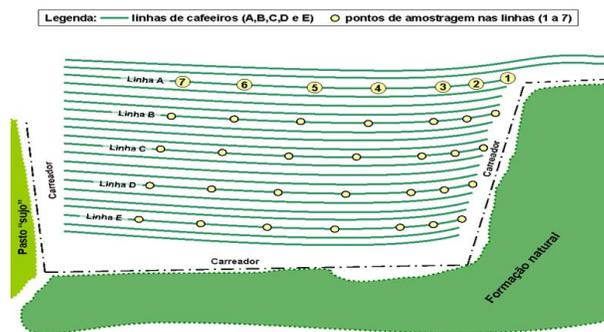


FIGURA 10: Croqui da área experimental de café orgânico em Santo Antônio do Amparo, MG



FIGURA 11: Armadilha adesiva amarela retangular para amostragem de vespas na área experimental

A partir da contagem e identificação das lesões do bicho-mineiro nas folhas coletadas, foram obtidas as seguintes variáveis:

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

As amostras foram devidamente identificadas por etiquetas e levadas para o laboratório da Epamig - CTSM/EcoCentro, em Lavras, MG, onde foram realizadas as contagens, bem como a identificação das vespas coletadas.

### 3.2 Análise exploratória

Com o objetivo de observar o comportamento geral dos dados, realizou-se a análise exploratória a partir das estatística descritivas: média amostral ( $\bar{x}$ ), variância amostral ( $s^2$ ), gráficos de tendência e boxplot.

### 3.3 Índices calculados

#### 3.3.1 Índice de Fisher

A partir dos dados coletados, foram calculadas a média amostral ( $\bar{x}$ ) e a variância amostral ( $s^2$ ) do número de folhas minadas, do número de minas novas, do número de minas predadas e do número de vespas. Com essas informações foi calculado o índice de Fisher, para avaliar a distribuição espacial aleatória do bicho-mineiro no cafezal.

Para a construção dos intervalos com 90% de confiança, adotaram-se 1.000 amostras bootstrap para a obtenção das distribuições amostrais. Os intervalos de confiança foram obtidos usando-se o método percentil, considerando o quinto e nonagésimo quinto percentil (Efron & Tibshirani, 1993).

#### 3.3.2 Índice de Morisita

Calculou-se o índice de Morisita para detectar se o bicho-mineiro apresenta uma distribuição espacial aleatória no cafezal. Observou-se o número de unidade amostrais e a contagem dos indivíduos presentes nas unidades amostrais, referente as variáveis analisadas.

Para construir os intervalos de confiança, adotaram-se 1.000 amostras bootstrap para a obtenção das distribuições amostrais. Assim como no índice de Fisher, os intervalos de confiança foram obtidos usando-se o método percentil, considerando o quinto e nonagésimo quinto percentil.

#### 3.3.3 Índice de Moran

Verificando o tamanho da amostra, as populações  $i$  e  $j$  centradas na média, a localização de cada ponto amostral e o tipo de vizinho a ser adotado, calcula-se o índice de Moran para testar a intensidade da autocorrelação

especial dos dados.

Os intervalos de confiança foram calculados de um modo direto. Adotou-se um intervalo de 90% de confiança e, portanto, foram utilizados o quinto e o nonagésimo quinto percentil da distribuição empírica obtida a partir de 999 permutações.

### 3.4 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 isso simularam-se as coordenadas das ocorrências de folhas minadas no cafezal por meio da função `rMatClust` do pacote `spatstat` (Baddeley & Turner, 2005) do *software* R. Este algoritmo gera uma realização do processo pontual de Matérn dentro de uma janela (*win*). A janela, neste caso, corresponde às dimensões da área experimental utilizada neste trabalho (120m x 90m).

Como já vimos no referencial teórico, o processo Matérn é construído primeiro pela geração de um processo Poisson, que gera, aproximadamente,  $\lambda * \mu$  eventos em uma determinada área. A seguir, são gerados os eventos filiais ao redor dos eventos paternos, dados pelo parâmetro  $\mu$ . Para determinar a quantidade de eventos (folhas minadas) que ocorrem na área total, utilizaram-se os dados de outubro de 2006 que foi um mês de alta incidência do bicho-mineiro. Sabendo-se que, naquele mês, obtiveram-se 282 folhas minadas, distribuídas nos 35 pontos amostrais e que 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 folhas minadas e, 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, utilizaram-se  $\lambda=3$  e  $\mu=12800$ . E as variabilidades radiais testadas foram de 10 a 80 metros, variando de 4 metros.

Após a geração dos pontos, delimitaram-se quadrados com área 1,5m x 1,5m dentro da área experimental (pontos amostrais), para a realização das contagens. Tais contagens foram feitas utilizando-se 25, 35, 45 e 55 pontos amostrais dentro da área experimental de 120m x 90m.

Foram feitas 100 simulações com as diferentes variabilidades radiais ( $r$ ) e diferentes pontos amostrais, e após as contagens dos pontos, calculou-se o índice de Morisita médio para cada variabilidade radial.

### **3.5 Software**

Os cálculos dos índices de Fisher e Morisita e os respectivos intervalos de confiança, assim como todo o trabalho de simulação foram feitos a partir de programas desenvolvidos no software R (R Development Core Team, 2007) (Anexo A). Os cálculos dos índices de Moran e os respectivos intervalos de confiança foram realizados por meio do software GeoDa (Anselin, 2003).

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1 Análise exploratória

Na Tabela 2 são apresentadas as estatísticas descritivas, a média ( $\bar{x}$ ) e a variância ( $s^2$ ) dos dados coletados em dez folhas de 35 pontos amostrais, de onde se observa o número médio de folhas minadas, minas novas, minas predadas e vespas. Foram realizadas análises para os anos de 2005, 2006 e os meses de janeiro, fevereiro e março de 2007. Folhas minadas, minas novas e minas predadas, características associadas ao bicho-mineiro, ocorreram durante todo o ano, com exceção de alguns meses, como fevereiro, março e abril de 2005. Tal fato pode ser explicado pelos altos índices de precipitação pluviométrica nesses meses. De acordo com Reis et al. (2006), nos meses mais secos do ano ocorre um aumento considerável da quantidade de bicho-mineiro.

Nos diagramas boxplot (Figura 12), observa-se que a distribuição para todas as variáveis apresentaram “outliers”, ou seja, valores discrepantes. Pode-se ainda verificar que, em geral, as distribuições foram assimétricas à direita. Esses resultados corroboram com o que foi encontrado por Reis & Souza (2006).

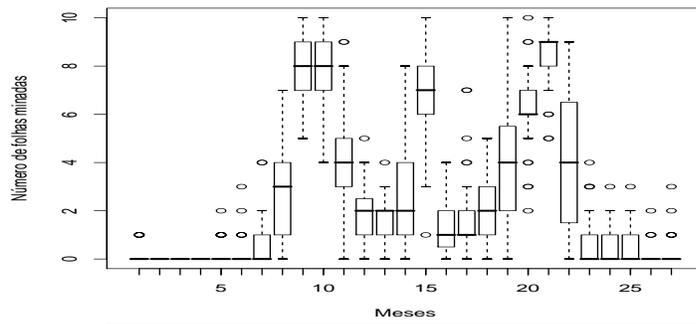
Na Figura 13 apresentam-se as médias mensais. Verifica-se que as médias das variáveis, número de folhas minadas e minas novas apresentaram um pico em outubro de 2005 e setembro de 2006. Isto pode ter ocorrido em virtude de estes serem os meses mais secos do ano, o que vem confirmar os resultados encontrados por outros pesquisadores (Reis & Souza, 1996). Já as baixas incidências de bicho-mineiro foram verificadas pelos altos índices de precipitação pluviométrica, o que corrobora Souza et al. (1998).

A variável minas novas apresentou maiores médias que folhas minadas, o que já era de se esperar, uma vez que cada folha minada pode conter mais de uma mina. Devido à alta coincidência das variáveis folhas minadas e minas novas, verificou-se que seria necessário a coleta somente

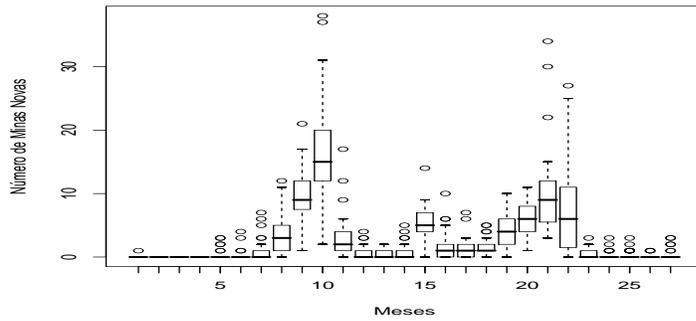
TABELA 2: Variâncias ( $s^2$ ) e médias ( $\bar{x}$ ) amostrais mensais calculadas a partir da amostra de 35 cafeeiros

Datas de amostragem	Números de folhas minadas		Minas novas		Minas predadas		vespas	
	$s^2$	$\bar{x}$	$s^2$	$\bar{x}$	$s^2$	$\bar{x}$	$s^2$	$\bar{x}$
1. Jan/05	0,15	0,17	0,03	0,03	0,19	0,14	2,82	2,06
2. Fev/05	**	**	**	**	**	**	2,56	2,29
3. Mar/05	**	**	**	**	**	**	2,16	2,11
4. Abr/05	**	**	**	**	**	**	1,78	1,57
5. Mai/05	0,26	0,26	0,70	0,34	0,03	0,03	0,61	0,49
6. Jun/05	0,43	0,26	0,73	0,26	**	**	0,18	0,14
7. Jul/05	1,12	0,77	3,09	103	**	**	0,22	0,31
8. Ago/05	3,70	2,89	8,64	3,34	0,06	0,06	2,05	1,31
9. Set/05	1,95	7,86	15,52	10,11	0,41	0,34	1,32	1,97
10. Out/05	2,70	8,06	70,78	16,26	9,06	2,63	3,97	3,17
11. Nov/05	4,53	4,37	11,97	13,17	23,22	5,11	4,16	3,20
12. Dez/05	1,65	1,77	1,05	0,69	5,34	2,20	2,61	2,09
13. Jan/06	1,25	1,60	0,35	0,34	2,54	1,40	3,60	2,40
14. Fev/06	4,61	2,54	1,58	0,80	4,34	1,80	3,70	2,66
15. Mar/06	3,42	7,14	6,42	5,40	12,31	4,74	0,91	0,97
16. Abr/06	1,24	1,37	4,77	1,63	0,16	0,20	1,89	1,57
17. Mai/06	3,20	1,74	1,44	1,17	0,48	0,23	4,53	1,23
18. Jun/06	1,81	1,89	2,02	1,57	0,22	0,20	1,82	0,94
19. Jul/06	5,26	3,91	9,61	4,29	2,89	0,77	0,43	0,49
20. Ago/06	2,97	6,29	7,50	6,17	7,52	3,11	2,22	1,20
21. Set/06	1,96	8,43	47,87	10,31	22,23	6,34	2,67	1,26
22. Out/06	8,70	3,94	50,21	7,29	17,78	4,57	1,46	0,89
23. Nov/06	1,24	0,77	0,74	0,50	0,06	0,06	1,10	0,69
24. Dez/06	0,72	0,60	0,43	0,26	0,49	0,26	1,05	1,11
25. Jan/07	0,61	0,43	0,46	0,31	1,17	0,34	13,65	1,63
26. Fev/07	0,18	0,14	0,08	0,09	0,03	0,03	0,93	0,80
27. Mar/07	0,45	0,29	0,70	0,34	0,14	0,09	0,22	0,20

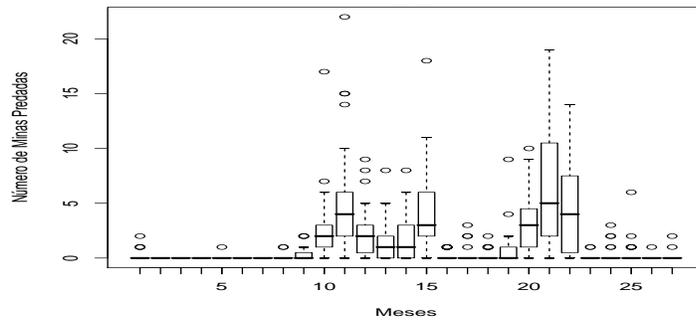
\*\* Indica ausência de contagem.



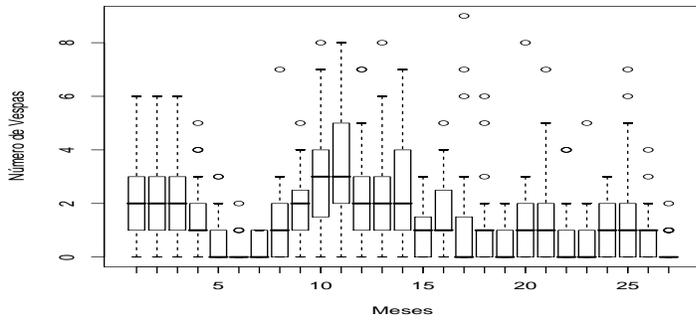
(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURA 12: Gráfico boxplot: folhas minadas (a), minas novas (b), minas predadas (c) e vespas (d), janeiro de 2005 a março de 2007

de uma das variáveis. Assim, sugere-se que a análise da distribuição espacial do bicho-mineiro pode ser feita somente por meio da variável folhas minadas. Esse procedimento já é aplicado por outros pesquisadores (Souza et al., 1998).

A maior quantidade de minas predadas coincidiu com os períodos de maior quantidade de vespas predadoras, contudo, no mês de março 2006, isto não foi observado. Uma das possíveis explicações é o veranico ocorrido nos meses de janeiro e ou fevereiro de 2006. Segundo Souza et al. (1998), um período de estiagem, acompanhado por calor intenso, forte insolação e baixa umidade relativa, foram condições que propiciam o aparecimento da praga. Houve uma correlação positiva baixa entre número de vespas e minas predadas, o que está de acordo com o trabalho de Marafeli et al. (2007), que verificaram um índice de correlação não muito alto, mas altamente significativo a 1%, para os mesmos dados.

## 4.2 Índices

Os gráficos do índice de Fisher e seus respectivos intervalos de confiança estão apresentados na Figura 14. De janeiro a abril de 2005 e nos meses de fevereiro e março de 2007, foi possível calcular o intervalo de confiança apenas para número de vespas. Já para o mês de junho de 2005, este cálculo não foi possível para nenhuma das variáveis, devido à grande quantidade de zeros (Tabela 1B, Anexo B ).

Na Figura (14-a), a distribuição espacial do número de folhas minadas foi aleatória, em boa parte dos meses, o que pode ser visto pelos intervalos de confiança, ou seja, o valor um encontra-se dentro do intervalo. Para os meses de setembro e outubro de 2005, e agosto e setembro de 2006 a distribuição apresentou regularidade, pois os intervalos apresentaram valores menores que um. Nos meses fevereiro, outubro e novembro de 2006 já houve agrupamento, pois os intervalos estão acima de um.

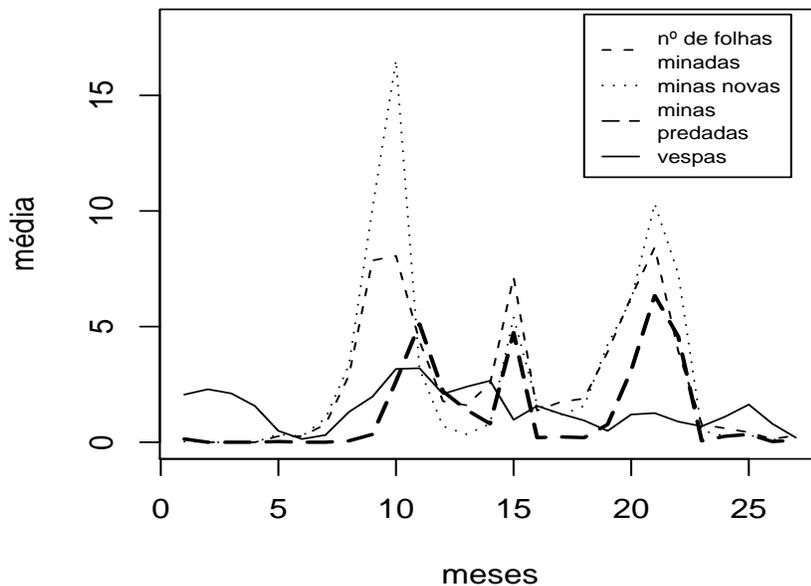
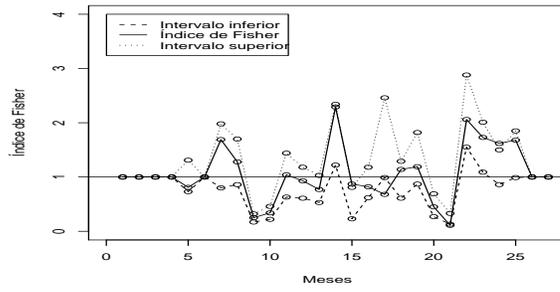


FIGURA 13: Médias mensais de folhas minadas, minas novas, minas predadas e vespas, para os anos de 2005, 2006 e os meses de janeiro, fevereiro e março de 2007

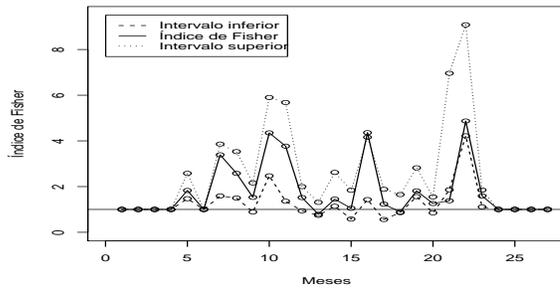
Verifica-se, na Figura (14-b), que, na maioria dos meses, a distribuição espacial do número de minas novas apresentou intervalos maiores que um, indicando agrupamento (Figura 14). Pela análise dos gráficos (14-a) e (14-b), observa-se que somente a variável folhas minadas seria o suficiente para o estudo, pois a maioria dos meses está próxima de um, comprovando aleatoriedade.

Na Figura (14-c) a distribuição espacial do número de minas predadas apresentou regularidade apenas para o mês de abril de 2006. Para os meses de setembro e outubro de 2005 e janeiro de 2006, ocorreu aleatoriedade, pois os intervalos, contêm valores iguais um. Nos demais meses, houve presença de agrupamento.

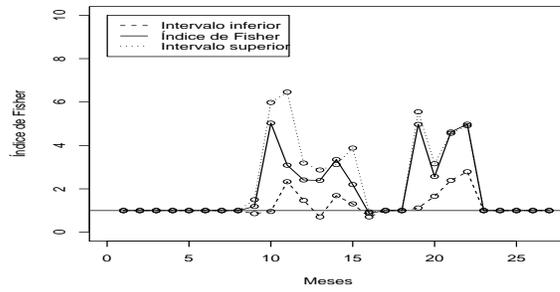
Para a variável número de vespas, observa-se, na Figura (14-d) que ocorreu aleatoriedade, na maioria dos meses, pois os intervalos contêm o



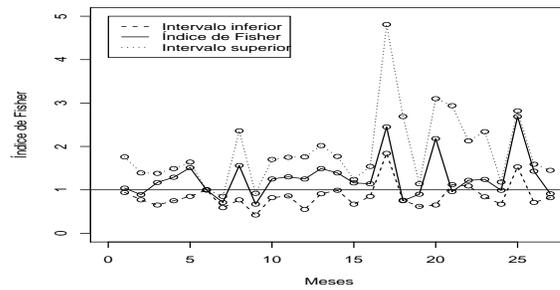
(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURA 14: Índice de Fisher e intervalo de confiança para folhas minadas (a), minas novas (b), minas predadas (c) e vespas (d)

valor um.

Um outro índice que permitiu identificar o padrão de distribuição

espacial do bicho-mineiro foi o índice de Morisita. Ele tem a vantagem de ser relativamente independente da média ( $\bar{x}$ ) e do número de amostras  $n$ . Este índice não tem distribuição amostral conhecida, o que impede a construção de testes formais de hipótese.

De janeiro a maio de 2005 e em fevereiro de 2007, foi possível calcular o intervalo de confiança apenas para número de vespas. Já para o mês de junho de 2005 e março de 2007 este cálculo não foi possível para nenhuma das variáveis, devido à grande quantidade de zeros (Tabela 1B, Anexo B).

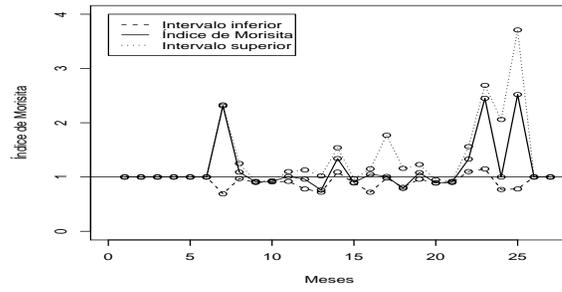
Os gráficos do índice de Morisita e seus respectivos intervalos de confiança são apresentados na Figura 15.

Observa-se, na Figura (15-a), que, para a variável número de folhas minadas, ocorreu distribuição espacial regular, nos meses setembro e outubro de 2005 e março, agosto e setembro de 2006. Ou seja, intervalos menores que um. Já para os meses de fevereiro, outubro e novembro de 2006, eles foram agregados; isto é, intervalos maiores que um. Para os outros meses os intervalos de confiança indicam que a distribuição espacial foi aleatória, com valores iguais a um.

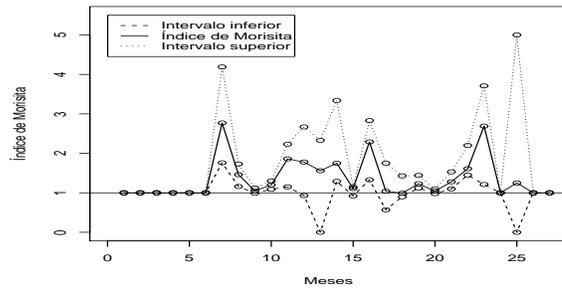
Verifica-se, na Figura (15-b), que, para o número de minas novas não ocorreu regularidade em nenhum mês. Em dezembro de 2006, não foi possível a análise, já para os meses em que foi possível realizar a contagem, mais de 50% apresentou agrupamento.

Em aproximadamente 40% dos meses analisados não foi possível realizar a contagem para a variável número de minas predadas (Figura 15-c). De modo análogo, a variável minas novas, em nenhum mês, apresentou regularidade. E em quase todos os meses analisados constatou-se agrupamento.

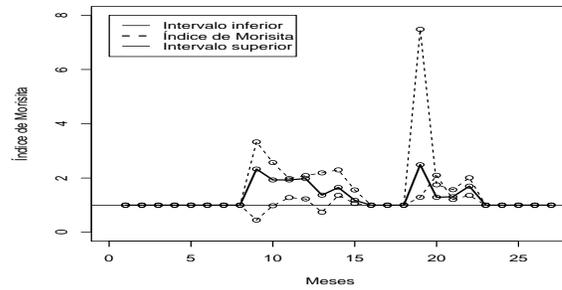
Para número de vespas (Figura 15-d), a distribuição espacial foi aleatória em quase todos os meses. Em julho e em setembro de 2005 ocorreu regularidade e, nos meses de maio, setembro e outubro de 2006 e janeiro de 2007, ocorreu agrupamento.



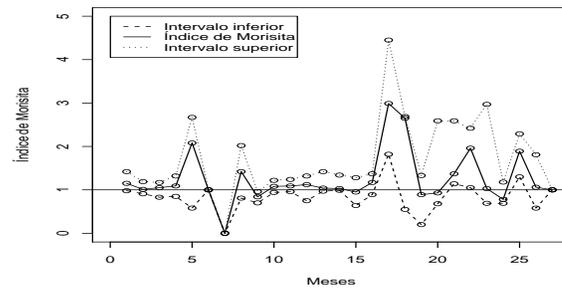
(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURA 15: Índice de Morisita e intervalo de confiança para folhas minadas (a), minas novas (b), minas predadas (c) e vespas (d)

Comparando-se os resultados (Tabela 1B e 2B, Anexo B) dos índices de Fisher e de Morisita, pode-se verificar que as interpretações, pontual e por

intervalo, são diferentes. Analisando-se apenas a interpretação objetiva dos intervalos de confiança, pode-se observar que os dois índices apresentaram conclusões semelhantes com relação à distribuição espacial das variáveis investigadas. Os índices não conseguiram detectar um padrão bem definido sobre a distribuição espacial das variáveis no período, o que pode ser devido ao fato de esses índices apresentarem alguns inconvenientes. Um deles, segundo Cressie (1993), é não levar em consideração a estrutura espacial dos dados. Um índice que não possui este inconveniente é o de Moran.

O índice de Moran testa se as áreas conectadas apresentam maior semelhança quanto ao indicador estudado do que o esperado num padrão aleatório. A hipótese nula é a completa aleatoriedade espacial, quando o indicador se distribui ao acaso entre as áreas, em relação à sua posição. De forma geral, o índice tende a ter valores entre -1 e 1, quantificando o grau de autocorrelação existente, sendo positivo para correlação direta e negativo quando inversa, mas, segundo Cressie (1993), isto pode não ser estritamente verdadeiro.

Uma vez que as contagens não seguem uma distribuição normal, para considerar a precisão dos estimadores, os intervalos de confiança são obtidos utilizando-se aleatorização. Os intervalos de confiança são calculado, utilizando-se o quinto e o nonagésimo quinto percentis da distribuição empírica, obtida a partir de 999 permutações (Manly, 2006). As diferentes permutações das contagens associadas a cada amostra, sabendo que cada permutação produz um novo arranjo espacial, em que as contagens estão redistribuídas entre as amostras. No final do processo, temos a distribuição empírica do índice de Moran.

De fevereiro a abril de 2005, foi possível calcular o intervalo de confiança apenas para número de vespas. Já para os meses de junho e julho de 2005, este cálculo não foi possível para a variável minas predadas, devido à grande quantidade de zeros (Tabela 3B, Anexo B).

Na Figura 16 são apresentados os gráficos do índice global de Moran

e os respectivos intervalos com 90% de confiança. Observa-se, na Figura (16-a), que, para a variável número de folhas minadas, os meses de junho, agosto de 2005 e maio de 2006, apresentaram intervalos contendo zero. Isso indica ausência de autocorrelação espacial e, portanto, aceita-se a hipótese de aleatoriedade espacial. Em treze meses, os valores dos intervalos foram positivos, não continham zeros, indicando autocorrelação positiva, ou seja, altas (ou baixas) contagens das variáveis observadas estão mais agregadas espacialmente do que estariam simplesmente ao acaso. Para os outros meses, os valores foram negativos, apresentando, portanto, regularidade.

Na Figura (16-b), que representa número de minas novas, somente em cinco meses os intervalos contem zeros, indicando ausência de autocorrelação espacial, sendo assim, regularidade. Nos demais meses apresentaram autocorrelação espacial, constatando-se agrupamento para os intervalos positivos e regularidade intervalos negativos.

Observa-se, na Figura (16-c), que, para a variável minas predadas, em apenas dois meses ocorreu ausência de autocorrelação espacial. Nos meses outubro de 2005, janeiro, fevereiro e julho de 2006 e março de 2007, detectou-se a presença de autocorrelação positiva e, já nos demais meses, constatou-se regularidade. Devido à baixa ocorrência de populações, em alguns meses, para número de folhas minadas, minas novas e minas predadas, não foi possível realizar as análises do índice em questão.

Os resultados da variável número de vespas pode ser visto na Figura (16-d). Em todos os meses, foi possível realizar as análises, uma vez que as contagens foram realizadas. Constata-se que, para a maioria dos meses, os valores foram negativos, apresentando assim, regularidade.

As diferenças observadas nos índices, de mês para mês, nas variáveis analisadas, podem ser devido às diferenças de intensidade de ataque do bicho-mineiro (Souza et al., 1998). Entretanto, esses resultados iniciais mostram que existe uma componente espacial na distribuição de bicho-mineiro em cultivos de cafeeiro, o que pode ser importante para um manejo

mais racional desta praga.

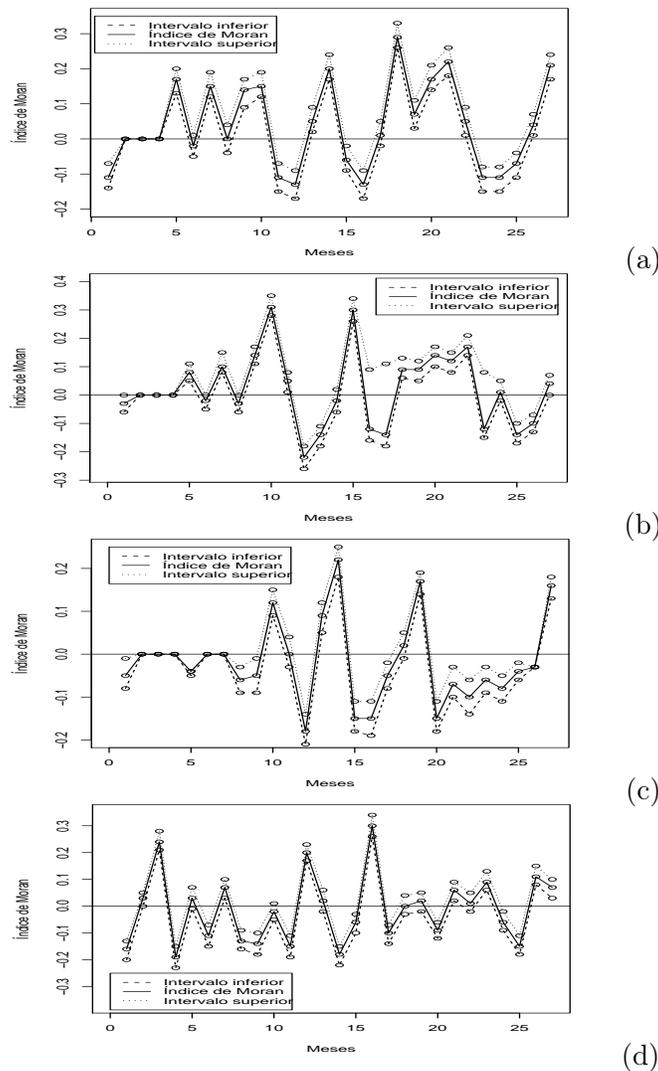


FIGURA 16: Índice de Moran e intervalo de confiança para folhas minadas (a), minas novas (b), minas predadas (c) e vespas (d)

Dos três índices, o que apresentou melhores resultados foi o índice de Moran, uma vez que este não depende do tamanho da amostra e leva em consideração as posições geográficas, mostrando as diferentes configurações

espaciais presentes na população.

### 4.3 Simulação

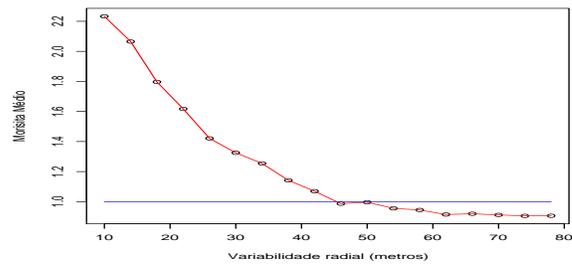
Nas análises anteriores observou-se que, para a variável folhas minadas utilizando os índices de Fisher e Morisita, para maioria dos meses analisados, ocorreu distribuição espacial aleatória. Em virtude disso, algumas hipóteses pode ser levantadas. Uma delas é a de que a quantidade de pontos amostrais pode não ter sido suficiente para detectar uma estrutura de distribuição espacial não aleatória. Para confirmar esta hipótese, foi realizado um estudo de simulação para folhas minadas, utilizando-se diferentes variabilidades radiais (10 a 80 metros). Desse modo, calculou-se o índice de Morisita médio de 100 simulações para cada variabilidade radial. Este processo foi repetido para diferentes quantidades de pontos amostrais (25, 35, 45 e 55).

Na Figura 17 estão apresentados os índices de Morisita médios, em função das diferentes variabilidades radiais. Para a maioria dos meses, ocorreu aleatoriedade espacial, verificando se é aleatória ou se as contagens não foram suficientes. Dessa forma, o estudo de simulação foi realizado, sendo de grande importância para responder a este questionamento.

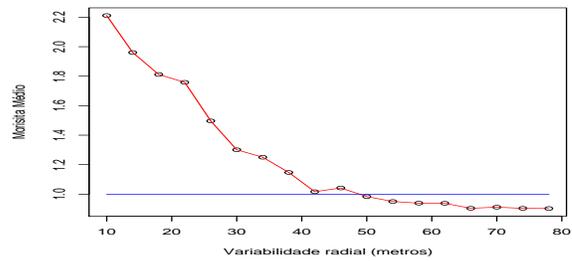
Nos resultados, verifica-se que, para todos os pontos amostrais até 40 metros, os dados analisados apresentaram agrupamento e os valores ficaram sempre acima de um. Já para os acima de 40 metros, os valores estão em torno de um, ou seja, a variável está distribuída aleatoriamente no cafezal.

Pela simulação constata-se que não houve influência na quantidade de pontos amostrais para detectar dependência espacial. Os 35 pontos amostrais utilizados no experimento foram suficientes para detectar uma estrutura espacial. Até hoje, não se encontrou nenhum trabalho na literatura científica no qual foram aplicadas simulações para verificar a dependência espacial, utilizando o índice de Morisita médio.

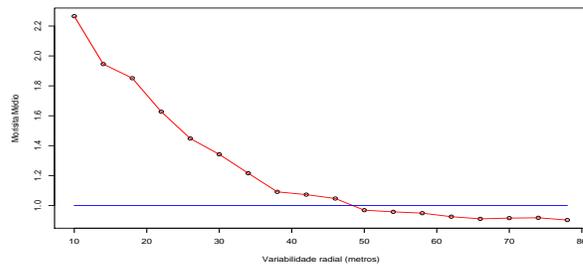
Neste estudo de simulação, utilizamos o índice de Morisita, pois ele



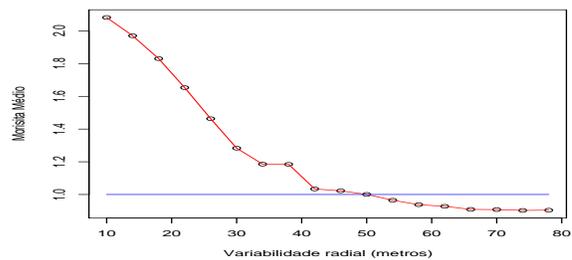
(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURA 17: Índice de Morisita médio amostrado com 25 pontos de amostragem (a), 35 pontos de amostragem (b), 45 pontos de amostragem (c) e 55 pontos de amostragem (d)

não tem distribuição conhecida e as localizações espaciais das amostras são desconsideradas, facilitando, assim, a utilização de recursos computacionais.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Para estudar as relações espaciais e temporais da intensidade de infestação de bicho-mineiro num cafezal em formação, podem-se utilizar técnicas da estatística espacial, as quais fornecem subsídios e, portanto, facilitam a tomada de decisão no controle biológico da praga (Cressie, 1993).

As variáveis número de folhas minadas, minas novas e minas predadas, relacionadas com a ocorrência de bicho-mineiro, apresentaram picos durante os meses mais secos do ano, o que confirma os resultados encontrados por outros pesquisadores (Reis & Souza, 1996).

Vários trabalhos na literatura utilizam somente a variável folhas minadas, para observar a ocorrência do bicho-mineiro (Souza et al., 1998). Embora neste trabalho tenha sido utilizado também o número de minas novas, verificou-se que o número de folhas minadas tem correlação com o número de minas novas, sendo, portanto, suficiente o estudo de folhas minadas para descrever o comportamento da praga.

Vários trabalhos utilizam somente a interpretação pontual para comprovar a hipótese de aleatoriedade espacial nos índices de Fisher, Morisita e Moran (Maruyama et al., 2006). Este procedimento não é adequado, pois o resultado é muito subjetivo, ou seja, depende de quem interpreta. Utilizaram-se intervalos de confiança para eliminar subjetividade nas interpretações do índice (Reed, 1983). Nos índices de Fisher e Morisita, construíram-se intervalos de confiança utilizando o método bootstrap e, no índice de Moran, aleatorização.

Seria interessante verificar outras análises. Novas metodologias poderão ser utilizadas, tais como modelos de regressão espacial, testes de hipóteses espaciais para comparação de grupos, índice de Moran local e estabelecimento de ajustes no modelo, entre outros.

## 6 CONCLUSÃO

Os índices permitem mostrar que existe uma componente espacial para as contagens das variáveis analisadas para a maioria dos meses. Distribuições aleatórias dessas variáveis e as diferenças observadas nos índices podem ser devido às diferenças de intensidade de ataque do bicho-mineiro.

Os índices não conseguiram identificar claramente um padrão temporal do tipo de distribuição espacial das variáveis analisadas. Entretanto, os métodos bootstrap e de aleatorização introduziram uma precisão nas estimativas dos índices, que deve ser levada em conta sempre que os mesmos forem calculados.

De acordo com os resultados obtidos na simulação, o índice de Morisita proposto comprovou que os 35 pontos amostrais utilizados no experimento foram suficientes para detectar uma estrutura espacial.

## 7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALVES, G.F. **Estudo da variabilidade espacial da ocorrência do bicho-mineiro do cafeeiro (*Leucoptera coffeella* (Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842) (Lepidoptera:Lyonetiidae)) em cultivos de cafeeiro (*Coffea arabica* L.) orgânico em formação, usando geoestatística.** 2008. 129p. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agropecuária) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG.

ANSELIN, L. The Moran scatterplot as ESDA to assess local instability in spatial association. In: FISHER, M.; SCHOLTEN, H.J.; UNWIN, D. (Ed.). **Spatial analytical perspectives in GIS.** London: Taylor and Francis, 2003.

ASSUNÇÃO, R. **Estatística espacial com aplicações em epidemiologia, economia e sociologia.** São Carlos: UFSCar, 2001. Disponível em: <[www.est.ufmg.br/~assunção](http://www.est.ufmg.br/~assunção)>. Acesso em: 15 nov. 2007.

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

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

BIANCO, R. **Disposicion espacial de *Aeneolamia spp.* (Homoptera: Cercopidae) en praderas de gramineas tropicales.** 1982. 123p. Tese (Maestria) - Institucion de Ensinanza e Investigacion en Ciencias Agricolas, Chapingo.

BOEVE, P.J.; WEISS, M. Spatial distribution and sampling plans with fixed levels of precision for cereal aphids (Homoptera: Aphididae) infesting spring wheat. **Canadian Entomology**, v.130, p.67-77, 1998.

CAMARA, G.; MONTEIRO, A.M.V. Conceitos básicos em ciência da geoinformação. In: CÂMARA, G.; DAVIS, C.; MONTEIRO, A.M.V. (Org.). **Introdução à ciência da geoinformação**. São José do Campos: INPE, 2004. (Notas de aula. Disciplina: Geoprocessamento).

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

CHALFOUN, S.M.; CARVALHO, V.L. de. Controle químico da ferrugem (Hemileia vastatrix Berk. & Br.) do cafeeiro através de diferentes esquemas de aplicação. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.34, n.3, p.363-367, mar. 1999.

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.; DAVIDSON, J.L. Image analysis with partially ordered markov models. **Computational Statistics and Data Analysis**, v.29, p.1-26, 1998.

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

EFRON, B. **The jackknife, the bootstrap and other resampling plans**. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1982. 92p.

EFRON, B.; TIBSHIRANI, R.J. **An introduction to the bootstrap**. New York: Chapman & Hall, 1993.

ELLIOT, J.M. **Some methods for the statistical analysis of sample benthic invertebrates**. 2<sup>nd</sup>ed. Ambleside: Freshwater Biological Association, 1979. 157p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. **Relatório do consórcio brasileiro de pesquisa e desenvolvimento do café**. Disponível em: <[www.embrapa.gov.br/cafe](http://www.embrapa.gov.br/cafe). 2004>. Acesso em: 10 nov. 2007.

FAZUOLI, L.C. Genética e Melhoramento do cafeeiro. In: RENA, A.B.; MALAVOLTA, E.; ROCHA, M.; YAMADA, T. (Ed.). **Cultura do cafeeiro: fatores que afetam a produtividade**. Piracicaba: POTAFOS, 1986. p.88-113.

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.

GETIS, A.; ORD, J.K. The analysis of spatial association by use of distance statistics. **Geographical Analysis**, v.24, p.189-206, 1992.

LE PELLEY, R.H. **Pests of coffee**. London: Longmans, 1968. 590p.

- LIMA, R.R. de **Modelagem espaço-temporal para dados de incidência de doenças em plantas**. 2005. 149p. Tese (Doutorado em Agronomia. Estatística e Experimentação Agronômica) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Piracicaba, SP.
- LOUZADA, J.M. **Avaliação e aplicação de testes para a detecção da autocorrelação espacial usando marcadores genéticos**. 2003. 101p. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agropecuária) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG.
- MANLY, B.F.J. **Randomization, Bootstrap and Monte Carlo methods in Biology**. Flórida: Chapman & Hall, 2006. 460p.
- MANTEIGA, W.G.; SANCHEZ, J.S.P.; ROMO, J. The Bootstrap: a review. **Computational Statistics**, v.9, n.1, p.165-205, 1994.
- 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* (Guér.-Mènev., 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 especial de *Oncometopia facialis* (signoret) (Hemiptera: Cicadellidae) em pomar cítrico. **Neotropical Entomology**, v.35, p.93-100, 2006.
- MESINA, R.R.V. **Disposição espacial de Panonychus ulmi (Koch, 1836) (Acarina: Tetranychidae) e determinação do número de amostras na macieira**. 1986. 88p. Dissertação (Mestrado em Entomologia ) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba, PR.

MOLLET, J.Q.; TRUMBLE, J.T.; WALTER, G.P., SEVACHERIAN, V. Sampling scheme for determining population intensity of *Tetranychus cinnabarinus* (Boisduval) (Acarina: Tetranychidae) in cotton. **Environmental Entomology**, v.13, p.1015-1017, 1984.

MORISITA, M. Measuring of the dispersion of individuals and analysis of the distributional patterns. **Memoirs of the Faculty of science**, Kyushi, v.2, p.215-235, 1959.

MORISITA, M. Is index, a measure of dispersion of individuals. **Researches on Population Ecology**, Kyoto, v.4, p.1-7, 1962.

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

PARRA, J.R.P. **Biologiacomparada de *Perileucoptera coffella* (Guérin-Meneville, 1984) (Leptoptera: Lyonetiidae), visando ao seu zoneamento ecológico do estado de São Paulo**. 1981. 96p. Tese (Livre Docência) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Piracicaba, SP.

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 *Perileucoptera coffella* (Guérin-Mèneville, 1842) em São Paulo. **Anais da Sociedade de Entomologia do Brasil**, Londrina, v.6, n.1, p.138-143, 1977.

PARRA, J.R.P.; GONCALVES, W.; PRECETTI, A.A.C.M. Flutuação populacional de parasitos e predadores de *Perileuoptera coffeella* (Guérin-Mèneville, 1842) em três localidades do estado de São Paulo. **Turrialba**, San Jose, v.31, n.4, p.357-364, 1981.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R**: a language and environment for statistical computing. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing. Disponível em: <07-0, URL:<http://www.R-project.org.2007>>. Acesso em: 20 out. 2007.

REED, W.J. Confidence estimation of ecological agregation indices based on counts - a robust procedure. **Biometrics**, v.39, p.987-998, 1983.

REIS, P.R. Manejo integrado das pragas do cafeeiro em Minas Gerais. In: FERNANDES, O.A. et al. (Ed.). **Manejo integrado de pragas e nematóides**. Jaboticabal: FUNEP, 1990. p.39-57.

REIS, P.R.; SOUZA, J.C. de. Resistência do bicho-mineiro-do-cafeeiro, *Perileuoptera coffeella* (Lepidoptera: Lyonetiidae) a baixas temperaturas. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v.25, n.2, p. 371-374, mar./abr. 2001.

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 das pragas do cafeeiro em Minas Gerais. In: Empresa de Pesquisa Agropecuária de Minas Gerais (EPAMIG). **Cafeicultura**: tecnologia para produção. 1998. v.19. p.17-25. (EPAMIG. Informe Publicitário, 193).

REIS, P.R.; SOUZA, J.C. de. Manejo integrado do bicho-mineiro *Perileuoptera 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.; MELLES, C. C. A. Pragas do cafeeiro. **Informe Agropecuário**, Belo Horizonte, v.10, n.109, p.26-33, jan. 1984.

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

RENA, A.B. **Cultura do cafeeiro**. Piracicaba, MG: Associação Brasileira para Pesquisa de Potássio e do Fosfato, 1986.

RESENDE, M.D.V. de. **Genética biométrica e estatística no melhoramento de plantas perenes**. Brasília: Embrapa Informação Tecnológica, 2002. 975p.

RUIZ, R.C.; DEMÉTRIO, C.G.B.; ASSUNÇÃO, R.M.; LEANDRO, R.A. Modelos hierárquicos Bayesianos para estudar a distribuição espacial da infestação da broca de café em nível local. **Revista Colombiana de Estatística**, Bogotá, v.26, n.1 p.1-24, 2003.

SOUTHWOOD, T.R.E. **Ecological methods**. London: Chapman and Hall, 1971. 391p. 1971.

SOUZA, J.C. de; BERTI FILHO, E.; REIS, P.R. Levantamento, identificação e eficiência dos parasitos e predadores do "bicho-mineiro" das folhas do cafeeiro, *Perileuoptera coffeella* (Guérin-Mèneville, 1842) (Lepidoptera: Lyonetiidae) no estado de Minas Gerais. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE PESQUISAS CAFEEIRAS, 8., 1980, Campos do Jordão. **Resumos...** Campos do Jordão, SP: 1980. p.121-122.

SOUZA, J.C.; REIS, P.R. Efeito do Ethion gel e cartap no controle do bicho-mineiro do cafeeiro. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE PESQUISAS CAFEEIRAS, 22., 1996, Águas de Lindóia. **Resumos...** Rio de Janeiro: MAA/PROCAFE, 1996. p.26-28.

SOUZA, J.C. de; 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.

UPTON, G.; FINGLETON, B. **Spatial data analysis by example.** Point pattern and quantitative data. Chichester: J. Wiley, 1985. v.1.

## ANEXOS

<b>ANEXO A</b>	<b>Páginas</b>
PROGRAMA 1A Programa utilizado para realizar o trabalho de simulação.....	52
PROGRAMA 2A Programa Índice de Morisita. ....	57
PROGRAMA 3A Programa Índice de Fisher.....	58

## 1A - Programa utilizado para realizar o trabalho de simulação.

```
library(spatstat) #Carregando pacote spatstat
simugeral=function(lambda, mu, nsim){
# Este programa chama varias funções para realizar o trabalho de
# simulação para análise de variabilidade espacial.
# Onde:
#     lambda: número de clusters
#     mu: numero médio de eventos por cluster
#     nsim: numero de simulações
# OBS1: lambda*mu representa, aproximadamente, o número
# de eventos na área.
# Estabelece as variabilidades radiais que serão testadas
  rr=seq(0.1,0.8,0.04)
# Calcula a variabilidade radial aproximada em metros
  rr1<-rr*100
  indice1<-999
  for(i in 1:length(rr)){
    indi<-999
    r<-rr[i]
    for(ii in 1:nsim){
      pontos<-simugera(lambda, r, mu)
      n1=length(pontos$xx)
      if(n1==0) pontos=simugera(lambda,r,mu)
      else pontos=pontos
      contas<-simuconta(pontos$xx,pontos$yy)
      teste<-simumorisita(contas$int)
      indi<-c(indi, teste$mori)}
  indice<-mean(indi[indi<999])
```

```

indice1<-c(indice1, indice)}
plot(rr1,indice1[indice1<999], xlab="Variabilidade radial (metros)",
ylab="Morisita Médio") lines(rr1,indice1[indice1<999],col=2)
lines(rr1,rep(1,length(indice1[indice1<999])),col=4)
list(resultado=indice1[indice1<999])}
# gerando os pontos
simugera=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) }
simuconta=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 simugera
# Gera as coordenadas dos quadrados
# Incluir na próxima linha as coordenadas para 25, 35, 45 e 55
# pontos de amostragem, que serão apresentadas no final da função
  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+1
if(int[r,1]>10)
int[r,1]=10 # garante que não exista contagens superior
int[r,2]=cord1[r]
int[r,3]=ord1[r] }
# Faz 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)
}
simumorisita=function(int){

```

```

# Calcula o índice de morisita
# Onde: int são as contagens
n=length(int[,1])
x=sum(int[,1])
x1=sum((int[,1])^2)
mori<- n*((x1-x)/(x^2 - x))
list(mori=mori) }
simugeral(lambda=3, mu=12800, nsim=100)

# Coordenadas para 25 pontos de amostragem
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(7,7,7,7,23,23,23,23,23,39,39,39,39,39,
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 de amostragem
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,
55,55,55,55,55,55,55,71,71,71,71,71,71,71)
ord2=c(11,11,11,11,11,11,11,27,27,27,27,27,27,
43,43,43,43,43,43,43,43,59,59,59,59,59,59,59,75,75,75,75,75,75)

```

```

# Coordenadas para 45 pontos de amostragem
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(7,7,7,7,15,15,15,15,15,23,23,23,23,23,31,31,31,31,31,
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(11,11,11,11,11,19,19,19,19,19,27,27,27,27,27,35,35,35,35,35,
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 de amostragem
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(7,7,7,7,13,13,13,13,13,19,19,19,19,19,25,25,25,25,25,
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)

```

## 2A - Programa Índice de Morisita

```
function(counts, nboot=1000) {
#       This function implements bootstrap
#
#       Where:
#       - counts: counts per quadrat
#       - nboot: number of bootstrap samples
#       This is crude code by J.D.Scalon. No warranty!
(08/02/07)
    moris= 999
    for (i in (1:nboot)) {
        xx=sample(counts, replace=T)
        n= length(xx)
        x1 = sum(xx)
        x2 = sum(xx^2)
#       Getting morisita
        mori= n*((x2-x1)/(x1^2-x1))
        moris= c(moris,mori)
    } moris=moris[moris<999] med=mean(moris) sd=sd(moris)
    list(qmorii=qmorii, qmoris=qmoris,mori=mori)
}
```

### 3A - Programa Índice de Fisher

```
function(counts, nboot=1000)
# This function implements bootstrap
# Where:
# - counts: counts per quadrat
# - nboot: numberof bootstrap samples
# This is crude code by J.D.Scalon. No warranty! (08/02/07)
  fisc<- 999
  for (i in (1:nboot))
    xx= sample(counts,replace=T)
    n= length(xx)
    x1= sum(xx)
    x2= sum(xx^2)
    xbar= mean(xx)
    vari= var(xx)

# Getting Fisher
  I=vari/xbar
  ID=(n-1)*I
  pvalue= 1 - pchisq(ID, n-1)
  fisc= c(fisc,I) } fisc=fisc[fisc<999] qfiscc<-quantile(fisc, 0.95)
qfisc=quantile(fisc, 0.05) med=mean(xx) vari=var(xx) so=sum(xx)
list(qfisc=qfisc, qfiscc=qfiscc, I=I, Pvalue=pvalue)
}
```

ANEXO B	Páginas
TABELA 1B Índices de dispersão Fisher ( $I$ ) e intervalo de confiança ( $IC_B$ ).....	60
TABELA 2B Índices de Morisita ( $I_\delta$ ) e intervalo de confiança ( $IC_B$ ).....	62
TABELA 3B Índices Global de Moran ( $I$ ) e intervalo de confiança ( $IC$ ). ....	64

TABELA 1B: Índices de dispersão Fisher ( $I$ ) e intervalo de confiança ( $IC_B$ )

Datas de amostragem	Número de folhas minadas		Minas novas	
	$I$	$IC_B$	$I$	$IC_B$
1. Jan/05	**	**	**	**
2. Fev/05	**	**	**	**
3. Mar/05	**	**	**	**
4. Abr/05	**	**	**	**
5. Mai/05	0,81	( 0,73; 1,31)	1,83	( 1,47; 2,58)
6. Jun/05	**	**	**	**
7. Jul/05	1,69	( 0,80; 1,98)	3,39	( 1,59; 3,86)
8. Ago/05	1,28	(0,86 ; 1,70)	2,58	(1,50 ; 3,53)
9. Set/05	0,25	(0,17 ; 0,32)	1,53	(0,89 ; 2,16)
10. Out/05	0,34	(0,22 ; 0,46)	4,35	(2,47 ; 5,90)
11. Nov/05	1,04	(0,63 ; 1,44)	3,77	(1,36 ; 5,68)
12. Dez/05	0,93	(0,61 ; 1,18)	1,52	(0,94 ; 2,00)
13. Jan/06	0,77	(0,53 ; 1,03)	0,79	(0,74 ; 1,31)
14. Fev/06	2,29	(1,22 ; 2,34)	1,45	(1,14 ; 2,62)
15. Mar/06	0,87	(0,23 ; 0,81)	1,05	(0,58 ; 1,84)
16. Abr/06	0,82	(0,62 ; 1,18)	4,36	(1,43 ; 4,16)
17. Mai/06	0,68	(0,99 ; 2,46)	1,23	(0,56 ; 1,88)
18. Jun/06	1,14	(0,61 ; 1,29)	0,89	(0,86 ; 1,65)
19. Jul/06	1,19	(0,87 ; 1,82)	1,81	(1,56 ; 2,82)
20. Ago/06	0,45	(0,27 ; 0,69)	1,26	(0,85 ; 1,55)
21. Set/06	0,11	(0,13 ; 0,33)	1,38	(1,86 ; 6,96)
22. Out/06	2,06	(1,55 ; 2,88)	4,87	(4,22 ; 9,08)
23. Nov/06	1,73	(1,09 ; 2,01)	1,59	(1,11; 1,85)
24. Dez/06	1,62	(0,86 ; 1,50)	**	**
25. Jan/07	1,68	(0,99; 1,85)	**	**
26. Fev/07	**	**	**	**
27. Mar/07	**	**	**	**

\*\* Indica ausência de contagem.

Continua ...

Cont. TABELA 1B: Índices de dispersão Fisher ( $I$ ) e intervalo de confiança ( $IC_B$ )

Datas de amostragem	Minas predadas		Vespas	
	$I$	$IC_B$	$I$	$IC_B$
1. Jan/05	**	**	1,04	( 0,94; 1,76)
2. Fev/05	**	**	0,89	( 0,77; 1,39)
3. Mar/05	**	**	1,17	( 0,65; 1,38)
4. Abr/05	**	**	1,29	( 0,75; 1,49)
5. Mai/05	**	**	1,51	( 0,85; 1,64)
6. Jun/05	**	**	**	**
7. Jul/05	**	**	0,71	( 0,59; 0,85)
8. Ago/05	**	**	1,56	(0,77 ;2,36)
9. Set/05	1,19	(0,86 ; 1,50)	0,67	(0,42 ; 0,92)
10. Out/05	5,03	(0,96 ; 5,98)	1,25	(0,82 ; 1,70)
11. Nov/05	3,09	(2,33 ; 6,46)	1,30	(0,86 ; 1,75)
12. Dez/05	2,41	(1,47 ; 3,19)	1,25	(0,55 ; 1,76)
13. Jan/06	2,39	(0,71 ; 2,87)	1,49	(0,91 ; 2,02)
14. Fev/06	3,35	(1,69 ; 3,12)	1,39	(0,99 ; 1,77)
15. Mar/06	2,20	(1,31 ; 3,88)	1,16	(0,67; 1,24)
16. Abr/06	0,88	(0,71; 0,94)	1,14	(0,85 ; 1,54)
17. Mai/06	**	**	2,45	(1,84 ; 4,81)
18. Jun/06	**	**	0,75	(0,76 ; 2,69)
19. Jul/06	4,97	(1,12 ; 5,55)	0,90	(0,62 ; 1,14)
20. Ago/06	2,57	(1,66; 3,16)	2,18	(0,65 ; 3,10)
21. Set/06	4,62	(2,39 ; 4,56)	0,96	(1,12 ; 2,94)
22. Out/06	4,98	(2,79 ; 4,91)	1,22	(1,09 ; 2,13)
23. Nov/06	**	**	1,24	(0,84 ; 2,34)
24. Dez/06	**	**	0,99	(0,67 ; 1,18)
25. Jan/07	**	**	2,69	(1,53 ; 2,82)
26. Fev/07	**	**	1,43	(0,71 ; 1,59)
27. Mar/07	**	**	0,91	(0,82 ; 1,45)

\*\* Indica ausência de contagem.

TABELA 2B: Índices de Morisita ( $I_\delta$ ) e intervalo de confiança ( $IC_B$ )

Datas de amostragem	Número de Folhas minadas		Minas novas	
	$I$	$IC_B$	$I$	$IC_B$
1. Jan/05	**	**	**	**
2. Fev/05	**	**	**	**
3. Mar/05	**	**	**	**
4. Abr/05	**	**	**	**
5. Mai/05	**	**	**	**
6. Jun/05	**	**	**	**
7. Jul/05	2,31	(0,69;2,33)	2,77	(1,76;4,19)
8. Ago/05	1,09	(0,97;1,25)	1,46	(1,16;1,73)
9. Set/05	0,91	(0,90;0,92)	1,05	(0,99;1,12)
10. Out/05	0,92	(0,91;0,93)	1,20	(1,09;1,30)
11. Nov/05	1,01	(0,92;1,10)	1,86	(1,15;2,23)
12. Dez/05	0,96	(0,78;1,13)	1,78	(0,93;2,67)
13. Jan/06	0,76	(0,72;1,02)	1,56	(0;2,33)
14. Fev/06	1,34	(1,09;1,54)	1,75	(1,29;3,34)
15. Mar/06	0,90	(0,89;0,97)	1,11	(0,92;1,15)
16. Abr/06	1,05	(0,72;1,15)	2,29	(1,33;2,83)
17. Mai/06	1,01	(0,98;1,77)	1,04	(0,57;1,75)
18. Jun/06	0,79	(0,81;1,16)	0,99	(0,90;1,43)
19. Jul/06	1,08	(0,96;1,23)	1,23	(1,12;1,44)
20. Ago/06	0,89	(0,89;0,95)	1,04	(0,98;1,09)
21. Set/06	0,91	(0,90;0,92)	1,28	(1,10;1,53)
22. Out/06	1,33	(1,10;1,56)	1,61	(1,45;2,20)
23. Nov/06	2,45	(1,15;2,69)	2,69	(1,21;3,71)
24. Dez/06	1,00	(0,77;2,06)	**	**
25. Jan/07	2,52	(0,78;3,71)	1,25	(0;5,00)
26. Fev/07	**	**	**	**
27. Mar/07	**	**	**	**

\*\* Indica ausência de contagem.

Continua ...

Cont. TABELA 2B: Índices de Morisita ( $I_{\delta}$ ) e intervalo de confiança ( $IC_B$ )

Datas de amostragem	Minas predadas		Vespas	
	$I$	$IC_B$	$I$	$IC_B$
1. Jan/05	**	**	1,15	(0,98;1,42)
2. Fev/05	**	**	1,01	(0,91;1,19)
3. Mar/05	**	**	1,05	(0,83;1,17)
4. Abr/05	**	**	1,09	(0,85;1,32)
5. Mai/05	**	**	2,08	(0,58;2,67)
6. Jun/05	**	**	**	**
7. Jul/05	**	**	0	0
8. Ago/05	**	**	1,42	(0,81;2,02)
9. Set/05	2,33	(0,45;3,33)	0,84	(0,70;0,96)
10. Out/05	1,93	(0,98;2,57)	1,08	(0,94;1,22)
11. Nov/05	1,93	(1,28;1,98)	1,09	(0,96;1,24)
12. Dez/05	1,98	(1,23;2,09)	1,12	(0,75;1,32)
13. Jan/06	1,37	(0,74;2,19)	1,04	(0,97;1,42)
14. Fev/06	1,65	(1,36;2,30)	1,03	(0,99;1,34)
15. Mar/06	1,18	(1,06;1,56)	0,95	(0,64;1,28)
16. Abr/06	**	**	1,17	(0,89;1,37)
17. Mai/06	**	**	2,99	(1,82;4,45)
18. Jun/06	**	**	2,65	(0,55;2,69)
19. Jul/06	2,49	(1,29;7,48)	0,89	(0,20;1,33)
20. Ago/06	1,29	(2,10;1,75)	0,93	(0,68;2,59)
21. Set/06	1,31	(1,21;1,57)	1,37	(1,14;2,59)
22. Out/06	1,70	(1,36;2,01)	1,96	(1,05;2,42)
23. Nov/06	**	**	1,03	(0,69;2,97)
24. Dez/06	**	**	0,78	(0,69;1,18)
25. Jan/07	**	**	1,89	(1,30;2,29)
26. Fev/07	**	**	1,06	(0,58;1,81)
27. Mar/07	**	**	**	**

\*\* Indica ausência de contagem.

TABELA 3B: Índices Global de Moran (I) e intervalo de confiança (IC)

Datas de amostragem	Número de Folhas Minadas		Minas novas	
	<i>I</i>	<i>IC</i>	<i>I</i>	<i>IC</i>
1. Jan/05	-0,11	(-0,14; -0,07)	-0,03	(-0,07; 0,01)
2. Fev/05	**	**	**	**
3. Mar/05	**	**	**	**
4. Abr/05	**	**	**	**
5. Mai/05	0,17	(0,13; 0,20)	0,08	(0,04; 0,12)
6. Jun/05	-0,02	(-0,05; 0,01)	-0,02	(-0,06; 0,02)
7. Jul/05	0,15	(0,12; 0,19)	0,11	(0,08; 0,15)
8. Ago/05	0	(-0,04; 0,04)	-0,03	(-0,06; 0,01)
9. Set/05	0,14	(0,09; 0,17)	0,14	(0,10; 0,18)
10. Out/05	0,15	(0,12; 0,19)	0,31	(0,27; 0,35)
11. Nov/05	-0,11	(-0,15; -0,07)	0,05	(0,01; 0,08)
12. Dez/05	-0,13	(-0,17; -0,09)	-0,22	(-0,25; -0,18)
13. Jan/06	0,05	(0,02; 0,09)	-0,14	(-0,18; -0,10)
14. Fev/06	0,20	(0,17; 0,24)	-0,02	(-0,06; 0,02)
15. Mar/06	-0,06	(-0,09; -0,02)	0,30	(0,26; 0,33)
16. Abr/06	-0,13	(-0,17; -0,09)	-0,12	(-0,16; -0,09)
17. Mai/06	0,01	(-0,02; 0,05)	-0,14	(-0,18; -0,11)
18. Jun/06	0,29	(0,26; 0,33)	0,09	(0,06; 0,13)
19. Jul/06	0,07	(0,03; 0,11)	0,09	(0,05; 0,12)
20. Ago/06	0,17	(0,14; 0,21)	0,14	(0,09; 0,17)
21. Set/06	0,22	(0,18; 0,26)	0,12	(0,08; 0,16)
22. Out/06	0,05	(0,01; 0,09)	0,17	(0,13; 0,21)
23. Nov/06	-0,11	(-0,15; -0,08)	-0,12	(-0,15; -0,08)
24. Dez/06	-0,11	(-0,15; -0,08)	0,01	(-0,02; 0,05)
25. Jan/07	-0,07	(-0,11; -0,04)	-0,14	(-0,18; -0,10)
26. Fev/07	0,04	(0,01; 0,07)	0,08	(0,04; 0,12)
27. Mar/07	0,21	(0,17; 0,24)	0,04	(0; 0,07)

\*\* Indica ausência de contagem.

Continua ...

Cont. TABELA 3B: Índices Global de Moran (I) e intervalo de confiança (IC)

Datas de amostragem	Minas predadas		Vespas	
	<i>I</i>	<i>IC</i>	<i>I</i>	<i>IC</i>
1. Jan/05	-0,05	(-0,08; -0,01)	-0,16	(-0,20; -0,13)
2. Fev/05	**	**	0,03	(0; 0,05)
3. Mar/05	**	**	0,24	(0,21; 0,28)
4. Abr/05	**	**	-0,19	(-0,23; -0,15)
5. Mai/05	-0,04	(-0,05; -0,04)	0,03	(-0,01; 0,07)
6. Jun/05	**	**	-0,11	(-0,15; -0,07)
7. Jul/05	**	**	0,07	(0,03; 0,10)
8. Ago/05	-0,06	(-0,09; -0,03)	-0,13	(-0,16; -0,09)
9. Set/05	-0,05	(-0,09; -0,01)	-0,14	(-0,18; -0,10)
10. Out/05	0,12	(0,09; 0,15)	-0,02	(-0,05; 0,01)
11. Nov/05	0	(-0,03; 0,04)	-0,15	(-0,19; -0,11)
12. Dez/05	-0,18	(-0,21; -0,14)	0,2	(0,17; 0,23)
13. Jan/06	0,09	(0,05; 0,12)	0,02	(-0,02; 0,06)
14. Fev/06	0,22	(0,18; 0,25)	-0,18	(-0,22; -0,15)
15. Mar/06	-0,15	(-0,18; -0,11)	-0,06	(-0,10; -0,03)
16. Abr/06	-0,15	(-0,19; -0,11)	0,3	(0,26; 0,34)
17. Mai/06	-0,05	(-0,08; -0,02)	-0,1	(-0,14; -0,07)
18. Jun/06	0,02	(-0,01; 0,05)	0	(-0,03; 0,04)
19. Jul/06	0,17	(0,14; 0,19)	0,02	(-0,02; 0,05)
20. Ago/06	-0,15	(-0,18; -0,11)	-0,09	(-0,12; -0,06)
21. Set/06	-0,07	(-0,10; -0,03)	0,06	(0,02; 0,09)
22. Out/06	-0,10	(-0,14; -0,06)	0,01	(-0,02; 0,05)
23. Nov/06	-0,06	(-0,09; -0,03)	0,09	(0,06; 0,13)
24. Dez/06	-0,08	(-0,11; -0,05)	-0,06	(-0,09; -0,02)
25. Jan/07	-0,04	(-0,06; -0,02)	-0,15	(-0,18; -0,11)
26. Fev/07	-0,03	(-0,03; -0,03)	0,11	(0,08; 0,15)
27. Mar/07	0,16	(0,13; 0,18)	0,07	(0,03; 0,10)

\*\* Indica ausência de contagem.