

**MODELOS DE PREVISÃO PARA ÍNDICES
CRIMINAIS EM TRÊS CIDADES DO SUL DE
MINAS GERAIS**

JOSIANE MAGALHÃES TEIXEIRA

2006

JOSIANE MAGALHÃES TEIXEIRA

**MODELOS DE PREVISÃO PARA ÍNDICES
CRIMINAIS EM TRÊS CIDADES DO SUL DE
MINAS GERAIS**

Dissertação apresenta à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Curso de Mestrado em Estatística e Experimentação Agropecuária, para obtenção do título de “Mestre”.

Orientadora
Prof^a. Dr^a. Thelma Sáfadi

**LAVRAS
MINAS GERAIS – BRASIL
2006**

JOSIANE MAGALHÃES TEIXEIRA

**MODELOS DE PREVISÃO PARA ÍNDICES
CRIMINAIS EM TRÊS CIDADES DO SUL DE
MINAS GERAIS**

Dissertação apresenta à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Curso de Mestrado em Estatística e Experimentação Agropecuária, para obtenção do título de “Mestre”.

APROVADA em 22 de fevereiro de 2006

Prof. Daniel Furtado Ferreira UFLA

Prof. Marcelo Silva de Oliveira UFLA

Prof. Luiz Gonzaga de Castro Júnior UFLA

Prof^a. Dr^a. Thelma Sáfadi
UFLA
(Orientadora)

**LAVRAS
MINAS GERAIS – BRASIL**

Dedico esta conquista:

Aos meus pais, Vanderley e Leuda: por serem os responsáveis por tudo que sou, por nunca terem desistido frente às dificuldades e por serem exemplos a serem seguidos.

A meu irmão Douglas, por às vezes mesmo sem se dar conta, ter sido peça fundamental para a conclusão de mais esta etapa.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar a Deus, por ter me iluminado e me guiado por caminhos nem sempre fáceis.

A Thelma Sáfadi, o meu sincero agradecimento, por ter sido mais do que professora e orientadora.

À minha família por ter sido o suporte, firme e seguro, nos momentos difíceis e por terem sempre me dado condições de realizar meus sonhos.

Aos professores do Departamento de Ciências Exatas, da Universidade Federal de Lavras, pelos ensinamentos nas disciplinas e fora destas, pelo apoio e dedicação a nosso constante crescimento.

Aos funcionários do DEX.

A Polícia Militar de Minas Gerais por ter cedido os dados utilizados neste trabalho.

A meus amigos e colegas do curso de pós-graduação, em especial a Graziela, Verônica, Vanêssa, Rejane, Claudiney, Elias, Eustáquio, Patrícia Mendes e Patrícia Paranaíba, por compartilharem dos momentos alegres e das dificuldades.

A meus amigos Valéria, Geovanne, Luciane, Luciana, Adriano e Régis por fazerem parte da minha vida.

Ao Conselho Nacional de Pesquisa e Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPQ) pelo auxílio financeiro.

E, aos demais, que direta e indiretamente, contribuíram para a realização deste trabalho.

SUMÁRIO

RESUMO	i
ABSTRACT	ii
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 Aspectos Gerais.....	1
1.2. Objetivos.....	2
1.2.1 Geral.....	2
1.2.2 Específicos.....	3
2 REFERENCIAL TEÓRICO	4
2.1 Criminalidade.....	4
2.1.1 Evolução do Estudo sobre as causas da criminalidade.....	6
2.1.2 Sistema de Classificação e Codificação de Ocorrências da PM.....	9
2.1.3 Índices de Criminalidade.....	9
2.1.4 Perfil Municipal – Lavras, Alfenas e Varginha.....	11
2.2 Séries Temporais.....	16
2.2.1 Aspectos Gerais.....	17
2.2.2 Modelos de Decomposição.....	18
2.2.3 Modelos de Box e Jenkins.....	19
2.2.4 Modelos Estacionários.....	22
2.2.5 Modelos Não-Estacionários.....	27
2.2.6 Função de Autocorrelação.....	31
2.2.7 Função de Autocorrelação Parcial.....	33
2.2.8 Testes para as Componentes.....	34
2.2.9 Escolha do Modelo.....	37
2.3 Análise de Intervenção.....	38

2.3.1 Aspectos Gerais.....	38
2.3.2 Modelo para Intervenção.....	39
2.3.3 Efeitos da Intervenção.....	41
2.3.4 Função de Transferência.....	41
2.3.5 Aplicação da Análise de Intervenção.....	44
3 MATERIAL E MÉTODOS.....	45
3.1 Material.....	45
3.2 Metodologia.....	46
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	48
4.1 Lavras.....	48
4.1.1 Crimes Contra a Pessoa.....	48
4.1.2 Crimes Contra o Patrimônio.....	57
4.2 Alfenas.....	63
4.2.1 Crimes Contra a Pessoa.....	63
4.2.2 Crimes Contra o Patrimônio.....	71
4.3 Varginha.....	77
4.3.1 Crimes Contra a Pessoa.....	77
4.3.2 Crimes Contra o Patrimônio.....	84
5 CONCLUSÃO.....	91
6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	93
7 ANEXOS.....	96

RESUMO

TEIXEIRA, Josiane Magalhães. **Modelos de Previsão para índices criminais em três cidades do Sul de Minas Gerais.** Lavras: UFLA, 2006. 123p. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Estatística e Experimentação Agropecuária). Universidade Federal de Lavras, Lavras, MG.*

O presente trabalho teve como objetivo principal analisar o comportamento dos índices de criminalidade por 1000 habitantes, em três cidades do Sul de Minas Gerais: Lavras, Alfenas e Varginha. Foram consideradas duas classes de crimes, Contra a Pessoa e Contra o Patrimônio. Para cada uma das cidades consideradas, duas séries foram analisadas. As séries são constituídas por dados mensais tomados de Janeiro de 1991 a Junho de 2005. Os parâmetros foram estimados pelos modelos de Box e Jenkins acrescentando-se parâmetros para as intervenções. A verificação da adequabilidade dos modelos foi realizada através do teste de Box e Pierce. Para cada uma das séries foram propostos mais de um modelo, sendo a escolha do mais adequado realizada através do critério de Akaike. Na análise, as seis últimas observações de cada série foram desconsideradas para serem utilizadas na comparação com os valores de previsão propostos por cada modelo. Os resultados demonstram que as previsões obtidas com os modelos com intervenção são mais próximas dos valores reais observados.

Palavras-chave: índices de criminalidade, série temporal, análise de intervenção, tendência, sazonalidade.

*Comitê Orientador: Thelma Sáfyadi – UFLA (Orientadora)

ABSTRACT

TEIXEIRA, Josiane Magalhães. Models of forecast for criminal indices in three cities of the South of Minas Gerais. Lavras: UFLA, 2006. 123p. Dissertation (Máster in Agronomy/Statistics and Agricultural Experimentation). Federal University of Lavras, Lavras, MG.*

The present work aimed chiefly to analyse to behavior of the índices of crime for 1000 inhabitants in three cities of the South of Minas Gerais: Lavras, Alfenas e Varginha. Two classes of crimes were considered: against the person and the patrimony. For each one of the considered cities, two series had been analyzed. The series are constituted by moth averages from January of 1991 to June of 2005. Box and Jenkins models were fitted, with additions parameters to account for intervention. Reasonability of fitted models was evaluated by Box and Pierce test. Amongst reasonable models for each series, one was chosen according to Akaike criterion. From the analisis the last 6 observation of each series were disregarded to be compared with the forecasted values of each model. The results demonstrate that the forecasts gotten with the models with intervention are next to the observed real values.

Key-words: indices of crime, time series, analysis of intervention, trend, sazonalidade.

*Guidance Committee: Thelma Sáfadi – UFLA (Adviser)

INTRODUÇÃO

1.1 Aspectos Gerais

As técnicas de análise de séries temporais vem sendo amplamente utilizadas em diversas áreas de pesquisa tais como a economia, ciências sociais, meio ambiente e outras.

Uma série temporal pode ser definida como um conjunto de observações de uma dada variável, disposta ordenadamente no tempo, existindo séries temporais discretas e contínuas. As séries contínuas podem ser transformadas na primeira por uma simples transformação.

A análise de séries temporais trabalha com o comportamento dos dados no passado e presente, para que estes forneçam a idéia, junto com possíveis variações, dos dados no futuro. Um dos principais objetivos do uso de séries temporais é a previsão e o método mais utilizado é o de Box e Jenkins, com o modelo ARIMA (auto-regressivo integrado médias móveis) e suas variações.

Para se ajustar os modelos de Box e Jenkins, é necessário que a série seja estacionária, livre de tendência e sazonalidade. A metodologia proposta por Box e Jenkins se baseia em um ciclo iterativo formado por etapas (identificação da estrutura do processo gerador da série temporal, estimação dos modelos propostos e previsão de valores futuros), o qual constrói o modelo com base nos dados.

Em algumas séries, eventos externos a estas, ocorridos em instantes de tempo geralmente conhecidos, chamados de intervenção, podem vir a alterar o comportamento da série temporal.

Assim, o estudo dos índices de criminalidade é um campo no qual é apropriado o emprego de técnicas de séries temporais, visto que os dados

observados (índices de criminalidade) são tomados de forma sequencial no tempo.

O estudo da criminalidade possui uma longa tradição nas ciências sociais, e uma grande importância quando se analisa os benefícios que podem ser obtidos com o emprego de metodologias adequadas. A importância de se dispor de um método estatístico para a previsão de dados futuros, relacionados a incidência criminal, está na tomada de decisões nas políticas de prevenção e combate a criminalidade.

Uma das questões de interesse que surge quando se analisa o comportamento criminal de determinada localidade, é descobrir se algum fator externo (intervenção) é o causador de um aumento nos índices criminais encontrados. Constitui também em fator de grande importância o planejamento que pode ser realizado caso se consiga entender o mecanismo gerador de tais índices.

1.2 Objetivos

1.2.1 Geral

Identificar modelos de previsão para a incidência de Crimes Contra a Pessoa (CCPE) e Contra o Patrimônio (CCPA) nas cidades de Lavras, Alfenas e Varginha no Sul do Estado de Minas Gerais, por meio da análise de séries temporais, com o intuito de auxiliar, desta forma, o planejamento e a tomada de decisão por parte da Polícia Militar do Estado de Minas Gerais (PMMG).

1.2.2 Específicos

- Identificar e analisar o comportamento das séries em estudo, verificando, através de testes específicos, a presença das componentes tendência e sazonalidade;
- Observar a presença e efeitos de possíveis intervenções sobre as séries temporais de Crimes Contra a Pessoa (CCPE) e Crimes Contra o Patrimônio (CCPA) nas respectivas cidades;
- Pesquisar e avaliar possíveis modelos de previsão para as séries, levando em consideração modelos com e sem intervenção (quando possível);
- Fazer previsões para as séries temporais analisadas considerando os modelos anteriormente ajustados para cada uma destas.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

De acordo com Araújo e Fajnzylber (2000), os aumentos nas taxas de crimes, os elevados custos a elas associados e a crescente importância dada ao assunto em pesquisas de opinião têm levado os governos e a sociedade civil a encarar o problema da criminalidade como um dos mais sérios obstáculos ao desenvolvimento econômico e social. O desafio é o de formular e implementar políticas que permitam prevenir e reduzir o crime e a violência. Para tanto, é de fundamental importância o desenvolvimento de pesquisas que permitam avanços na compreensão das causas desses fenômenos, assim como a geração de bases de dados que permitam monitorar e melhorar o nosso entendimento das tendências espaciais e temporais da criminalidade.

2.1 Criminalidade

A violência e a criminalidade estão entre os problemas sociais atuais que vêm proporcionando grande preocupação, tanto no Brasil como em outras partes do Mundo.

Segundo a DIAO (1997)¹, crime é fato típico e anti-jurídico. Típico, porque, para que haja crime, é necessário que o fato esteja descrito em lei, isto é, que haja uma norma penal incriminadora, conforme exigência do princípio constitucional da anterioridade: “Não há crime sem lei anterior que o defina, nem pena sem prévia cominação legal” (Constituição R.F. do Brasil, art. 5º, inciso XXXIX). Anti-jurídico, porque o fato, para ser crime, além de típico, deve também ser ilícito, contrário ao Direito, ofensivo à vida social.

¹ Diretriz Auxiliar das Operações: conceituação, classificação e codificação das ocorrências na PMMG.

Segundo Lobo e Fernandez (2003), a sociedade brasileira tem reconhecido que o Estado tem falhado no cumprimento de uma de suas funções primordiais: proteger seus cidadãos contra os criminosos. O que se verifica na sociedade é um sentimento generalizado de insegurança e impunidade, a ponto de fazer com que cidadãos de bem recorram às grades para buscar reclusão e segurança, e ao isolamento social, tornando-se reféns do próprio medo.

Além disto, o crescente avanço da criminalidade gera um custo para a sociedade, ao impedir o desenvolvimento normal das atividades econômicas legais. Não é apenas o volume de recursos econômicos roubados ou gastos em segurança pública e privada o responsável por este custo social. Também se fazem responsáveis os recursos que deixam de ser utilizados no setor legal da economia, com ganhos para toda a sociedade, e são utilizados no combate da criminalidade (viaturas, armamento, pessoal, treinamento, etc...).

Segundo Beato e Reis (1999), o Brasil, assim como também o restante da América Latina, apresenta um grande déficit social com enorme desigualdade, elevados índices de analfabetismo e altas taxas de mortalidade infantil. Apesar de, ainda se apresentarem em patamares elevados, tais índices vêm melhorando gradualmente. Ao contrário da melhoria destes indicadores a criminalidade avançou em proporções notáveis e preocupantes nos últimos tempos, tanto em grandes centros urbanos como em municípios menores.

Araújo e Fajnzylber (2000), argumentam que os aumentos nas taxas de crimes, os elevados custos a elas associados e a crescente importância dada ao assunto em pesquisas de opinião, têm levado os governos e a sociedade civil a encarar o problema da criminalidade como um dos mais sérios obstáculos ao desenvolvimento econômico e social.

Para Lobo e Fernandez (2003), existe um certo clamor por parte da sociedade no sentido de que o Estado brasileiro deveria priorizar a reforma de

seu código penal e processual penal, totalmente ultrapassados, reestruturar o poder judiciário, para torná-lo mais ágil e eficiente; ao tempo em que deveria repensar o papel e a forma de atuação das instituições policiais, reunificando-as, de modo a atender os anseios da sociedade. O fato é que a sociedade tem clamado por penas mais duras para os criminosos, procedimentos processuais mais racionais e práticas administrativas que agilizem a justiça, para punir mais rápida e eficientemente os infratores.

2.1.1 Evolução do estudo sobre as causas da criminalidade

Segundo Cerqueira e Lobão (2003), o estudo sobre as causas da criminalidade tem se desenvolvido em duas direções, no que diz respeito às motivações individuais e aos processos que levariam as pessoas a tornarem-se criminosas. Por outro lado, têm-se estudado as relações entre as taxas de crimes em face das variações nas culturas e nas organizações sociais.

Uma das mais conhecidas abordagens colocava como determinantes da criminalidade as patologias individuais. Tais ênfases biológicas das causas do crime, contudo, foram abandonadas após a 2ª Guerra Mundial, em virtude do seu conteúdo racista, que condenava as pessoas com determinadas características físicas a serem portadoras contínuas da doença da criminalidade.

De acordo com Cohen e Felson (1979), uma teoria que explique o comportamento social, em particular o comportamento criminoso, deveria levar em conta pelo menos dois aspectos:

- a) a compreensão dos motivos e do comportamento individual;
- b) a epidemiologia associada, ou como tais comportamentos se distribuem e se deslocam espacial e temporalmente.

Conforme Cano e Soares (2002) apontaram, é possível classificar as diversas abordagens sobre as causas do crime em cinco grupos:

- a) teorias que tentam explicar o crime em termos de patologias individuais;
- b) teorias centradas no crime como atividade racional de maximização dos lucros;
- c) teorias que consideram o crime como subproduto de um sistema social perverso ou deficiente;
- d) teorias que entendem o crime como uma consequência da perda de controle e da desorganização social na sociedade moderna;
- e) correntes que defendem explicações do crime em função de fatores situacionais ou de oportunidades.

Mais detalhes a respeito dessas diversas abordagens podem ser vistos em Cerqueira e Lobão (2003).

Diversos trabalhos têm sido desenvolvidos com o intuito de esclarecer e auxiliar as tomadas de decisões por parte do Estado, Poder Público e Polícias Militar e Civil.

Pacheco e Andrade (2004) procuraram identificar fatores sócio-econômicos associados aos furtos e roubos em residências e de veículos nos municípios catarinenses utilizando a técnica de análise de regressão. Para tanto, utilizaram dados obtidos junto a Secretaria de Segurança Pública e Defesa do Cidadão de Santa Catarina e o conjunto de possíveis fatores associados foi obtido de Órgãos Oficiais de Pesquisa. Foram construídas taxas de criminalidade associadas aos tipos de crimes escolhidos, sendo estas usadas como variáveis dependentes. Os possíveis fatores levantados estão relacionados à composição da família, migração, educação, infra-estrutura de moradia e renda. Com o estudo, concluíram que a taxa de furtos e roubos em residências estaria associada aos fatores migração, composição da família, renda e infra-estrutura e a taxa de furtos e roubos de veículos, associada aos fatores migração, renda e infra-estrutura.

Araújo e Fajnzylber (2000) apresentam as tendências longitudinais e espaciais das taxas de crimes em Minas Gerais, sendo realizada também uma estimação econométrica dos determinantes das taxas de criminalidade nas microrregiões do Estado. Foram consideradas variáveis representativas os níveis educacionais médios, a desigualdade na distribuição de renda, o grau de urbanização, o grau de desorganização social e a participação de jovens na população. Dentre os principais resultados, destacou-se o fato de que maiores níveis educacionais implicam em menores taxas de crimes contra a pessoa e maiores taxas de crimes contra o patrimônio, a desigualdade de renda encontra-se associada a maiores taxas de homicídio (consumado e tentado) e que uma maior proporção de jovens na população implica maiores taxas de crimes, particularmente aqueles contra a pessoa.

Beato *et al.* (1998) descrevem as tendências da criminalidade violenta² em Minas Gerais por regiões administrativas e para algumas cidades utilizando os registros da Polícia Militar de Minas Gerais (PMMG) para o período de 1986 a 1997. Eles identificam correlação forte entre as séries de ocorrências de crimes violentos em Belo Horizonte e as séries dos municípios vizinhos e uma correlação forte entre os crimes violentos da Região Metropolitana de Belo Horizonte (RMBH)³, de Uberlândia e Uberaba (Triângulo Mineiro), Montes Claros e Governador Valadares.

Beato (1998), discute algumas abordagens que tratam da distribuição espacial da criminalidade e analisa a incidência da criminalidade em 756 municípios de Minas Gerais, para o ano de 1991, baseado nos dados da PMMG.

² Entenda-se por crimes violentos ocorrências classificadas como Homicídio, Homicídio Tentado, Estupro, Roubo e Roubo a Mão Armada.

³ A RMBH é composta pelos municípios de Baldim, Belo Horizonte, Betim, Brumadinho, Caeté, Capim Branco, Confins, Contagem, Esmeraldas, Florestal, Ibirité, Itaguara, Itatiaiuçu, Jaboticatubas, Nova União, Juatuba, Lagoa Santa, Mário Campos, Mateus Leme, Matozinhos, Nova Lima, Pedro Leopoldo, Raposos, Ribeirão das Neves, Rio Acima, Rio Manso, Sabará, Santa Luzia, São Joaquim de Bicas, São José da Lapa, Sarzedo, Taquaraçu de Minas, Vespasiano.

Utiliza estimadores de Bayes para corrigir as taxas brutas de criminalidade dos municípios com o intuito de reduzir a instabilidade dos dados a fim determinar correlações com os indicadores socioeconômicos. Dentre os resultados obtidos pelo estudo está o fato de que pouco ou quase nenhuma variação da criminalidade violenta parece estar associada às medidas de desigualdade, delitos criminais são bastante concentrados espacial e temporalmente já que entre as dez cidades com o maior número de crimes violentos quatro são da RMBH, duas estão no Triângulo Mineiro e as outras são importantes centros urbanos de suas regiões. A incidência de homicídios é maior em municípios com menor grau de desenvolvimento, tal como medido pelo Índice de Desenvolvimento Humano calculado pela Fundação João Pinheiro (FJP).

2.1.2 Sistema de Classificação e Codificação de Ocorrências da PM

De acordo com a DIAO (1997), o sistema de classificação e codificação de ocorrências está estruturado em categorias, grupos, classes e subclasses, sendo os grupos designados por letras do alfabeto (A, B, ...), as classes definidas por 2 dígitos numéricos (01, 02, ...) e as subclasses por 3 dígitos (001,002, ...). Neste trabalho utilizou-se 2 grupos de ocorrências (A e B), estando suas classes e subclasses descritas no Anexo B.

2.1.3 Índice de Criminalidade

Beato *et al* (1998), relatam que um dos problemas mais comuns em pesquisas sobre criminalidade é a comparação da ocorrência criminal entre diferentes populações ou em uma mesma população em diferentes momentos do

tempo. Se as populações em questão fossem idênticas em relação aos fatores associados e geradores das ocorrências criminais, não existiriam problemas em se comparar diretamente o número de casos ocorridos em cada uma das populações. No entanto, estas acabam por diferir em diversos aspectos que afetam o número absoluto de ocorrências, mas não o risco associado ao qual os cidadãos estão submetidos.

O tamanho da população é um dos aspectos fundamentais visto que, espera-se que, se uma população é o dobro da outra, sob o mesmo risco de sofrer violência criminal e tudo mais, espera-se duas vezes mais ocorrências na primeira.

Assim, esta idéia leva à padronização pelo tamanho da população, usando-se, ao invés dos números absolutos, taxas que são definidas como a razão entre do número de casos e a população.

Segundo a Diretriz da Polícia Militar de Minas Gerais (2002), o índice de criminalidade é um dos índices de segurança pública, juntamente com:

- índice de criminalidade violenta
- índice de contravenções
- índice de assistência

Conforme normas internacionais, tais índices são calculados levando-se em conta uma população de 100.000 habitantes da seguinte forma padrão:

$$\frac{\text{n}^\circ \text{ de ocorrências} \times 100.000}{\text{população}}$$

Os índices para o Estado de Minas Gerais são calculados considerando-se 1.000 habitantes, diferentemente do que é utilizado na fórmula padrão, em

decorrência do Estado possuir diversas cidades com menos de 1.000 habitantes, o que evita discrepância nos índices calculados. Sendo assim, para as cidades a serem consideradas, neste estudo, o índice de criminalidade será calculado por:

$$\frac{\text{n}^\circ \text{ de ocorrências} \times 1.000}{\text{população}}$$

A construção de tais índices, que se encontram no Anexo A, de forma padronizada, permite a comparação entre diferentes cidades, bem como o acompanhamento da evolução da série temporal.

2.1.4 Perfil Municipal – Lavras, Alfenas e Varginha

Os perfis municipais apresentados a seguir são parte dos resultados obtidos através do software “Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil”, disponível no site da Fundação João Pinheiro (www.fjp.gov.br).

a) Lavras

A cidade de Lavras foi fundada no ano de 1831 possuindo uma área de 566,1 km², apresentando no ano de 2000, densidade demográfica de 139,1 hab/km². No período de 1991-2000, sua população apresentou uma taxa média de crescimento anual de 2,08%. A Tabela 1 apresenta a População por Situação de Domicílio para os referidos anos e a Taxa de Urbanização, a qual apresentou uma variação de 2,34 pontos percentuais.

TABELA 1 – População por Situação de Domicílio e Taxa de Urbanização para o município de Lavras/MG, nos anos de 1991 e 2000.

	1991	2000
População Total	65.893	78.772
Urbana	60.730	74.296
Rural	5.163	4.476
Taxa de Urbanização	92,16%	94,32%

Fonte: Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil

No período de 1991 – 2000, a esperança de vida ao nascer cresceu 4,88 anos, passando de 67,53 anos em 1991 para 72,41 anos em 2000. A taxa de analfabetismo entre os jovens (18 – 24 anos) caiu de 2,4 para 1,7 no referido período, e a média de anos de estudo da população adulta (25 anos ou mais) subiu de 5,9 para 6,7.

A renda *per capita* média do município cresceu 52,18%, passando de R\$228,08 em 1991 para R\$347,09 em 2000. A pobreza⁴ diminuiu 41,50%, passando de 27,9% em 1991 para 16,3% em 2000. A desigualdade, medida pelo Índice de Gini⁵, cresceu, passando de 0,55 em 1991 para 0,57 em 2000.

A Tabela 2 apresenta os resultados do Índice de Desenvolvimento Humano (IDH). Segundo Beato (1998) tal índice foi criado pela ONU (Organização das Nações Unidas), no início da década de 90 e é composto de três índices, aos quais são atribuídos pesos iguais: longevidade, educação e renda. O IDH varia entre 0 e 1, sendo que quanto maior o índice, maior o desenvolvimento humano da região.

⁴ Medida pela proporção de pessoas com renda domiciliar per capita inferior a R\$75,50, equivalente à metade do salário mínimo vigente em agosto de 2000.

⁵ Medida que quantifica a desigualdade existente

TABELA 2 – Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) para o município de Lavras/MG, nos anos de 1991 e 2000.

	1991	2000
Índice de Desenvolvimento Humano (IDH)	0,743	0,819
Educação (IDHE)	0,840	0,917
Longevidade (IDHL)	0,709	0,790
Renda (IDHR)	0,679	0,749

Fonte: Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil

Em relação ao Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) de Lavras, verifica-se um crescimento de 10,23% no período de 1991 – 2000. A dimensão que mais contribuiu para este crescimento foi a Longevidade, com 35,5%, seguida pela Educação, com 33,8% e pela Renda, com 30,7%.

Em 2000, o IDH de Lavras coloca o município entre as regiões consideradas de alto desenvolvimento humano⁶. Em relação aos outros municípios do Brasil, ocupa a 234^a posição, sendo que 233 municípios (4,2%) estão em situação melhor e 5273 municípios (95,8%) estão em situação pior ou igual. Em relação ao Estado, ocupa a 14^a posição, sendo que 13 municípios (1,5%) estão em situação melhor e 839 municípios (98,5%) estão em situação pior ou igual.

b) Alfenas

O município, criado em 1860, possui uma área de 849,2km² e uma densidade demográfica, no ano de 2000, de 78,6hab/km². Sua população cresceu a uma taxa média anual de 2,80% no período de 1991 – 2000. A taxa de urbanização passou de 89,80% em 1991 para 92,82% em 2000.

⁶ Região com baixo desenvolvimento humano (IDH até 0,5); região com médio desenvolvimento humano (IDH entre 0,5 e 0,8) e regiões com alto desenvolvimento humano (IDH acima de 0,8)

A Tabela 3 apresenta a composição da população para o referido período e também as taxas de urbanização.

TABELA 3 – População por Situação de Domicílio e Taxa de Urbanização para o município de Alfenas/MG, nos anos de 1991 e 2000.

	1991	2000
População Total	52.700	66.957
Urbana	47.325	62.148
Rural	5.375	4.809
Taxa de Urbanização	89,80%	92,82%

Fonte: Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil

No ano de 1991 a esperança de vida ao nascer era de 71,4 anos, passando para 76,8 em 2000. Entre a população jovem (18 a 24 anos), a taxa de analfabetismo apresentou queda: era de 4,6 em 1991 e em 2000 apresentava-se em 2,1. A média de anos de estudo da população adulta (25 anos ou mais), no mesmo período, passou de 5,4 para 6,1.

A renda *per capita* média de Alfenas cresceu 43,47% no período de 1991 – 2000, passando de R\$248,89 para R\$357,09. A pobreza apresentou uma diminuição de 44,05%, passando de 24,1% em 1991 para 13,5% em 2000. A desigualdade apresentou um crescimento de 0,02, passando de 0,56 para 0,58 no mesmo período.

No período 1991 – 2000, o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) de Alfenas cresceu 9,37%, passando de 0,758 em 1991 para 0,829 em 2000. Tal índice classifica o município como de alto desenvolvimento humano e o coloca, em relação aos outros municípios do Brasil, na 136ª posição, sendo que 135 municípios estão em situação melhor e 5371 municípios em situação pior ou igual. Quando se toma o Estado, ocupa a 8ª posição sendo que apenas sete municípios possuem situação melhor que esta. A Tabela 4 apresenta os resultados dos IDH para os referidos anos.

TABELA 4 – Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) para o município de Alfenas/MG, nos anos de 1991 e 2000.

	1991	2000
Índice de Desenvolvimento Humano (IDH)	0,758	0,829
Educação (IDHE)	0,805	0,869
Longevidade (IDHL)	0,774	0,864
Renda (IDHR)	0,694	0,754

Fonte: Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil

c) Varginha

O município de Varginha foi fundado em 1881, possuindo uma área de 396,6km² com densidade demográfica de 273 hab/km², segundo dados referentes ao último censo demográfico (2000). A caracterização de sua população, para os anos de 1991 e 2000, encontra-se na Tabela 5. No período de 1991 – 2000, a taxa média de crescimento anual da população foi de 2,50%, enquanto que a taxa de urbanização cresceu 2,28 pontos percentuais, passando de 93,43% para 95,57%, em 2000.

TABELA 5 – População por Situação de Domicílio e Taxa de Urbanização para o município de Varginha/MG, nos anos de 1991 e 2000.

	1991	2000
População Total	80.022	108.998
Urbana	82.242	104.165
Rural	5.780	4.833
Taxa de Urbanização	93,43%	95,57%

Fonte: Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil

A esperança de vida ao nascer em anos, passou de 70,1, no ano de 1991, para 74,0, em 2000. A taxa de analfabetismo entre jovens de 18 a 24 anos apresentou uma queda acentuada: em 1991, era de 3 pontos percentuais,

passando para 1,1, em 2000. Entre a população adulta (25 anos ou mais) a média de anos de estudo que era de 6,2 anos, em 1991, cresceu 0,7 anos e em 2000 era de 6,9 anos.

A renda *per capita* média do município cresceu 29,47%, passando de R\$295,26 em 1991 para R\$382,27 em 2000. A pobreza diminuiu 48,42%, passando de 23,1% para 11,9% no mesmo período. A desigualdade diminuiu: o Índice de Gini passou de 0,60 em 1991 para 0,57 em 2000.

No período de 1991 – 2000, o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) cresceu 6,74%, passando de 0,772 em 1991 para 0,824 em 2000. A Tabela 6 apresenta os resultados para os demais índices.

TABELA 6 – Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) para o município de Varginha/MG, nos anos de 1991 e 2000.

	1991	2000
Índice de Desenvolvimento Humano (IDH)	0,772	0,824
Educação (IDHE)	0,841	0,889
Longevidade (IDHL)	0,752	0,817
Renda (IDHR)	0,722	0,765

Fonte: Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil

O IDH tomado no ano de 2000 coloca Varginha entre as regiões consideradas de alto desenvolvimento humano, estando na 189ª posição em relação aos outros municípios do Brasil, sendo que 188 municípios (3,4%) estão em situação melhor e 5318 municípios (96,6%) estão em situação pior ou igual. Em relação aos outros municípios do Estado, ocupa a 11ª posição.

2.2 Séries Temporais

Segundo Box, Jenkins e Reinsel (1994), uma série temporal pode ser definida como qualquer conjunto de observações tomadas seqüencialmente no tempo, podendo ser discretas ou contínuas. Muitos são os exemplos que podem

ser dados destas observações, tais como: valores mensais da temperatura média de determinada localidade, valores da precipitação, número mensal de ocorrência de determinado tipo de crime e outros.

2.2.1 Aspectos Gerais

Quando os dados são tomados seqüencialmente no tempo há de se esperar que exista uma correlação entre as observações no instante t e em um tempo subsequente $t + h$. Baseado neste fato as metodologias estatísticas clássicas não podem ser aplicadas, pois nestas, algumas pressuposições devem ser satisfeitas tais como a independência dos dados. Sendo assim, a melhor abordagem a ser utilizada são as técnicas de séries temporais.

Na análise de séries temporais, usam-se, basicamente, dois enfoques. Segundo Morettin e Tolo (2004), em ambos, sendo a análise feita no domínio temporal ou no domínio de frequências, o propósito é construir modelos para as séries. Quando a análise é feita no domínio do tempo, os modelos propostos são paramétricos. Já no segundo enfoque, quando a análise é feita no domínio da frequência, os modelos propostos são os modelos não paramétricos. Uma classe geral de modelos no domínio do tempo é a dos modelos denominados auto-regressivos integrados médias móveis, $ARIMA(p,d,q)$, sendo p a ordem da parte auto-regressiva do modelo, d o número de diferenças para tornar a série estacionária e q a ordem da parte de média móveis.. Neste trabalho o primeiro enfoque será considerado.

Com base em propósitos determinados, o objetivo da análise de séries temporais é construir modelos para as séries em estudo. Pode-se estar interessado em apenas descrever o comportamento da série, investigar o mecanismo gerador desta, procurar periodicidades e fazer previsões. No entanto,

objetiva-se, que os modelos construídos sejam o mais simples possível e com o menor número de parâmetros.

2.2.2 Modelos de Decomposição

Um modelo clássico de séries temporais supõe que a série temporal Z_t , $t = 1, 2, \dots, N$, possa ser escrita como a soma (modelo aditivo) ou multiplicação (modelo multiplicativo) de três componentes: uma tendência, T_t , que pode ser entendida como um aumento ou diminuição gradual das observações ao longo do tempo; uma componente sazonal, S_t , indicando possíveis flutuações ocorridas em períodos menores que 12 meses, e um termo aleatório, a_t , mostrando as oscilações aleatórias, como pode ser visto nos modelos a seguir. O modelo (1) é o chamado modelo aditivo, no qual a sazonalidade varia de maneira independente da componente tendência, ou seja, S_t não depende de T_t . No modelo (2), o modelo multiplicativo, tais componentes são dependentes e sua variância não é constante. Este modelo pode ser transformado em um modelo aditivo mediante aplicação de logaritmo.

$Z_t = T_t + S_t + a_t \quad t = 1, 2, \dots, N$	(1)
$Z_t = T_t * S_t * a_t \quad t = 1, 2, \dots, N$	(2)

Alguns autores consideram ainda em tais modelos uma componente cíclica C_t a qual representa periodicidades muito longas, geralmente maiores que 12 meses.

Ao se retirar as componentes tendência e sazonalidade, o que resta é a_t (erro aleatório). Segundo Morettin e Tolo (2004), existindo uma seqüência $\{a_t, t \in T\}$ de variáveis i.i.d., com média zero e variância constante, tais variáveis são chamadas choques aleatórios e a seqüência é denominada ruído branco.

2.2.3 Modelos de Box e Jenkins

Em 1970, George E. P. Box e Gwitym M. Jenkins publicaram o livro *Time Series Analysis, Forecasting and Control*, apresentando uma metodologia para a análise de séries temporais e, em 1976, uma versão revisada deste livro foi lançada.

Os modelos de Box e Jenkins se caracterizam por dois aspectos fundamentais:

- os modelos devem conter o menor número possível de parâmetros a serem estimados;
- o modelo é construído a partir dos próprios dados.

A análise de séries temporais, segundo a metodologia de Box e Jenkins (1976), tem como principal objetivo a realização de previsão. Uma das características fundamentais de tal metodologia é interpretar uma dada série temporal como sendo uma realização de um processo estocástico.

Um processo estocástico pode ser definido como o conjunto de todas as possíveis séries temporais de um processo físico observável que se possa ter. Formalmente é definido, conforme Morettin e Tolo (2004), como uma família $Z = \{Z(t), t \in T\}$ de um conjunto arbitrário T, tal que, para cada $t \in T$, $Z(t)$ é uma variável aleatória.

Box e Jenkins (1976) formalizaram a teoria da utilização de componentes auto-regressivos e de médias móveis na modelagem de séries temporais, utilizando-se das duas idéias básicas, já citadas, na criação de sua metodologia para construção de modelos.

Segundo Morettin e Toloi (2004), tal construção esta baseada em um ciclo iterativo no qual há a especificação de uma classe geral de modelos, a identificação com base na função de autocorrelação (fac), função de autocorrelação parcial (facp) e outros critérios de um modelo, a estimação de seus parâmetros e a verificação da adequação deste.

O ciclo iterativo utilizado para a análise de uma série temporal através da metodologia de Box e Jenkins, segundo Box, Jenkins e Reinsel (1994), esta representado na Figura 1.

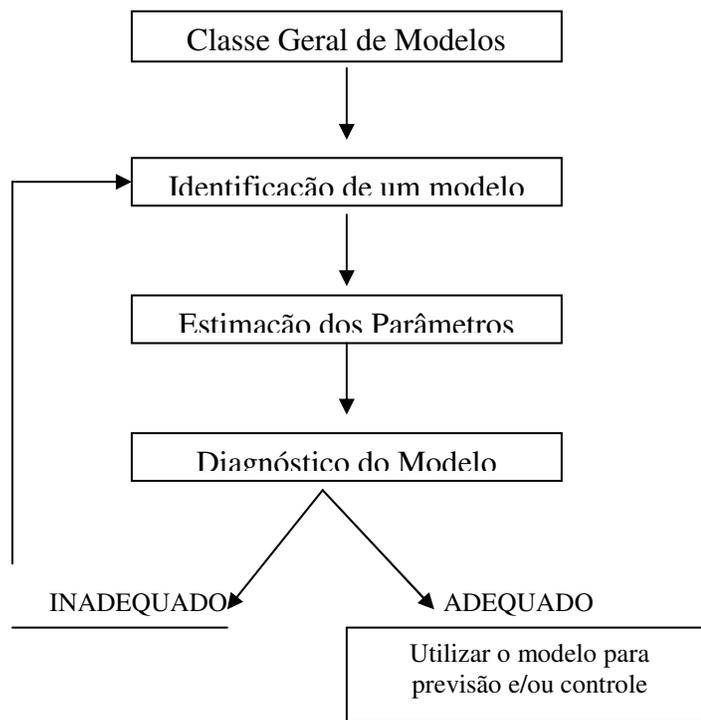


FIGURA 1 – Ciclo iterativo da metodologia de Box e Jenkins

Na fase de identificação é pesquisada qual classe de modelos é adequada ao estudo por meio de um exame detalhado da série, onde é verificada a condição de estacionariedade, reconhecidas as estruturas comportamentais como tendência, sazonalidade, periodicidade, e ainda observadas questões referentes a autocorrelação. Nesta fase, com base nas funções de autocorrelação (seção 2.2.6), função de autocorrelação parcial (seção 2.2.7) e outros critérios, ocorre a identificação de um modelo, ou de vários, visto que muitas vezes o procedimento mais utilizado, a fim de otimizar o processo, é identificar não apenas um mas vários modelos que serão então estimados e verificados.

Na estimação é verificada a adequabilidade do modelo considerado, a partir de parâmetros estimados, após a identificação das características da série, optando-se pelo processo apropriado àqueles dados.

Na fase de diagnóstico, é feita a conferência do ajuste do modelo por meio da análise de resíduos, testes estatísticos e critérios de seleção de modelos.

De forma geral, opta-se pelos modelos mais parcimoniosos (menor número de parâmetros) cujas previsões sejam mais próximas dos valores reais.

Operadores

Alguns operadores são amplamente utilizados no desenvolvimento dos modelos de Box e Jenkins. São eles:

- B operador de retardo, defasagem ou translação para o passado, o qual ocasiona uma defasagem de um período de tempo m para trás a cada vez que é utilizado. É definido por

$$B^m Z_t = Z_{t-m}$$

- F operador de translação para o futuro, responsável por uma defasagem de um período de tempo m para frente a cada vez que é utilizado.

Definido por

$$F^m Z_t = Z_{t+m}$$

- Δ operador de diferença. Definido por

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1} = Z_t - BZ_t = (1 - B)Z_t$$

logo

$$\Delta = 1 - B$$

- S operador soma, sendo o inverso do operador diferença. Definido por

$$SZ_t = \sum_{j=0}^{\infty} Z_{t-j} = Z_t + Z_{t-1} + Z_{t-2} + \dots$$

$$SZ_t = Z_t + BZ_t + B^2 Z_t + \dots$$

$$SZ_t = (1 + B + B^2 + \dots)Z_t = (1 - B)^{-1}Z_t \text{ se } |B| < 1$$

$$SZ_t = \Delta^{-1}Z_t$$

logo

$$S = \Delta^{-1}.$$

2.2.4 Modelos estacionários

Uma das suposições que são introduzidas ao se utilizar modelos de Box e Jenkins para descrever séries temporais de maneira a simplificar a análise é a condição de estacionariedade. Pode-se ter processos estacionários ou não estacionários, de acordo com a independência ou não relativa à origem dos tempos.

$Z(t)$ é um processo estacionário caso se desenvolva no tempo de modo que a origem deste não é importante. As características de $Z(t + \tau)$, para todo τ , são as mesmas de $Z(t)$.

Basicamente, têm-se processos estocásticos estritamente estacionários e fracamente estacionários (ou estacionário de segunda ordem). Esta classe de processos é a que será chamada simplesmente de processo estacionário. Formalmente é definida, de acordo com Morettin e Toloi (2004), da seguinte forma: um processo estocástico $Z = \{Z(t), t \in T\}$ diz-se fracamente estacionário ou estacionário de segunda ordem se, e somente se,

- $E\{Z(t)\} = \mu(t) = \mu$ é constante, para todo $t \in T$;
- $E\{Z^2(t)\} < \infty$, para todo $t \in T$;
- $\gamma(t_1, t_2) = \text{cov}\{Z(t_1), Z(t_2)\}$ é uma função de $|t_1 - t_2|$.

Diversos são os tipos de não-estacionariedade. Neste trabalho, tratar-se-á de processos não-estacionários homogêneos, isto é, processos cujo nível e/ou inclinação mudam com o decorrer do tempo, os quais podem tornar-se estacionários pela aplicação de diferenças sucessivas.

Processo linear geral

Os modelos estocásticos a serem utilizados são baseados na idéia de que a série temporal, Z_t , é gerada através de um filtro linear cuja entrada é ruído branco, a_t . Tal processo é mostrado na Figura 2.

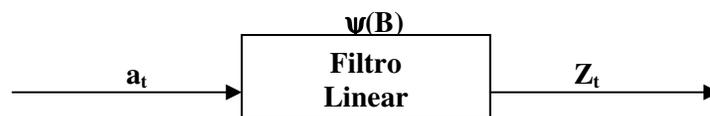


FIGURA 2 – Processo Linear Geral

A operação de filtro linear consiste, simplesmente, de uma soma ponderada de ruídos anteriores. Desta forma, Z_t pode ser escrita como,

$$Z_t = \mu + a_t + \psi_1 a_{t-1} + \psi_2 a_{t-2} + \dots = \mu + \psi(B)a_t$$

na qual $\psi(B) = 1 + \psi_1 B + \psi_2 B^2 + \dots$ é denominada função de transferência do filtro, μ é um parâmetro determinando o nível da série e a_t é um processo linear discreto que satisfaz

$$\begin{aligned} E(a_t) &= 0, & \forall t \\ \text{Var}(a_t) &= \sigma_a^2, & \forall t \\ E(a_t a_s) &= 0, & s \neq t \end{aligned}$$

Modelos Auto-regressivos – AR(p)

Um modelo auto-regressivo de ordem p , AR(p), é descrito apenas por seus valores passados e pelo ruído branco a_t , sendo denotado por

$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} + a_t,$	(3)
---	-----

no qual $\tilde{Z}_t = Z_t - \mu$, $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ são parâmetros auto-regressivos e a_t é o ruído branco.

Segundo Morettin e Toloí (2004), pode-se definir o operador auto-regressivo estacionário de ordem “p” por

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p.$$

Sendo assim, a expressão (3) pode ser reescrita como

$$\phi(B)\tilde{Z}_t = a_t$$

pois

$$\tilde{Z}_t - \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} - \phi_2 \tilde{Z}_{t-2} - \dots - \phi_p \tilde{Z}_{t-p} = a_t$$

como

$$\tilde{Z}_{t-m} = B^m \tilde{Z}_t$$

tem-se que

$$\begin{aligned} \tilde{Z}_t - \phi_1 B \tilde{Z}_t - \phi_2 B^2 \tilde{Z}_t - \dots - \phi_p B^p \tilde{Z}_t &= a_t \\ \tilde{Z}_t (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) &= a_t \quad . \\ \phi(B) \tilde{Z}_t &= a_t \end{aligned}$$

No processo auto-regressivo de ordem “p”, a média independe do tempo, se e somente se, o processo for estacionário. Assim, tem-se que $E[Z_t] = E[Z_{t-1}] = \dots = E[Z_{t-p}] = \mu$, sendo então a média do processo uma constante. Uma condição necessária para que o processo AR(p) seja estacionário é que sua média seja finita e determinada, devendo ocorrer,

$$\phi_1 + \phi_2 + \dots + \phi_p < 1.$$

Modelos de Médias Móveis – MA(q)

O modelo de médias móveis resulta da combinação linear dos ruídos brancos ocorridos no período corrente e nos períodos passados, podendo ser escrito por

$$\tilde{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

ou

$$\tilde{Z}_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) a_t = \theta(B) a_t$$

sendo $\theta(B)$ o operador de médias móveis estacionário de ordem q.

A média do processo médias móveis de ordem q , $MA(q)$, é independente do tempo. Cada a_t é gerado por um mesmo processo de ruído branco, independente do tempo t , com

$$\begin{aligned} E(a_t) &= 0 \\ E(a_t^2) &= \sigma_a^2 \quad . \\ E(a_t, a_{t-k}) &= 0 \end{aligned}$$

A condição de invertibilidade para um modelo $MA(q)$ é que todas as raízes da equação característica $\theta(B) = 0$ tenham módulo maior que 1, ou seja, estejam fora do círculo unitário.

Modelo Auto-regressivos e médias móveis – ARMA(p,q)

Ao se combinar o modelo auto-regressivo (AR) e o modelo médias móveis (MA), obtém-se o modelo auto-regressivo médias móveis (ARMA).

Considerando a série temporal Z_t , com $t = 1, \dots, N$ o modelo ARMA de ordem (p,q) , sendo p a ordem da parte auto-regressiva e q a ordem da parte médias móveis, é escrito da seguinte forma

$$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

ou como

$$\phi(B)\tilde{Z}_t = \theta(B)a_t$$

sendo a_t o resíduo do modelo ARMA, $\tilde{Z}_t = Z_t - \mu$,

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \text{ e } \theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q .$$

A equação anterior definirá um processo estacionário se as raízes de $\phi(B) = 0$ estiverem fora do círculo unitário, e definirá um processo invertível se

as raízes da função característica, $\theta(B) = 0$, estiverem fora da região do círculo unitário.

Segundo Morettin e Toloi (2004), um modelo freqüentemente usado é o ARMA(1,1), no qual

$$\begin{aligned} p &= q = 1 \\ \phi(B) &= 1 - \phi_1 B \\ \theta(B) &= 1 - \theta_1 B. \end{aligned}$$

Assim, o modelo pode ser escrito como,

$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1}$	(4)
---	-----

Substituindo-se seqüencialmente \tilde{Z}_{t-1} , \tilde{Z}_{t-2} , em (Z), obtém-se \tilde{Z}_t escrito na forma de um processo linear, $\tilde{Z}_t = \psi(B)a_t$ no qual $\psi_j = \phi^{j-1}(\phi - \theta)$ com $j \geq 1$. Assim, o processo será estacionário se $\sum \psi_j = (\phi - \theta) \sum \phi^{j-1} < \infty$, ou seja, $|\phi| < 1$. O modelo ARMA(1,1) pode também ser escrito na forma, $\pi(B)\tilde{Z}_t = a_t$ com $\pi_j = \theta^{j-1}(\phi - \theta)$, $j \geq 1$, de modo que, o processo será invertível se $\sum \pi_j < \infty$, ou seja, $|\theta| < 1$.

Desta forma, a condição de estacionariedade para um processo ARMA(1,1) é a mesma que para um processo AR(1) e a condição de invertibilidade é a mesma que para um processo MA(1).

2.2.5 Modelos Não-Estacionários

A maioria das séries temporais apresenta algum tipo de não estacionariedade. Como a maioria dos procedimentos de séries temporais supõe que estas sejam estacionárias, é necessário transformar os dados originais no caso de não estacionariedade. A transformação mais comumente aplicada

consiste em tomar diferenças sucessivas na série original até se obter uma série estacionária. O número de diferenças necessário para tornar uma série estacionária é denominada ordem de integração.

De acordo com Morettin e Toloi (2004), se através de um número finito de diferenças, d , a série Z_t torna-se estacionária, tem-se o caso de séries não estacionárias homogêneas. Dois são os casos mais interessantes e mais comuns deste tipo de não estacionariedade:

- séries não estacionárias quanto ao nível, as quais oscilam ao redor de um nível médio durante algum tempo e depois saltam para outro nível temporário. Neste caso, para torná-las estacionárias uma diferença é suficiente;
- séries não estacionárias quanto à inclinação, as quais oscilam numa direção por algum tempo e depois mudam, temporariamente, para outra direção, sendo necessário tomar a segunda diferença.

Modelo Auto-regressivo integrado médias móveis – ARIMA(p,d,q)

De modo geral, a d -ésima diferença de Z_t é $\Delta^d Z_t = \Delta[\Delta^{d-1} Z_t]$. Se $W_t = \Delta^d Z_t$ for uma série estacionária, pode-se representá-la por um modelo ARMA(p,q), ou seja,

$$\phi(B)W_t = \theta(B)a_t$$

Se W_t é uma diferença da série original Z_t , então esta é dita ser uma integral de W_t . Assim, tem-se que Z_t segue um modelo auto-regressivo integrado médias móveis, ou, modelo ARIMA(p,d,q). Tal modelo pode ser escrito como

$$\phi(B)(1-B)^d Z_t = \theta(B)a_t$$

sendo

- $\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ o polinômio auto-regressivo de ordem p;
- $\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$ o polinômio de médias móveis de ordem q;
- B o operador de retardo, tal que $B^j Z_t = Z_{t-j}$;
- d o número de diferenças necessárias para que a tendência seja retirada da série tornando-a estacionária.

Tal modelo supõe que a d-ésima diferença da série Z_t possa ser representado por um modelo ARMA, o qual é estacionário e invertível. Geralmente, uma ou duas diferenças são suficientes.

Modelo sazonal auto-regressivo integrado médias móveis – SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)

Sazonalidade Determinística

Se a série temporal $\{Z_t\}$ exibe um comportamento sazonal determinístico com período 12, pode-se escrevê-la como

$Z_t = \mu_t + N_t$	(5)
---------------------	-----

na qual μ_t é função determinística periódica tal que $\mu_t - \mu_{t-12} = 0$. Aplicando-se o operador de retardo B para se obter μ_{t-12} tem-se que

$$\begin{aligned}\mu_t - B^{12}\mu_t &= 0 \\ (1 - B^{12})\mu_t &= 0\end{aligned}$$

N_t é um processo estacionário o qual pode ser modelado por um ARMA(p,q).

Assim, N_t satisfaz:

$\phi(B)N_t = \theta(B)a_t$	(6)
-----------------------------	-----

no qual a_t é ruído branco e μ_t tem solução dada por

$$\mu_t = \mu + \sum_{j=1}^6 \left[\alpha_j \cos \frac{(2\pi jt)}{12} + \beta_j \frac{\text{sen}(2\pi jt)}{12} \right]$$

com μ , α_j e β_j , para $j = 1, \dots, 6$ constantes desconhecidas.

Considerando o modelo (5) e aplicando a diferença sazonal $(1 - B^{12})$ a este modelo, tem-se:

$$(1 - B^{12})Z_t = (1 - B^{12})\mu + (1 - B^{12})N_t.$$

Mas como $(1 - B^{12})\mu = 0$,

$(1 - B^{12})Z_t = (1 - B^{12})N_t$	(7)
-------------------------------------	-----

Como de acordo com (6) tem-se $N_t = \frac{\theta(B)a_t}{\phi(B)}$, a expressão (7) pode ser

reescrita como,

$$\phi(B)(1 - B^{12})Z_t = \theta(B)(1 - B^{12})a_t.$$

Fazendo $\omega_t = (1 - B^{12})Z_t$, tem-se:

$$\phi(B)\omega_t = \theta(B)(1 - B^{12})a_t.$$

Sazonalidade Estocástica

Segundo Morettin e Toloi (2004), se a série possui sazonalidade estocástica pode-se aplicar o modelo SARIMA. Inicialmente, calcula-se

diferenças com “lag” 1 e com “lag” s , tomando-se d diferenças simples e D diferenças sazonais na série Z_t , com o intuito de produzir estacionariedade.

Assim, tem-se:

$$\omega_t = \Delta^d \Delta_s^D Z_t = (1-B^s)^D (1-B)^d Z_t .$$

Após tomar as diferenças observa-se as fac e facp amostrais da série ω_t , nos “lags” 1,2,... para obter os valores de p e q e nos “lags” s, 2s,... para obter os valores de P e Q, selecionando um modelo SARIMA(p,d,q)(P,D,Q).

2.2.6 Função de Autocorrelação

Define-se a autocovariância de lag k, γ_k , como a covariância entre Z_t e Z_{t+k} , sendo esta uma medida de dependência entre as duas observações separadas por k intervalos de tempo. Assim,

$\gamma_k = \text{cov}[Z_t, Z_{t+k}] = E[(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)]$	(8)
---	-----

Pela expressão (8), tem-se que a autocovariância entre dois pontos quaisquer é a esperança do produto do desvio de cada ponto em relação a média μ do processo.

Segundo Morettin e Toloi (2004) para um processo estacionário real discreto, de média zero e função de autocovariância (facv), $\gamma_k = E\{Z_t Z_{t+k}\}$, as seguintes propriedades são válidas:

- $\gamma_0 > 0$
- $\gamma_{-k} = \gamma_k$
- $\gamma_0 \geq |\gamma_k|$

• γ_k é não negativa definida, isto é, $\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n a_j a_i \gamma_{k_j - k_i} \geq 0$ para quaisquer números reais a_1, \dots, a_n e k_1, \dots, k_n de \mathbb{Z} .

No intuito de se comparar diferentes séries, uma medida padronizada do coeficiente de autocovariância é utilizada. Tal medida, a autocorrelação de lag “k”, é definida como a razão entre a autocovariância de lag “k” e a autocovariância de lag “0”. Desta forma,

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}.$$

Portanto,

$$\rho_k = \frac{E[(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)]}{\sqrt{E[(Z_t - \mu)^2] E[(Z_{t+k} - \mu)^2]}} = \frac{E[(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)]}{\sigma_Z^2}.$$

Como na prática os verdadeiros valores das autocorrelações são desconhecidos, pois o que se tem são apenas amostras das observações, as estimativas se fazem necessárias.

Sendo a estimativa da autocovariância, (γ_k) , dadas por (c_k) , tem-se que

$$\hat{\gamma}_k = c_k = \frac{1}{N} \sum (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z}), \quad k = 0, 1, 2, \dots, N-1.$$

Assim, as estimativas das autocorrelações são dadas por

$$\hat{\rho}_k = r_k = \frac{c_k}{c_0}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, N-1.$$

A função de autocorrelação (fac), associa cada valor de k com seu respectivo coeficiente de autocorrelação. A sua representação gráfica é denominada correlograma, sendo obtida dispondo-se em um gráfico os valores de ρ_k em função dos lag k.

Segundo Morettin e Tolo (2004), a função de autocorrelação possui características especiais de acordo com o tipo de modelo considerado. Para um processo AR(p) decai de acordo com exponenciais e/ou senóides amortecidas, infinitas em extensão. É finita se consideramos um processo MA(q), apresentando um corte após o “lag” q. Se o processo é ARMA(p,q), a fac é infinita em extensão, decaindo de acordo com exponenciais e/ou senóides amortecidas após o lag q – p.

A fac é importante para verificar se a série é estacionária. Ao se construir o correlograma, se o coeficiente de autocorrelação diminuir rapidamente para zero à medida que “k” cresce, a série é estacionária. Caso contrário estar-se-á na presença de uma série temporal não-estacionária.

O correlograma também é útil para identificar a presença da componente sazonal. Se picos regulares são observados, isto pode indicar a presença de tal componente.

2.2.7 Função de Autocorrelação Parcial

Com o intuito de facilitar o procedimento de identificação do modelo, Box, Jenkins e Reinsel (1994) propuseram a utilização da função de autocorrelação parcial para este propósito.

Seja ϕ_{kj} o j-ésimo coeficiente de um modelo auto-regressivo de ordem k, AR(k), tal que seu último coeficiente seja ϕ_{kk} . Segundo Box, Jenkins e Reinsel (1994), sabe-se que a função de autocorrelação pode ser escrita por

$\rho_j = \phi_{k1}\rho_{j-1} + \dots + \phi_{k(k-1)}\rho_{j-k+1} + \phi_{kk}\rho_{j-k} \quad j=1,2,\dots,k$	(9)
--	-----

A partir da equação 9, obtém-se as equações de Yule-Walker que podem ser escritas como:

$$\begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{K-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \cdots & \rho_{K-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \rho_{K-1} & \rho_{K-2} & \rho_{K-3} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{K1} \\ \phi_{K2} \\ \vdots \\ \phi_{KK} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \vdots \\ \rho_K \end{bmatrix}$$

Resolvendo estas equações para $k = 1, 2, 3, \dots$, sucessivamente, tem-se

$$\phi_{11} = \rho_1,$$

$$\phi_{22} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\rho_2 - \rho_1^2}{1 - \rho_1^2},$$

$$\phi_{33} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_3 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}},$$

e em geral:

$$\phi_{KK} = \frac{|\rho_k^*|}{|\rho_k|},$$

no qual ρ_k se refere à matriz de autocorrelação de ordem k , e ρ_k^* à matriz ρ_k , trocando-se a última coluna pelo vetor de autocorrelações.

O valor ϕ_{kk} será a função de autocorrelação parcial entre Z_t e Z_{t-k} , dados os valores intermediários Z_{t-1} e Z_{t-k+1} .

2.2.8 Testes para as Componentes

Como já ressaltado uma série temporal pode ser decomposta em componentes tendência, sazonalidade e resíduo. A presença de tais componente

na série pode ser verificada por meio da aplicação de testes estatísticos, específicos para cada caso.

Testes para tendência

Segundo Moretin e Tolo (2004), a fim de se verificar a existência de tendência na série temporal, além da inspeção gráfica, que irá revelar características importantes da série, testes de hipóteses estatísticos podem ser utilizados tanto antes da estimação da componente T_t como após se obter uma estimativa desta. Todavia, aconselha-se estabelecer se existe a componente de tendência na série antes de se aplicar qualquer procedimento para sua estimação.

Vários testes, como o teste de seqüências (Wald-Wolfowitz), teste do sinal (Cox-Stuart) e teste baseado no coeficiente de correlação de Spearman podem ser aplicados. Aqui, irá ser considerado apenas o teste de Cox-Stuart, o qual agrupa as observações em pares $(Z_1, Z_{1+c}), (Z_2, Z_{2+c}), \dots, (Z_{N-c}, Z_N)$ no qual $c = \frac{N}{2}$, se N for par e $c = \frac{N+1}{2}$ se N for ímpar. A cada par (Z_i, Z_{i+c}) será associado o sinal “+” se $Z_i < Z_{i+c}$ e o sinal “-” se $Z_i > Z_{i+c}$. Os empates são eliminados.

O teste é bilateral e deseja-se testar se

$$H_0 : P(Z_i < Z_{i+c}) = P(Z_i > Z_{i+c}), \forall i$$

$$H_1 : P(Z_i < Z_{i+c}) \neq P(Z_i > Z_{i+c}), \forall i$$

Desta forma, se a probabilidade de sinais “+” for igual a probabilidade de sinais “-”, não existe tendência, caso contrário a presença de tal componente é confirmada.

Na aplicação do teste, usa-se a estatística T_2 que equivale ao número de sinais “+” encontrados, e n cujo resultado é a soma dos sinais “+” com os sinais “-“. Rejeita-se H_0 se $T_2 \geq n - t$, sendo t obtido através da distribuição binomial, com parâmetros $p = \frac{1}{2}$ e n , com um dado nível de significância α . Para $n > 20$ pode-se usar aproximação normal.

Testes para Sazonalidade

O teste para sazonalidade, proposto por Fisher é descrito a seguir, conforme em Morettin e Tolo (2004).

Para se testar a hipótese de nulidade (H_0), a qual contempla a não existência de sazonalidade, usa-se a estatística

$$g = \frac{\max_j I_j^{(N)}}{\sum_{j=1}^{\frac{N}{2}} I_j^{(N)}} = \frac{I^{(1)}}{\sum_{j=1}^{\frac{N}{2}} I_j^{(N)}}$$

na qual I se refere ao valor do periodograma .

O teste de Fisher consiste em determinar um z_α , tal que, sob a hipótese nula,

$$z_\alpha = \left(\frac{\alpha}{n} \right)^{\frac{1}{(n-1)}} + 1$$

no qual $n = \frac{N}{2}$ e α é o nível de significância do teste. Calcula-se a estatística z para um α fixado e compara-se o valor desta com o valor da estatística g . Se $g > z$ rejeita-se a hipótese de nulidade (logo, há sazonalidade no período analisado).

Testes para Resíduo

Um teste utilizado para verificar se o resíduo é i.i.d, isto é, se o resíduo é um ruído branco, foi sugerido por Box e Pierce (1970). Tal teste é baseado nas primeiras estimativas das autocorrelações, \hat{r}_k , dos resíduos, sendo denominado Teste de Box-Pierce. Caso o modelo ajustado seja apropriado, a estatística do teste, com distribuição aproximadamente qui-quadrado (χ^2), será

$$Q(k) = n(n+2) \sum_{j=1}^k \frac{\hat{r}_j^2}{(n-j)}$$

A hipótese de ruído branco será aceita se $Q < \chi^2$, com $(k-p-q)$ graus de liberdade, sendo k o número de “lags,” p a ordem da parte autorregressiva do modelo e q a ordem da parte de médias móveis.

Segundo Morettin e Tolo (1986), a construção do correlograma e do seu intervalo de confiança (IC) é o suficiente para verificar se uma série é ruído branco (observações independentes e identicamente distribuídas). Dentre o total das correlações, 95% destas deverão estar dentro deste IC.

2.2.9 Escolha do Modelo

Um dos métodos que podem ser utilizados para a seleção de modelos é o critério de Akaike, conhecido como AIC. De acordo com Morettin e Tolo (2004), levando-se em conta que a identificação do modelo é realizada através da série diferenciada, o AIC pode ser calculado por:

$$AIC(k, l) = N \ln \hat{\sigma}_a^2 + 2(k + l + 2)$$

sendo $\hat{\sigma}_a^2$ estimado pelo método de máxima verossimilhança e $k + l$ dado pelo número de parâmetros do modelo estimado.

Tal critério não deve ser usado como uma substituição da verificação dos demais critérios da qualidade do ajuste de modelos, como a verificação da função de autocorrelação e autocorrelação parcial da série, e a verificação e teste para o resíduo. Assim, o modelo que apresentar o menor AIC será escolhido, sendo este comparado entre os modelos propostos, como critério de seleção do modelo desejado.

2.3 Análise de Intervenção

2.3.1 Aspectos Gerais

O termo intervenção foi introduzido por Glass (1972). Segundo Morettin e Tolo (2004), a intervenção pode ser definida como um evento que pode alterar a real trajetória da série temporal em um dado instante de tempo previamente conhecido. Tal evento pode vir a afetar, temporariamente ou permanentemente, a série em estudo e sua incidência pode ser momentânea ou perdurar por algum intervalo de tempo.

Geralmente, na análise de séries temporais, há o interesse de se saber se o modelo gerador da série sofre alguma alteração quando algum evento específico ocorre.

O objetivo geral da análise de intervenção é avaliar o impacto de tais eventos no comportamento da série. A ocorrência de uma ou mais intervenções em uma série temporal pode ter efeito na mudança de nível ou inclinação desta. Deve-se ressaltar que tais eventos podem estar obscuros pelas componentes tendência e sazonalidade, ou ainda pelo erro aleatório.

2.3.2 Modelo para Intervenção

De forma geral, uma classe de modelos que leva em consideração a possível ocorrência de inúmeras intervenções é dada por

$Z_t = \sum_{j=1}^k v_j(B) X_{j,t} + N_t$	(10)
---	------

na qual

- $X_{j,t}$ são variáveis de intervenção;
- Z_t é a variável resposta;
- $v_j(B)$, $j = 1, \dots, k$ são funções de transferência dadas por

$\frac{w_j(B)B^{b_j}}{\delta_j(B)}$ sendo $w_j(B) = w_{j,0} - w_{j,1}B - \dots - w_{j,s}B^s$ os parâmetros que

determinam o efeito da intervenção, $\delta_j(B) = 1 - \delta_{j,1}B - \dots - \delta_{j,r}B^r$ efeito desta até que a série temporal atinja um novo nível ou volte ao anterior;

- N_t é a série residual, a qual é livre do efeito das intervenções.

As variáveis indicadoras de intervenção, $X_{j,t}$, são classificadas como binárias, existindo três tipos diferentes destas. Em todos estes tais variáveis recebem o valor 1 no instante de tempo T ou no intervalo de T_1 até T_2 no qual ocorreu a intervenção, e 0 nos demais casos.

Estes três tipos encontram-se ilustrados nas Figuras 3, 4 e 5.

- Função degrau (“step function”) – o efeito da intervenção se mantém após o instante de tempo T até o final da série

$$X_{j,t} = S_t^{(T)} = \begin{cases} 0, & t < T \\ 1, & t \geq T \end{cases}$$

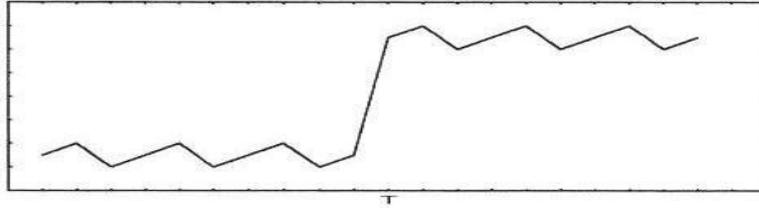


FIGURA 3 – Função Degrau

- Função impulso – o efeito da intervenção é temporário, afetando a série apenas no instante T.

$$X_{j,t} = I_t^{(T)} = \begin{cases} 0, & t \neq T \\ 1, & t = T \end{cases}$$

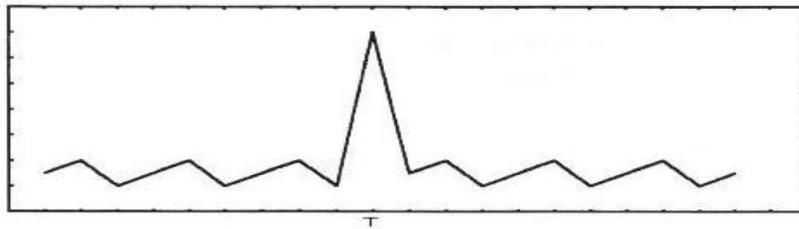


FIGURA 4 – Função Impulso

- Função Intermediária – o efeito da intervenção afeta a série temporal apenas entre os instantes de tempo T_1 até T_2 .

$$X_{j,t} = \begin{cases} 0, & t < T_1 \quad t > T_2 \\ 1, & T_1 \leq t \leq T_2 \end{cases}$$

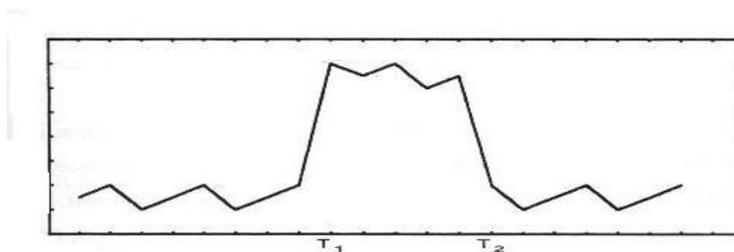


FIGURA 5 – Função Intermediária

2.3.3 Efeitos da intervenção

Inúmeras são as formas segundo as quais uma intervenção pode afetar o comportamento de uma série temporal, sendo as mais comuns a mudança no nível ou na inclinação desta.

Quanto à sua manifestação, o efeito da intervenção pode ser abrupto ou gradual, afetando a série no instante em que ocorreu o fenômeno ou depois de algum tempo do início deste. De maneira geral, não se analisa a intervenção apenas no instante em que esta ocorreu, mas sim dentro de um intervalo de tempo. Quanto à sua duração, pode ser temporária ou permanente, voltando ou não a série temporal ao seu nível anterior à ocorrência da intervenção. A Figura 6 apresenta os tipos mais comuns de efeitos de uma intervenção.

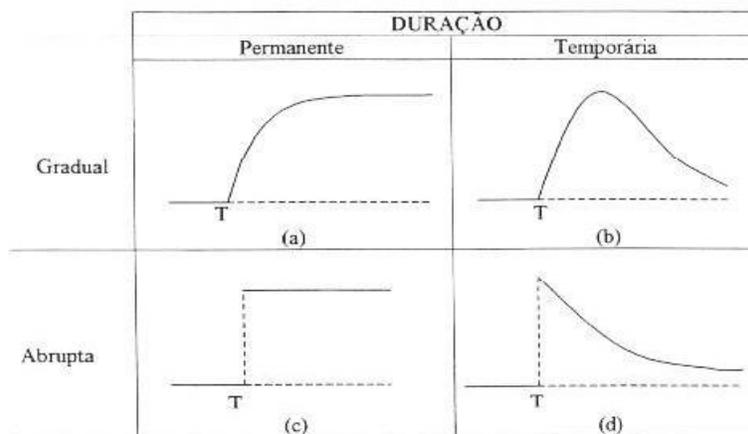


FIGURA 6 – Efeitos da Intervenção

2.3.4 Função de Transferência

A função de transferência $v(B)$ do modelo (10) possui uma forma apropriada para cada efeito de intervenção mencionado. Caso a função seja

previamente conhecida, com seus parâmetros já estimados, o tipo de efeito de intervenção também o será.

As formas para as funções de transferência $v(B)$ encontram-se na Figura 7 e os casos mais comuns destas são descritos a seguir. Para tal, será considerado o caso de uma única função de transferência, da forma:

$$Z_t = v(B)X_t + N_t$$

na qual

$$v(B) = \frac{w(B)}{\delta(B)}$$

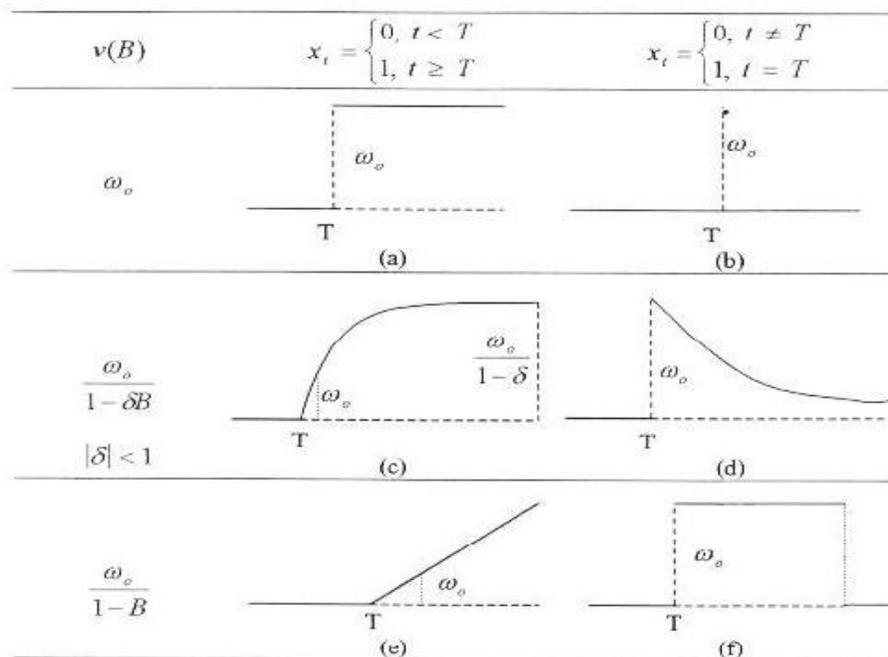


FIGURA 7 – Função de Transferência.

- Para $Z_t = \begin{cases} 0, & t < T \\ w_0, & t \geq T \end{cases}$ tem-se um efeito permanente após uma mudança de nível imediata no instante T , o que caracteriza a situação (a) na Figura (7).

- Se $Z_t = \begin{cases} 0, & t \neq T \\ w_0, & t = T \end{cases}$ a mudança do nível da série ocorre apenas no instante T,

permanecendo inalterada nos demais instantes (intervenção abrupta de efeito temporário). Situação (b) na Figura (7)

- Na situação (c) tem-se que $v(B) = \frac{w_0}{1-\delta B}$ e $Z_t = \delta Z_{t-1} + w_0 X_t + N_t$. Segue

então que $Z_t = \begin{cases} 0, & t < T \\ w_0 \sum_{j=0}^k \delta^j, & t = T+k, k=0,1,2,\dots \end{cases}$. No instante da intervenção a

função de transferência atinge gradualmente um nível, o qual é mantido.

- Para $Z_t = \begin{cases} 0, & t < T \\ \delta^k w_0, & t = T+k, k=0,1,2,\dots \end{cases}$, situação (d), após a intervenção no

instante T, a série muda abruptamente de nível, decaindo exponencialmente após este instante, até atingir o nível pré-intervenção.

- Na situação (e), a série torna-se não estacionária após o instante da intervenção

e tem-se $Z_t = \begin{cases} 0, & t < T \\ (k+1)w_0, & t = T+k, k=0,1,2,\dots \end{cases}$.

- Para $Z_t = \begin{cases} 0, & t < T \\ w_0, & t \geq T \end{cases}$, a série sofre uma intervenção abrupta no instante T,

com duração permanente, até atingir a assíntota $\frac{w_0}{1-B}$. Este caso está caracterizado na situação (f) da Figura (7).

2.3.5 Aplicações da Análise de Intervenção

Tiao, Box e Hamming (1975), usaram a análise de intervenção para avaliar impacto de determinadas medidas sobre a poluição em Los Angeles, considerando o período de Janeiro de 1955 a Dezembro de 1972.

Bhattacharyya e Layton (1979) utilizaram a análise de intervenção para estudar o efeito da obrigatoriedade, no Estado de Queensland (Austrália), do uso de cinto de segurança em automóveis, com o intuito de entender e analisar o número de vítimas fatais por acidente rodoviário.

Borgatto e Sáfadi (2000) utilizaram modelos com intervenção para analisar séries de transporte urbano na cidade de São Paulo.

Na pesquisa sobre incidência criminal nenhum trabalho com utilização de análise de intervenção foi encontrado.

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Material

As séries a serem consideradas para análise são as séries históricas de incidência de Crimes Contra a Pessoa (CCPE) e Crimes Contra o Patrimônio (CCPA), obtidas juntamente à PMMG, através do 8º Batalhão de Polícia Militar. Segundo esta, em tais categorias incluem-se os crimes descritos no Anexo B.

Os dados coletados são referentes ao período de Janeiro de 1991 à Junho de 2005. Os últimos seis meses foram reservados com objetivo de serem utilizados como fonte de comparação com as previsões obtidas.

Os dados de incidência de crimes são referentes ao número de ocorrências registradas pela PMMG durante o referido período. Em virtude do que foi visto na seção 2.1.3 não serão utilizados dados brutos de incidência criminal para a análise das séries temporais de CCPE e CCPA. Serão utilizados índices de crimes contra a pessoa e contra o patrimônio calculados por

$ICCPE = \frac{(CCPE * 1000)}{Pop}$	(12)
$ICCPA = \frac{(CCPA * 1000)}{Pop}$	(13)

nos quais:

- ICCPE é o índice de crimes contra a pessoa por 1000 habitantes;
- ICCPA é o índice de crimes contra o patrimônio por 1000 habitantes;
- CCPE é o número bruto de ocorrências mensal de crimes contra a pessoa;
- CCPA é o número bruto de ocorrências mensal de crimes contra o patrimônio;

- Pop é a referida população.

O Anexo A contém as séries dos índices de crimes contra a pessoa e contra o patrimônio, calculados segundo as fórmulas vistas. Para os cálculos de tais índices foram utilizados dados referentes às populações anuais das três cidades consideradas, no período de 1991 a 2005. Tais dados são produtos de censos demográficos, contagem da população e estimativas desta, obtidos através do site do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), www.ibge.gov.br, e encontram-se no Anexo A. De acordo com IBGE o modelo adotado para a estimação da população nos referido municípios emprega metodologia na qual se observa a tendência de crescimento populacional entre dois Censos Demográficos consecutivos, em relação a mesma tendência de uma área geográfica maior. O método leva em consideração a evolução das componentes demográficas, tais como fecundidade, mortalidade e migração, para uma área maior que o município. Em síntese, o que se tem para a metodologia é que se a tendência de crescimento populacional entre dois censos for positiva, a estimativa populacional será maior que a verificada no ultimo levantamento censitário, e apontara valor inferior ao ultimo Censo, caso contrario.

3.2 Metodologia

Inicialmente, utiliza-se os dados brutos referentes à incidência de Crimes Contra a Pessoa e Contra o Patrimônio para a construção dos índices de criminalidade, conforme os modelos (12) e (13), obtendo-se assim as séries temporais a serem analisadas.

Considera-se as cidades de Lavras, Alfenas e Varginha, sendo a análise realizada para cada uma destas separadamente, bem como também para os dois

grupos de crimes. Em cada uma destas, considerou-se os primeiros 168 dados mensais de cada série, reservando-se os últimos 6 para comparação com as previsões obtidas com cada modelo. A metodologia aplicada para ajustar modelos a estas séries é composta pelas seguintes etapas:

1. Construção de gráficos no intuito de se verificar a existência de possíveis intervenções e componentes;
2. Verificação da existência das componentes tendência e sazonalidade através da aplicação de testes específicos para cada uma destas;
3. Ajuste de modelos convenientes para cada uma das séries analisadas, considerando modelos sem intervenção e com a ocorrência destas;
4. Realizar previsões, para o período de Janeiro de 2005 a Junho de 2005, com o objetivo de verificar qual o modelo cujas previsões mais se aproximam dos valores reais.

Os “softwares” utilizados para realizar as análises foram os seguintes: STATISTICA[®](2001) e R[®] (2005).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

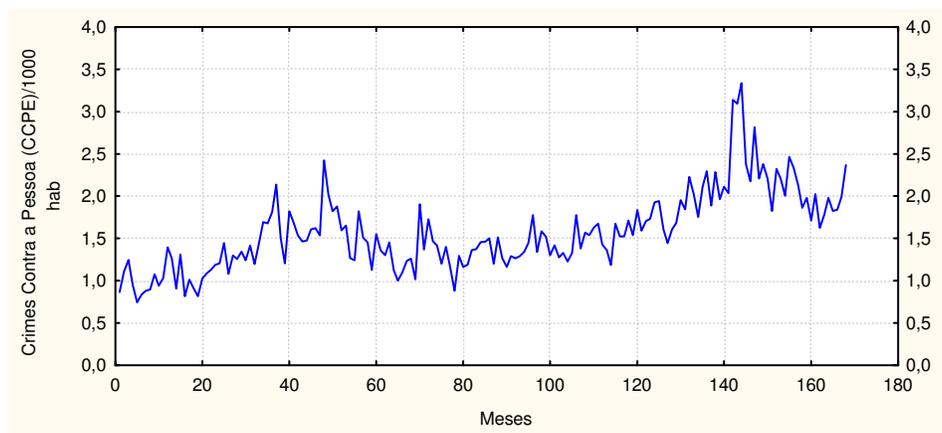
No estudo das séries temporais de índices de crimes contra a pessoa e contra o patrimônio, no período de 1991 a 2005, é importante não só avaliar o comportamento da série e suas componentes, mas também avaliar o efeito de eventos externos, ocorridos em algum instante de tempo conhecido T , que possam ter interferido e modificado o comportamento destas.

Para a análise de tais séries, as metodologias de séries temporais, utilizando os modelos de Box e Jenkins, e análise de intervenção foram aplicadas. Os resultados para cada uma das cidades, os modelos propostos e valores previstos com os mais adequados destes, encontram – se a seguir.

4.1 Lavras

4.1.1 Crimes Contra a Pessoa – CCPE

A Figura 8 apresenta o gráfico dos dados da série do índice de crimes contra a pessoa para a cidade de Lavras/MG. Observa-se que o modelo adequado é aditivo $Z_t = T_t + S_t + a_t$, visto que não há presença de variabilidade crescente ou decrescente na trajetória desta.



Fonte: 8º Batalhão de Polícia Militar (8º BPM)

FIGURA 8. Gráfico da série de ICCPE, município de Lavras, período de Jan/1991 a Dez/2004.

Na Figura 8 percebe-se a ocorrência de alguns picos os quais podem ser resultados de possíveis intervenções. Visualmente faz-se a suposição da presença da componente tendência e a não ocorrência da componente sazonal. Mas, para a confirmação da presença ou não destas, deve-se aplicar o Teste de Cox-Stuart e o Teste de Fisher, descritos na seção 2.2.8, para tendência e sazonalidade, nesta ordem.

Na Figura 9 tem-se a análise espectral para a série. Na qual percebe-se um pico no 12º período e uma possível periodicidade no 80º período. O teste para sazonalidade será aplicado no período anual.

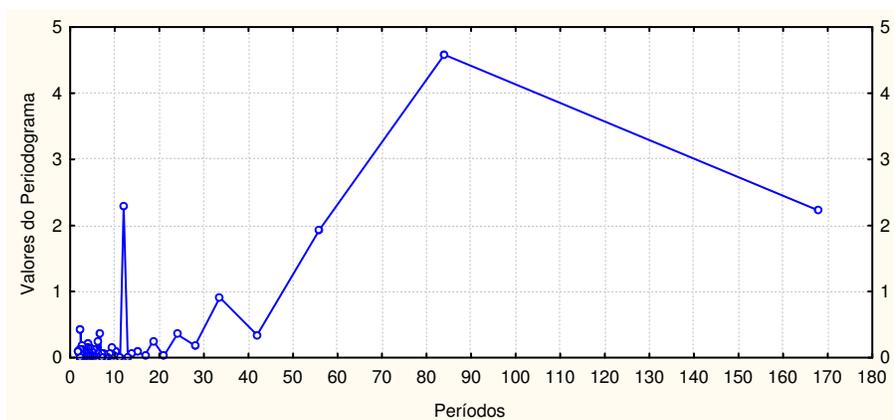


FIGURA 9. Análise espectral da Série de Índices de Crimes Contra a Pessoa – Lavras/MG.

Testando-se então a existência sazonal no período de 12 meses através do teste proposto por Fisher tem-se:

$$n = \frac{N}{2} = \frac{168}{2} = 84 \quad \alpha = 0,05$$

$$z_{0,05} = \left(\frac{0,05}{84} \right)^{\frac{1}{(84-1)}} + 1 = 1,914 \quad g = 0,0034$$

Como $g < z$ não existem evidências para se rejeitar a hipótese de nulidade. Logo, a série não apresenta sazonalidade determinística.

A tendência na série é testada através do teste dos sinais considerando um nível de significância $\alpha = 0,05$, testando-se as hipóteses descritas na seção 2.2.8. Como $N = 168$ observações, têm-se duas amostras cada uma com 84 observações. O número de sinais positivos, T_2 , é igual a 77. Assim,

$$c = \frac{168}{2} = 84 \quad n = 84 \quad t \sim N(np, npq)$$

Como o $T_2 > 84 - 50,98$, rejeita-se a hipótese de nulidade, confirmando a presença da componente tendência.

Identificação

Como anteriormente citado, a identificação do modelo que se ajusta aos dados de uma série temporal é realizada através das f_{ac} e f_{apc} da série estacionária. Como através do Teste de Cox-Stuart foi confirmada a presença da componente tendência na série, se faz necessária a aplicação da primeira diferença nesta, a fim de que a série se torne estacionária. A Figura 10 apresenta tal série.

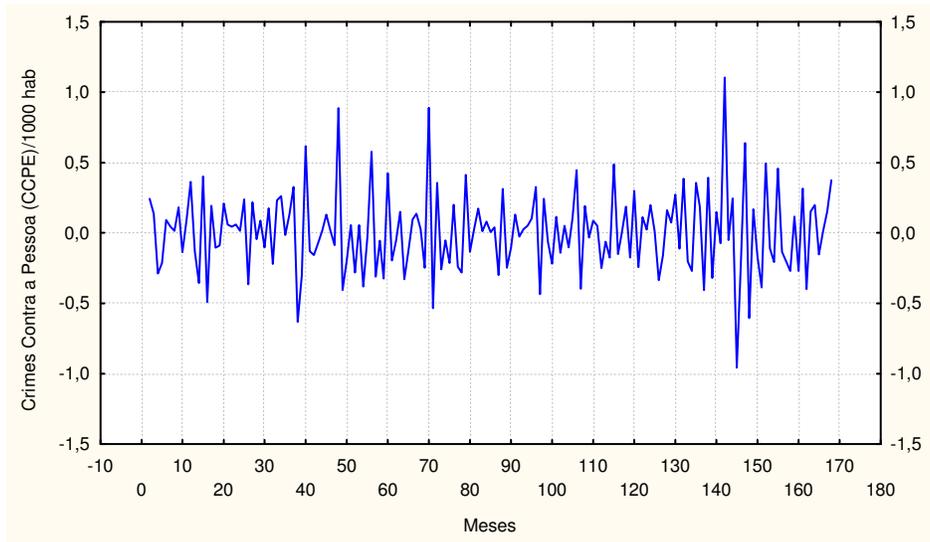


FIGURA 10. Série diferenciada do ICCPE – Lavras/MG.

Através da f_{ac} e f_{apc} , Figura 11, observa-se que a série realmente não apresenta sazonalidade determinística, como visto pelo Teste de Fisher. A f_{ac} apresenta correlação de “lag” 1 e a f_{apc} de “lag” 2. Os modelos ARIMA(2,1,0), ARIMA(0,0,1) e ARIMA(2,1,1) não apresentaram bons ajustes (os resíduos não eram ruído branco). Através da Figura 11 pode-se perceber que ambas as funções de autocorrelação possuem correlações em “lag” múltiplos de 12.

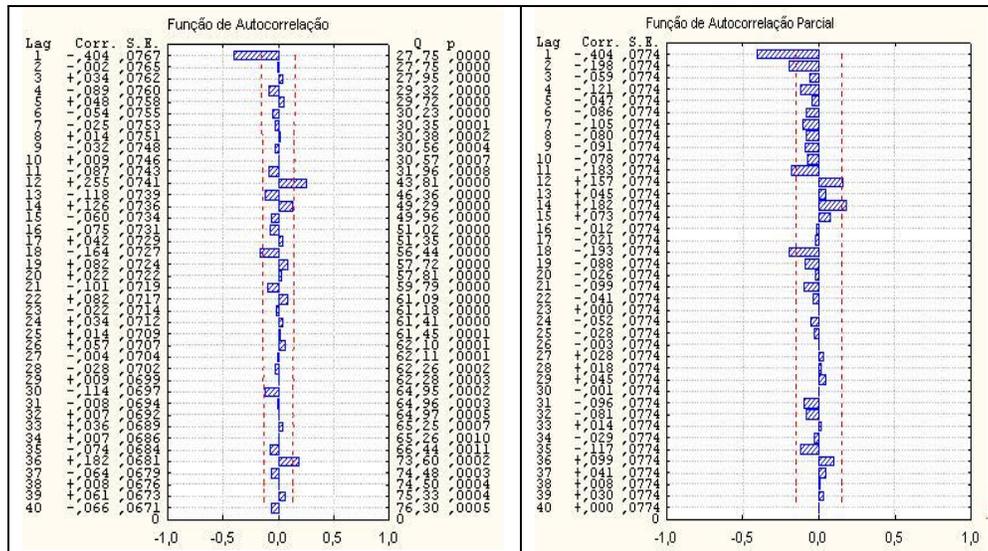


FIGURA 11. Função de autocorrelação e autocorrelação parcial da série diferenciada do ICCPE – Lavras/MG.

Sendo assim, para a série em questão, propõem-se os seguintes modelos:

- Mod1: A facp apresenta correlação de “lag” 2 e a fac apresenta correlação sazonal no “lag” 12. Assim, o modelo proposto é SARIMA(2,1,0)(0,0,1)₁₂, escrito como

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(1 - B)Z_t = (1 - \Theta_1 B^{12})a_t$$

- Mod2: Um segundo modelo proposto é o SARIMA(0,1,1)x(0,0,1)₁₂, escrito como:

$$(1 - B)Z_t = (1 - \theta_1 B)(1 - \Theta_1 B^{12})a_t$$

- Mod3: Este modelo considera a ocorrência de cinco intervenções, $x_{1,t}$, $x_{2,t}$, $x_{3,t}$, $x_{4,t}$ e $x_{5,t}$ ambas abruptas temporárias, referentes aos meses de Fev/94, Dez/94, Out/96, Set/02 e Fev/03, cujos efeitos podem ser descritos como

$$x_{1,t} = \begin{cases} 1, & T = 38 \\ 0, & T \neq 38 \end{cases} \quad x_{2,t} = \begin{cases} 1, & T = 48 \\ 0, & T \neq 48 \end{cases} \quad x_{3,t} = \begin{cases} 1, & T = 70 \\ 0, & T \neq 70 \end{cases}$$

$$x_{4,t} = \begin{cases} 1, & T = 141 \\ 0, & T \neq 141 \end{cases} \quad x_{5,t} = \begin{cases} 1, & T = 146 \\ 0, & T \neq 146 \end{cases}$$

Ajustou-se para tal situação um SARIMA(2,1,0)(0,0,1). O modelo é da seguinte forma:

$$Z_t = \frac{\omega_{1,t}}{1-B\delta_1} x_{1,t} + \frac{\omega_{2,t}}{1-B\delta_2} x_{2,t} + \frac{\omega_{3,t}}{1-B\delta_3} x_{3,t} + \frac{\omega_{4,t}}{1-B\delta_4} x_{4,t} + \frac{\omega_{5,t}}{1-B\delta_5} x_{5,t} + \frac{(1-\Theta_1 B^2)}{(1-\phi_1 B - \phi_2 B^2)(1-B)} a_t$$

- Mod4: Neste segundo modelo considerando-se o efeito das intervenções, ajustou-se o mesmo modelo Mod2, SARIMA(0,1,1)(0,0,1), adicionando-se a este o efeito das cinco intervenções descrito no modelo Mod3. Assim, o modelo pode ser escrito como:

$$Z_t = \frac{\omega_{1,t}}{1-B\delta_1} x_{1,t} + \frac{\omega_{2,t}}{1-B\delta_2} x_{2,t} + \frac{\omega_{3,t}}{1-B\delta_3} x_{3,t} + \frac{\omega_{4,t}}{1-B\delta_4} x_{4,t} + \frac{\omega_{5,t}}{1-B\delta_5} x_{5,t} + \frac{(1-\theta_1 B)(1-\Theta_1 B^2)}{(1-B)} a_t$$

A estimação dos parâmetros para os quatro modelos propostos na fase de identificação, dois sem o uso de intervenção e os outros dois considerando a ocorrência de possíveis eventos externos à série, são apresentados, respectivamente, nas Tabelas 7, 8, 9 e 10. O método utilizado para a obtenção das estimativas foi o método da máxima verossimilhança através do software STATISTICA®.

TABELA 7. Estimativas dos parâmetros do modelo Mod1 para a série de Índices de Crimes Contra a Pessoa (ICCPE), da cidade de Lavras/MG, no período de Jan/1991 a Dez/2004.

Parâmetro	Estimativa	Erro-Padrão	LI:90%	LS:90%	p
ϕ_1	-0,508246	0,076610	-0,659614	-0,356977	0,000000
ϕ_2	-0,247766	0,076896	-0,399600	-0,095932	0,001535
Θ_1	-0,312665	0,074603	-0,459970	-0,165360	0,000045

TABELA 8. Estimativas dos parâmetros do modelo Mod2, para a série de Índices de Crimes Contra a Pessoa (ICCPE), da cidade de Lavras/MG, no período de Jan/1991 a Dez/2004.

Parâmetro	Estimativa	Erro-Padrão	LI:90%	LS:90%	p
θ_1	0,583696	0,072193	0,441154	0,726238	0,000000
Θ_1	-0,309752	0,074241	-0,456337	-0,163166	0,000049

TABELA 9. Estimativas dos parâmetros do modelo Mod3 para a série de Índices de Crimes Contra a Pessoa (ICCPE), da cidade de Lavras/MG, no período de Jan/1991 a Dez/2004.

Parâmetro	Estimativa	Erro-Padrão	LI:90%	LS:90%	p
ϕ_1	-0,481027	0,082329	-0,643666	-0,318387	0,000000
ϕ_2	-0,263901	0,083101	-0,428066	-0,099735	0,001806
Θ_1	-0,352495	0,081446	-0,513391	-0,191599	0,000027
ω_1	-0,460628	0,186394	-0,828847	-0,092409	0,014553
δ_1	0,996784	0,022810	0,951722	1,041846	0,000000
ω_2	0,710652	0,186271	0,342675	1,078629	0,000000
δ_2	0,570794	0,224520	0,127257	1,014331	0,000197
ω_3	0,674018	0,183275	0,311961	1,036074	0,012000
δ_3	0,727822	0,176125	0,379888	1,075756	0,000325
ω_4	-0,464037	0,120251	-0,701592	-0,226480	0,000167
δ_4	-0,774420	0,104921	-0,981690	-0,567150	0,000000
ω_5	-0,518268	0,176961	-0,867852	-0,168684	0,003921
δ_5	-0,574160	0,176462	-0,922759	-0,225561	0,001400

TABELA 10. Estimativas dos parâmetros do modelo Mod4 para a série de Índices de Crimes Contra a Pessoa (ICCPE), da cidade de Lavras/MG, no período de Jan/1991 a Dez/2004.

Parâmetro	Estimativa	Erro-Padrão	LI:90%	LS:90%	p
θ_1	0,499556	0,074220	0,35294	0,646169	0,000000
Θ_1	-0,339998	0,082106	-0,500219	-0,177807	0,000057
ω_1	-0,443980	0,186512	-0,81241	-0,075546	0,018517
δ_1	0,996589	0,021516	0,95409	1,039091	0,000000
ω_2	0,745268	0,190879	0,36821	1,122329	0,000141
δ_2	0,555552	0,231201	0,09881	1,012239	0,017453
ω_3	0,670141	0,186844	0,30105	1,039229	0,000448
δ_3	0,706613	0,181939	0,34721	1,066012	0,000152
ω_4	-0,429409	0,117005	-0,66054	-0,198278	0,000333
δ_4	-0,803044	0,099990	-1,00056	-0,605525	0,000000
ω_5	-0,488375	0,165242	-0,81479	-0,161957	0,003609
δ_5	-0,650370	0,165534	-0,97736	-0,323376	0,000128

Na Tabela 11, pode-se verificar através das estatísticas do Teste de Box-Pirce, que o resíduo de todos os modelos constituem ruído branco. A escolha do melhor modelo sem o uso de intervenção e considerando a ocorrência destas, será realizada com base no Critério de Akaike (AIC). Tais valores também se encontram na Tabela 11.

TABELA 11. Estimativas do critério de Akaike e estatísticas para Teste de Box-Pierce.

Modelo	AIC	GL	χ^2	Q
Mod1	-457,74	37	52,19	35,85
Mod2	-464,37	38	53,39	40,42
Mod3	-484,22	27	40,11	31,24
Mod4	-486,07	28	41,34	33,65

Assim, entre os modelos Mod1 e Mod2, opta-se por Mod2, SARIMA(0,1,1)(0,0,1), por apresentar menor AIC. Ao se comparar os valores

encontrados para os modelos Mod3 e Mod4, o modelo Mod4, SARIMA(0,1,1)(0,0,1) com intervenção, é o modelo mais adequado.

Previsão

Os dois modelos escolhidos anteriormente serão utilizados para fins de previsão e comparação com os valores reais. As estimativas dos valores previstos para os índices de crimes contra a pessoa, os valores reais e respectivos intervalos de confiança (IC) a 90%, para o período de Janeiro de 2005 a Junho de 2005, encontram-se nas Tabelas 12 e 13. Nestas pode-se também encontrar os valores dos desvios padrões das previsões e o erro quadrático médio, o qual será utilizado para escolher o modelo que tenha fornecido as previsões mais próximas dos verdadeiros valores.

TABELA 12. Valores reais de Índices de Crimes Contra a Pessoa (ICCPE) para a cidade de Lavras/MG, de Janeiro a Junho de 2005, e valores preditos para o mesmo período utilizando o modelo Mod2.

Mes	Valor Real	Previsão	LI:90%	LS:90%	DP	EQ
Jan/05	2,153361	2,109919	1,704397	2,515442	0,245156	0,001887
Fev/05	2,418213	2,037184	1,597925	2,476444	0,265551	0,145183
Mar/05	2,360636	2,022490	1,551906	2,493074	0,284488	0,114343
Abr/05	2,291544	2,000209	1,500259	2,500158	0,302241	0,084876
Mai/05	2,038208	2,069446	1,541762	2,597130	0,319008	0,000976
Jun/05	1,796386	1,976722	1,422691	2,530753	0,334936	0,032521
Erro Quadrático Médio de Previsão						0,063298

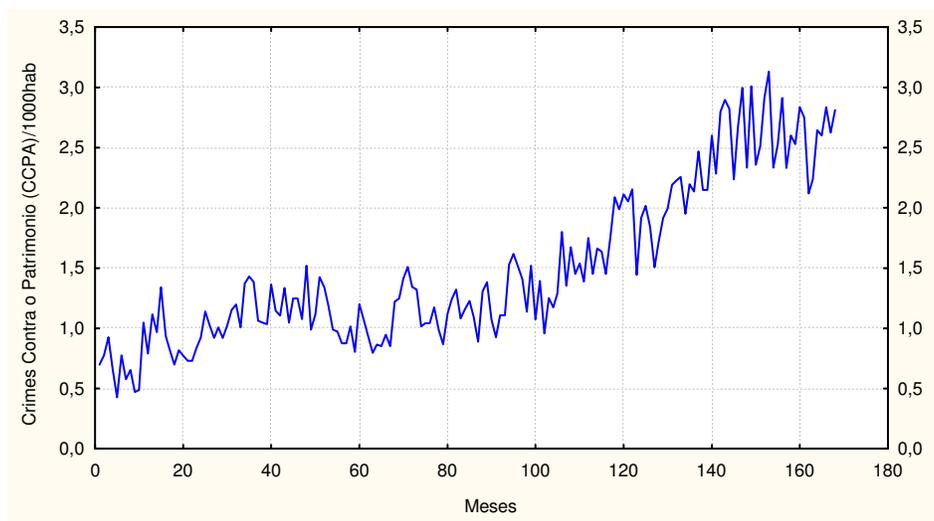
TABELA 13. Valores reais de Índices de Crimes Contra a Pessoa (ICCPE) para a cidade de Lavras/MG, de Janeiro a Junho de 2005, e valores preditos para o mesmo período utilizando o modelo Mod4.

Mes	Valor Real	Previsão	LI:90%	LS:90%	DP	EQ
Jan/05	2,153361	2,143404	1,787665	2,504329	0,216548	0,000091
Fev/05	2,418213	2,041138	1,640093	2,441490	0,242151	0,142185
Mar/05	2,360636	2,088206	1,651229	2,529219	0,265295	0,074218
Abr/05	2,291544	2,031474	1,567372	2,505790	0,286575	0,067636
Mai/05	2,038208	2,126191	1,620848	2,634814	0,306381	0,007741
Jun/05	1,796386	2,018105	1,480742	2,556268	0,324983	0,049159
Erro Quadrático Médio de Previsão						0,05694

Com base nas previsões realizadas com os dois modelos, SARIMA(0,1,1)(0,0,1) com intervenção, apresentou melhores resultados (menor EQMP). Assim, tal modelo é o mais indicado para esta finalidade.

4.1.2 Crimes Contra o Patrimônio – CCPA

A Figura 12 apresenta o gráfico da série do índice de Crimes Contra o Patrimônio por 1000 habitantes para Lavras/MG. O modelo aditivo, $Z_t = T_t + S_t + a_t$, assim como para a série de índices de Crimes Contra a Pessoa, é adequado.



Fonte: 8º Batalhão de Polícia Militar (8ºBPM)

FIGURA 12. Gráfico da série de ICCPA, município de Lavras, período de Jan/1991 a Dez/2004.

Através da Figura 12, percebe-se um crescimento mais acentuado da série a partir da observação 105 (Set/99). Alguns picos podem ser ocasionados pela ocorrência de intervenções. Visualmente, faz-se a suposição da presença da componente tendência e a não ocorrência da componente sazonal. Para a confirmação da presença ou não destas, deve-se aplicar o Teste de Cox-Stuart (teste dos sinais) e o Teste de Fisher, para tendência e sazonalidade.

A análise espectral da série está representada na Figura 13. Percebe-se na Figura um pequeno pico sazonal no 12º período, sendo então o teste para sazonalidade será aplicado no período anual.

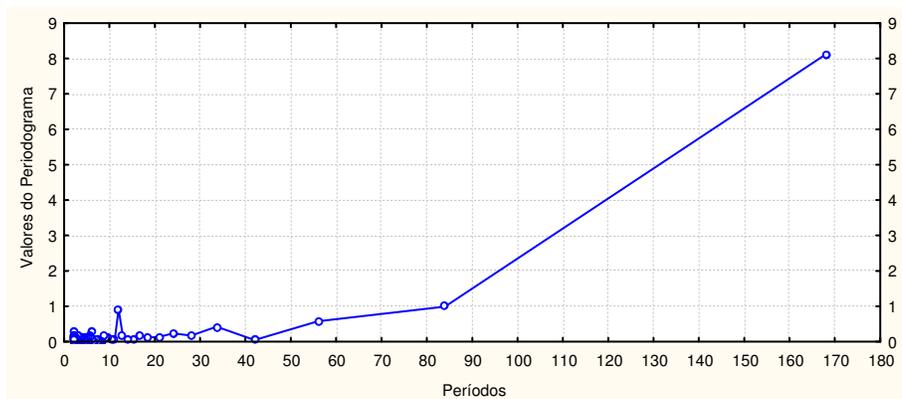


FIGURA 13. Análise espectral da Série de Índices de Crimes Contra o Patrimônio – Lavras/MG.

Aplicando-se o Teste de Fisher tem-se:

$$z_{0,05} = \left(\frac{0,05}{84} \right)^{\frac{1}{(84-1)}} + 1 = 1,914 \quad g = 0,0047$$

Assim, pelo teste ($g < z$), não se verifica a presença de sazonalidade determinística, não havendo evidências para se rejeitar H_0 . A componente tendência é verificada através da aplicação do teste dos sinais com $\alpha = 0,05$, $p = 0,5$ e os seguintes valores :

$$N = 168 \quad c = \frac{168}{2} = 84 \quad n = 84 \quad T_2 = 83$$

$$t \sim N(np, npq) \quad t = 50,98$$

Como o $T_2 > 84 - 50,98$, confirma-se a presença da componente tendência e portanto, rejeita-se H_0 .

Identificação

Com a aplicação do Teste de Cox-Stuart foi verificada a presença da componente tendência. Assim, se faz necessária a diferenciação da série com o

intuito de se retirar tal componente afim de tornar a série estacionária. Tal série encontra-se na Figura 14.

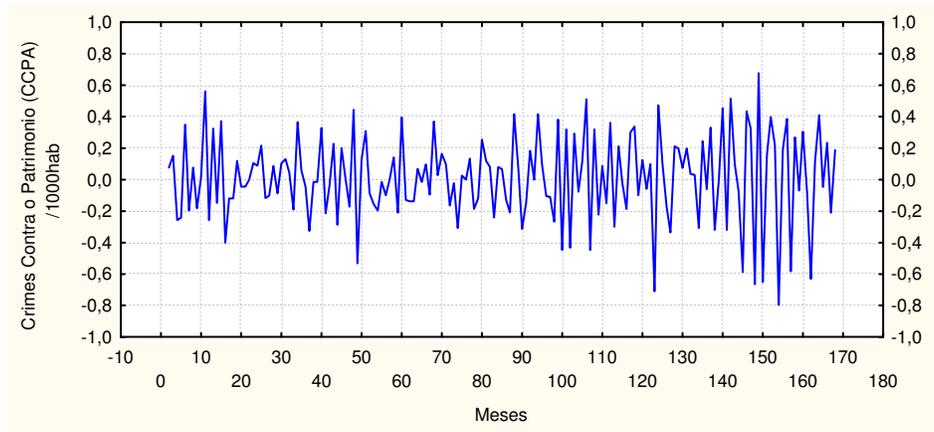


FIGURA 14. Série diferenciada do ICCPA – Lavras/MG.

Através das fac e facp da série diferenciada, Figura 15, as ordem dos possíveis modelos serão determinadas.

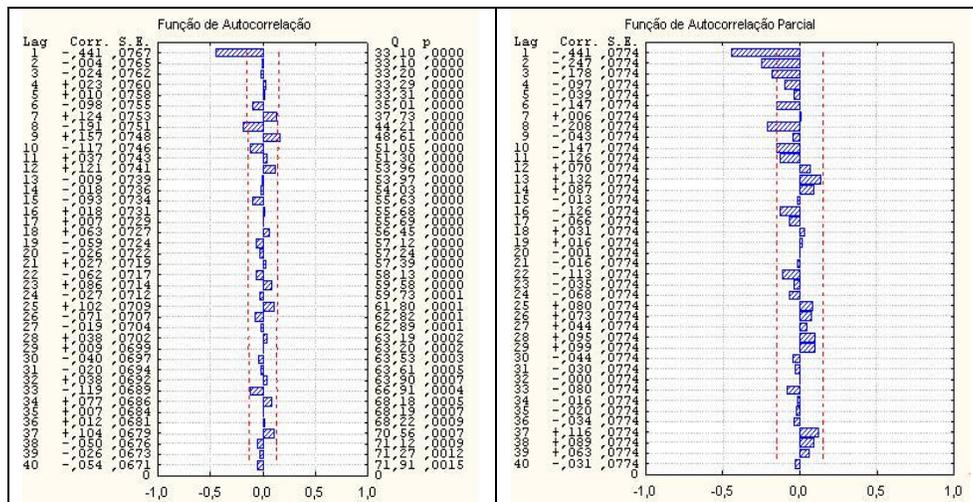


FIGURA 15. Função de Autocorrelação e autocorrelação parcial da série diferenciada do ICCPA – Lavras/MG

Pela Tabela 15 percebe-se que a fac possui correlação de “lag” 8, o mesmo ocorrendo para a facp. O primeiro modelo proposto é um ARIMA(8,1,4). Ao se ajustar tal modelo as estimativas de alguns parâmetros não foram significativas. Sendo assim, optou-se pelo ajuste do modelo incompleto, considerando apenas os parâmetros significativos. Tal ajuste foi realizado utilizando-se o software R. O Anexo C contém o programa utilizado.

- Mod1: ARIMA(8,1,4) da forma:

$$(1 - \phi_3 B^3 - \phi_4 B^4 - \phi_5 B^5 - \phi_7 B^7 - \phi_8 B^8) Z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \theta_3 B^3 - \theta_4 B^4)$$

No próximo modelo considera-se a ocorrência de duas intervenções, referentes a Fev/01 e Mar/03, ambas abruptas temporárias, da seguinte forma:

$$x_{1,t} = \begin{cases} 1, & T = 122 \\ 0, & T \neq 122 \end{cases} \quad x_{2,t} = \begin{cases} 1, & T = 147 \\ 0, & T \neq 147 \end{cases}$$

O modelo proposto é um ARIMA(3,1,0):

$$Z_t = \frac{\omega_{1,t}}{1 - B\delta_1} x_{1,t} + \frac{\omega_{2,t}}{1 - B\delta_2} x_{2,t} + \frac{1}{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \phi_3 B^3)(1 - B)} a_t$$

Estimação

Para cada um dos dois modelos propostos estimou-se os valores dos parâmetros, bem como seus IC a 90% e p valores. Utilizou-se o software R para a estimação dos parâmetros do modelo incompleto, com isto o p valor não foi calculado. As Tabelas 14 e 15 contém tais resultados.

TABELA 14. Estimativas dos parâmetros do modelo Mod1 para a série de Índices de Crimes Contra o Patrimônio (ICCPA), da cidade de Lavras/MG, no período de Jan/1991 a Dez/2004.

Parâmetro	Estimativa	Erro-Padrão	LI:90%	LI:90%
ϕ_3	-0,6686	0,1005	-0,883342	-0,50378
ϕ_4	-0,2742	0,0890	-0,42016	-0,12824
ϕ_5	-0,2024	0,0831	-0,338684	-0,066116
ϕ_7	-0,1707	0,0795	-0,30108	-0,04032
ϕ_8	-0,2468	0,0825	-0,3821	-0,11150
θ_1	-0,6518	0,0819	-0,786116	-0,517484
θ_2	0,0312	0,0847	-0,107708	0,170108
θ_3	0,7253	0,1113	0,542768	0,907832
θ_4	-0,1120	0,1058	-0,285512	0,061512

TABELA 15. Estimativas dos parâmetros do modelo Mod2 para a série de Índices de Crimes Contra o Patrimônio (ICCPA), da cidade de Lavras/MG, no período de Jan/1991 a Dez/2004.

Parâmetro	Estimativa	Erro-Padrão	LI:90%	LS:90%	p
ϕ_1	-0,511115	0,078279	-0,66571	-0,356522	0,000000
ϕ_2	-0,303885	0,084964	-0,47168	-0,136089	0,000461
ϕ_3	-0,184480	0,079892	-0,34226	-0,026701	0,022216
ω_1	0,326728	0,164994	0,00088	0,652575	0,049391
δ_1	-0,569628	0,250159	-1,06367	-0,075588	0,024107
ω_2	0,457124	0,147196	0,16643	0,747821	0,002247
δ_2	-0,699545	0,109724	-0,91624	-0,482850	0,000000

A Tabela 16 apresenta os resultados do Critério de Akaike e as estatísticas para aplicação do Teste de Box-Pierce. Pode-se verificar que o resíduo do modelo Mod2 não é ruído branco pois $Q > \chi^2$ com 33 graus de liberdade. Assim dentre os dois modelos opta-se pelo Mod1, modelo incompleto, cujo resíduo é ruído branco.

TABELA 16. Estimativas do critério de Akaike e estatísticas para Teste de Box-Pierce.

Modelo	AIC	GL	χ^2	Q
Mod1	-481,23	28	41,33	25,32
Mod2	-480,5	33	47,40	60,39

Previsão

Para o modelo escolhido, modelo ARIMA(8,1,4) incompleto, a Tabela 17 fornece as estimativas das previsões realizadas bem como também, os valores reais, IC a 90% e erro quadrático médio para os seis primeiros meses de 2005.

TABELA 17. Valores reais de Índices de Crimes Contra o Patrimônio (CCPA) para a cidade de Lavras/MG, de Janeiro a Junho de 2005, e valores preditos para o mesmo período utilizando o modelo Mod1.

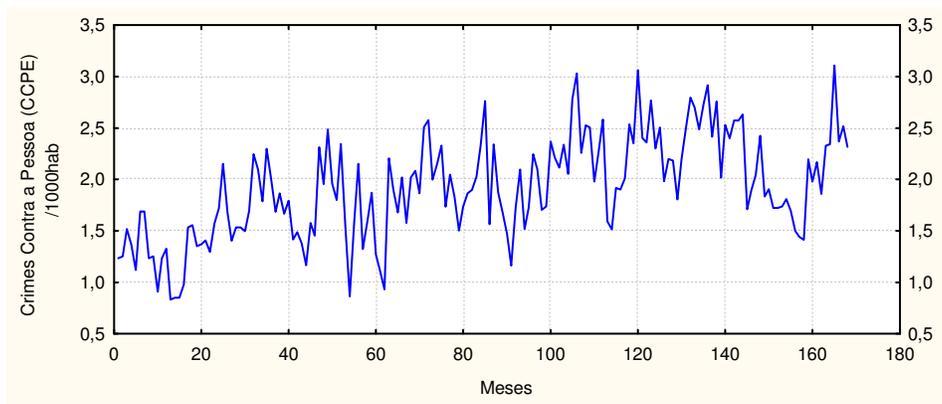
Mes	Valor Real	Previsão	LI:90%	LS:90%	DP	EQ
Jan/05	2,91337	2,750256	2,7142299	2,793889	0,0219671	0,026606
Fev/05	2,648519	2,886790	2,5053141	2,979897	0,2326072	0,056773
Mar/05	2,993977	2,901876	2,496650	3,040997	0,2470890	0,08483
Abr/05	3,178222	2,769169	2,334553	3,043580	0,2650095	0,167324
Mai/05	2,901855	2,704144	2,235626	2,768251	0,2856813	0,03909
Jun/05	2,141845	2,579112	2,084461	2,892683	0,301616	0,191202
Erro Quadrático Médio de Previsão						0,08158

Percebe-se, através das estimativas das previsões apresentadas, que o modelo proposto, ARIMA(8,1,4) se ajusta de maneira satisfatória aos dados, mesmo sem a consideração das intervenções.

4.2 Alfenas

4.2.1 Crimes Contra a Pessoa – CCPE

A Figura 16 mostra a série de índices de Crimes Contra a Pessoa por 1000 habitantes, para a cidade de Alfenas/MG.



Fonte: 8º Batalhão de Polícia Militar (8º BPM)
 FIGURA 16. Gráfico da série de ICCPE, município de Alfenas, período de Jan/1991 a Dez/2004.

Pode-se observar, através da Figura 16, que a série possui diversas mudanças em seu comportamento, o que pode ser ocasionado por possíveis intervenções. É possível também, visualmente, supor a presença da componente tendência nesta série. Para uma análise mais detalhada a fim de se verificar sua presença e da sazonalidade, aplica-se os testes propostos na seção 2.2.8 para tal fim.

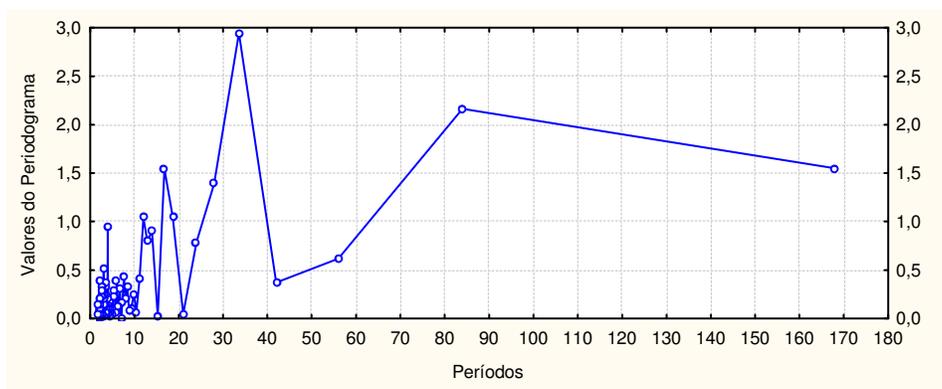


FIGURA 17. Análise espectral da Série Índices de Crimes Contra a Pessoa – Alfenas/MG.

Pela análise espectral, Figura 17, pode-se perceber a ocorrência de vários picos. O teste de Fisher será aplicado considerando o período de 12 meses. Assim, para

$$n = 84 \quad g = 0,033 \quad z_{0,05} = 1,914$$

conclui-se então que a série não possui sazonalidade determinística, sendo o teste não-significativo. Não há então evidências para se rejeitar a hipótese de nulidade.

Aplicando-se o Teste de Cox-Stuart, considerando $\alpha = 0,05$, tem-se:

$$N = 168 \quad c = \frac{168}{2} = 84 \quad n = 84$$

$$T_2 = 84 - 15 = 69 \quad t \sim N(np, npq) \quad t = 50,98$$

Dado que $T_2 > n - t$ rejeita-se H_0 . Logo, a série em questão apresenta a componente tendência.

Identificação

Na identificação dos possíveis modelos para o ajuste dos dados da série de crimes contra a pessoa da cidade de Alfenas/MG, utiliza-se as fac e facp da série sem a componente tendência (série diferenciada).

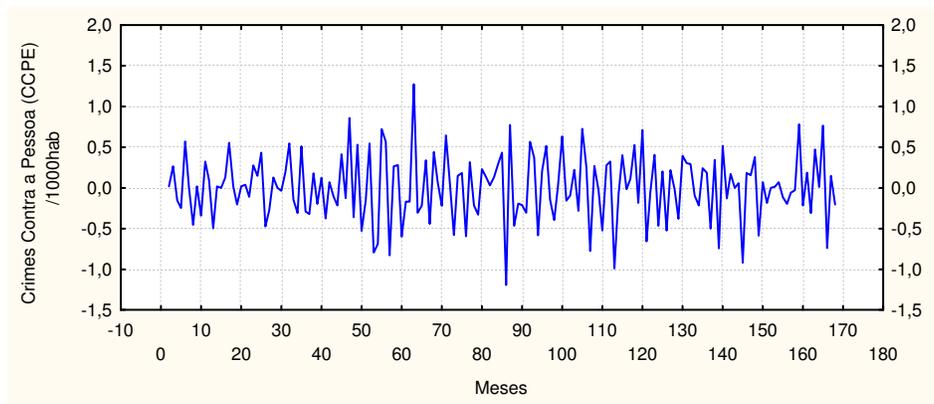


FIGURA 18. Série diferenciada do ICCPE – Alfenas/MG..

A Figura 18 apresenta a série estacionária obtida através da aplicação da primeira diferença na serie original. Observa-se que a série possui média próxima de zero e variância constante, exceto nos pontos de possíveis intervenções. Através da série estacionária percebe-se possíveis ocorrências de intervenções.

Na Figura 19 têm-se as funções de autocorrelação (fac) e autocorrelação parcial (facp). As ordens dos modelos a serem propostos serão definidas com base nestas funções. A fac apresenta correlação de “lag” 1 e a facp correlação de “lag” 2.

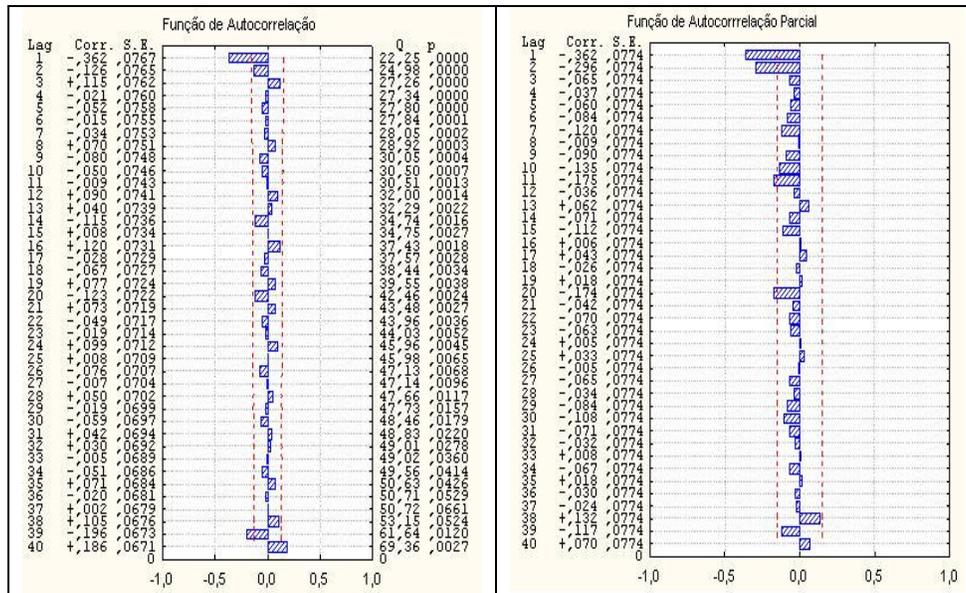


FIGURA 19. Função de Autocorrelação e autocorrelação parcial da série diferenciada de ICCPE – Alfenas/MG

Assim, propõem-se quatro modelos, sendo os dois últimos considerando a ocorrência de intervenções nos meses de Mar/96, Jan/98 e Maio/00.

- Mod1: ARIMA(2,1,0) da forma:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(1 - B)Z_t = a_t$$

- Mod2: ARIMA(1,1,1), escrito como:

$$(1 - \phi_1 B)(1 - B)Z_t = (1 - \theta_1 B)a_t$$

- Mod3: ARIMA(2,1,0) com intervenções $x_{1,t}$, $x_{2,t}$ e $x_{3,t}$, todas abruptas temporárias, dadas por:

$$x_{1,t} = \begin{cases} 1, & T = 63 \\ 0, & T \neq 63 \end{cases} \quad x_{2,t} = \begin{cases} 1, & T = 85 \\ 0, & T \neq 85 \end{cases} \quad x_{3,t} = \begin{cases} 1, & T = 113 \\ 0, & T \neq 113 \end{cases}$$

Tal modelo é escrito como:

$$Z_t = \frac{\omega_{1,t}}{1 - B\delta_1} x_{1,t} + \frac{\omega_{2,t}}{1 - B\delta_2} x_{2,t} + \frac{\omega_{3,t}}{1 - B\delta_3} x_{3,t} + \frac{1}{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(1 - B)} a_t$$

- Mod4: ARIMA(1,1,0) com a ocorrência das intervenções presentes no modelo Mod3. Assim, escreve-se o modelo Mod4 como:

$$Z_t = \frac{\omega_{1,t}}{1-B\delta_1} x_{1,t} + \frac{\omega_{2,t}}{1-B\delta_2} x_{2,t} + \frac{\omega_{3,t}}{1-B\delta_3} x_{3,t} + \frac{1}{(1-\phi_1 B)(1-B)} a_t$$

Estimação

Os parâmetros estimados para os quatro modelos propostos, os erros padrões, os IC e os p valores para cada uma das estimativas são mostrados nas Tabelas 18, 19, 20 e 21.

TABELA 18. Estimativas dos parâmetros do modelo Mod1 para a Série de Índices de Crimes Contra a Pessoa (ICCPE), da cidade de Alfenas/MG, no período de Jan/1991 a Dez/2004.

Parâmetro	Estimativa	Erro-Padrão	LI:90%	LI:90%	p
ϕ_1	-0,468578	0,074636	-0,615942	-0,321214	0,000000
ϕ_2	-0,295708	0,074666	-0,443131	-0,148285	0,000111

TABELA 19. Estimativas dos parâmetros do modelo Mod2 para a Série de Índices de Crimes Contra a Pessoa (ICCPE), da cidade de Alfenas/MG, no período de Jan/1991 a Dez/2004.

Parâmetro	Estimativa	Erro-Padrão	LI:90%	LS:90%	P
ϕ_1	0,412771	0,104494	0,206453	0,619088	0,000115
θ_1	0,903173	0,058014	0,788628	1,017719	0,000000

TABELA 20. Estimativas dos parâmetros do modelo Mod3 para a Série de Índices de Crimes Contra a Pessoa (ICCPE), da cidade de Alfenas/MG, no período de Jan/1991 a Dez/2004.

Parâmetro	Estimativa	Erro-Padrão	LI:90%	LS:90%	p
ϕ_1	-0,449658	0,076405	-0,60056	-0,298758	0,000000
ϕ_2	-0,298686	0,077006	-0,45077	-0,146599	0,000153
ω_1	0,965292	0,300240	0,37232	1,558264	0,001580
δ_1	1,003125	0,014132	0,97521	1,031036	0,000000
ω_2	0,744698	0,254162	0,24273	1,246667	0,003889
δ_2	-0,504588	0,187118	-0,87415	-0,135030	0,007759
ω_3	-0,866451	0,303701	-1,46626	-0,266643	0,004908
δ_3	0,784548	0,148749	0,49077	1,078328	0,000000

TABELA 21. Estimativas dos parâmetros do modelo Mod4 para a série de Índices de Crimes Contra a Pessoa (ICCPE), da cidade de Alfenas/MG, no período de Jan/1991 a Dez/2004.

Parâmetro	Estimativa	Erro-Padrão	LI:90%	LS:90%	p
ϕ_1	-0,345298	0,074950	-0,49332	-0,197280	0,000008
ω_1	1,124710	0,334568	0,46397	1,785448	0,000969
δ_1	1,002089	0,018678	0,96520	1,038976	0,000000
ω_2	0,728888	0,239418	0,25606	1,201715	0,002727
δ_2	-0,563876	0,164840	-0,88942	-0,238334	0,000793
ω_3	-0,977268	0,327451	-1,62395	0,330585	0,003287
δ_3	0,807323	0,168622	0,47431	1,140335	0,000004

Para todos os modelos propostos aplicou-se o Teste de Box-Pierce para verificar se os resíduos constituíam ruído branco. Calculou-se, também, o Critério de Akaike a fim de se escolher o melhor modelo de cada tipo (com e sem intervenção). A Tabela 22 apresenta tais resultados.

TABELA 22. Estimativas do critério de Akaike e estatísticas para Teste de Box-Pierce.

Modelo	AIC	GL	χ^2	Q
Mod1	-333,12	38	53,38	34,84
Mod2	-336,96	38	53,38	36,96
Mod3	-345,18	32	46,19	28,94
Mod4	-339,06	33	47,40	48,35

Pela Tabela 22 percebe-se que o resíduo do modelo Mod4 não é ruído branco ($Q > \chi^2$ com 33 graus de liberdade). Assim, considerando modelos com intervenção escolhe-se Mod3, ARIMA(2,1,0). Entre os dois modelos sem a ocorrência destas, Mod1 e Mod2, sendo que para ambos o teste de Box-Pierce for significativo, opta-se por Mod2, ARIMA(1,1,1), pois apresentou menor AIC.

Previsão

As estimativas das previsões para cada um dos dois modelos escolhidos anteriormente com base no AIC, os respectivos IC calculado a 90%, erro quadrático e erro quadrático médio de previsão (EQM) são mostrados nas Tabelas 23 e 24. Será utilizado o EQM para a escolha do modelo cujas previsões mais se aproximem dos valores reais.

TABELA 23. Valores reais de Índices de Crimes Contra a Pessoa (ICCPE) para a cidade de Alfenas/MG, de Janeiro a Junho de 2005, e valores preditos para o mesmo período utilizando o modelo Mod2.

Mês	Valor Real	Previsão	LI:90%	LS:90%	DP	EQ
Jan/05	2,358708	2,248648	1,656139	2,841156	0,358197	0,012113
Fev/05	2,543188	2,220924	1,555917	2,885931	0,402026	0,103854
Mar/05	2,609074	2,209481	1,520017	2,898944	0,416811	0,159675
Abr/05	3,846262	2,204757	1,502678	2,906836	0,424437	2,694538
Mai/05	2,622251	2,202807	1,491841	2,913773	0,429810	0,175933
Jun/05	2,332354	2,202003	1,483524	2,920481	0,434351	0,016992
Erro Quadrático Médio de Previsão						0,527184

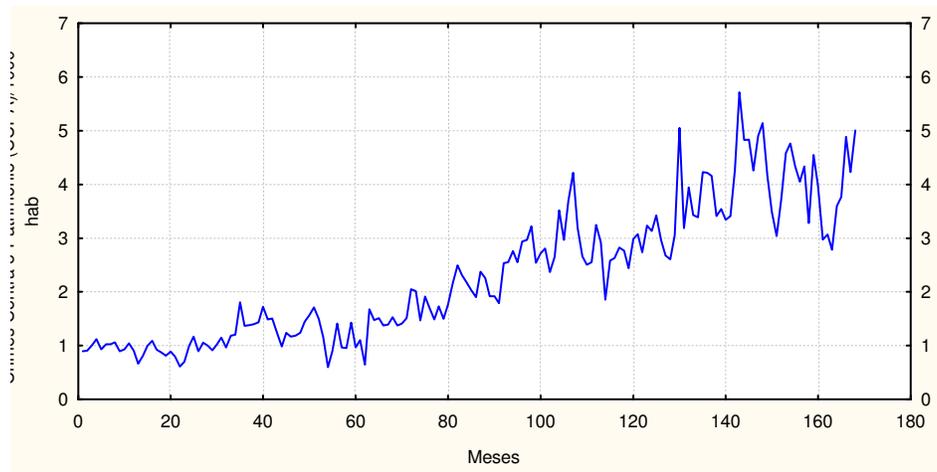
TABELA 24. Valores reais de Índices de Crimes Contra a Pessoa (ICCPE) para a cidade de Alfenas/MG, de Janeiro a Junho de 2005, e valores preditos para o mesmo período utilizando o modelo Mod3.

Mês	Valor Real	Previsão	LI:90%	LS:90%	DP	EQ
Jan/05	2,358708	2,369694	1,815851	2,931934	0,337288	0,000121
Fev/05	2,543188	2,413116	1,780359	3,054297	0,384993	0,016919
Mar/05	2,609074	2,381818	1,703600	3,074546	0,414310	0,051645
Abr/05	3,846262	2,391963	1,625436	3,166965	0,465861	2,114986
Mai/05	2,622251	2,404603	1,572790	3,244919	0,505330	0,047371
Jun/05	2,332354	2,404214	1,517789	3,299168	0,538346	0,005164
Erro Quadrático Médio de Previsão						0,372701

Assim, com base nos valores dos EQM apresentados pelos modelos ARIMA(1,1,1) e ARIMA(2,1,0) com intervenção, conclui-se que o segundo apresentou as melhores previsões, sendo estas mais próximas dos verdadeiros valores observados para os meses em questão.

4.2.2 Crimes Contra o Patrimônio – CCPA

A série de índice de crimes contra o patrimônio para a cidade de Alfenas/MG, no período de Jan/1991 a Dez/2004 encontra-se na Figura 20. Pode-se perceber que no início da série, até próximo à observação 30 (Jun/93), esta apresenta comportamento não variável, vindo a apresentar uma possível tendência a partir da observação 60 (Dez/95). A componente sazonal não é identificada visualmente no gráfico da série.



Fonte: 8º Batalhão de Polícia Militar (8ºBPM)

FIGURA 20. Gráfico da série de ICCPA, município de Alfenas, período de Jan/1991 a Dez/2004.

A Figura 21 apresenta a análise espectral para a série de índices de crimes contra o patrimônio na cidade de Alfenas/MG. Percebe-se dois picos próximos ao 12º período e ao 32º. Será considerado o primeiro para aplicação do Teste de Fisher.

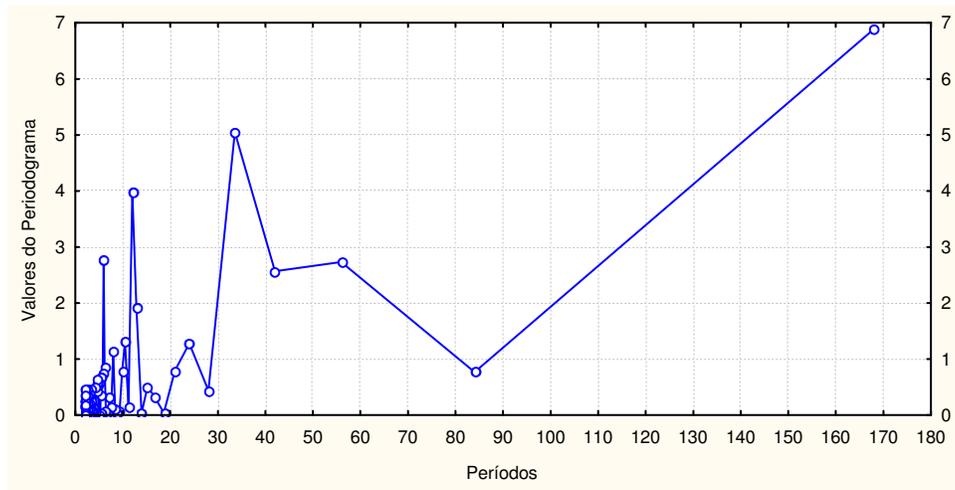


FIGURA 21. Análise Espectral da Série de Índices de Crimes Contra o Patrimônio – Alfenas/MG.

Assim, a sazonalidade determinística não é verificada pois o teste foi não significativo. Como resultado tem-se:

$$n = \frac{N}{2} = \frac{168}{2} = 84 \quad g = 0,0402 \quad z_{0,05} = 1,914$$

$$g < z$$

É necessário que se verifique a presença da componente tendência, a qual, supostamente, esta presente na série. Então, considerando o número total de observações na série, $N = 168$, e $\alpha = 0,05$, tem-se

$$c = \frac{168}{2} = 84 \quad n = 84 \quad t \sim N(np, npq) \quad t = 50,98$$

$$T_2 = 84 - 0 = 84$$

Como $T_2 > n - t$, rejeita-se H_0 . Logo a série possui tendência.

Identificação

A Figura 22 apresenta a série diferenciada obtida após se retirar a componente tendência da série original através da aplicação da primeira diferença. Através desta figura constata-se que a série apresenta, além das possíveis intervenções já mencionadas, também uma outra, próxima à observação 63 (Mar/96).

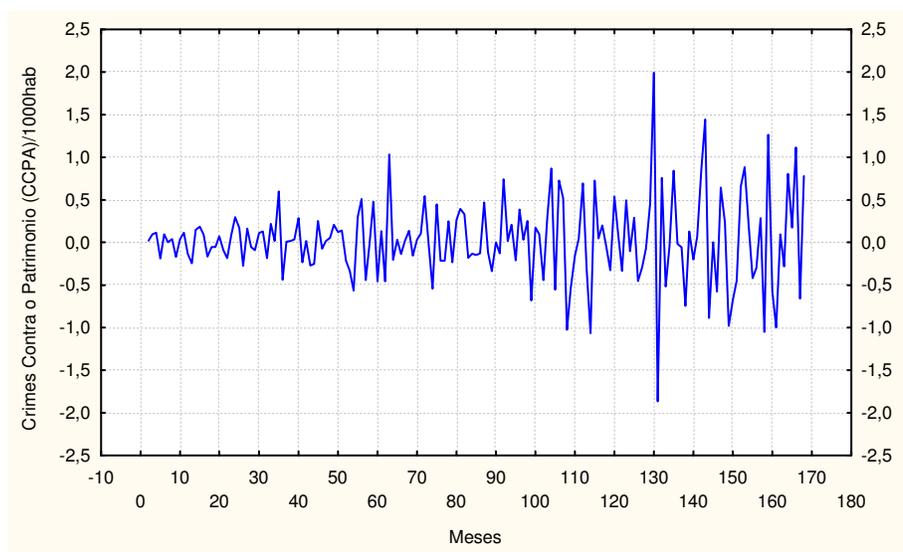


FIGURA 22. Série diferenciada do ICCPA – Alfenas/MG..

Através das f_{ac} e f_{pac} verifica-se que a série não tem comportamento sazonal, comprovado através do Teste de Fisher, apresentando apenas correlações significativas, na f_{ac} , nos “lags” 24 e 36. Tais funções estão representadas na Figura 23.

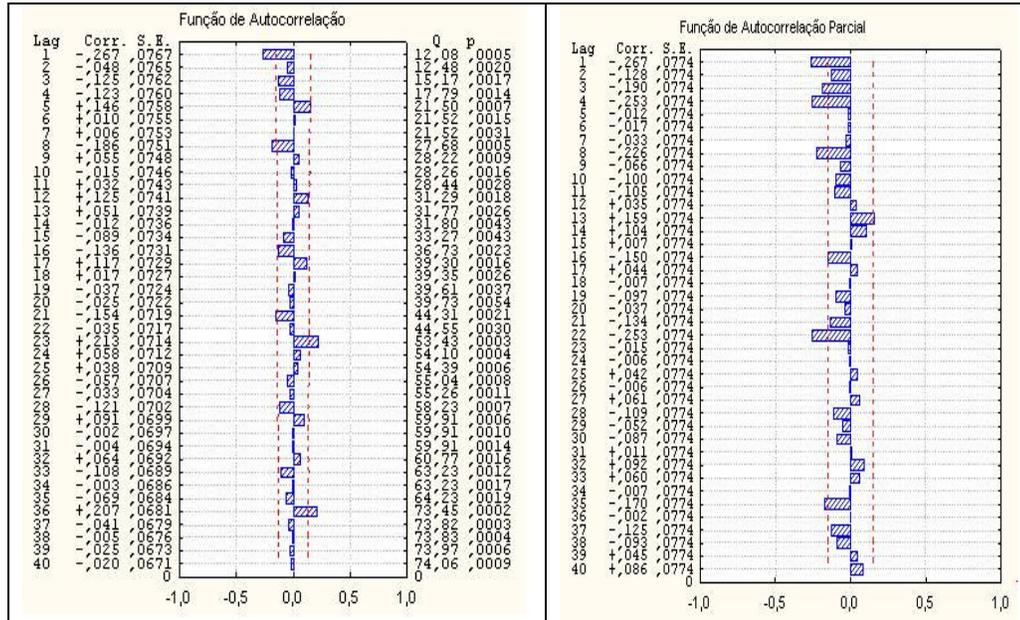


FIGURA 23. Função de Autocorrelação e autocorrelação parcial da série diferenciada do ICCPA – Alfenas/MG.

A fac apresenta correlação de “lag” 1 e nos “lags” 24 e 36, e a “facp” no “lag” 4. Através disto propõem-se dois modelos, ambos considerando a ocorrência de duas intervenções, Out/01 e Nov/02, do tipo abruta temporária, dadas por:

$$x_{1,t} = \begin{cases} 1, & T = 130 \\ 0, & T \neq 130 \end{cases} \quad x_{2,t} = \begin{cases} 1, & T = 143 \\ 0, & T \neq 143 \end{cases}$$

Os modelos são:

- Mod1: SARIMA(1,1,1)(0,0,2)₁₂, da forma:

$$Z_t = \frac{\omega_{1,t}}{1 - B\delta_1} x_{1,t} + \frac{\omega_{2,t}}{1 - B\delta_2} x_{2,t} + \frac{(1 - \theta_1 B)(1 - \Theta_1 B^{12} - \Theta_{24} B^{24})}{(1 - \phi_1 B)(1 - B)} a_t$$

- Mod2: SARIMA(4,1,0)(0,0,2)₁₂, escrito como:

$$Z_t = \frac{\omega_{1,t}}{1-B\delta_1} x_{1,t} + \frac{\omega_{2,t}}{1-B\delta_2} x_{2,t} + \frac{(1-\theta_1 B)(1-\Theta_1 B^{12} - \Theta_{24} B^{24})}{(1-\phi_1 B - \phi_2 B^2 - \phi_3 B^3 - \phi_4 B^4)(1-B)} a_t$$

Estimação

As Tabelas 25 e 26 mostram os valores estimados para os dois modelos propostos e os respectivos IC a 90% e desvios padrões.

TABELA 25. Estimativas dos parâmetros do modelo Mod1 para a série de Índices de Crimes Contra o Patrimônio (ICCPA), da cidade de Alfenas/MG, no período de Jan/1991 a Dez/2004.

Parâmetro	Estimativa	Erro-Padrão	LI:90%	LS:90%	P
ϕ_1	0,443571	0,113565	0,219281	0,667861	0,000139
θ_1	0,848727	0,067206	0,715996	0,981459	0,000000
Θ_1	-0,292426	0,095040	-0,471172	-0,113681	0,001499
Θ_2	-0,216707	0,092977	-0,400335	-0,033078	0,021022
ω_1	1,467955	0,284946	0,905189	2,030721	0,000001
δ_1	-0,430583	0,135181	-0,697566	-0,163600	0,001741
ω_2	1,737744	0,362641	1,021528	2,453960	0,000004
δ_2	0,711987	0,177405	0,361613	1,062361	0,000092

TABELA 26. Estimativas dos parâmetros do modelo Mod2 para a série de Índices de Crimes Contra o Patrimônio (ICCPA), da cidade de Alfenas/MG, no período de Jan/1991 a Dez/2004.

Parâmetro	Estimativa	Erro-Padrão	LI:90%	LS:90%	P
ϕ_1	-0,366041	0,080843	-0,525720	-0,206361	0,000012
ϕ_2	-0319197	0,087579	-0,492181	-0,146212	0,000363
ϕ_3	-0,230279	0,089626	-0,407308	-0,053250	0,011121
ϕ_4	-0,255241	0,082167	-0,417535	-0,092946	0,002248
Θ_1	-0,313619	0,097614	-0,506426	-0,120812	0,001595
Θ_2	-0,219350	0,098400	-0,413709	-0,024991	0,027223
ω_1	1,472944	0,282441	0,915071	2,030818	0,000001
δ_1	-0,416475	0,127829	-0,668961	-0,163988	0,001375
ω_2	1,660000	0,346601	0,975397	2,344603	0,000004
δ_2	0,730649	0,169699	0,395460	1,065837	0,000029

Assim, para os dois modelos propostos, calculou-se o AIC e aplicou-se o teste de Box-Pierce. Os resultados encontram-se na Tabela 27. Os resíduos de ambos os modelos constituem ruído branco. Baseado no valor do AIC calculado para cada um dos modelos, opta-se pelo modelo Mod1, SARIMA(1,1,1)(0,0,2) com intervenção, para estimar as previsões.

TABELA 27. Estimativas do critério de Akaike e estatísticas para Teste de Box-Pierce.

Modelo	AIC	GL	χ^2	Q
Mod1	-311,83	32	46,19	37,19
Mod2	-307,02	30	43,77	31,16

Previsão

Os valores previstos para o modelo Mod1, encontra-se na Tabela 28. Nesta também podem ser verificados os IC calculados a 90% e o erro quadrático médio de previsão.

TABELA 28. Valores reais de Índices de Crimes Contra o Patrimônio (ICCPA) para a cidade de Alfenas/MG, de Janeiro a Junho de 2005, e valores preditos para o mesmo período utilizando o modelo Mod1.

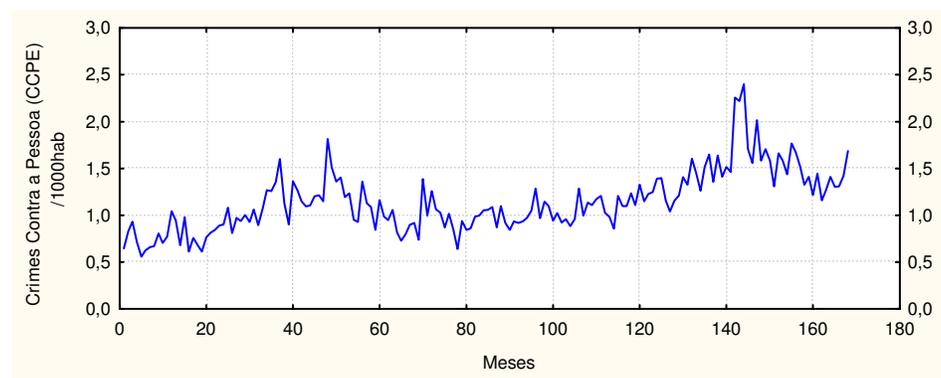
Mês	Valor Real	Previsão	LI:90%	LS:90%	DP	EQ
Jan/05	5,191793	4,657193	4,040881	5,27336	0,372464	0,285797
Fev/05	3,636891	4,108971	3,391896	4,82594	0,433379	0,22286
Mar/05	3,953142	4,405322	3,643993	5,166577	0,460136	0,204467
Abr/05	3,544651	4,260786	3,471907	5,049611	0,476789	0,512849
Mai/05	4,361633	3,83213	3,021878	4,642344	0,489717	0,280373
Jun/05	4,137622	3,828225	2,999246	4,657179	0,501039	0,095727
Erro Quadrático Médio de Previsão						0,267012

Pela Tabela 28 pode-se verificar que os valores que, excluindo-se a previsão apresentado para o mês de Abr/05, todas as outras apresentaram valores razoavelmente próximos dos valores reais.

4.3 Varginha

4.3.1 Crimes Contra a Pessoa – CCPE

A série em questão se refere ao índice de crimes contra a pessoa em uma população de 1000 habitantes na referida cidade. A Figura 24 apresenta o gráfico desta série temporal.



Fonte: 8º Batalhão de Polícia Militar (8º BPM)

FIGURA 24. Gráfico da série de ICCPE, município de Varginha, período de Jan/1991 a Dez/2004.

Visualmente supõe-se a presença da componente tendência o que não pode ser averiguado para a componente sazonalidade. Para confirmação é necessária a aplicação dos testes específicos para cada caso. Nota-se que a série, assim como as demais vistas, possui algumas possíveis intervenções.

A análise espectral para é mostrada na Figura 25. Um pico sazonal no 12º período e um outro, próximo ao 80º, são mostrados em nesta Figura. O teste de Fisher será aplicado considerando um período anual.

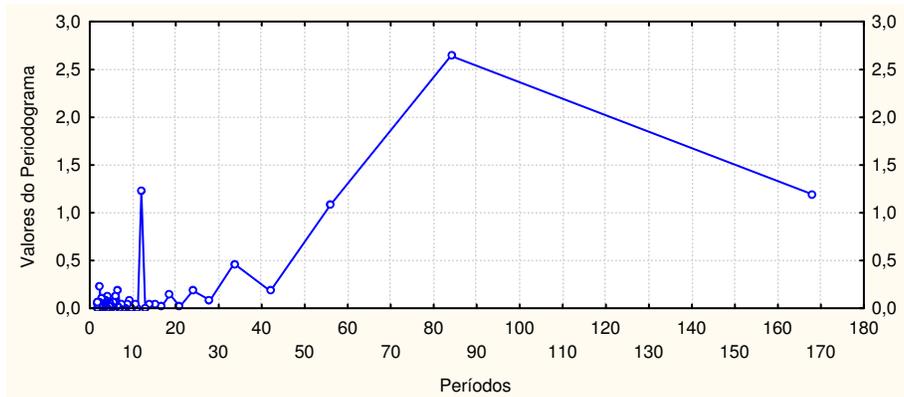


FIGURA 25 – Análise Espectral da Série de Índice de Crimes Contra a Pessoa – Varginha/MG.

Considere-se então as seguintes estatísticas para a aplicação de tal teste, utilizando $\alpha = 0,05$:

$$z_{0,05} = 1,914 \quad n = 84 \quad g = 0,11945$$

Assim, como $g < z$ o teste é não significativo e a componente sazonalidade não é verificada na série.

Para a aplicação do teste dos sinais, a fim de verificar a presença ou não de tendência na série, tem-se:

$$c = \frac{168}{2} = 84$$

Comparando-se as observações das duas amostras (cada uma com 84 elementos), duas a duas, obtém-se $n = 84$ (não houve empates) e 11 sinais negativos, assim:

$$n = 84 \quad T_2 = 84 - 11 = 73 \quad t = 50,98$$

Como $T_2 > 84 - 50,98$, rejeita-se H_0 , confirmando assim a componente tendência nesta série.

Identificação

A Figura 26 apresenta a série diferenciada, livre de tendência. Nesta pode-se perceber, mais claramente, a ocorrência das possíveis intervenções, nas observações anteriormente citadas. Próximo à observação 140 (fev/02) duas possíveis intervenções estão presentes, sendo uma positiva e outra negativa.

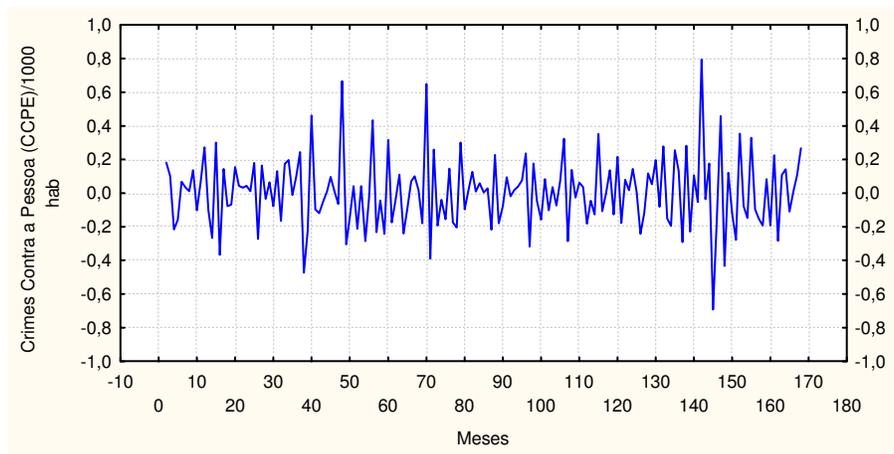


FIGURA 26. Série diferenciada do ICCPE – Varginha/MG.

Através das fac e facp da série diferenciada, Figura 27, determina-se a ordem dos modelos a serem propostos. Quatro serão estes modelos: dois sem intervenção e os outros dois considerando a ocorrência destas.

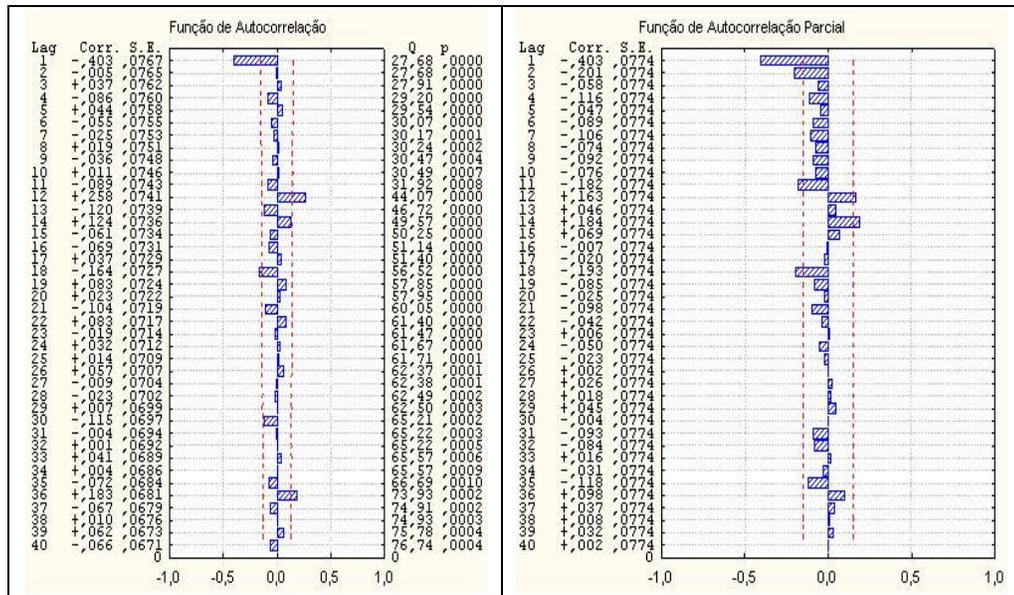


FIGURA 27. Função de autocorrelação e autocorrelação parcial da série diferenciada do índice de crimes contra a pessoa – Varginha/MG

A fac possui correlação no “lag” 2 e a fac no “lag”1. Nota-se também que a fac possui os “lags” 12 e 36 significativos. Assim, propõem-se os seguintes modelos:

- Mod1: SARIMA(2,1,0)(0,0,1)₁₂, escrito como:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(1 - B)Z_t = (1 - \Theta_1 B)a_t$$

- Mod2: SARIMA(0,1,1)(0,0,1)₁₂, da forma:

$$(1 - B)Z_t = (1 - \theta_1 B)(1 - \Theta_1 B)a_t$$

Os outros dois modelos considerados levam em conta a ocorrência de cinco intervenções, Fev/94, Dez/94, Out/96, Set/02 e Fev/03, ambas abruptas temporárias, de forma já citada, nos instantes de tempo $T = 38$, $T = 48$, $T = 70$, $T = 141$ e $T = 146$. Ajustou-se os mesmo modelos (Mod1 e Mod2)

- Mod3: SARIMA(2,1,0)(0,0,1)₁₂,

$$Z_t = \frac{\omega_{1,t}}{1-B\delta_1} x_{1,t} + \frac{\omega_{2,t}}{1-B\delta_2} x_{2,t} + \frac{\omega_{3,t}}{1-B\delta_3} x_{3,t} + \frac{\omega_{4,t}}{1-B\delta_4} x_{4,t} + \frac{\omega_{5,t}}{1-B\delta_5} x_{5,t} + \frac{(1-\Theta_1 B^{12})}{(1-\phi_1 B - \phi_2 B^2)(1-B)} a_t$$

- Mod4: SARIMA(0,1,1)(0,0,1)₁₂, escrito da forma:

$$Z_t = \frac{\omega_{1,t}}{1-B\delta_1} x_{1,t} + \frac{\omega_{2,t}}{1-B\delta_2} x_{2,t} + \frac{\omega_{3,t}}{1-B\delta_3} x_{3,t} + \frac{\omega_{4,t}}{1-B\delta_4} x_{4,t} + \frac{\omega_{5,t}}{1-B\delta_5} x_{5,t} + \frac{(1-\theta_1 B)(1-\Theta_1 B^{12})}{(1-B)} a_t$$

Estimação

Os parâmetros dos quatro modelos propostos foram estimados através do método da máxima verossimilhança e tais estimativas encontram-se nas Tabelas 29, 30, 31 e 32. Nestas, pode-se também verificar os IC calculados a 90%, os respectivos erros padrão das estimativas e seus p valores.

TABELA 29. Estimativas dos parâmetros do modelo Mod1 para a Série Índices de Crimes Contra a Pessoa (ICCPE), da cidade de Varginha/MG, no período de Jan/1991 a Dez/2004.

Parâmetro	Estimativa	Erro-Padrão	LI:90%	LS:90%	p
ϕ_1	-0,507712	0,076511	-0,658785	-0,356638	0,000000
ϕ_2	-0,250722	0,076784	-0,402334	-0,099110	0,001331
Θ_1	-0,316647	0,074502	-0,463754	-0,169539	0,000036

TABELA 30. Estimativas dos parâmetros do modelo Mod2 para a Série de Índices de Crimes Contra a Pessoa (ICCPE), da cidade de Varginha/MG, no período de Jan/1991 a Dez/2004.

Parâmetro	Estimativa	Erro-Padrão	LI:90%	LS:90%	p
θ_1	0,582125	0,072055	0,439856	0,724393	0,000000
Θ_1	-0,313336	0,074301	-0,460039	-0,166633	0,000041

TABELA 31. Estimativas dos parâmetros do modelo Mod3 para a Série de Índices de Crimes Contra a Pessoa (ICCPE), da cidade de Varginha/MG, no período de Jan/1991 a Dez/2004.

Parâmetro	Estimativa	Erro-Padrão	LI:90%	LS:90%	p
ϕ_1	-0,483972	0,082163	-0,646284	-0,321661	0,000000
ϕ_2	-0,266427	0,082989	-0,430370	-0,102484	0,001613
Θ_1	-0,354594	0,081524	-0,515643	-0,193545	0,000025
ω_1	-0,344017	0,136141	-0,612963	-0,075071	0,012516
δ_1	0,997433	0,021721	0,954523	1,040343	0,000000
ω_2	0,529254	0,135937	0,260713	0,797795	0,000147
δ_2	0,587013	0,213331	0,165579	1,008446	0,006641
ω_3	0,488166	0,133459	0,224520	0,751812	0,000349
δ_3	0,732471	0,176671	0,383459	1,081482	0,000056
ω_4	-0,333512	0,087811	-0,506981	-0,160042	0,000209
δ_4	-0,774766	0,106848	-0,985843	-0,563689	0,000000
ω_5	-0,372484	0,129320	-0,627954	-0,117014	0,004539
δ_5	-0,573921	0,179674	-0,928864	-0,218978	0,001701

TABELA 32. Estimativas dos parâmetros do modelo Mod4 para a Série de Índices de Crimes Contra a Pessoa (ICCPE), da cidade de Varginha/MG, no período de Jan/1991 a Dez/2004.

Parâmetro	Estimativa	Erro-Padrão	LI:90%	LS:90%	p
θ_1	0,501357	0,073887	0,35540	0,64731	0,000000
Θ_1	-0,342513	0,082314	-0,50512	-0,179911	0,000052
ω_1	-0,331468	0,136417	-0,60094	-0,061992	0,016249
δ_1	0,997303	0,020446	0,95691	1,037692	0,000000
ω_2	0,555359	0,139395	0,28000	0,830719	0,000104
δ_2	0,571969	0,220124	0,13714	1,006798	0,010260
ω_3	0,485932	0,136286	0,21671	0,755151	0,000483
δ_3	0,701430	0,183120	0,34841	1,071877	0,000155
ω_4	-0,308148	0,085369	-0,47679	-0,139512	0,000413
δ_4	-0,803886	0,101662	-1,00471	-0,603064	0,000000
ω_5	-0,350246	0,120560	-0,58840	-0,112094	0,004208
δ_5	-0,651597	0,168323	-0,98410	-0,319095	0,000159

Para todos os quatro modelos em questão verificou-se através de suas fac e facp que seus resíduos constituem ruído branco. Deseja-se então definir, dentre cada um dos tipos (com e sem intervenção), qual o modelo que melhor se

ajustou aos dados. Isto será feito com base no Critério de Akaike (AIC). A Tabela 33 fornece os valores para tal critério, bem como também, as estatísticas necessárias para a aplicação do Teste de Box-Pierce para confirmar que o resíduo de todos os modelos são ruído branco.

TABELA 33. Estimativas do critério de Akaike e estatísticas para Teste de Box-Pierce.

Modelo	AIC	GL	χ^2	Q
Mod1	-563,49	37	52,149	35,58
Mod2	-569,94	38	53,38	40,04
Mod3	-589,93	27	40,11	30,63
Mod4	-591,73	28	41,34	33,30

Assim, os dois modelos escolhidos para se fazer previsões são Mod2, SARIMA(0,1,1)(0,0,1), modelo sem intervenção, e Mod4, SARIMA(0,1,1)(0,0,1), com intervenção, por apresentarem, entre os dois tipos de modelos, os menores AIC.

Previsão

Assim, baseados na escolha dos dois melhores modelos realizada anteriormente, as Tabelas 34 e 35 mostram as previsões obtidas através de cada um destes, durante o período de Jan/05 a Jun/05. Nestas tabelas é possível também verificar os valores reais observados, bem como o limite inferior e superior das previsões e seus desvios padrões. O erro quadrático médio (EQM) é calculado através dos erros quadráticos de cada um dos meses, sendo escolhido como o melhor modelo, com o objetivo de realizar previsão, aquele que possuir menor EQM.

TABELA 34. Valores reais de Índices de Crimes Contra a Pessoa (ICCPE) para a cidade de Varginha/MG, de Janeiro a Junho de 2005, e valores preditos para o mesmo período utilizando o modelo Mod2.

Mes	Valor Real	Previsão	LI:90%	LS:90%	DP	EQ
Jan/05	2,005895	1,503540	1,207341	1,799740	0,179066	0,252361
Fev/05	2,145079	1,451109	1,130089	1,772130	0,194071	0,481594
Mar/05	2,038644	1,440003	1,095947	1,784059	0,207997	0,358371
Abr/05	1,874898	1,424683	1,059040	1,790325	0,221047	0,202694
Mai/05	1,891272	1,474127	1,088103	1,860151	0,233368	0,174009
Jun/05	1,858523	1,407805	1,002423	1,813188	0,245071	0,203147
Erro Quadrático Médio de Previsão						0,278696

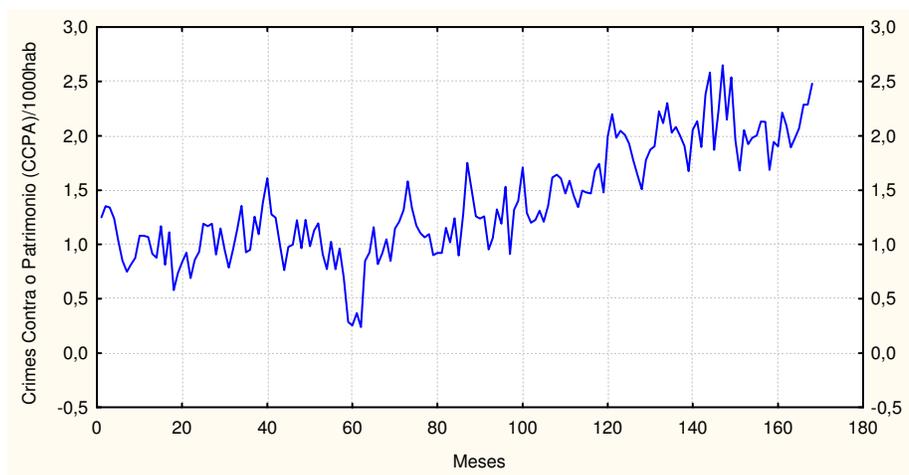
TABELA 35. Valores reais de Índices de Crimes Contra a Pessoa (ICCPE) para a cidade de Varginha/MG, de Janeiro a Junho de 2005, e valores preditos para o mesmo período utilizando o modelo Mod4.

Mes	Valor Real	Previsão	LI:90%	LS:90%	DP	EQ
Jan/05	2,005895	1,520828	1,251948	1,793279	0,163582	0,235289
Fev/05	2,145079	1,450856	1,149033	1,752115	0,182242	0,481946
Mar/05	2,038644	1,483182	1,155027	1,814099	0,199162	0,308538
Abr/05	1,874898	1,443275	1,087982	1,798646	0,214752	0,186298
Mai/05	1,891272	1,509009	1,130745	1,889502	0,229285	0,146125
Jun/05	1,858523	1,433753	1,032011	1,835988	0,242950	0,180429
Erro Quadrático Médio de Previsão						0,256438

Como o modelo Mod4, SARIMA(0,1,1)(0,0,1) com intervenção, apresenta menor EQM de previsão, tal modelo é preferível para este objetivo.

4.3.2 Crimes Contra o Patrimônio – CCPA

A série de índices de Crimes Contra o Patrimônio por 1000 habitantes, para a cidade de Varginha, encontra-se na Figura 28.



Fonte: 8º Batalhão de Polícia Militar (8ºBPM)
 FIGURA 28. Gráfico da série de ICCPA, município de Varginha, período de Jan/1991 a Dez/2004.

Observando a Figura 28 constata-se que o modelo adequado é do tipo aditivo (assim como visto para as séries anteriores). Percebe-se também a ocorrência de picos os quais alteram a trajetória da série. Visualmente a componente tendência está presente na série, não sendo possível supor o mesmo para sazonalidade.

Aplicando-se o Teste dos Sinais têm-se os seguintes resultados:

$$c = \frac{168}{2} = 84 \quad n = 84 \quad T_2 = 84 - 2 = 82$$

$$t = 50,98 \quad T_2 > 82 - 50,98$$

Assim, como resultado deste teste, rejeita-se H_0 . Logo, a série possui tendência.

Se faz necessária a aplicação do Teste de Fisher para verificar a existência da componente sazonal. A Figura 29 mostra a análise espectral para a série. É possível constatar a ocorrência de um pico no 12º período. Assim, o teste será aplicado para o período anual.

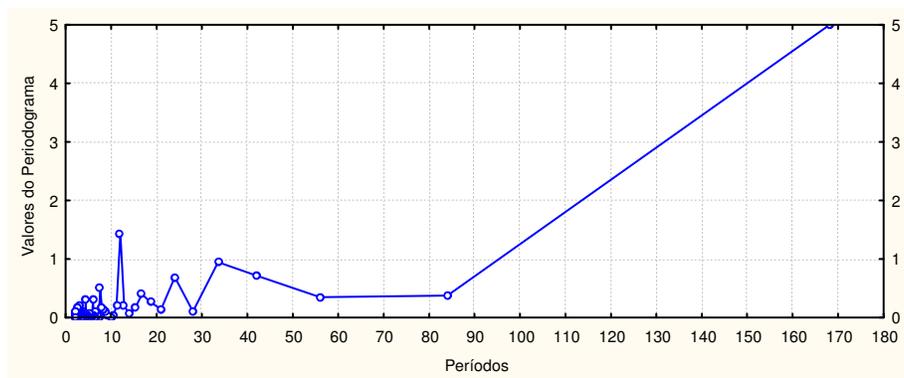


FIGURA 29. Análise Espectral da Série de Índices de Crimes Contra o Patrimônio – Varginha/MG.

Como resultado do teste tem-se que a sazonalidade determinística não está presente no modelo pois $g = 0,094$, $z_{0,05} = 1,914$ e portanto $g < z$.

Identificação

A Figura 30 apresenta a série diferenciada obtida após a retirada da componente tendência. Através desta série é possível ver mais claramente os “picos” citados como possíveis intervenções.

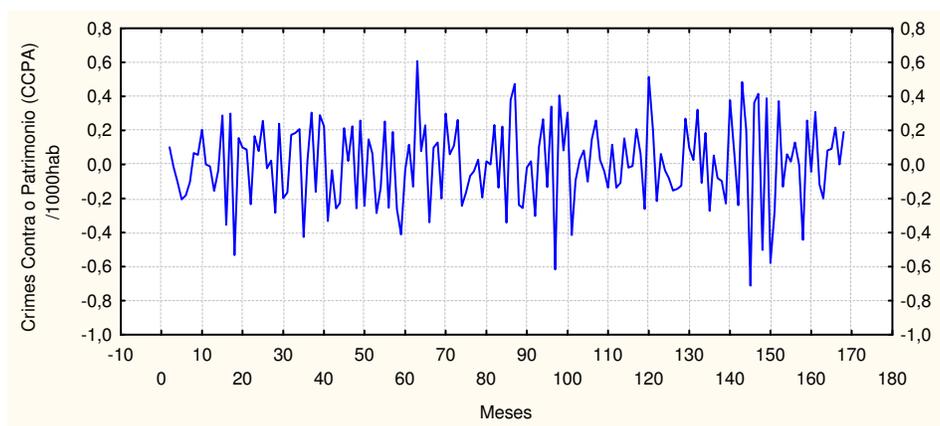


FIGURA 30. Série Diferenciada do ICCPA – Varginha/MG.

As fac e facp da série diferenciada estão representadas na Figura 31. Pode-se perceber que existe uma correlação de “lag” 1 na fac e de “lag”2 na facp.

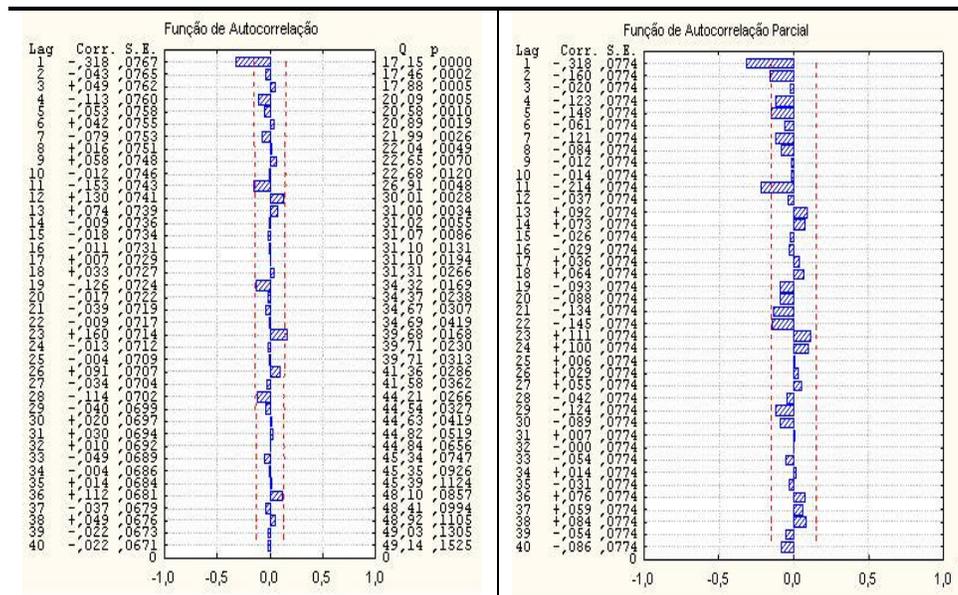


FIGURA 31. Função de autocorrelação e autocorrelação parcial da série diferenciada do ICCPA – Varginha/MG.

Baseado nisto, propõem-se os seguintes modelos:

- Mod1: ARIMA(1,1,1), escrito como:

$$(1 - \phi_1 B)Z_t = (1 - \theta_1 B)a_t$$

- Mod2: Neste modelo considera-se a ocorrência de cinco intervenções, nos meses de Out/95, Abr/96, Dez/98, Jan/01 e Nov/02, todas abruptas temporárias, descritas como:

$$x_{1,t} = \begin{cases} 1, & T = 58 \\ 0, & T \neq 58 \end{cases} \quad x_{2,t} = \begin{cases} 1, & T = 64 \\ 0, & T \neq 64 \end{cases} \quad x_{3,t} = \begin{cases} 1, & T = 96 \\ 0, & T \neq 96 \end{cases}$$

$$x_{4,t} = \begin{cases} 1, & T = 121 \\ 0, & T \neq 121 \end{cases} \quad x_{5,t} = \begin{cases} 1, & T = 143 \\ 0, & T \neq 143 \end{cases}$$

Ajustou-se um ARIMA(1,1,1) da forma:

$$Z_t = \frac{\omega_{1,t}}{1-B\delta_1} x_{1,t} + \frac{\omega_{2,t}}{1-B\delta_2} x_{2,t} + \frac{\omega_{3,t}}{1-B\delta_3} x_{3,t} + \frac{\omega_{4,t}}{1-B\delta_4} x_{4,t} + \frac{\omega_{5,t}}{1-B\delta_5} x_{5,t} + \frac{(1-\theta_1 B)}{(1-\phi_1 B)(1-B)} a_t$$

Estimação

Para os dois modelo propostos os parâmetros foram estimados com o uso do software STATISTICA[®] e seus valores encontram-se nas Tabelas 36 e 37.

TABELA 36. Estimativas dos parâmetros do modelo Mod1 para a Série de Índices de Crimes Contra o Patrimônio (ICCPA), da cidade de Varginha/MG, no período de Jan/1991 a Dez/2004.

Parâmetro	Estimativa	Erro-Padrão	LI:90%	LS:90%	p
ϕ_1	0,440199	0,115197	0,212748	0,667649	0,00188
θ_1	0,832077	0,071974	0,689969	0,974185	0,000000

TABELA 37. Estimativas dos parâmetros do modelo Mod2 para a Série de Índices de Crimes Contra o Patrimônio (ICCPA), da cidade de Varginha/MG, no período de Jan/1991 a Dez/2004.

Parâmetro	Estimativa	Erro-Padrão	LI:90%	LS:90%	p
ϕ_1	0,425154	0,083766	0,25968	0,590623	0,000001
θ_1	0,952592	0,028039	0,89720	1,007980	0,000000
ω_1	-0,589088	0,143794	-0,87314	-0,305040	0,000067
δ_1	0,994945	0,011774	0,97169	1,018202	0,000000
ω_2	0,560528	0,159586	0,24528	0,875772	0,000582
δ_2	1,009262	0,002527	1,00427	1,014255	0,000000
ω_3	0,335788	0,141858	0,05556	0,616012	0,019164
δ_3	-0,661094	0,189490	-1,03541	-0,286778	0,000632
ω_4	0,468600	0,153573	0,16523	-0,771967	0,002681
δ_4	0,944660	0,045708	0,85437	1,034951	0,000000
ω_5	0,496227	0,184755	0,13127	0,861189	0,008023
δ_5	0,800202	0,108376	0,58612	1,014286	0,000000

A Tabela 38 contém os valores das estimativas para o teste de Box-Pierce e o valor do critério de Akaike para cada um dos dois modelos. Os resíduos de ambos constituem ruído branco pois, $Q < \chi^2$. Pelo valor do AIC escolheria-se o modelo Mod2, por apresentar menor valor. Mas, como o objetivo principal da construção destes modelos é realizar previsão e compará-las com os valores reais, os dois serão utilizados para este fim.

TABELA 38. Estimativas do critério de Akaike e estatísticas para Teste de Box-Pierce.

Modelo	AIC	GL	χ^2	Q
Mod1	-500,61	38	53,38	35,92
Mod2	-519,45	28	41,34	39,20

Previsão

As previsões estimadas dos índices de crimes contra o patrimônio por 1000 hab, os respectivos LI e LS do intervalo de confiança a 90%, desvio padrão e erro quadrático para os dois modelos definidos anteriormente são mostrados na Tabela 39 e 40.

TABELA 39. Valores reais de Índices de Crimes Contra o Patrimônio (ICCPA) para a cidade de Varginha/MG, de Janeiro a Junho de 2005, e valores preditos para o mesmo período utilizando o modelo Mod1.

Mes	Valor Real	Previsão	LI:90%	LS:90%	DP	EQ
Jan/05	2,374325	2,330948	1,966877	2,695019	0,220097	0,001882
Fev/05	2,497134	2,265353	1,839248	2,691458	0,257599	0,053722
Mar/05	2,603570	2,236479	1,781816	2,691141	0,274863	0,134756
Abr/05	2,726380	2,223768	1,750623	2,696912	0,286036	0,252619
Mai/05	2,276077	2,218173	1,730347	2,705999	0,294912	0,003353
Jun/05	2,628132	2,215710	1,714871	2,716548	0,302778	0,170092
Erro Quadrático Médio de Previsão						0,102737

TABELA 40. Valores reais de Índices de Crimes Contra o Patrimônio (ICCPA) para a cidade de Varginha/MG, de Janeiro a Junho de 2005, e valores preditos para o mesmo período utilizando o modelo Mod2.

Mes	Valor Real	Previsão	LI:90%	LS:90%	DP	EQ
Jan/05	2,374325	2,329742	2,018911	2,667769	0,196060	0,001988
Fev/05	2,497134	2,273815	1,928850	2,646511	0,216849	0,049871
Mar/05	2,603570	2,258122	1,904477	2,640002	0,222248	0,119334
Abr/05	2,726380	2,259672	1,902932	2,645126	0,224262	0,217816
Mai/05	2,276077	2,268686	1,910385	2,656156	0,225343	0,000054
Jun/05	2,628132	2,280999	1,921640	2,669966	0,226115	0,120501
Erro Quadrático Médio de Previsão						0,084928

Pelos valores dos EQMP verifica-se que o modelo ARIMA(1,1,1) com intervenções, apresentou previsões mais próximas dos valores reais. Sendo assim, tal modelo é o que se ajusta melhor aos dados.

5 CONCLUSÃO

Para o município Lavras, a série de índices de crimes contra a pessoa apresentou correlações sazonais, sendo que o modelo SARIMA considerando a ocorrência de intervenções se ajustou melhor aos dados, fornecendo previsões mais próximas aos valores reais. Nesta série, as intervenções ocorreram nos meses de Fev/94, Dez/94, Out/96, Set/02 e Fev/03, sendo duas positivas, ocasionando aumento no índice de crimes (Dez/04 e Out/96) e as restantes negativas, gerando uma diminuição na incidência criminal.

Para a série de índices de crimes contra o patrimônio, desta mesma cidade, o melhor modelo foi um ARIMA com ajuste incompleto, sem a ocorrência de intervenções. Mesmo assim, tal modelo apresentou previsões próximas aos verdadeiros valores observados para o período de Jan/05 a Jun/05.

A série de índices de crimes contra a pessoa do município de Alfenas foi melhor ajustada com um modelo ARIMA considerando-se a ocorrência de intervenções nos meses de Mar/96, Jan/98 e Maio/00, sendo esta última negativa, sendo responsável por uma diminuição no número de crimes contra a pessoa. As previsões obtidas com tal modelo são melhores, quando comparadas com as obtidas com o modelo sem intervenção.

Já para a série de índice de crimes contra o patrimônio, o modelo melhor ajustado foi um SARIMA. Neste caso, não foi possível o ajuste de modelos sem intervenções, sendo a ocorrência destas em Out/01 (positiva) e Nov/02 (negativa).

Para o município de Varginha, o modelo mais adequado proposto para série de índice de crimes contra a pessoa foi um SARIMA, pois tal série apresenta correlações sazonais. Este modelo considera a ocorrência de intervenções, nos meses de Fev/94, Dez/94, Out/96, Set/02 e Fev/03, sendo

responsáveis por um aumento na incidência desta classe de crimes as intervenções dos meses de Dez/94 e Out/96. A componente sazonal não é verificada na série de índice de crimes contra o patrimônio, sendo o modelo que apresentou melhores previsões um ARIMA com intervenções em Out/95, Abr/96, Dez/98, Jan/01 e Nov/02. Nesta série, a intervenção ocorrida em Out/95 gerou uma diminuição no índice de crimes contra o patrimônio, sendo que o contrário ocorreu com as demais.

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ARAÚJO, A.F.J.; FAJNZYLBBER, P. **Crime e Economia: um estudo das microrregiões mineiras**. In: Seminário sobre a economia mineira, 2000. Diamantina/MG. Anais do IX Seminário sobre economia Mineira. p. 809-840

BEATO, C.C. **Determinantes da Criminalidade em Minas Gerais**. Revista Brasileira de Ciências Sociais. V. 13. n. 37. São Paulo. Jun. 1998

BEATO, C.C.; ASSUNÇÃO, R.; SANTOS, M.A.C.; SANTO, L.E.E.; SAPORI, L.F.; BATITUCCI, E.; MORAIS, P.C.C.; SILVA, S.L.F. **Criminalidade Violenta em Minas Gerais – 1986 a 1997**. Belo Horizonte: UFMG. Mimeo, 1998.

BEATO, C.C; REIS, I.A. Desigualdade, **Desenvolvimento Sócio-Econômico e Crime**. In: Seminário sobre Desigualdade e Pobreza no Brasil – IPEA, 1999. Rio de Janeiro/RJ. Anais do Seminário de Desigualdade e Pobreza no Brasil. p. 1-15

BHATTACHARYYA, M.N.; LAYTON, A.P. Effectiveness of Seat Belt Legislation on the Queensland Road Toll – An Australian Case Study in Intervention Analysis. **Journal of the American Statistical Association**, v. 74, n. 367, p. 596-603, Sept. 1979.

BORGATTO, A.F.; SÁFADI, T. Análise de Intervenção em Séries Temporais: aplicações em transporte urbano. **Revista Brasileira de Estatística**, Rio de Janeiro, v. 61, n.215, p. 81-102, 2000.

BOX, G.E.P.; JENKINS, G.M.; REINSEL, G.C. **Time Series Analysis: forecasting and control**. 3 ed. New Jersey: Prentice Hall, 1994. 598 p.

BOX, G.E.P.; JENKINS, G.M. **Time Series Analysis: forecasting and control**. 1 ed. San Francisco: HoldenDay, 1976.

BOX, G.E.P.; PIERCE, D.A. Distribution of residual auto-correlations in autorregressive-integrated moving average time series models. *Journal of the American Statistical Association*, Alexandria, v.65, n.332, p. 1509-1529, Dec. 1970.

CANO, I., SOARES, G. *As teorias sobre as causas da criminalidade*. Rio de Janeiro: IPEA, 2002, mimeo.

CERQUEIRA, D.R.C.; LOBÃO, W.A.J.L. *Determinantes da Criminalidade: uma resenha dos modelos teóricos e resultados empíricos*. Rio de Janeiro: IPEA, 2003, mimeo.

COHEN, L.B; FELSON, M. Social change and crime rate trends: a routine activities approach. *American Sociological Review*, v. 44, p. 588-608, 1979.

GLASS, G.V. Estimating the effects of intervention into a non-stationary time series. *American Educational Research Journal*, Washington, v.9, n.3, p. 463-477, 1972.

LOBO, L.F.; FERNANDEZ, J.C. A criminalidade na região metropolitana de Salvador. In: XXXI Encontro Nacional de Economia da ANPEC, 2004. Porto Seguro/BA. *Anais do XXXI Encontro Nacional de Economia da ANPEC*. Porto Seguro: ANPEC, 2003. v. 1. p. 1-20.

MORETTIN, P.A.; TOLOI, C.M.C. **Análise de Séries Temporais**. São Paulo: Edgard Blucher, 2004. 535 p.

MORETTIN, P.A.; TOLOI, C.M.C. **Previsão de Séries Temporais**. São Paulo: Atual, 1986. 439 p.

PACHECO, J.A.; ANDRADE, D.F. *Análise de Regressão Espacial para Determinação de Fatores Associados à Taxas de Criminalidade*. In: 16° SINAPE (Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística), 2004. Caxambu/MG. *Anais do 16° SINAPE..* 2004. v. 1.

POLÍCIA MILITAR DE MINAS GERAIS. Comando Geral. **Diretriz Auxiliar das Operações (DIAO): conceituação, classificação e codificação de**

ocorrências na PMMG. 4. ed. com alterações do BGPM 241/94-CG. Belo Horizonte: PMMG. 1997. 311 p.

POLÍCIA MILITAR DE MINAS GERAIS. Comando Geral. **Diretriz para Produção de Serviços de Segurança Pública.** 01/2002-CG. Belo Horizonte: PMMG. 2002. 105 p.

R Development Core Team (2005). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org>.

STATISTICA for Windows. Release 6. Copyright Stat Soft. 1984-2001.

TIAO, G. C.; BOX, G. E. P.; HAMMING, W. J. Analysis of Los Angeles photochemical smog data: a statistical overview. **Journal of the Air Pollution Control Association**, [S.l.], v. 25, n. 3, p. 260-268, Mar.1975.

ANEXOS

ANEXO A	Página
TABELA A1 Estimativas das populações de Lavras, Alfenas e Varginha para os anos de 1991 a 2005.....	102
TABELA A2 Série do Índice de Crimes Contra a Pessoa por 1000 habitantes no Município de Lavras/MG no período de Jan/91 a Jun/05.....	103
TABELA A3 Série do Índice de Crimes Contra o Patrimônio por 1000 habitantes no Município de Lavras/MG no período de Jan/91 a Jun/05.....	104
TABELA A4 Série do Índice de Crimes Contra a Pessoa por 1000 habitantes no Município de Alfenas/MG no período de Jan/91 a Jun/05.....	105
TABELA A5 Série do Índice de Crimes Contra o Patrimônio por 1000 habitantes no Município de Alfenas/MG no período de Jan/91 a Jun/05.....	106
TABELA A6 Série do Índice de Crimes Contra a Pessoa por 1000 habitantes no Município de Varginha/MG no período de Jan/91 a Jun/05.....	107

TABELA A7 Série do Índice de Crimes Contra o Patrimônio por 1000 habitantes no Município de Varginha/MG no período de Jan/91 a Jun/05.....	108
--	-----

TABELA A1 – Estimativas das populações de Lavras, Alfenas e Varginha para os anos de 1991 a 2005.

<i>Ano</i>	<i>Lavras</i>	<i>Alfenas</i>	<i>Varginha</i>
1991	65893	52700	88022
1992	67233	54039	89884
1993	68517	54798	91527
1994	69709	55752	93119
1995	70871	56681	94672
1996	72947	58963	100168
1997	74945	60578	103197
1998	76633	61943	105757
1999	78320	63306	108314
2000	80012	64674	110879
2001	80338	68655	111480
2002	81482	69957	113411
2003	82740	71349	115460
2004	85380	74272	119760
2005	86841	75889	122140

TABELA A2 – Série dos Índices de Crimes Contra a Pessoa por 1000 habitantes no Município de Lavras/MG, no período de Jan/91 a Jun/05.

<i>Ano</i>	<i>Jan.</i>	<i>Fev</i>	<i>Mar</i>	<i>Abr</i>	<i>Mai</i>	<i>Jun</i>	<i>Jul</i>	<i>Ago</i>	<i>Set</i>	<i>Out</i>	<i>Nov</i>	<i>Dez</i>
1991	0,86504	1,10786	1,24444	0,95610	0,74363	0,83469	0,88021	0,89539	1,07750	0,94092	1,03198	1,39620
1992	1,26426	0,90729	1,30888	0,81805	1,01141	0,90729	0,81805	1,02628	1,08578	1,13040	1,18989	1,20477
1993	1,44490	1,08002	1,29895	1,25516	1,34273	1,24057	1,41571	1,19678	1,43030	1,69301	1,67842	1,80977
1994	2,13746	1,50626	1,20501	1,82186	1,69275	1,53495	1,46323	1,47757	1,60668	1,62102	1,53495	2,42436
1995	2,01775	1,82021	1,87665	1,59445	1,65089	1,26991	1,24169	1,82021	1,50979	1,45334	1,12881	1,55212
1996	1,35715	1,30232	1,45311	1,12410	1,00073	1,09669	1,23377	1,26119	1,01444	1,90549	1,37086	1,72728
1997	1,46774	1,41437	1,20088	1,40103	1,16085	0,88065	1,29428	1,16085	1,18754	1,36100	1,37434	1,45440
1998	1,46151	1,50066	1,20053	1,51371	1,26577	1,16138	1,29187	1,26577	1,29187	1,34407	1,44846	1,77469
1999	1,34065	1,58325	1,51941	1,30235	1,41726	1,27681	1,32789	1,22574	1,32789	1,77477	1,37896	1,57048
2000	1,53727	1,62476	1,67475	1,42479	1,36230	1,18732	1,67475	1,52477	1,52477	1,71224	1,53727	1,83722
2001	1,59327	1,70530	1,73019	1,92935	1,94180	1,60572	1,44390	1,60572	1,68040	1,95424	1,84222	2,22809
2002	2,02499	1,75499	2,11090	2,29499	1,88999	2,28271	1,96362	2,11090	2,03726	3,14180	3,09271	3,33816
2003	2,38095	2,17549	2,81605	2,21175	2,38095	2,21175	1,82499	2,32052	2,21175	2,00628	2,46555	2,33261
2004	2,13165	1,86226	1,97939	1,71000	2,02624	1,62802	1,78028	1,97939	1,82713	1,83884	1,99110	2,36589
2005	2,15336	2,41821	2,36063	2,29154	2,03821	1,79638						

TABELA A3 – Série dos Índices de Crimes Contra o Patrimônio por 1000 habitantes no Município de Lavras/MG, no período de Jan/91 a Jun/05.

<i>Ano</i>	<i>Jan.</i>	<i>Fev</i>	<i>Mar</i>	<i>Abr</i>	<i>Mai</i>	<i>Jun</i>	<i>Jul</i>	<i>Ago</i>	<i>Set</i>	<i>Out</i>	<i>Nov</i>	<i>Dez</i>
1991	0,69810	0,77398	0,92574	0,66775	0,42493	0,77398	0,57669	0,65257	0,47046	0,48564	1,04715	0,78916
1992	1,11552	0,96679	1,33863	0,93704	0,81805	0,69906	0,81805	0,77343	0,72881	0,72881	0,83292	0,92217
1993	1,13840	1,02164	0,91948	1,00705	0,91948	1,02164	1,15300	1,19678	1,00705	1,37192	1,43030	1,38652
1994	1,06156	1,04721	1,03287	1,36281	1,14763	1,10459	1,33412	1,04721	1,24805	1,24805	1,07590	1,52061
1995	0,98771	1,11470	1,42512	1,34046	1,18525	0,98771	0,97360	0,87483	0,87483	1,01593	0,80428	1,19936
1996	1,06927	0,93218	0,79510	0,86364	0,84993	0,94589	0,84993	1,22006	1,24748	1,41198	1,50794	1,34344
1997	1,32097	1,01408	1,04076	1,04076	1,17419	0,98739	0,86730	1,12082	1,24091	1,32097	1,08079	1,16085
1998	1,22663	1,09613	0,88735	1,30492	1,38322	1,07004	0,92649	1,10918	1,10918	1,52676	1,61810	1,51371
1999	1,40449	1,13636	1,51941	1,07252	1,39173	0,95761	1,25128	1,17467	1,28958	1,80031	1,35342	1,67263
2000	1,44978	1,53727	1,38729	1,74974	1,44978	1,66225	1,63725	1,44978	1,74974	2,08719	1,98720	2,11218
2001	2,05382	2,15340	1,44390	1,91690	2,01648	1,84222	1,50614	1,71774	1,91690	1,99159	2,19074	2,22809
2002	2,25817	1,95135	2,19680	2,13544	2,46680	2,14771	2,14771	2,60180	2,28271	2,79816	2,89635	2,82271
2003	2,23592	2,67102	2,99734	2,33261	3,00943	2,35678	2,51390	2,91274	3,13029	2,33261	2,52599	2,91274
2004	2,33076	2,60014	2,52987	2,83439	2,75240	2,11993	2,23706	2,64699	2,60014	2,83439	2,62357	2,81096
2005	2,91337	2,64851	2,99397	3,17822	2,90185	2,14184						

TABELA A4 – Série dos Índices de Crimes Contra a Pessoa por 1000 habitantes no Município de Alfenas/MG, no período de Jan/91 a Jun/05.

<i>Ano</i>	<i>Jan.</i>	<i>Fev</i>	<i>Mar</i>	<i>Abr</i>	<i>Mai</i>	<i>Jun</i>	<i>Jul</i>	<i>Ago</i>	<i>Set</i>	<i>Out</i>	<i>Nov</i>	<i>Dez</i>
1991	1,23340	1,25237	1,51803	1,36622	1,11954	1,68880	1,68880	1,23340	1,25237	0,91082	1,23340	1,32827
1992	0,83273	0,85124	0,85124	0,98077	1,53593	1,55443	1,35088	1,36938	1,40639	1,29536	1,57294	1,72098
1993	2,15336	1,67889	1,40516	1,53290	1,53290	1,49640	1,69714	2,24461	2,09862	1,78839	2,29935	2,00737
1994	1,68604	1,86540	1,66810	1,79366	1,41699	1,48874	1,38112	1,16588	1,57842	1,45286	2,31382	1,95509
1995	2,48761	1,95833	1,79954	2,34647	1,55255	0,86449	1,58783	2,15240	1,32319	1,58783	1,87012	1,27027
1996	1,10239	0,93279	2,20477	1,89950	1,67902	2,01821	1,57726	2,01821	2,08605	1,86558	2,51005	2,57789
1997	1,99742	2,14599	2,32758	1,73330	2,04695	1,83235	1,50220	1,73330	1,86536	1,89838	2,03044	2,32758
1998	2,76060	1,56596	2,34086	1,87269	1,67896	1,46909	1,16236	1,72739	2,09870	1,51752	1,72739	2,24400
1999	2,10091	1,70600	1,73759	2,36944	2,21148	2,11670	2,33785	2,05352	2,78015	3,03289	2,25887	2,52741
2000	2,50487	1,97916	2,25748	2,58218	1,59260	1,51529	1,91731	1,90185	2,01008	2,53579	2,35025	3,06151
2001	2,40332	2,35962	2,76746	2,30136	2,50528	1,98092	2,19940	2,18484	1,80613	2,19940	2,50528	2,79659
2002	2,70166	2,48724	2,73025	2,91608	2,41577	2,75884	2,01552	2,53013	2,40148	2,57301	2,57301	2,63019

2003	1,70990	1,89211	2,04628	2,42470	1,83605	1,90612	1,72392	1,72392	1,73794	1,80801	1,69589	1,49967
2004	1,44065	1,41372	2,19464	1,97921	2,16771	1,85804	2,32928	2,34274	3,11019	2,36967	2,51777	2,31581
2005	2,35870	2,54318	2,60907	2,84626	2,62225	2,33235						

TABELA A5 – Série dos Índices de Crimes Contra o Patrimônio por 1000 habitantes no Município de Alfenas/MG, no período de Jan/91 a Jun/05.

<i>Ano</i>	<i>Jan.</i>	<i>Fev</i>	<i>Mar</i>	<i>Abr</i>	<i>Mai</i>	<i>Jun</i>	<i>Jul</i>	<i>Ago</i>	<i>Set</i>	<i>Out</i>	<i>Nov</i>	<i>Dez</i>
1991	0,89184	0,91082	1,00569	1,11954	0,92979	1,02467	1,02467	1,06262	0,89184	0,92979	1,04364	0,91082
1992	0,66619	0,81423	0,99928	1,09180	0,92526	0,86974	0,81423	0,88825	0,79572	0,61067	0,70320	0,99928
1993	1,16793	0,89419	1,05843	1,00369	0,91244	1,02194	1,14968	0,96719	1,18617	1,20442	1,80664	1,36866
1994	1,38112	1,39905	1,43493	1,72191	1,48874	1,50667	1,23762	0,98651	1,23762	1,16588	1,18381	1,23762
1995	1,44669	1,57019	1,71133	1,49962	1,16441	0,59985	0,89977	1,41141	0,97034	0,95270	1,42905	0,97034
1996	1,10239	0,64447	1,67902	1,47550	1,50942	1,37374	1,39070	1,52638	1,37374	1,40766	1,50942	2,05213
1997	2,01393	1,46918	1,91489	1,70029	1,48569	1,73330	1,50220	1,76632	2,16250	2,49265	2,31107	2,17901
1998	2,03413	1,90498	2,37315	2,26014	1,92112	1,92112	1,79197	2,53459	2,55073	2,76060	2,55073	2,93819
1999	2,96970	3,22244	2,54320	2,71696	2,81174	2,36944	2,65378	3,52257	2,96970	3,69633	4,21761	3,19085

2000	2,65949	2,50487	2,55126	3,24705	2,92235	1,85546	2,58218	2,62857	2,82958	2,76773	2,44302	2,98420
2001	3,07334	2,73833	3,23356	3,13160	3,42291	2,97138	2,68007	2,60724	3,05877	5,05426	3,18986	3,94727
2002	3,43068	3,38780	4,23117	4,21688	4,15970	3,41638	3,54503	3,34491	3,41638	4,27405	5,71780	4,83154
2003	4,83539	4,26075	4,90546	5,14373	4,16264	3,48989	3,04139	3,70012	4,58311	4,76531	4,34484	4,05051
2004	4,33542	3,28522	4,55084	3,97189	2,97555	3,06980	2,78705	3,59489	3,76993	4,88744	4,22770	5,00862
2005	5,19179	3,63689	3,95314	3,54465	4,36163	4,13762						

TABELA A4 – Série dos Índices de Crimes Contra a Pessoa por 1000 habitantes no Município de Varginha/MG, no período de Jan/91 a Jun/05.

<i>Ano</i>	<i>Jan.</i>	<i>Fev</i>	<i>Mar</i>	<i>Abr</i>	<i>Mai</i>	<i>Jun</i>	<i>Jul</i>	<i>Ago</i>	<i>Set</i>	<i>Out</i>	<i>Nov</i>	<i>Dez</i>
1991	0,64757	0,82934	0,93159	0,71573	0,55668	0,62484	0,65893	0,67029	0,80662	0,70437	0,77253	1,04519
1992	0,94566	0,67865	0,97904	0,61190	0,75653	0,67865	0,61190	0,76766	0,81216	0,84553	0,89004	0,90116
1993	1,08164	0,80850	0,97238	0,93960	1,00516	0,92868	1,05978	0,89590	1,07071	1,26737	1,25645	1,35478
1994	1,60010	1,12759	0,90207	1,36385	1,26720	1,14907	1,09537	1,10611	1,20276	1,21350	1,14907	1,81488
1995	1,51048	1,36260	1,40485	1,19359	1,23585	0,95065	0,92953	1,36260	1,13022	1,08797	0,84502	1,16191
1996	0,98834	0,94841	1,05822	0,81862	0,72878	0,79866	0,89849	0,91846	0,73876	1,38767	0,99832	1,25789
1997	1,06592	1,02716	0,87212	1,01747	0,84305	0,63955	0,93995	0,84305	0,86243	0,98840	0,99809	1,05623
1998	1,05903	1,08740	0,86992	1,09685	0,91720	0,84155	0,93611	0,91720	0,93611	0,97393	1,04958	1,28597

1999	0,96940	1,14482	1,09866	0,94171	1,02480	0,92324	0,96017	0,88631	0,96017	1,28331	0,99710	1,13559
2000	1,10932	1,17245	1,20852	1,02815	0,98305	0,85679	1,20852	1,10030	1,10030	1,23558	1,10932	1,32577
2001	1,14819	1,22892	1,24686	1,39038	1,39935	1,15716	1,04055	1,15716	1,21098	1,40832	1,32759	1,60567
2002	1,45489	1,26090	1,51661	1,64887	1,35789	1,64005	1,41080	1,51661	1,46370	2,25728	2,22201	2,39836
2003	1,70622	1,55898	2,01801	1,58496	1,70622	1,58496	1,30781	1,66291	1,58496	1,43773	1,76685	1,67157
2004	1,51971	1,32766	1,41116	1,21910	1,44456	1,16065	1,26921	1,41116	1,30261	1,31096	1,41951	1,68671
2005	2,00589	2,14507	2,03864	1,87489	1,89127	1,85852						

TABELA A5 – Série dos Índices de Crimes Contra o Patrimônio por 1000 habitantes no Município de Varginha/MG, no período de Jan/91 a Jun/05.

<i>Ano</i>	<i>Jan.</i>	<i>Fev</i>	<i>Mar</i>	<i>Abr</i>	<i>Mai</i>	<i>Jun</i>	<i>Jul</i>	<i>Ago</i>	<i>Set</i>	<i>Out</i>	<i>Nov</i>	<i>Dez</i>
1991	1,24969	1,35193	1,34057	1,23833	1,03383	0,85206	0,74981	0,81798	0,87478	1,07928	1,07928	1,06791
1992	0,91229	0,87891	1,16817	0,81216	1,11255	0,57852	0,73428	0,83441	0,92341	0,68978	0,85666	0,93454
1993	1,19089	1,16904	1,19089	0,90683	1,14719	0,95053	0,78664	0,96145	1,14719	1,35478	0,92868	0,95053
1994	1,25646	1,09537	1,38532	1,61084	1,27793	1,24572	0,98798	0,76247	0,97724	0,99872	1,22424	0,96651
1995	1,22528	0,98234	1,13022	1,19359	0,90840	0,77108	1,02459	0,77108	0,96121	0,69714	0,28520	0,25351

1996	0,36938	0,23960	0,84857	0,92844	1,15805	0,81862	0,91846	1,04824	0,84857	1,14807	1,20797	1,31779
1997	1,57950	1,33725	1,17251	1,10468	1,06592	1,09499	0,90119	0,92057	0,92057	1,15313	1,01747	1,24035
1998	0,89829	1,27651	1,74929	1,51290	1,25760	1,23869	1,25760	0,95502	1,05903	1,32379	1,19141	1,53181
1999	0,91401	1,32024	1,40333	1,70800	1,29254	1,20021	1,22791	1,31100	1,20945	1,35717	1,61567	1,64337
2000	1,60535	1,47007	1,58732	1,45203	1,34381	1,49713	1,47909	1,47007	1,67750	1,74064	1,47909	1,99316
2001	2,19770	1,98242	2,04521	2,00933	1,92860	1,77610	1,63258	1,50700	1,77610	1,87478	1,90169	2,22461
2002	2,11620	2,30136	2,02802	2,08093	2,00157	1,90458	1,67532	2,05447	2,13383	1,89576	2,38072	2,58352
2003	1,87078	2,23454	2,65027	2,14793	2,53768	1,95739	1,68024	2,05266	1,92274	1,98337	2,00069	2,13061
2004	2,12926	1,68671	1,94556	1,90381	2,21276	2,09586	1,89546	1,97896	2,07081	2,28791	2,28791	2,47996
2005	2,37432	2,49713	2,60357	2,72638	2,27607	2,62813						

ANEXO B

Página

TABELA B1 Crimes Contra a Pessoa, classes e subclasses de ocorrências, e sua
descrição sintética.....110

TABELA B2 Crimes Contra o Patrimônio, classes e subclasses de ocorrências, e
sua descrição sintética.....111

TABELA B1 – Crimes Contra a Pessoa, classes e subclasses de ocorrências, e sua descrição sintética.

	Descrição
B01.000	Aborto criminoso
B02.000	Rixa
B03.000	Ameaça
B04.000	Homicídio
001	Tentado
002	Consumado
B05.000	Seqüestro e cárcere privado
B06.000	Lesão corporal
B07.000	Trabalho escravo
B08.000	Violação de domicílio
B09.000	Abandono de incapaz
B10.000	Maus tratos
B11.000	Omissão de socorro
B12.000	Perigo de contágio venéreo
B13.000	Fabrico, comércio ou detenção ilegal de arma ou união
B14.000	Constrangimento ilegal
B15.000	Induzimento instigação e auxílio a suicídio
B16.000	Infanticídio
B17.000	Crimes contra a honra
001	Calúnia
002	Difamação
003	Injúria
B18.000	Anuncio de meio abortivo
B19.000	Perigo para a vida ou saúde de outrem
B31.000	Porte de arma
001	de fogo
002	Branca
B32.000	Vias de fato/agressão
B33.000	Atrito verbal
B99.000	Outras contra a pessoa

TABELA B2 – Crimes Contra o Patrimônio, classes e subclasses de ocorrências, e sua descrição sintética.

C.000	Dano
C.001	Furto consumado
001	A residência
002	A transeunte em via pública
003	A pessoas em estabelecimento comercial
004	A pessoas em estabelecimento bancário/valores
005	A passageiros de ônibus/coletivo
006	A estabelecimento público
007	De gado bovino
008	De gado eqüino
009	De animais domésticos e pássaros
010	A estabelecimento comercial
011	A empresa de ônibus coletivo
099	Outros
C03.000	Furto de veículo consumado
001	De automóvel
002	De caminhão e similares
003	De ônibus
004	De trator, máquina agrícola e similares
005	De reboque
006	De motocicleta
007	De bicicleta
008	De aeronave
009	De embarcação
010	De tração animal
099	Outro
C04.000	Furto qualificado consumado/arrombamento
001	A residência urbana
002	A estabelecimento bancário/valores
003	A joalheria/relojoaria
004	Em veículo automotor
005	A prédio de habitação coletiva
006	A drogaria/farmácia
007	A padaria
008	A supermercado/mercearia
009	A prédio comercial
010	A igreja/templo religioso

011	A museu
012	A galeria de arte
013	A residência rural/sítio/chácara
014	A estabelecimento público
015	A depósitos em geral
016	A garagem, de ônibus/coletivo
017	A fórum
018	A escola pública
019	A escola particular
099	Outros
C05.000	Roubo consumado
001	A residência urbana
002	A estabelecimento bancário/valores
003	A joalheria/relojoaria
004	A ônibus/coletivo
005	A casa lotérica
006	A prédio de habitação coletiva
007	A drogaria/farmácia
008	A padaria
009	A supermercado/mercearia
010	A prédio comercial
011	A igreja/templo religioso
012	A museu
013	A galeria de arte
014	A residência rural/sítio/chácara
015	A estabelecimento público
016	A depósitos em geral
017	A garagem de ônibus/coletivo
018	De veículos automotor
019	A passageiro de ônibus/coletivo
020	A táxi
021	A caminhão de gás
022	A caminhão de bebidas
023	A caminhão de cigarros
024	A caminhão de cargas diversas
025	De carga transportada
026	De veículo automotor e sua carga
027	A transeunte
028	De bicicleta
029	A funcionário de estabelecimentos bancários/valores em serviço
030	A veículo de transporte de valores
031	A posto de abastecimento de combustíveis

099	Outros
C06.000	Furto tentado
001	A residência
002	A transeunte em via pública
003	A pessoas em estabelecimento comercial
004	A pessoas em estabelecimento bancário/valores
005	A passageiro de ônibus/coletivo
006	A estabelecimento público
007	De gado bovino
008	De gado eqüino
009	De animais domésticos e pássaros
0010	A estabelecimento comercial
0011	A empresa de ônibus coletivo
0099	Outros
C07.000	Furto de veículo tentado
001	De automóvel
002	De caminhão e similares
003	De ônibus
004	De trator, máquina agrícola e similares
005	De reboque
006	De motocicleta
007	De bicicleta
008	De aeronave
009	De embarcação
010	De tração animal
099	Outros
C08.000	Furto qualificado tentado/arrombamento
001	A residência urbana
002	A estabelecimento bancário/valores
003	A joalheria/relojoaria
004	Em veículo automotor
005	A prédio de habitação coletiva
006	A drogaria/farmácia
007	A padaria
008	A supermercado/mercearia
009	A prédio comercial
010	A igreja/tempo religioso
011	A museu
012	A gleria de arte
013	A residência rural/sítio/chácara
014	A estabelecimento público
015	A depósitos em geral

016	A garagem de ônibus/coletivo
017	A fórum
018	A escola pública
019	A escola particular
099	Outros
C09.000	Roubo à mão armada consumado (assalto)
001	A residência urbana
002	A estabelecimento bancário/valores
003	A joalheria/relojoaria
004	A ônibus/coletivo
005	A casa lotérica
006	A prédio de habitação coletiva
007	A drogaria/farmácia
008	A padaria
009	A supermercado/mercearia
010	A prédio comercial
011	A igreja/templo religioso
012	A museu
013	A galeria de arte
014	A residência rural/sítio/chácara
015	A estabelecimento público
016	A depósitos em geral
017	A garagem de ônibus/coletivo
018	De veículo automotor
019	A passageiro de ônibus/coletivo
020	A táxi
021	A caminhão de gás
022	A caminhão de bebidas
023	A caminhão de cigarros
024	A caminhão de cargas diversas
025	De carga transportada
026	De veículos automotor e sua carga transportada
027	A transeunte
028	De bicicleta
029	A funcionário de estabelecimento bancário/valores em serviço
030	A veículo de transporte de valores
031	A posto de abastecimento de combustíveis
099	Outros
C10.000	Roubo à mão armada tentado (assalto)
001	A residência urbana
002	A estabelecimento bancário/valores
003	A joalheria/relojoaria

004	A ônibus/coletivo
005	A casa lotérica
006	A prédio de habitação coletiva
007	A drogaria/farmácia
008	A padaria
009	A supermercado/mercearia
010	A prédio comercial
011	A igreja/templo religioso
012	A museu
013	A galeria de arte
014	A residência rural/sítio/chácara
015	A estabelecimento público
016	A depósitos em geral
017	A garagem de ônibus/coletivo
018	De veículo automotor
019	A passageiro de ônibus/coletivo
020	A táxi
021	A caminhão de gás
022	A caminhão de bebidas
023	A caminhão de cigarros
024	A caminhão de cargas diversas
025	De carga transportada
026	De veículos automotor e sua carga transportada
027	A transeunte
028	De bicicleta
029	A funcionário de estabelecimento bancário/valores em serviço
030	A veículo de transporte de valores
031	A posto de abastecimento de combustíveis
099	Outros
C11.000	Roubo tentado
001	A residência urbana
002	A estabelecimento bancário/valores
003	A joalheria/relojoaria
004	A ônibus/coletivo
005	A casa lotérica
006	A prédio de habitação coletiva
007	A drogaria/farmácia
008	A padaria
009	A supermercado/mercearia
010	A prédio comercial
011	A igreja/templo religioso
012	A museu

013	A galeria de arte
014	A residência rural/sítio/chácara
015	A estabelecimento público
016	A depósitos em geral
017	A garagem de ônibus/coletivo
018	De veículo automotor
019	A passageiro de ônibus/coletivo
020	A táxi
021	A caminhão de gás
022	A caminhão de bebidas
023	A caminhão de cigarros
024	A caminhão de cargas diversas
025	De carga transportada
026	De veículos automotor e sua carga transportada
027	A transeunte
028	De bicicleta
029	A funcionário de estabelecimento bancário/valores em serviço
030	A veículo de transporte de valores
031	A posto de abastecimento de combustíveis
099	Outros
C12.000	Furto de placa de veículo
C13.000	Latrocínio
C14.000	Saque a estabelecimento
C16.000	Extorção
C17.000	Extorção mediante seqüestro
C18.000	Introdução ou abandono de animal em propriedade alheia
C20.000	Exploração da credulidade pública
C21.000	Usurpação
001	Alteração de limites
002	Usurpação de águas
003	Esbulho – possessório (invasão de imóvel)
004	Supressão ou alteração de marcas em animais
22.000	Estelionato
23.000	Apropriação indébita
24.000	Negar
25.000	Receptação
31.000	Instrumento de emprego usual na prática de furto
001	Fabrico, cessão ou venda de gazua ou instrumento empregado usualmente na prática do crime de furto
002	Posse não justificada de instrumento de emprego usual na prática do crime de furto
C99.000	Outras

ANEXO C

Código do programa em R para estimar o modelo incompleto para a Série de Crimes Contra o Patrimônio do Município de Lavras/MG

```
ccpalavras<-read.table("a:/ccpalvs.txt")
attach(ccpalavras)
ccpalvs<-ts(ccpalavras,freq=12)
m1<-
arima(ccpalvs,order=c(8,1,4),fixed=c(0,0,NA,NA,NA,NA,0,NA,NA,NA,NA,NA,NA,NA,NA,NA))
m1
z<-m1$residuals
b1<-Box.test(z, lag=40, type="Box-Pierce")
b1
b2<-Box.test(z, lag=40, type="Ljung-Box")
b2
fac1<-acf(z,plot=F,lag.max=40, main="Fac Resíduos ")
fac1$lag<-fac1$lag*12
plot(fac1,main="Fac Resíduos", ylab="fac", col="red")
facp1<-pacf(z,plot=F,lag.max=40, main="Facp Resíduos")
facp1$lag<-facp1$lag*12
plot(facp1,main="Facp Resíduos", ylab="facp",col="red")
prev1<-predict(m1,n.ahead=12)
prev1
```