

**PATRÍCIA SILVA NASCIMENTO**

**ANÁLISE DA DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL E PREVISÃO DO ÍNDICE DE  
MORTALIDADE POR ARMA DE FOGO E ARMA BRANCA NA CIDADE DE JOÃO  
PESSOA**

**JOÃO PESSOA**  
2006



UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA  
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DA NATUREZA – CCEN  
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA  
BACHARELADO EM ESTATÍSTICA

PATRÍCIA SILVA NASCIMENTO

**ANÁLISE DA DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL E PREVISÃO DO ÍNDICE DE  
MORTALIDADE POR ARMA DE FOGO E ARMA BRANCA NA CIDADE DE JOÃO  
PESSOA**

Monografia apresentada ao curso de  
Bacharelado em Estatística, para a  
obtenção do grau de Bacharel em  
Estatística da Universidade Federal da  
Paraíba – UFPB

Tutor: Ronei Marcos de Moraes  
Depto. de Estatística – UFPB

Orientador: Anne Jaqueline R. Barreto  
Secretaria de Saúde do Município – JP

JOÃO PESSOA  
2006

**PATRÍCIA SILVA NASCIMENTO**  
Bacharel em Estatística

**ANÁLISE DA DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL E PREVISÃO DO ÍNDICE DE  
MORTALIDADE POR ARMA DE FOGO E ARMA BRANCA NA CIDADE DE JOÃO  
PESSOA**

Monografia apresentada ao curso de  
Bacharelado em Estatística, para a  
obtenção do grau de Bacharel em  
Estatística da Universidade Federal da  
Paraíba – UFPB

Aprovada em 18 de dezembro de 2006.

**BANCA EXAMINADORA**

---

Tutor: Prof. Dr. Ronei Marcos de Moraes – UFPB

---

Prof. Tarciana Liberal Pereira – UFPB

---

Prof. Eufrásio de Andrade Lima Neto – UFPB

*Ao professor Ronei Marcos de Moraes que  
me orientou e incentivou na graduação, na  
monitoria e iniciação científica.*

OFERECO

*Aos meus pais,  
Vitorino e Lourdes.*

DEDICO

## **AGRADECIMENTOS**

*Agradeço a Deus,  
por iluminar meus caminhos e por me dar saúde e sabedoria*

*Aos meus pais,  
pelo incentivo, atenção e carinho*

*Aos professores do Departamento de Estatística da UFPB  
pelos conhecimentos que me foram repassados*

*Aos meus amigos,  
pelo apoio e por acreditarem no meu crescimento profissional*

*A Anne,  
pela orientação no meu estágio na  
Secretaria de Saúde do Município*

*Aos membros da Banca Examinadora,  
pela atenção no exame desta monografia*

*Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico,  
pelo apoio através da bolsa de Iniciação Científica*



## RESUMO

Segundo o Mapa da Violência 2006, realizado pela Organização dos Estados Ibero-Americanos, o número de homicídios no Brasil em 2004 caiu 5,2% em relação a 2003, fato atribuído às políticas de desarmamento desenvolvidas a partir de 2003. Além disso, a Paraíba estava em vigésimo lugar entre os estados brasileiros na ocorrência de óbitos de jovens por homicídios em 2004, com 31,7% e a capital João Pessoa estava em décimo lugar entre as capitais brasileiras com 88,9%. O Ministério da Saúde registrou que a Paraíba estava entre os estados que obtiveram as maiores quedas no número de óbitos por arma de fogo de 2003 para 2004, com 14,4% de queda. Esses resultados apontaram a necessidade de verificar a distribuição espacial e a criação de modelos temporais para os índices de mortalidade por homicídio da cidade de João Pessoa, visando o melhor entendimento do comportamento desses óbitos ao longo do tempo. A base dos dados primários foi obtida no estágio realizado na Divisão de Vigilância Epidemiológica da Secretaria Municipal de Saúde da Prefeitura Municipal de João Pessoa. Para verificar a distribuição da incidência de homicídios por tipo de arma e sexo na cidade de João Pessoa, utilizou-se a análise espacial de dados de área. A análise espacial utilizada neste trabalho foi o agrupamento que é um tipo de análise que serve para verificar a distribuição espacial de uma determinada variável. As previsões dos índices de homicídios foram obtidas utilizando a metodologia de análise de séries temporais estatísticas, segundo o enfoque de *Box-Jenkins*. Para verificar a influência do estatuto do desarmamento no índice de homicídio foi utilizada uma variável *dummy*, representando a divisão dos períodos anterior e posterior ao estatuto. A plataforma utilizada foi o pacote estatístico R que possui funções para a aplicação da análise espacial e de séries temporais. Através das técnicas de análise espacial, verificou-se, para todas as variáveis, que o bairro que apresentou maior incidência de mortalidade em todos os anos foi o Centro. Os modelos obtidos com a análise de séries temporais para previsão da incidência de homicídio da cidade de João Pessoa foram os seguintes: ARMA(1,2) para incidência de homicídio por arma de fogo, ARMA(2,2) para incidência de homicídio por arma branca e ARMA(1,2) para a incidência de homicídio do sexo masculino. Os modelos obtidos para previsão da incidência de mortalidade por homicídio da cidade de João Pessoa com a utilização da variável *dummy* foram os mesmos obtidos antes, com exceção da incidência de homicídio por arma branca que foi o ARMA(2,1). As previsões obtidas com os modelos utilizando a variável *dummy* para meses não observados ficaram melhores que as obtidas com os modelos sem incluir a variável *dummy*.

Palavras-chave: Incidência de mortalidade, criminalidade, arma de fogo, arma branca, estatuto do desarmamento, análise espacial, análise de séries temporais.

## SUMÁRIO

RESUMO-----	v
CAPÍTULO 1	
INTRODUÇÃO E OBJETIVOS-----	7
1.1 Introdução-----	8
1.2 Objetivos-----	11
CAPÍTULO 2	
METODOLOGIA UTILIZADA-----	12
2.1 Materiais e Métodos-----	13
2.2 Geoprocessamento-----	16
2.3 Séries Temporais-----	18
2.3.1 Modelos estacionários dentro da metodologia de <i>Box-Jenkins</i> -----	20
2.3.2 Variável <i>dummy</i> -----	23
2.3.3 Etapas da Metodologia de <i>Box-Jenkins</i> -----	24
CAPÍTULO 3	
RESULTADOS-----	34
3.1 Resultados Geoprocessamento-----	35
3.2 Resultados Séries Temporais-----	39
3.2.1 Incidência de mortalidade por arma de fogo-----	40
3.2.2 Incidência de mortalidade por arma branca-----	48
3.2.3 Incidência de mortalidade para o sexo masculino-----	56
CAPÍTULO 4	
CONCLUSÕES-----	64
REFERÊNCIAS-----	67
ANEXOS-----	70

CAPÍTULO 1  
INTRODUÇÃO E OBJETIVOS

## 1.1 Introdução

Os homicídios lideravam as causas de mortalidade no Brasil no ano 2000 com 38,3% do total, ou 124 pessoas assassinadas por dia [GAWRYSZEWSKI, 2004]. Segundo o Mapa da Violência 2006, realizado pela Organização dos Estados Ibero-Americanos (OEI), o número de homicídios no Brasil cresceu até o ano de 2003, com incrementos em torno de 5,1% ao ano. Já em 2004, o número de homicídios caiu 5,2% em relação a 2003, fato atribuído às políticas de desarmamento desenvolvidas nesse ano [WAISELFISZ, 2006]. De acordo com o Ministério da Saúde a campanha de desarmamento resultou em uma diminuição de 8% nos homicídios por arma de fogo em 2004. A taxa de mortalidade por arma de fogo era de 22,4/100 mil habitantes em 2003, caindo 10% em 2004, passando para 20,3/100 mil. As maiores quedas ocorreram nos estados de Mato Grosso, São Paulo, Sergipe, Pernambuco e Paraíba, com pelo menos 14% de queda [Ministério da Saúde, 2005]. De 1980 a 1994, 6856 adolescentes de 10 a 19 anos foram assassinados no Município do Rio de Janeiro, significando uma média de 37 óbitos por mês, ou 1,2 por dia. Neste período, o sexo masculino foi o mais atingido (93,6%) e a faixa etária de maior incidência foi a de 15 a 19 anos (92,7%) [SOUZA, 1997]. Em Porto Alegre 67,3% dos casos a distância máxima entre o local de ocorrência da agressão e a residência da vítima era de um quilômetro, em 50,0% dos casos, era de 310 metros e em 29,1%, o local de ocorrência foi a própria residência da vítima [SANTOS, 1999]. A concentração de homicídios em Porto Alegre em 1996 estava nas áreas

próximas ao Centro, isto pode ter ocorrido devido à alta densidade populacional ou a grande movimentação à noite, onde ocorrem brigas que podem resultar em homicídio [SANTOS, 2001a].

Segundo o Mapa da Violência IV, realizado pela UNESCO em 2002, a Paraíba estava em décimo oitavo lugar entre os estados brasileiros na ocorrência de óbitos de jovens entre 15 e 24 anos por homicídios em 2002 com 32% [WASELFISZ, 2004]. De acordo com o Mapa da Violência 2006 a Paraíba estava em vigésimo lugar entre os estados brasileiros na ocorrência de óbitos de jovens por homicídios em 2004 com 31,7% [WASELFISZ, 2006]. Segundo o Mapa da Violência IV, realizado pela UNESCO em 2002 João Pessoa estava em décimo quarto lugar entre as capitais brasileiras na ocorrência de óbitos de jovens entre 15 e 24 anos por homicídios com 87,1% [WASELFISZ, 2004]. De acordo com o Mapa da Violência 2006 João Pessoa estava em décimo lugar entre as capitais brasileiras na ocorrência de óbitos de jovens entre 15 e 24 anos por homicídios em 2004 com 88,9% [WASELFISZ, 2006]. Um estudo recente sobre o número de óbitos por arma de fogo e por arma branca na cidade de João Pessoa entre 2000 e 2004, mostra um aumento de 17,4% no total de óbitos por arma branca e uma diminuição de 31,6% no total de óbitos por arma de fogo [NASCIMENTO, 2006a]. Um estudo sobre o número de óbitos por homicídios na cidade de João Pessoa no período de 2002 a 2004 mostra que o risco de uma pessoa do sexo masculino morrer por esta causa é maior do que uma pessoa do sexo feminino, sendo 88,9% em 2002, 94,1% em 2003 e 83,3% em 2004 [NASCIMENTO, 2006b].

Devido a ocorrência desses óbitos por homicídios e por não ter muitos estudos sobre este tema na cidade de João Pessoa motivou-se o estudo desses óbitos para verificar sua distribuição espacial e seu comportamento e padrões epidemiológicos esperados ao longo do tempo. A análise de dados espaciais tem crescido dentro da saúde pública, contribuindo em estudos que visam a produção de subsídios às estratégias de intervenção de políticas públicas e voltados à investigação das causas dos eventos em saúde [SANTOS, 2001b], como mostrado em [SANTOS, 1999; SANTOS, 2001a]. As ferramentas de tratamento de dados geográficos disponíveis, permitem que áreas com concentração aparentemente elevada de eventos como homicídios sejam facilmente visualizadas [BEATO, 2001]. Por outro lado, a análise temporal é usada em Epidemiologia, quando se pretende analisar o comportamento dos índices e padrões epidemiológicos esperados de algum fenômeno ao longo do tempo, permitindo dessa forma o planejamento de ações e políticas públicas [LATORRE, 2001]. As metodologias foram utilizadas para auxiliar o melhor entendimento do comportamento dos óbitos por homicídios nos âmbitos do espaço e do tempo e possibilitar o planejamento de ações específicas.

O capítulo II deste relatório apresenta as fontes dos dados estatísticos, uma revisão dos principais conceitos de geoprocessamento e séries temporais estatísticas utilizados na análise. O capítulo III apresenta os resultados da análise, os modelos mais adequados e as previsões obtidas. No capítulo IV são apresentadas as conclusões e considerações finais.

## 1.2 Objetivos

O objetivo geral deste relatório é analisar os índices de mortalidade por homicídio, categorizados por tipo de arma e por sexo na cidade de João Pessoa no período de 2000 a 2005. Os objetivos específicos, são:

- ✓ Analisar a distribuição espacial do índice de homicídios por tipo de arma e por sexo na cidade de João Pessoa no período de 2002 a 2005.
- ✓ Descrever um modelo adequado para fazer previsões do índice de homicídios por tipo de arma e por sexo na cidade de João Pessoa.

**CAPÍTULO 2**  
**METODOLOGIA**

## 2.1 Materiais e Métodos

Os dados de óbitos foram fornecidos pela Divisão de Vigilância Epidemiológica da Secretaria Municipal de Saúde da Prefeitura Municipal de João Pessoa (DIVEPI). Foram selecionados os óbitos ocorridos por causas externas de homicídios de acordo com os códigos da CID-10 – Classificação Estatística Internacional de Doenças e Problemas Relacionados à Saúde, Décima Revisão [Ministério da Saúde, 1998]. A classificação de causas externas (ou violentas) reúne os subgrupos: acidentes de transporte; outras causas externas de traumatismos acidentais; lesões autoprovocadas intencionalmente (suicídios); agressões (homicídios); eventos cuja intenção é indeterminada; intervenções legais e operações de guerra; complicações de assistência médica e cirúrgica; e, seqüelas de causas externas de morbi-mortalidade. Selecionaram-se as causas listadas no capítulo XX - Causas externas de morbidade e mortalidade, no grupo de causas classificadas como agressões (homicídios), as variáveis estão na Tabela 1.

Tabela 1: Códigos das variáveis de acordo com o CID-10:

<i>Código</i>	<i>Descrição</i>	<i>Tipo</i>
X93	Agressão disparo de arma de fogo de mão	Arma de fogo
X94	Agressão disparo arma de fogo de maior calibre	Arma de fogo
X95	Agressão disparo outra arma de fogo ou não especificada	Arma de fogo
X99	Agressão objeto cortante ou penetrante	Arma branca

Fonte: CID – 10; Ministério da Saúde, 1998.

Além disso, utilizou-se a população de João Pessoa, por bairro, obtida do Censo Demográfico de 2000 realizado pelo IBGE. Utilizou-se também a projeção da população mensal de João Pessoa nos anos de 2000 a 2005, segundo a metodologia descrita a seguir.

Depois de selecionados os dados, organizou-se um banco de dados com as variáveis necessárias por bairro. Utilizou-se a população do Censo de 2000 do IBGE para fazer a base da projeção da população por bairro para os anos de 2002, 2003, 2004 e 2005, para isso supomos que a proporção da população por bairro ( $PP_{Bi}$ ) se manteve constante nos anos estudados. A projeção da população foi realizada da seguinte forma:

$$PP_{\mathcal{B}} = \left[ \frac{Pop_{\mathcal{B}} 2000}{Pop_T 2000} \right] * 1000 \quad (1)$$

$$Pop_{\mathcal{B}} 2002 = [PP_{\mathcal{B}} * (Pop_T 2002)] * 1000 \quad (2)$$

onde:  $PP_{Bi}$  é a porcentagem da população no bairro  $i$ ;  $Pop_T 2000$  é a população total de 2000;  $Pop_{Bi} 2000$  é a população do bairro  $i$  no ano 2000;  $Pop_T 2002$  é a população total de 2002 e  $Pop_{Bi} 2002$  é a população projetada do bairro  $i$  para 2002.

A seguir, foi calculada a incidência de mortalidade por bairro para os anos de 2002 a 2005, através da seguinte fórmula:

$$IM_{\mathcal{B}} = \left[ \frac{Obi_{FB} 2002}{Pop_{\mathcal{B}} 2002} \right] * 1000 \quad (3)$$

onde:  $IM_{Bi}$  é a incidência de mortalidade no bairro  $i$ ;  $Obi_{FBi} 2002$  é o número de óbitos por arma de fogo no bairro  $i$  de João Pessoa e  $Pop_{Bi} 2002$  é a população do bairro  $i$  em 2002. Em

seguida foi elaborado um banco de dados para a incidência de mortalidade por causas externas de homicídio ocorridos em João Pessoa por tipo de arma e por sexo, segundo o bairro. Nesse relatório foi implementado um mapa cadastral de João Pessoa com as seguintes informações: mapa dos bairros (ANEXO 3), mortes por sexo, mortes por arma de fogo e mortes por arma branca. Logo que o banco de dados foi organizado fez-se as análises para verificar a distribuição espacial do índice de mortalidade por causas externas do tipo arma de fogo, arma branca e por sexo.

Posteriormente, foi organizado outro banco de dados para a cidade de João Pessoa com a descrição mensal das variáveis. Utilizou-se o método Geométrico para estimar a população de João Pessoa a cada mês. Para tanto, calculou-se a taxa de crescimento populacional ( $r_t$ ) da seguinte forma [SPIEGELMAN, 1968]:

$$r_t = \left[ \frac{Pop(t + \Delta t)}{P(t)} \right]^{\frac{1}{\Delta t}} - 1 \quad (4)$$

onde:  $P(t)$  é a população no tempo  $t$ ;  $Pop(t + \Delta t)$  é a população no tempo  $t + \Delta t$ ;  $t$  é a data base e  $\Delta t$  é o intervalo entre a data base e a data a ser estimada. A partir da taxa de crescimento, projetou-se a população mensal na cidade de João Pessoa, através da expressão [SPIEGELMAN, 1968]:

$$Pop(t + i) = P(t) (1 + r)^i \quad (5)$$

onde  $Pop(t + i)$  é a população projetada para o tempo  $t + i$ .

A incidência de mortalidade mensal para a cidade de João Pessoa foi calculada da seguinte forma:

$$IM_{MEN}(t) = \left[ \frac{ObiFogo_{MEN}(t)}{Pop_{MEN}(t)} \right] * 100000 \quad (6)$$

onde:  $IM_{MEN}(t)$  é a incidência de mortalidade mensal em João Pessoa no tempo  $t$ ;  $ObiFogo_{MEN}(t)$  é o número de óbitos por arma de fogo mensal de João Pessoa no tempo  $t$  e  $Pop_{MEN}(t)$  é a população mensal de João Pessoa no tempo  $t$ . A seguir foi organizado um banco de dados para a obtenção dos modelos de previsão para o índice de homicídios por tipo de arma e por sexo.

A plataforma utilizada para ambos os estudos foi o pacote estatístico R, que é um programa utilizado para a análise estatística e possui diversas funções para a aplicação da análise de geoprocessamento e de séries temporais.

## 2.2 Geoprocessamento

Geoprocessamento é um conjunto de tecnologias para a análise de dados espaciais, dentre as quais se destaca a tecnologia de Sistema de Informação Geográfica (SIG). Um SIG permite realizar a captura, armazenamento, recuperação, manipulação, análise e apresentação dos dados. Também faz operações que possibilitam a visualização e análise geográfica oferecidas pelos mapas [TELES, 1999]. Com o intuito de verificar a distribuição da incidência de homicídios na cidade de João Pessoa, utilizou-se a análise espacial de dados de área. A análise espacial de dados de áreas é utilizada em geoprocessamento quando a ocorrência do

fenômeno em estudo é mensurada a partir de dados agregados por área, como é o caso da incidência de mortalidade por bairro.

Para atingir o objetivo de analisar a distribuição espacial do índice de mortalidade das variáveis citadas, faz-se necessário definir alguns conceitos importantes em geoprocessamento que serão utilizados neste trabalho [STAR,1990]. Um dos conceitos em SIG é o de espaço geográfico que é definido como uma coleção de localizações na superfície da terra, onde ocorrem os fenômenos geográficos. O espaço geográfico pode ser modelado segundo duas visões: (i) geo-campo, representando a distribuição espacial de uma variável, que possui valores em todos os pontos pertencentes a uma região do espaço geográfico, num dado tempo  $t$ ; e (ii) geo-objeto ou objeto geográfico, que são entidades distintas e localizáveis que representam uma determinada região do espaço geográfico.

Um SIG disponibiliza ferramentas de análise espacial, como mapas para apresentar os dados espacialmente. A análise espacial é uma forma de análise que envolve diversas especialidades, para conhecer sua natureza, suas proporções, suas funções, suas relações [TELES, 1999]. A ferramenta de análise utilizada foi o agrupamento que é um processo de agrupar geo-objetos, com base nos valores de suas variáveis. Esses agrupamentos são formados dividindo os dados de uma determinada variável em intervalos, daí são obtidos os mapas coropléticos (coloridos) [SOUZA, 2003].

Os dados foram agrupados por área (bairros), dessa forma faz-se necessário organizá-los para a sua visualização em um tipo de mapa denominado mapa cadastral. O Mapa Cadastral é

um mapa onde cada um de seus elementos é um objeto geográfico, que possui atributos e pode estar associado a várias representações gráficas [SOUZA, 2003].

### 2.3 Séries Temporais

A análise de séries temporais constitui em um método estatístico que pode ser empregado para o planejamento de ações e políticas públicas, pois permite realizar previsões de eventos futuros, a partir de dados passados. No entanto, é preciso que os dados possuam distribuição Normal, o que pode ser verificado através do teste de *Lilliefors* (que é uma variação do Teste de Aderência de *Kolmogorov-Smirnov*) [SIEGEL, 1975]. Para realizar o teste, considere a seguinte estatística:

$$D = \max |F_n(x) - F(x)| \quad (7)$$

onde:  $F(x)$  representa a função de distribuição acumulada que se deseja testar;  $F_n(x)$  representa a função de distribuição acumulada empírica dos dados. Esta função é definida para todo o valor de  $x$ , e para cada  $x$  dá a proporção de elementos da amostra menores ou iguais a  $x$ . Este procedimento testa a hipótese de normalidade dos dados, se o p-valor for maior que 0,05, então os dados possuem distribuição Normal.

Com o intuito de prever o comportamento da incidência de homicídios por tipo de arma e por sexo na cidade de João Pessoa, utilizou-se a análise de séries temporais, segundo o enfoque de *Box-Jenkins* descrita a seguir.

A análise de séries temporais, segundo o enfoque de *Box-Jenkins*, tem como principal objetivo fazer previsões. Essa metodologia permite prever valores futuros tomando como base apenas seus valores presentes e passados [MORETTIN, 2006].

Uma das suposições mais freqüentes que se faz a respeito de uma série temporal é que ela seja estacionária, isto é, a média e a variância não apresentam variação ao longo do tempo [MORETTIN, 2006]. Caso a série não seja estacionária, a transformação mais comum consiste em tomar diferenças sucessivas da série original até obter-se uma série estacionária. A primeira diferença é definida por [MORETTIN, 2006]:

$$\Delta Z(t) = Z(t) - Z(t-1) \quad (8)$$

a segunda diferença é definida por:

$$\Delta^2 Z(t) = Z(t) - 2Z(t-1) + Z(t-2) \quad (9)$$

De modo geral, a n-ésima diferença pode ser definida por:

$$\Delta^n Z(t) = \Delta [\Delta^{n-1} Z(t)] \quad (10)$$

Um teste muito utilizado para verificar a estacionariedade de uma série é o teste de raízes unitárias. O teste utilizado neste trabalho foi o teste ADF (*Augmented Dickey-Fuller*), que testa a hipótese de não estacionariedade da série. Se a série é representada por um AR(p) [MORETTIN, 2006]:

$$\Delta Z(t) = \theta_0 + \phi_1^* Z_{t-1} + \phi_2^* Z_{t-2} + \dots + \phi_p^* Z_{t-p+1} + a_t \quad (11)$$

onde  $\phi_1^* = \sum_{i=1}^p \phi_i - 1$ ,  $\phi_j^* = \sum_{i=j+1}^p \phi_i - 1$ ,  $j = 2, \dots, p$ .

Testar a hipótese que o polinômio auto-regressivo tem uma raiz unitária é equivalente a testar a hipótese que  $\phi_1^* = 0$ , ou seja, que a série não é estacionária. Se o p-valor for menor que 0,05, então rejeita-se a hipótese de não estacionariedade da série, logo a série é estacionária.

Os modelos utilizados para descrever séries temporais são processos estocásticos, isto é, processos ordenados (no tempo) controlados por leis probabilísticas. Os modelos de Box-Jenkins são utilizados para modelar séries estacionárias. Eles englobam os seguintes modelos: Auto-regressivo (AR), Médias Móveis (MA) e Auto-regressivo e de Médias Móveis (ARMA) [MORETTIN, 2006], que são apresentados nas próximas seções.

### 2.3.1 Modelos estacionários dentro da metodologia de *Box-Jenkins*

Nos modelos estacionários as observações são independentes, isto é, não são afetadas pela mudança de uma origem de tempo, não apresentam tendência e nem sazonalidade [MORETTIN, 2006]. Dentre os modelos possíveis temos o auto regressivo (AR), médias móveis (MA) e o auto regressivo e de médias móveis (ARMA), descritos a seguir. Introduziremos agora a notação do operador translação para o passado, denotado por  $B$ . Além disso, definiremos  $BZ_t = Z_{t-1}$  e  $\tilde{Z}_t = Z_t - \mu$ .

i) Modelo Auto Regressivo (AR( $p$ ))

Um modelo auto regressivo é um modelo univariado de série temporal em que a variável aleatória de interesse é descrita apenas por seus valores passados e pelo erro aleatório. Um modelo auto regressivo de ordem  $p$  é representado por AR( $p$ ), e será a soma ponderada dos  $p$  valores passados da variável, além do ruído branco (erro aleatório)  $a_t$  [MORETTIN, 2006], sendo expresso por:

$$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} + a_t, \quad (12)$$

onde  $a_t$  é um ruído branco, ou seja, é não correlacionado com média zero e variância constante;  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$  são parâmetros desconhecidos estimados pelo método dos mínimos quadrados, cujo estimadores são descritos na Seção II. Se definirmos o operador auto-regressivo estacionário de ordem  $p$ , como:

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p, \quad (13)$$

então, pode-se escrever

$$\phi(B) \tilde{Z}_t = a_t. \quad (14)$$

ii) Modelo de Médias Móveis (MA( $q$ ))

Um modelo de médias móveis resulta da combinação linear dos erros aleatórios (ruído branco) ocorridos no período corrente e nos períodos passados. Um modelo de médias móveis

de ordem  $q$  envolve  $q$  valores defasados de  $a_t$  e é indicado por  $MA(q)$  [MORETTIN, 2006].

Um  $MA(q)$  é definido por:

$$\tilde{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}, \quad (15)$$

onde  $a_t, a_{t-1}, \dots, a_{t-q}$  são erros aleatórios não correlacionados com média zero e variância constante;  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$  são parâmetros desconhecidos estimados pelo método dos mínimos quadrados, cujo estimadores são descritos na Seção II. Utilizando a notação de operador translação para o passado, temos que:

$$\tilde{Z}_t = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) a_t = \theta(B) a_t, \quad (16)$$

onde

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q, \quad (17)$$

tem-se que este último é o operador de médias móveis de ordem  $q$ .

### iii) Modelos Auto Regressivo e de Médias Móveis $ARMA(p, q)$

Um modelo  $ARMA$  é obtido combinando-se os componentes auto regressivos e de médias móveis, ou seja,  $Z_t$  é descrito por seus valores passados e pelos erros aleatórios correntes e passados. A especificação genérica de um modelo  $ARMA$  admite um componente auto regressivo de ordem  $p$  e um componente de médias móveis de ordem  $q$   $ARMA(p, q)$  [MORETTIN, 2006], sendo expresso por:

$$\tilde{Z}_t = \phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}, \quad (18)$$

onde  $a_t, a_{t-1}, \dots, a_{t-q}$  são erros aleatórios não correlacionados com média zero e variância constante;  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$  e  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$  são parâmetros desconhecidos estimados pelo método dos mínimos quadrados, cujo estimadores são descritos na Seção II. Se  $\phi(B)$  e  $\theta(B)$  são os operadores auto-regressivos e de médias móveis, respectivamente, podemos escrever a expressão (18) na seguinte forma:

$$\phi(B)\tilde{Z}_t = \theta(B)a_t. \quad (19)$$

### 2.3.2 Variável *dummy*

É utilizada para distinguir o comportamento de um fenômeno em períodos de tempo com características diversas. Indica a ocorrência ou não de um evento, ou a presença ou a ausência de uma condição. Geralmente assume dois valores: 1, que indica uma situação, e 0 a outra [VASCONCELLOS, 2000]. Neste trabalho, criamos a variável *dummy* “estatuto do desarmamento”, que nos anos posteriores ao estatuto (2004 e 2005) assumiram o valor 1 e nos anos anteriores ao estatuto (2000 a 2003) assumiram o valor 0.

### 2.3.3 Etapas da Metodologia de *Box-Jenkins*

#### I) Identificação

Esta etapa consiste em determinar quais dos modelos AR e MA compõem o processo gerador da série, bem como, quais são suas respectivas ordens. O processo de identificação necessita de instrumentos como: a função de autocorrelação e a função de autocorrelação parcial.

##### i) Função de Autocorrelação (FAC)

A função de autocorrelação (fac) de um processo estocástico estacionário é uma ferramenta importante para acessar suas propriedades. Se um processo estocástico estacionário  $Z(t)$  tem média  $\mu$  e variância  $\sigma^2$  então [MORETTIN, 2006]:

$$\rho(\tau) = \frac{\gamma(\tau)}{\gamma(0)} = \frac{\gamma(\tau)}{\sigma^2}, \quad (20)$$

onde  $\gamma(0) = 1$ ,  $\rho(\tau)$  é a fac,  $\gamma(\tau)$  é a função de autocovariância (facv),  $\tau$  é o tempo e a fac,  $\rho(\tau)$ ,

é estimada por:

$$r(\tau) = \frac{c(\tau)}{c(0)}, \quad \tau = 0, 1, \dots, N-1, \quad (21)$$

onde  $c(\tau)$  é a estimativa da facv  $\gamma(\tau)$ .

A função de autocorrelação também proporciona evidência se uma série é não estacionária, pois tais séries apresentam fortes correlações seriais. Assim, uma fac amostral com valores inicialmente altos e que não declinam rapidamente para um valor estatisticamente igual a zero, à medida que  $k$  aumenta, indica que a série não é estacionária e precisa ser diferenciada, como mostrado na Figura 1.

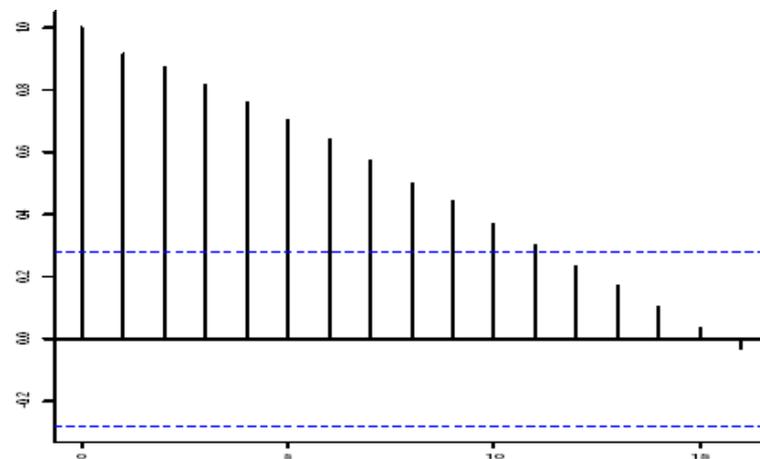


Figura 1: Exemplo de série não estacionária

## ii) Função de Autocorrelação Parcial (FACP)

Denota-se por  $\phi_{kj}$  o  $j$ -ésimo coeficiente de um modelo  $AR(k)$ , de modo que  $\phi_{kk}$  seja o último coeficiente. Sabe-se que

$$\rho_j = \phi_{k1}\rho_{j-1} + \phi_{k2}\rho_{j-2} + \dots + \phi_{kj}\rho_{j-1}, \quad j = 1, \dots, k, \quad (22)$$

a partir das quais obtemos as equações de *Yule-Walker*

$$\begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-2} \\ \vdots & & & & \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \dots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{k1} \\ \phi_{k2} \\ \dots \\ \phi_{kk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \dots \\ \rho_k \end{bmatrix}. \quad (23)$$

Resolvendo estas equações sucessivamente para  $k = 1, 2, 3, \dots$ , obtemos:

$$\begin{aligned} \phi_{11} &= \rho_1, \\ \phi_{22} &= \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\rho_2 - \rho_1^2}{1 - \rho_1^2}, \\ \phi_{33} &= \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_3 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}}, \end{aligned} \quad (24)$$

e, em geral,

$$\phi_{kk} = \frac{|P_k^*|}{|P_k|}, \quad (25)$$

onde  $P_k$  é a matriz de autocorrelações e  $P_k^*$  é a matriz  $P_k$  com a última coluna substituída pelo vetor de autocorrelações. A quantidade  $\phi_{kk}$  é a função de autocorrelação parcial. Em um processo AR(p) não existe correlação direta entre  $Z_t$  e  $Z_{t-p-1}, Z_{t-p-2}, \dots$  e substituindo  $k = p + 1, p + 2, \dots$  nas equações de *Yule-Walker* obtém-se que todos os coeficientes de correlação parcial serão nulos para  $k > p$ . O fato de que a facp é igual a zero para  $k > p$  é sugerido como uma ferramenta para determinar a ordem  $p$  do processo autoregressivo para séries temporais observadas.

### iii) Determinação de $p$ e $q$

A próxima etapa consiste em determinar se a série estacionária, original ou transformada, é gerada por um processo auto regressivo ( $p \neq 0$ ), de médias móveis ( $q \neq 0$ ) ou misto ( $p \neq 0$ ;  $q \neq 0$ ), com os respectivos valores de  $p$  e/ou  $q$ . Este procedimento pode ser feito a partir da análise das características da  $f_{ac}$  e da  $f_{acp}$ , apresentados a seguir.

#### a) AR( $p$ )

Para um modelo AR( $p$ ) a função de autocorrelação é expressa por:

$$\rho_k = \phi_1 \rho_{k-1} + \phi_2 \rho_{k-2} + \dots + \phi_p \rho_{k-p}, \quad k = 1, 2, \dots \quad (26)$$

O comportamento da  $f_{ac}$  não é óbvio, ela declina à medida que  $k$  aumenta, sendo este declínio traduzido em decrescimento exponencial ou ondas senóides amortecidas.

A função de autocorrelação parcial é dado por:

$$\begin{aligned} \phi_{kk} &\neq 0, & k = 1, 2, \dots, p \\ \phi_{kk} &= 0, & k = p+1, p+2, \dots \end{aligned} \quad (27)$$

Logo, a  $f_{acp}$  é truncada em  $k = p$ . A partir da  $f_{acp}$  é possível sugerir a ordem do modelo auto-regressivo.

b) MA( $q$ )

Para um modelo MA( $q$ ) a função de autocorrelação é expressa por:

$$\begin{aligned} \rho_k &\neq 0, & k = 1, 2, \dots, q \\ \rho_k &= 0, & k = q + 1, q + 2, \dots \end{aligned} \quad (28)$$

Sendo a fac truncada em  $k = q$ . Esta é uma característica específica de processos de médias móveis e será útil na especificação do valor de  $q$ . A partir da fac é possível sugerir a ordem do modelo de médias móveis. A facp decresce a medida que  $k$  aumenta, não tendo este decrescimento nenhum padrão fixo, como visto no caso de modelos auto-regressivos.

c) ARMA( $p, q$ )

Tem-se que a fac é dada por:

$$\rho_k = \phi_1 \rho_{k-1} + \phi_2 \rho_{k-2} + \dots + \phi_p \rho_{k-p}, \quad k = p + 1, p + 2, \dots \quad (29)$$

Assim a fac é declinante a partir de  $k = p$ . A facp também decresce quando  $k$  aumenta.

Como nenhuma das funções é truncada, os valores de  $p$  e  $q$  não são indicados claramente.

Em todos os casos, testam-se vários modelos candidatos a gerador da série e escolhe-se o que apresentar os menores critérios, que serão detalhados na Seção a seguir.

## iv) Critérios de desempate

A identificação do modelo é a etapa mais difícil da metodologia de *Box-Jenkins*. Em alguns casos, identificam-se vários modelos candidatos a gerador da série, pois trabalhando com a  $\hat{f}_n$  e a  $\hat{f}_{n-p}$  amostrais fica difícil, muitas vezes, decidir se elas estão decrescendo ou se são truncadas. Surgem então outros procedimentos de identificação que também podem ser utilizados. Um critério bastante utilizado em séries temporais é o Critério de Informação de Akaike (*AIC*), que se baseia na variância estimada do erro, no tamanho da amostra e nos valores de  $p$  e  $q$ . A regra básica consiste em selecionar o modelo cujo critério de informação calculado seja mínimo [MORETTIN, 2006]. A definição mais comumente utilizada é:

$$AIC = -2 \log \text{verossimilhança maximizada} + 2m, \quad (30)$$

onde  $m$  é o número de parâmetros estimados (em modelos ARMA( $p, q$ )  $m = p + q + 1$ ). Para dados normalmente distribuídos e usando-se estimativas de máxima verossimilhança para os parâmetros pode-se mostrar que:

$$AIC = n \log \left( \hat{\sigma}_\varepsilon^2 \right) + 2m, \quad (31)$$

é o estimador de *AIC*.

Algumas medidas de interesse baseadas nos valores reais e previstos também podem ser calculadas para auxiliar na escolha do melhor modelo, dentre elas podemos citar: Erro Total (TE), Erro percentual médio (MPE), Erro quadrático médio (MSE) e Erro absoluto médio (MAE). Neste trabalho foram utilizados todos os critérios apresentados.

a) Critério 1: Erro Total (TE)

$$C1 = \sum_{j=t+1}^{t+k} y_j - \sum_{j=t+1}^{t+k} \hat{y}_j \quad (32)$$

b) Critério 2: Erro percentual médio (MPE)

$$C2 = \left( \frac{\sum_{j=t+1}^{t+k} y_j - \sum_{j=t+1}^{t+k} \hat{y}_j}{\sum_{j=t+1}^{t+k} y_j} \right) * 100 \quad (33)$$

c) Critério 3: Erro quadrático médio (MSE)

$$C3 = \frac{1}{h} \sum_{j=t+1}^{t+k} (y_j - \hat{y}_j)^2 \quad (34)$$

d) Critério 4: Erro absoluto médio (MAE)

$$C4 = \frac{1}{h} \left( \sum_{j=t+1}^{t+k} |y_j - \hat{y}_j| \right) \quad (35)$$

## II) Estimação

Escolhidos os valores adequados para  $p$  e  $q$ , o próximo passo será a estimação dos parâmetros do modelo, em geral, por mínimos quadrados. A estimação por mínimos quadrados para um modelo  $AR(p)$ , requer a minimização de:

$$S(\hat{\phi}_1, \dots, \hat{\phi}_p) = \sum_{t=1}^n \hat{\varepsilon}_t^2, \quad (36)$$

onde  $\hat{\varepsilon}_t = \phi(B)w_t$ ;  $S(\hat{\phi})$  depende de valores passados de  $w_t$  (modelo). A estimação por

mínimos quadrados para um modelo  $MA(q)$ , requer a minimização de:

$$S(\hat{\theta}_1, \dots, \hat{\theta}_q) = \sum_{t=1}^n \hat{\varepsilon}_t^2, \quad (37)$$

onde  $\hat{\varepsilon}_t = \theta^{-1}(B)w_t$ ;  $S(\hat{\theta})$  depende de  $\varepsilon_t$  (erro). Para um ARMA( $p, q$ ), a estimação por mínimos quadrados requer a minimização de:

$$S(\hat{\phi}_1, \dots, \hat{\phi}_p, \hat{\theta}_1, \dots, \hat{\theta}_q) = \sum_{t=1}^n \hat{\varepsilon}_t^2, \quad (38)$$

onde  $\hat{\varepsilon}_t = \theta^{-1}(B)\phi(B)w_t$ ;  $S(\hat{\phi}, \hat{\theta})$  depende de valores passados de  $w_t$  (modelo) e de  $\varepsilon_t$  (erro), ou seja, valores anteriores ao período amostrado.

### III) Verificação

Esta etapa consiste em verificar se o modelo identificado é adequado. Em caso positivo, pode-se adotá-lo para fazer previsões. Em caso negativo, outra especificação deve ser escolhida para modelar a série, o que implica em refazer as etapas de identificação e estimação. As formas de verificação mais frequentes são: a análise de resíduos e a avaliação da ordem do modelo [VASCONCELLOS, 2000].

#### i) Análise dos resíduos

Os resíduos do modelo estimado,  $\hat{a}_t$ , são as estimativas do ruído branco,  $a_t$ . Dessa maneira, esses resíduos devem comportar-se aproximadamente com distribuição normal com média

zero e variância constante, se o modelo estiver adequadamente especificado. As funções de autocorrelação e autocorrelação parcial são utilizadas para verificar se os resíduos são correlacionados, dessa forma os coeficientes de autocorrelação dos resíduos devem ser estatisticamente iguais a zero. A normalidade dos resíduos pode ser verificada através de técnicas como o histograma, o gráfico de normalidade e o teste de hipóteses *Lilliefors*. Convém, adicionalmente, analisar o gráfico dos resíduos para verificar se há indícios de que a hipótese de variância constante no tempo não está sendo respeitada. Para verificar se os resíduos são estatisticamente iguais a zero utiliza-se a estatística  $Q^*$  de *Ljung-Box*, expressa por:

$$Q^*(K) = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{r_k^2(\hat{\varepsilon})}{n-k}, \quad (39)$$

onde  $Q^*(K)$  tem distribuição  $\chi^2$  (Qui-quadrado) com  $K - p - q$  graus de liberdade.

## ii) Avaliação da ordem do modelo

O objetivo agora é verificar se o modelo não está superespecificado ( $p$  e/ou  $q$  maiores do que o devido), nem subespecificado ( $p$  e/ou  $q$  menores do que o devido). Se o valor de um coeficiente estimado for pequeno em relação a seu erro padrão, indicando sua não significância estatística, provavelmente haverá uma superespecificação do modelo, e um modelo de menor ordem deverá ser estimado. Por outro lado, para verificar se existe

subespecificação, deve-se introduzir parâmetros adicionais e analisar sua significância estatística.

#### IV) Previsão

Uma vez tendo encontrado, entre os modelos estimados, aquele que se mostrou o mais adequado, chega-se a última e mais importante etapa da metodologia de *Box-Jenkins*, que consiste na realização de previsões para a série em instantes de tempo posteriores ao amostrado. O previsor ótimo “ $l$  passos a frente”, representado por  $\hat{y}_n(l)$  é aquele que minimiza o erro quadrático médio de previsão:

$$E \left[ y_{n+l} - \hat{y}_n(l) \right]^2 = E \left[ e_n^2(l) \right], \quad (40)$$

onde  $e_n(l)$  é o erro de previsão  $l$  passos à frente de  $n$ .

CAPÍTULO 3  
RESULTADOS

### 3.1 Resultados Geoprocessamento

Os agrupamentos realizados referem-se a incidência de homicídios em João Pessoa, por bairro de ocorrência. Os mapas não são comparáveis, pois possuem intervalos diferentes. Dessa forma, verificaremos os bairros com maior incidência em cada ano estudado. Os agrupamentos tiveram os resultados apresentados a seguir.

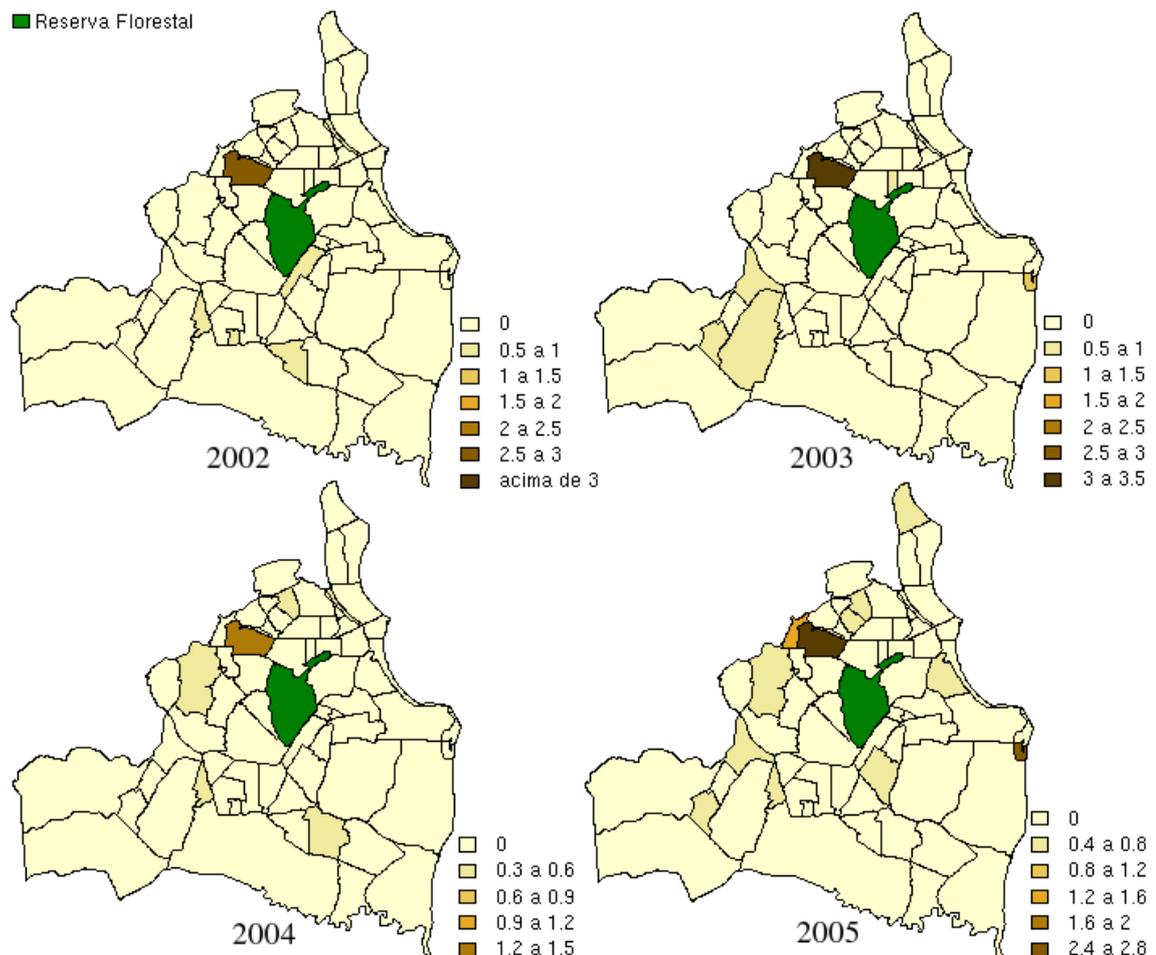


Figura 1: Distribuição da incidência de mortalidade por arma de fogo em João Pessoa, nos anos de 2002 a 2005

Na Figura 1 observa-se que o bairro com maior incidência de mortalidade (por mil habitantes) por arma de fogo em todos os anos foi o Centro, sendo 2,51 mortes/mil habitantes

em 2002, 3,42 mortes/mil habitantes em 2003, 1,29 mortes/mil habitantes em 2004 e 2,72 mortes/mil habitantes em 2005. Nota-se também que em 2005 apareceram os bairros do Varadouro (1,54 mortes/mil habitantes) e Penha (2,34 mortes/mil habitantes) com incidência superior em relação aos demais bairros.

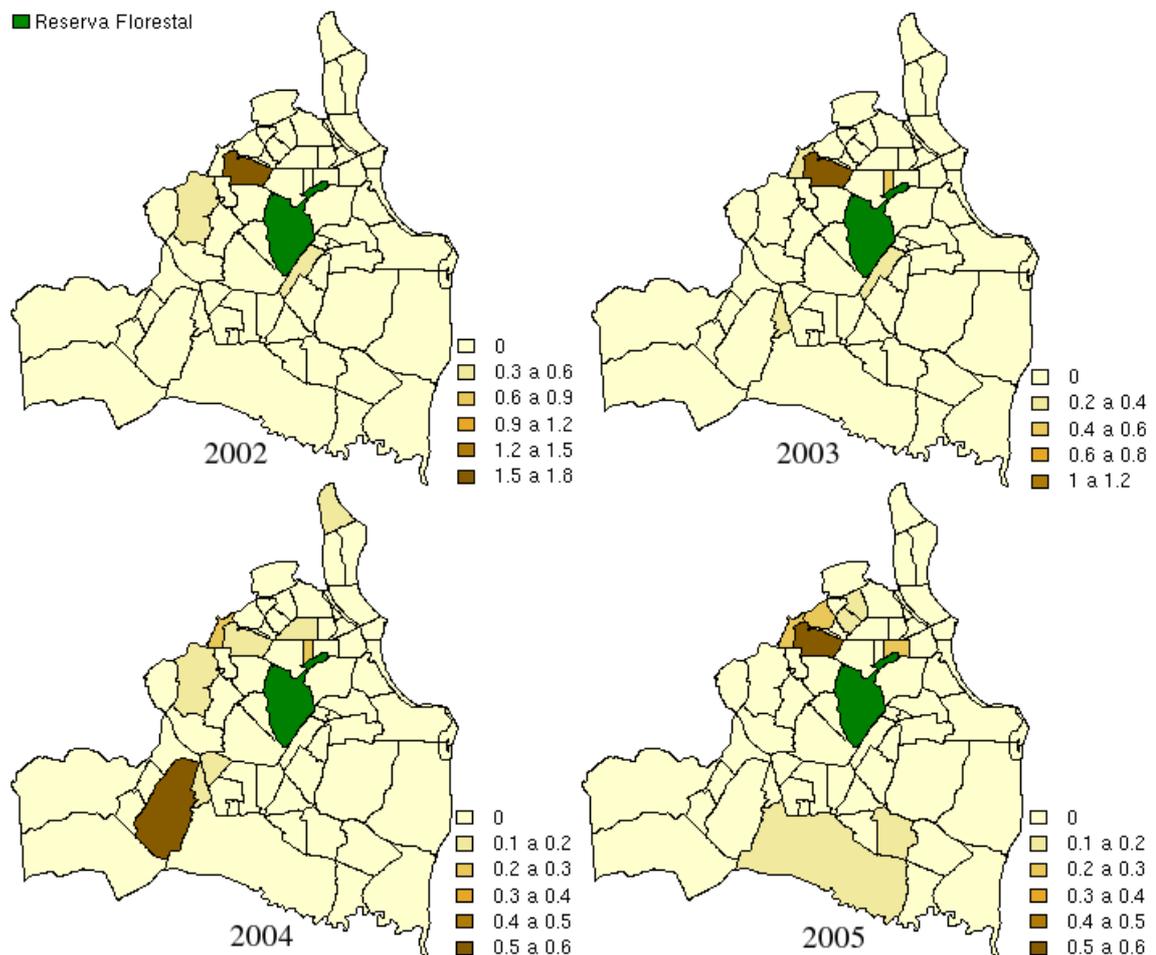


Figura 2: Distribuição da incidência de mortalidade por arma branca em João Pessoa, nos anos de 2002 a 2005

Verifica-se na Figura 2 que o bairro do Centro apresentou a maior incidência de mortalidade por arma branca em 2002 (1,55 mortes/mil habitantes), 2003 (1,14 mortes/mil

habitantes) e 2005 (0,54 mortes/mil habitantes). Em 2004, foi o Distrito Industrial com 0,57 mortes/mil habitantes.

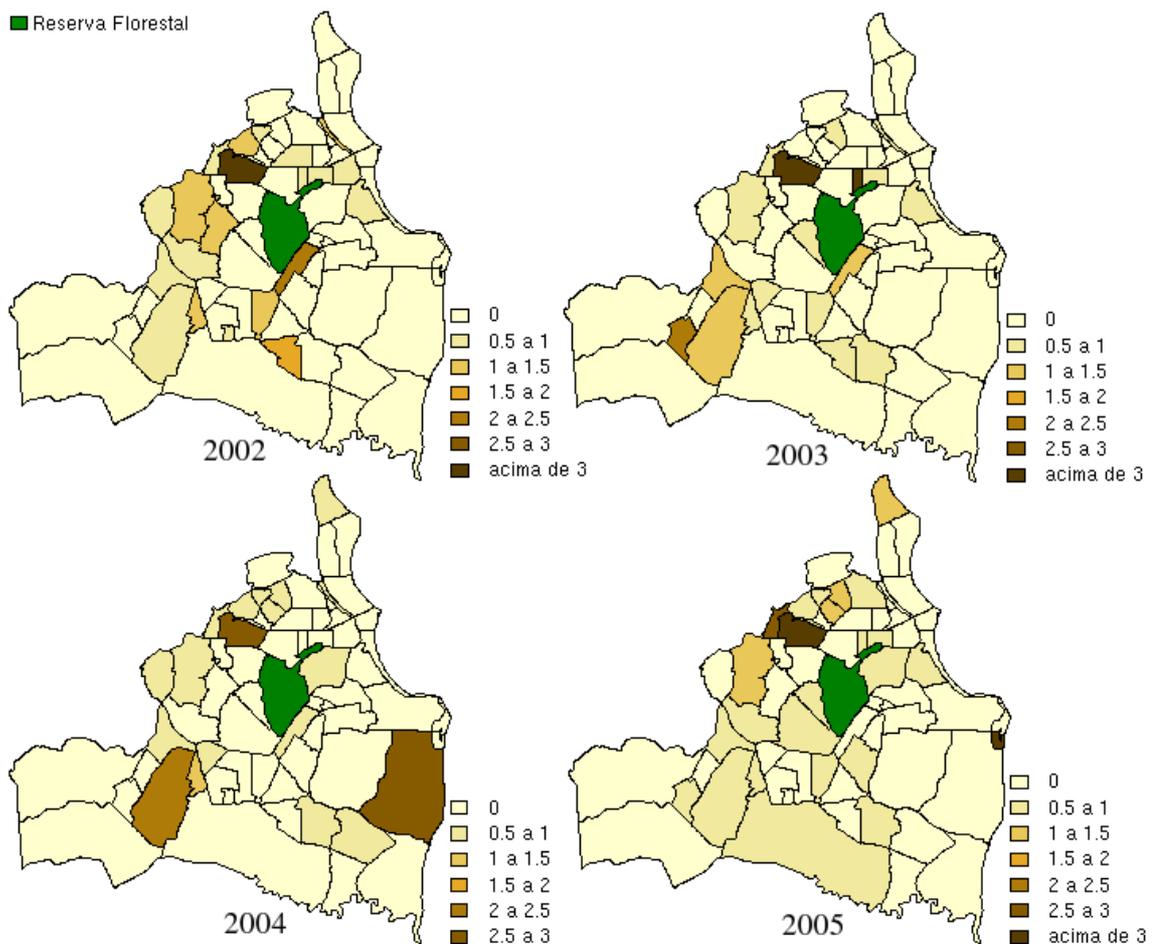


Figura 3: Distribuição da incidência de mortalidade do sexo masculino em João Pessoa, nos anos de 2002 a 2005

Na Figura 3 percebe-se que o bairro com maior incidência de mortalidade para o sexo masculino em todos os anos foi o Centro com 6,82 mortes/mil habitantes em 2002, 7,72 mortes/mil em 2003, 2,98 mortes/mil habitantes em 2004 e 5,43 mortes/mil habitantes em 2005. Verifica-se também que os bairros de Água Fria (2,04 mortes/mil habitantes) e Planalto da Boa Esperança (1,82 mortes/mil habitantes) apresentaram incidência superior aos demais em 2002. Nota-se que em 2003 os bairros dos Expedicionários (3,24 mortes/mil habitantes) e

Bairro das Indústrias (2,03 mortes/mil habitantes), apresentaram uma incidência maior em relação aos demais bairros. Observa-se também que os bairros de Costa do Sol (2,95 mortes/mil habitantes) e Distrito Industrial (2,31 mortes/mil habitantes) em 2004, Penha (4,79 mortes/mil habitantes) e Varadouro (2,83 mortes/mil habitantes) em 2005, apresentaram as maiores incidências nos respectivos anos.

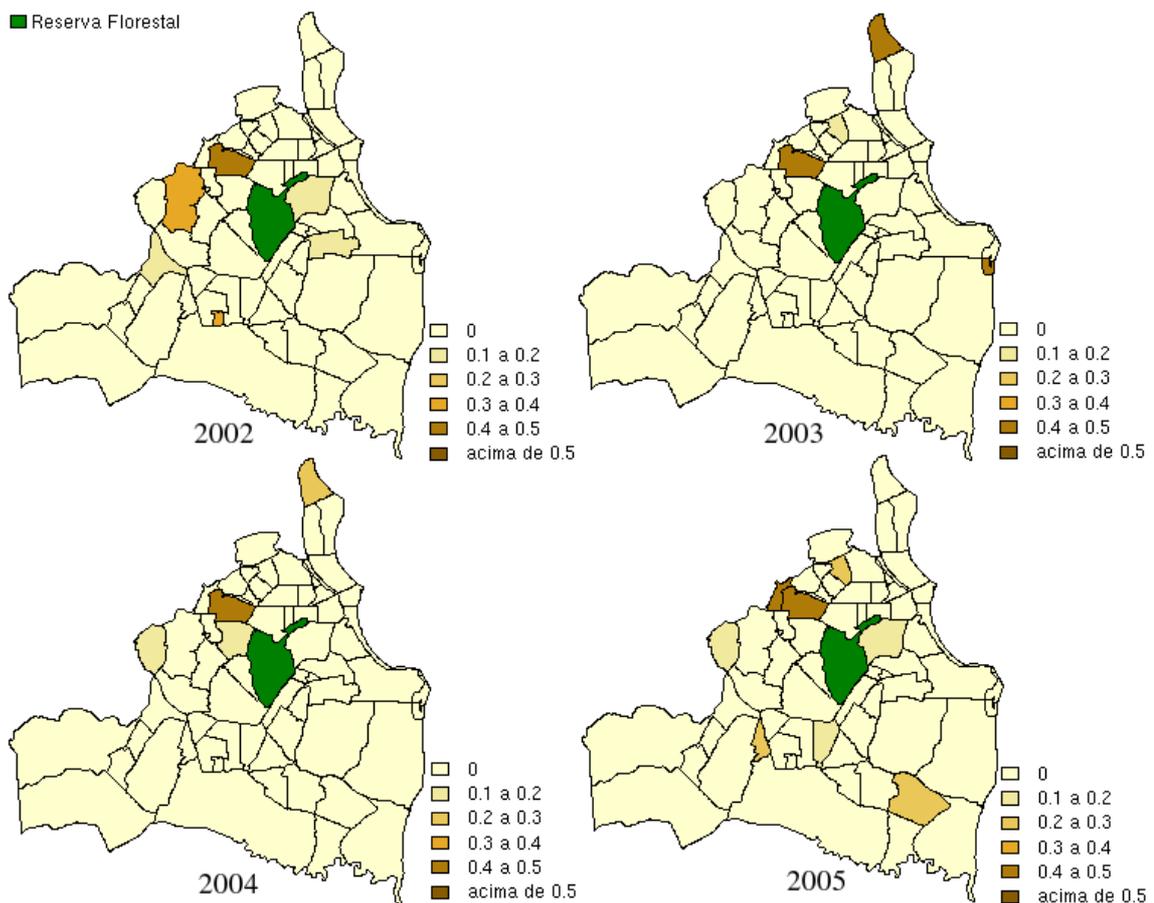


Figura 4: Distribuição da incidência de mortalidade do sexo feminino em João Pessoa, nos anos de 2002 a 2005

A Figura 4 aponta que o bairro com maior incidência de mortalidade para o sexo feminino em todos os anos foi o Centro, sendo em 2002 e 2003 0,53 mortes/mil habitantes, em 2004 0,52 mortes/mil habitantes e em 2005 0,5 mortes/mil habitantes. Nota-se também que em

2003 o Bessa apresentou uma incidência de 0,5 mortes/mil habitantes e a Penha 2,41 mortes/mil habitantes. Já em 2005 o bairro do Varadouro apresentou uma incidência de 0,82 mortes/mil habitantes.

### 3.2 Resultados Séries Temporais

Com o teste de normalidade de *Lilliefors* verificamos que a variável incidência de mortalidade por arma de fogo e incidência de mortalidade do sexo masculino possuem distribuição normal com p-valores 0,94 e 0,81, respectivamente. As variáveis incidência de mortalidade por arma branca e incidência de mortalidade do sexo feminino não possuem distribuição normal. A primeira foi normalizada, através da transformação de Box-Cox  $((\text{branca})^{(0,661)})$ , obtendo-se p-valor de 0,11. Por a variável sexo categoria feminino não possuir distribuição normal, não ser possível transformar e também por essa variável possuir muitos valores nulos, ela não foi utilizada neste estudo. Foram aplicadas as etapas descritas nas seções anteriores, para obter modelos de séries temporais para as variáveis: incidência de mortalidade por arma de fogo, por arma branca e para o sexo masculino. Para todas as variáveis foram ajustados dois modelos, um com a utilização da variável *dummy* e outro sem. sem. A variável *dummy* utilizada neste trabalho foi o “estatuto do desarmamento”, assumindo valor 1 nos anos posteriores ao estatuto (2004 e 2005) e valor 0 nos anos anteriores ao estatuto (2000 a 2003).

### 3.2.1 Incidência de mortalidade por arma de fogo

Observa-se no Gráfico 1, da série de incidência de mortalidade por arma de fogo e através do teste de raízes unitárias de ADF (*Augmented Dickey-Fuller*) com um p-valor de 0,01, que a série é estacionária.

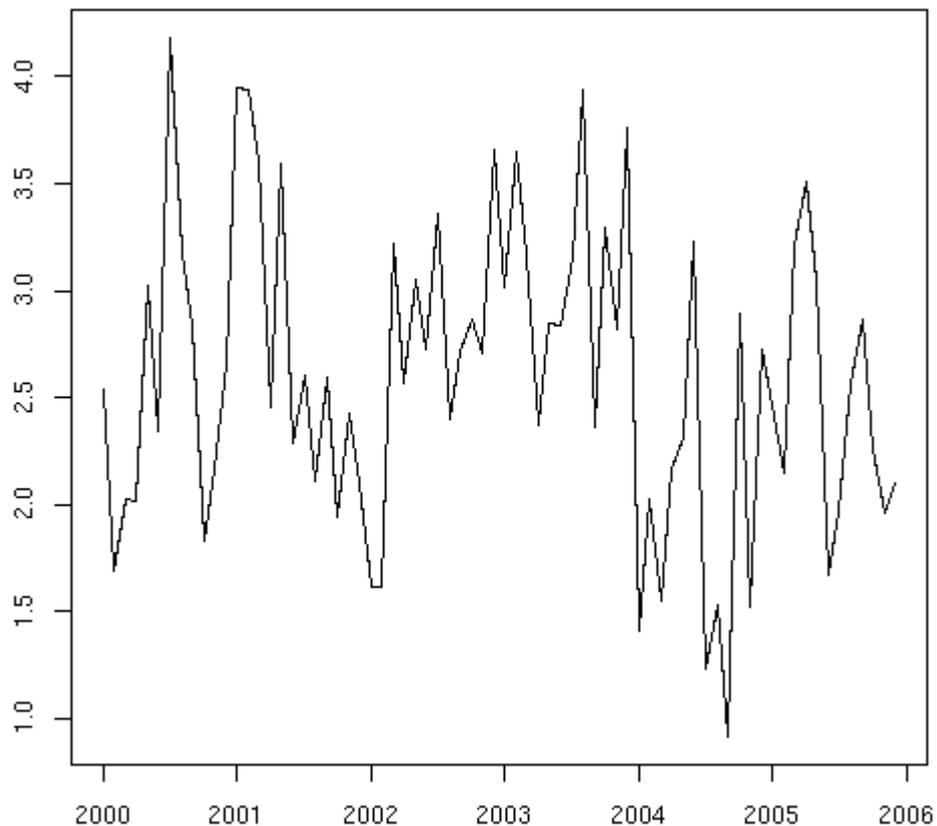


Gráfico 1: Evolução da incidência de mortalidade por arma de fogo no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2005

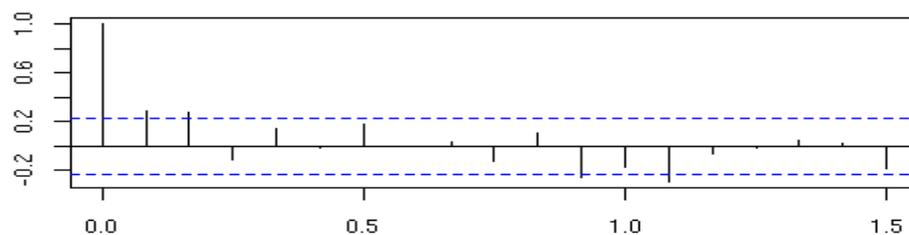


Gráfico 2: Função de Autocorrelação da série de incidência de mortalidade por arma de fogo

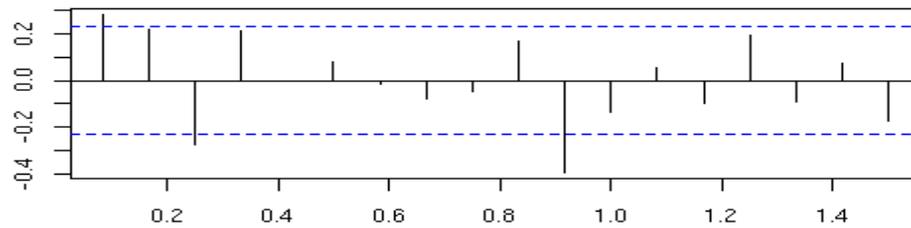


Gráfico 3: Função de Autocorrelação parcial da série de incidência de mortalidade por arma de fogo

Através do Gráfico 2, verificou-se que quatro autocorrelações ultrapassam o limite de significância e as demais são relativamente pequenas. No Gráfico 3, observa-se que três autocorrelações parciais ultrapassam o limite de significância. Dessa forma, pode-se iniciar com um modelo ARMA(3,4). No Gráfico 4 tem-se a decomposição da série onde observa-se que não apresenta tendência nem sazonalidade.

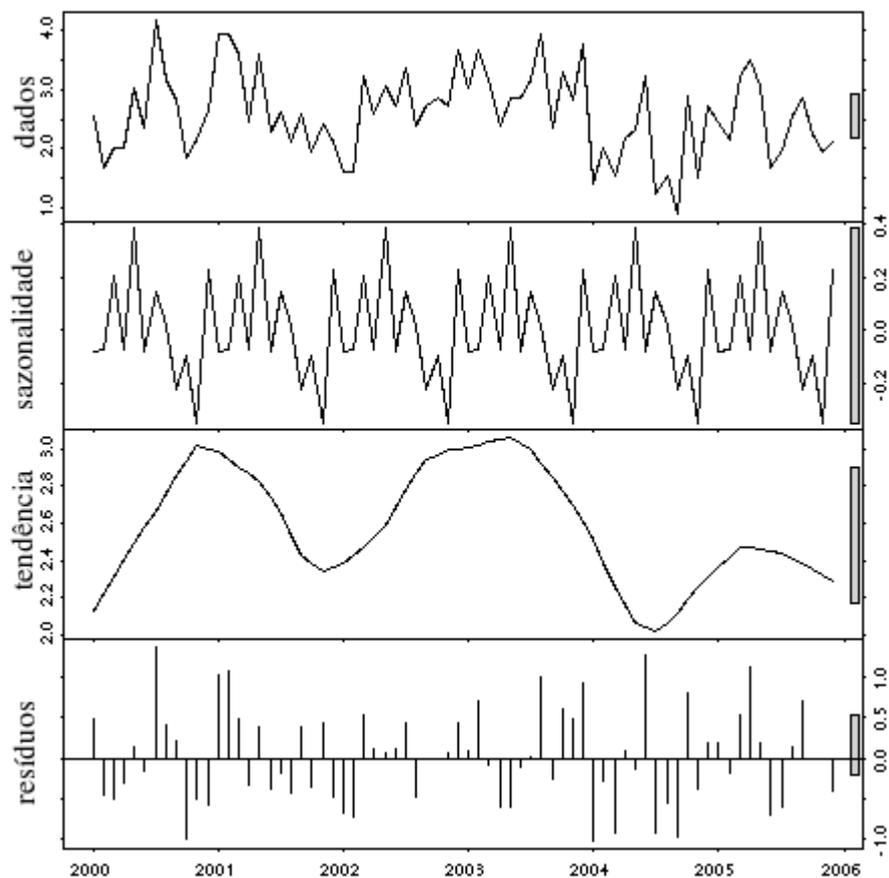


Gráfico 4: Decomposição da série de incidência de mortalidade por arma de fogo em três componentes: sazonalidade, tendência e resíduo

Tabela 2: Valores dos critérios C1, C2, C3 e C4 para previsões da série de incidência de mortalidade por arma de fogo:

<i>Passos da previsão</i>	<i>Modelo</i>	<i>Sem a variável dummy (desarmamento)</i>				<i>Com a variável dummy (desarmamento)</i>			
		<i>C1</i>	<i>C2</i>	<i>C3</i>	<i>C4</i>	<i>C1</i>	<i>C2</i>	<i>C3</i>	<i>C4</i>
h=1	ARMA(2,1)	-0,179	-8,52	0,032	0,179	<b>0,042</b>	<b>2,019</b>	<b>0,002</b>	<b>0,042</b>
	ARMA(1,2)	<b>-0,174</b>	<b>-8,273</b>	<b>0,030</b>	<b>0,174</b>	0,078	3,711	0,006	0,078
H=3	ARMA(2,1)	-1,697	-26,844	0,335	0,566	-0,682	-10,787	0,066	0,227
	ARMA(1,2)	<b>-1,652</b>	<b>-26,143</b>	<b>0,310</b>	<b>0,551</b>	<b>-0,565</b>	<b>-8,941</b>	<b>0,045</b>	<b>0,188</b>
h=6	ARMA(2,1)	<b>-1,134</b>	<b>-8,262</b>	<b>0,159</b>	0,366	-1,310	-9,546	0,159	0,296
	ARMA(1,2)	-1,522	-11,090	0,161	<b>0,344</b>	<b>-1,114</b>	<b>-8,114</b>	<b>0,136</b>	<b>0,278</b>
h=9	ARMA(2,1)	-2,358	-10,743	0,324	0,504	2,375	10,823	<b>0,293</b>	<b>0,431</b>
	ARMA(1,2)	<b>-1,997</b>	<b>-9,099</b>	<b>0,307</b>	<b>0,462</b>	<b>1,413</b>	<b>6,437</b>	0,469	0,590
h=12	ARMA(2,1)	<b>-0,976</b>	<b>-3,277</b>	0,579	0,692	6,905	23,193	0,896	0,761
	ARMA(1,2)	-1,286	-4,321	<b>0,392</b>	<b>0,572</b>	<b>6,882</b>	<b>23,113</b>	<b>0,723</b>	<b>0,671</b>

Na etapa de escolha do modelo, verificou-se que os modelos com menores *AIC* foram o ARMA(2,1) e o ARMA(1,2) tendo, respectivamente 148,19 e 147,47, para o modelo sem a variável *dummy* e, respectivamente 143,32 e 141,99, para o modelo com a variável *dummy*. De acordo com a Tabela 2, verifica-se que para a maioria das previsões o ARMA(1,2) é o modelo mais adequado pois apresenta menores valores para os critérios C1, C2, C3 e C4, dados respectivamente pelas equações (32) a (35).

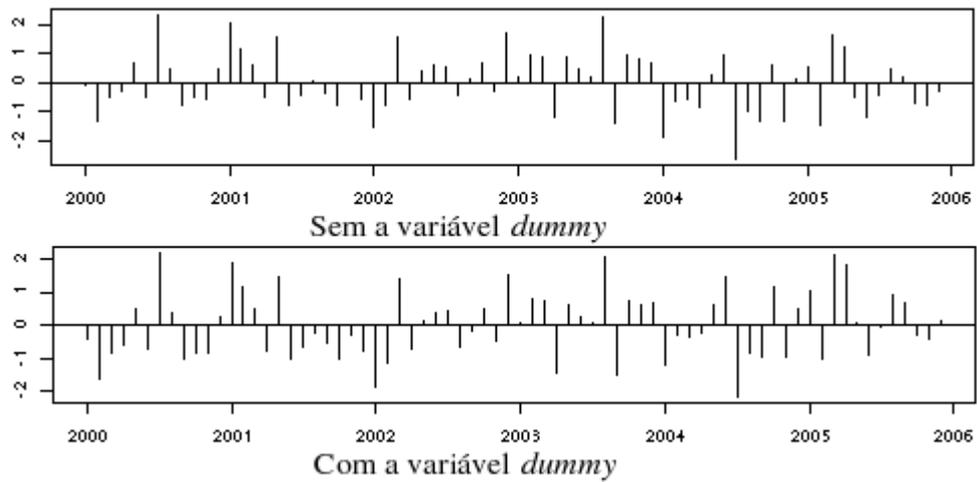


Gráfico 5: Resíduos padronizados da série de incidência de mortalidade por arma de fogo sem a variável *dummy* e com a variável *dummy*

Na análise dos resíduos foi verificado que as hipóteses do modelo ARMA(1,2) foram satisfeitas. O Gráfico 5 apresenta os resíduos padronizados e verifica-se que estão dentro do limite esperado (entre -2 e 2).

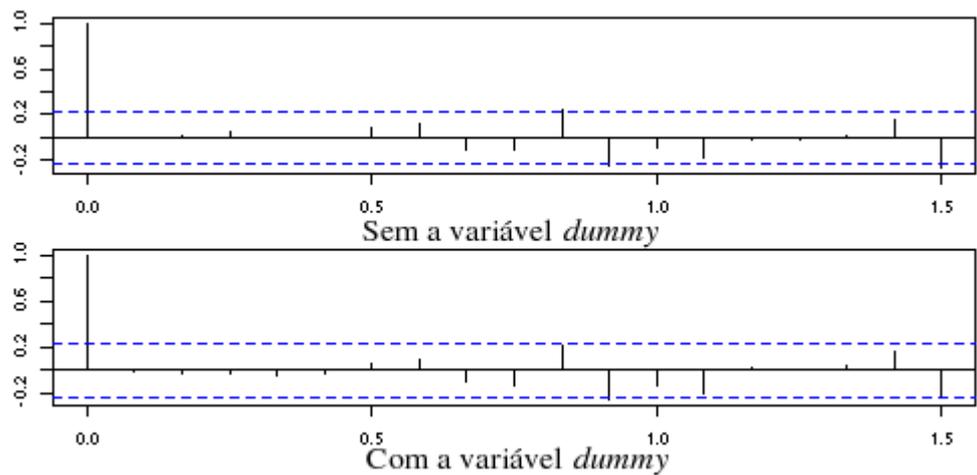


Gráfico 6: Função de Autocorrelação dos resíduos da série de incidência de mortalidade por arma de fogo sem a variável *dummy* e com a variável *dummy*

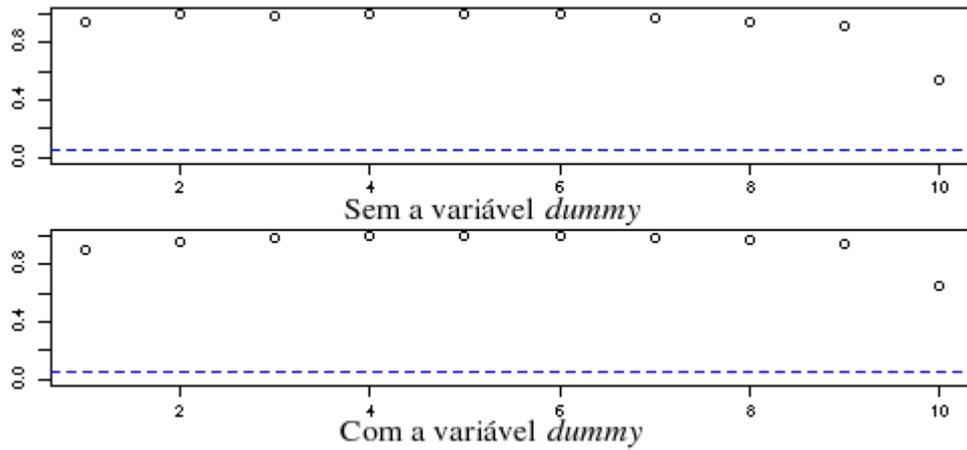


Gráfico 7: P-valores da estatística de *Ljung-Box* da série de incidência de mortalidade por arma de fogo sem a variável *dummy* e com a variável *dummy*

Analisando o Gráfico 6, observa-se que três autocorrelações do modelo sem a variável *dummy* parece ultrapassar o intervalo de confiança, já no modelo com a variável *dummy* apenas uma autocorrelação parece ultrapassar o intervalo de confiança. Observando o Gráfico 7, verifica-se que todas as autocorrelações dos resíduos para ambos os modelos são estatisticamente iguais a zero, isto é, possuem p-valores maiores que 0,05 (linha pontilhada).

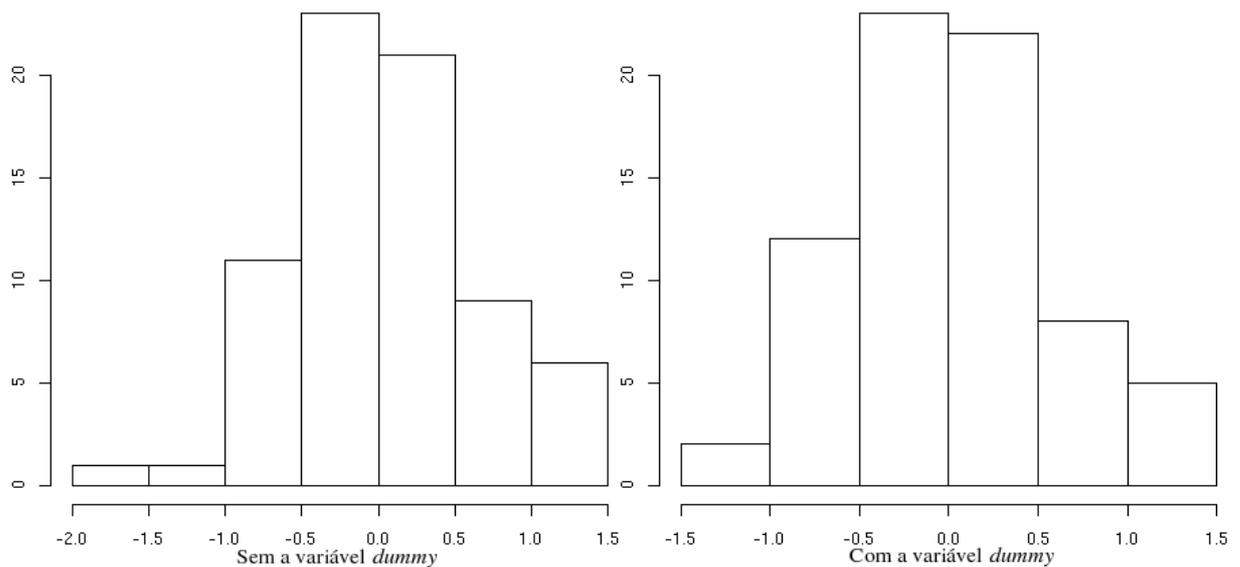


Gráfico 8: Histograma dos resíduos da série de incidência de mortalidade por arma de fogo sem a variável *dummy* e com a variável *dummy*

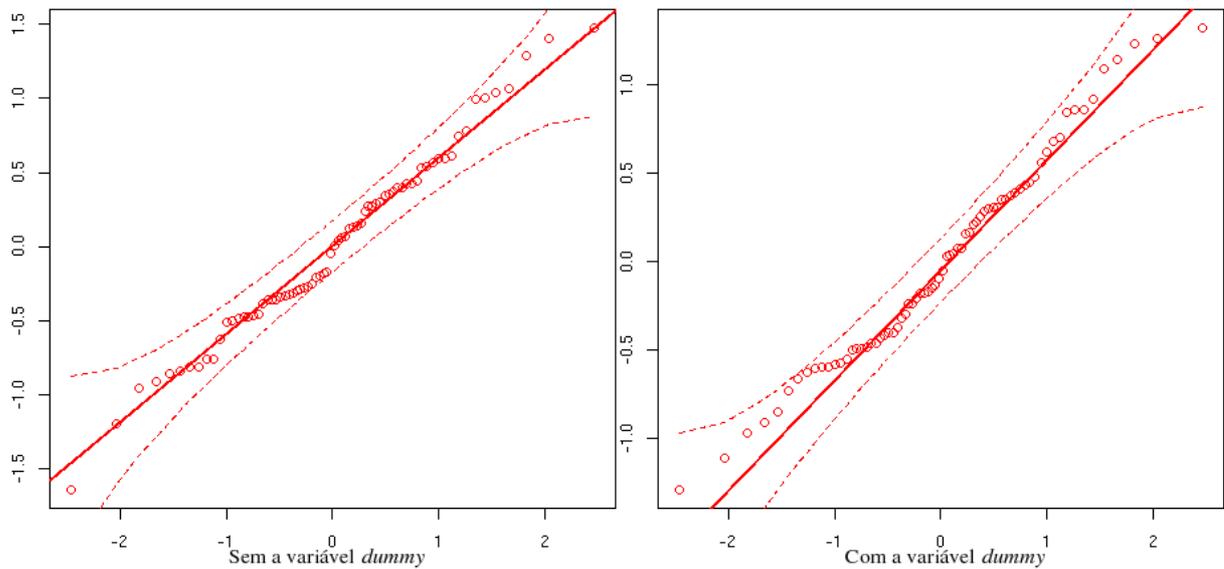


Gráfico 9: Qqplot dos resíduos da série de incidência de mortalidade por arma de fogo sem a variável *dummy* e com a variável *dummy*

Através do histograma (Gráfico 8) e do Qqplot (Gráfico 9) observa-se que os resíduos de ambos os modelos se distribuem normalmente. Com o teste de normalidade de *Lilliefors*, com um p-valor de 0,1419 para o modelo sem a variável *dummy* e 0,2557 para o modelo com a variável *dummy*, conclui-se que os resíduos são normalmente distribuídos.

Tabela 3: Coeficientes estimados para o modelo da série de incidência de mortalidade por arma de fogo:

<i>Coefficientes</i>	<i>Estimado</i>	<i>Erro padrão</i>
ar1	-0,6224	0,1388
ma1	0,9842	0,1363
ma2	0,5551	0,1254
intercepto	2,5971	0,1147

Tabela 4: Coeficientes estimados para o modelo da série de incidência de mortalidade por arma de fogo com a variável *dummy*:

<i>Coefficientes</i>	<i>Estimado</i>	<i>Erro padrão</i>
ar1	-0,6411	0,1461
ma1	0,9481	0,1400
ma2	0,5058	0,1258
intercepto	2,8022	0,1270
Desarmamento	-0,6134	0,2163

Nas Tabelas 3 e 4 são apresentados os coeficientes estimados para os modelos da incidência de mortalidade por arma de fogo, sem a variável *dummy* e com a variável *dummy*, respectivamente. Observa-se que os coeficientes estimados desses modelos são significativos.

Tabela5: Comparação dos valores reais com os valores previstos do modelo ARMA(1,2) da série de incidência de mortalidade por arma de fogo sem a variável *dummy*:

<i>Meses</i>	<i>Reais</i>	<i>Previstos</i>	<i>Limite Inferior*</i>	<i>Limite Superior*</i>
Julho 2005	1,9673	2,2899	1,0245	3,5553
Agosto 2005	2,5690	2,4077	1,0712	3,7442
Setembro 2005	2,8672	2,7566	1,3608	4,1524
Outubro 2005	2,2604	2,5318	1,1120	3,9515
Novembro 2005	1,9562	2,6767	1,2471	4,1062
Dezembro 2005	2,1038	2,5833	1,1497	4,0169

\* Com 95% de confiança

Tabela6: Comparação dos valores reais com os valores previstos do modelo ARMA(1,2) da série de incidência de mortalidade por arma de fogo com a variável *dummy*:

<i>Meses</i>	<i>Reais</i>	<i>Previstos</i>	<i>Limite Inferior*</i>	<i>Limite Superior*</i>
Julho 2005	1,9673	1,9982	0,7960	3,2004
Agosto 2005	2,5690	1,9788	0,7266	3,2309
Setembro 2005	2,8672	2,2534	0,9493	3,5574
Outubro 2005	2,2604	2,0742	0,7486	3,3997
Novembro 2005	1,9562	2,1911	0,8566	3,5256
Dezembro 2005	2,1038	2,1148	0,7764	3,4532

\* Com 95% de confiança

Tabela7: Comparação dos valores reais com os valores previstos do modelo ARMA(1,2) da série de incidência de mortalidade por arma de fogo:

<i>Meses</i>	<i>Reais</i>	<i>Previstos</i>	<i>Previstos*</i>
Julho 2005	1,9673	2,2899	<b>1,9982</b>
Agosto 2005	2,5690	<b>2,4077</b>	1,9788
Setembro 2005	2,8672	<b>2,7566</b>	2,2534
Outubro 2005	2,2604	2,5318	<b>2,0742</b>
Novembro 2005	1,9562	2,6767	<b>2,1911</b>
Dezembro 2005	2,1038	2,5833	<b>2,1148</b>

\* Com a variável *Dummy*

Nas Tabelas 5 e 6 observa-se que os valores previstos estão próximos dos valores reais e estão dentro dos limites especificados para ambos os modelos. Na Tabela 7, comparando os valores reais com os previstos dos dois modelos, verifica-se que os valores previstos do modelo com a variável *dummy* estão mais próximos dos valores reais na maioria das previsões.

### 3.2.2 Incidência de mortalidade por arma branca

No Gráfico 10 da série de incidência de mortalidade por arma branca e através do teste de raízes unitárias de ADF (*Augmented Dickey-Fuller*) com p-valor de 0,01, verifica-se a estacionariedade da série.

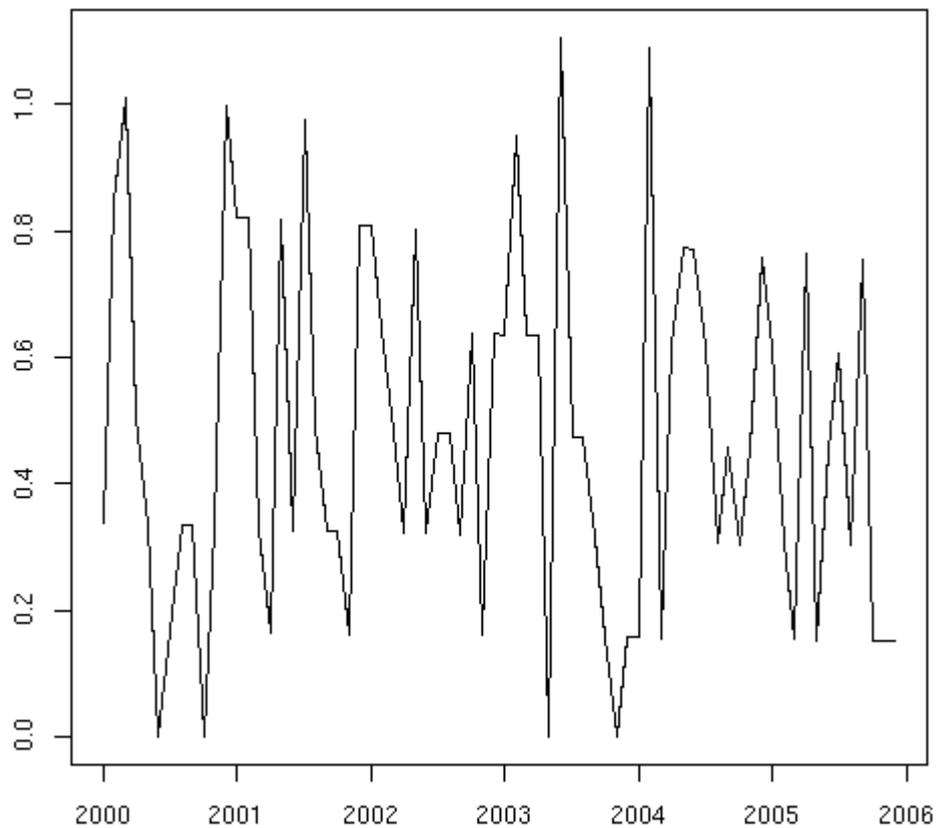


Gráfico 10: Evolução da incidência de mortalidade por arma branca no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2005

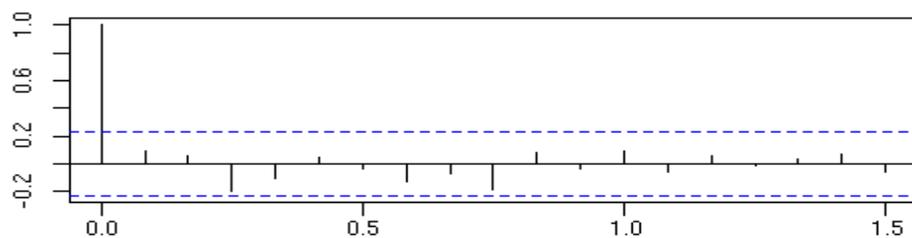


Gráfico 11: Função de Autocorrelação da série de incidência de mortalidade por arma branca

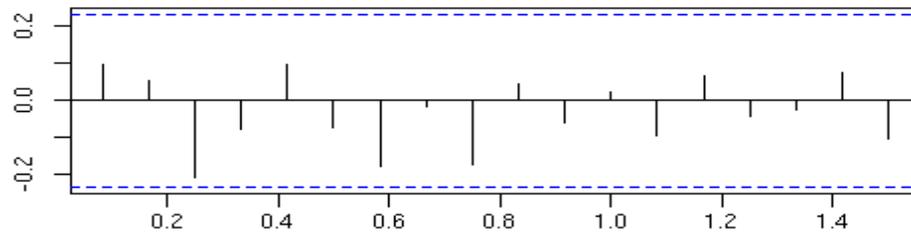


Gráfico 12: Função de Autocorrelação parcial da série de incidência de mortalidade por arma branca

Verifica-se no Gráfico 11 que apenas as autocorrelações são relativamente pequenas. No Gráfico 12, observa-se que nenhuma autocorrelação parcial ultrapassou o limite de significância. Com isso, pode-se iniciar com um ARMA(1,1). O Gráfico 13 apresenta a decomposição da série, sinalizando que a mesma não apresenta tendência nem sazonalidade.

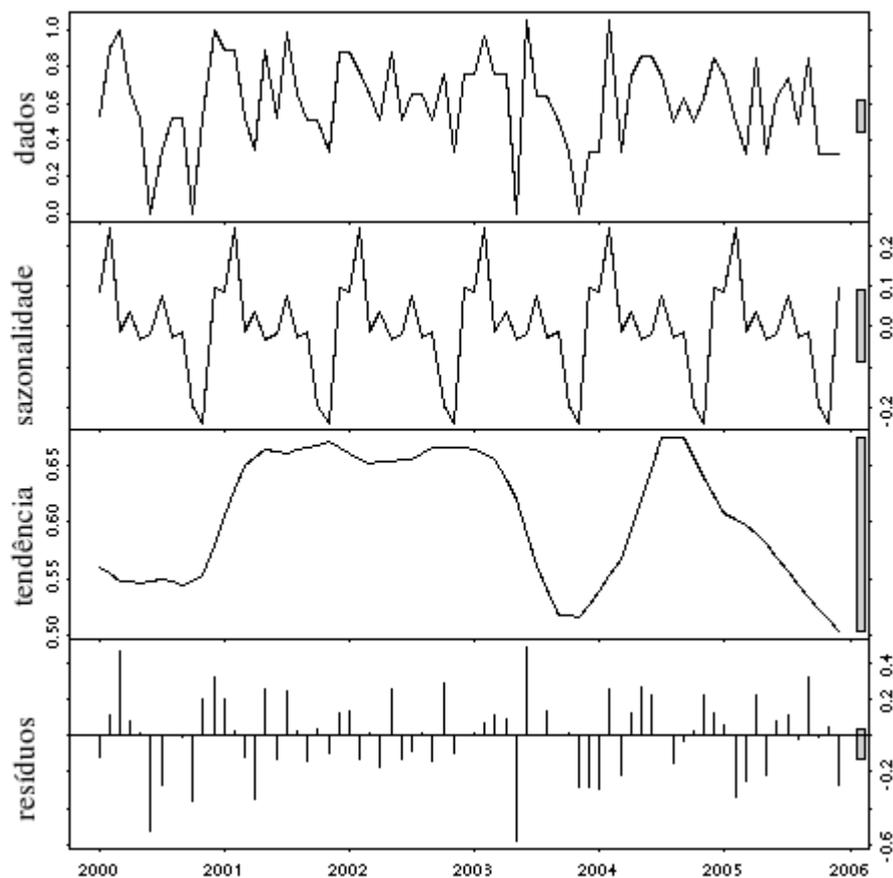


Gráfico 13: Decomposição da série de incidência de mortalidade por arma branca em três componentes: sazonalidade, tendência e resíduo

Tabela 8: Valores de C1, C2, C3 e C4 para previsões da série de incidência de mortalidade por arma branca:

<i>Passos da previsão</i>	<i>Modelo</i>	<i>Sem a variável dummy (desarmamento)</i>				<i>Com a variável dummy (desarmamento)</i>			
		<i>C1</i>	<i>C2</i>	<i>C3</i>	<i>C4</i>	<i>C1</i>	<i>C2</i>	<i>C3</i>	<i>C4</i>
h=1	ARMA(2,2)	<b>-0,222</b>	<b>-68,147</b>	<b>0,049</b>	<b>0,222</b>	<b>-0,235</b>	<b>-71,950</b>	<b>0,055</b>	<b>0,235</b>
	ARMA(2,1)	-0,321	-98,296	0,103	0,321	-0,265	-81,099	0,070	0,265
h=3	ARMA(2,2)	<b>-0,912</b>	<b>-93,089</b>	<b>0,094</b>	<b>0,304</b>	-0,968	-98,843	0,110	0,323
	ARMA(2,1)	-0,929	-94,853	0,096	0,309	<b>-0,868</b>	<b>-88,593</b>	<b>0,084</b>	<b>0,289</b>
h=6	ARMA(2,2)	<b>-0,625</b>	<b>-20,409</b>	<b>0,061</b>	0,242	-0,784	-25,592	0,067	0,251
	ARMA(2,1)	-0,828	-27,020	0,0612	<b>0,231</b>	<b>-0,638</b>	<b>-20,850</b>	<b>0,055</b>	<b>0,222</b>
h=9	ARMA(2,2)	<b>-0,679</b>	<b>-13,954</b>	<b>0,050</b>	<b>0,204</b>	-1,032	-21,195	0,058	0,213
	ARMA(2,1)	-0,874	-17,937	0,059	0,220	<b>-0,571</b>	<b>-11,718</b>	<b>0,055</b>	<b>0,213</b>
h=12	ARMA(2,2)	-1,046	-16,221	<b>0,048</b>	<b>0,198</b>	-1,859	-28,826	0,064	0,216
	ARMA(2,1)	<b>-1,015</b>	<b>-15,736</b>	0,049	0,199	<b>-0,981</b>	<b>-15,206</b>	<b>0,048</b>	<b>0,199</b>

Verificou-se que, na fase de escolha do modelo, os que apresentaram os menores *AIC* foram o ARMA(2,2) com 11,91 (sem a variável *dummy*) e 14,18 (com a variável *dummy*) e ARMA(2,1) com 12,81 (sem a variável *dummy*) e 13,38 (com a variável *dummy*). Na Tabela 8 verifica-se que o modelo mais adequado sem a variável *dummy* é o ARMA(2,2) pois para a maioria das previsões produziu valores menores para os critérios. Já o modelo com a variável *dummy* mais adequado foi o ARMA(2,1).

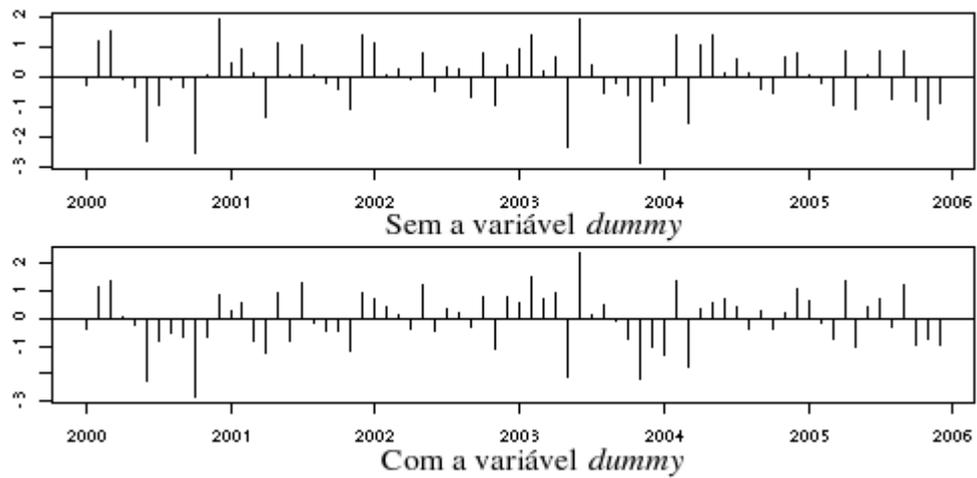


Gráfico 14: Resíduos padronizados da série de incidência de mortalidade por arma branca sem a variável *dummy* e com a variável *dummy*

Na análise dos resíduos, o modelo sem a variável *dummy* ARMA(2,2) e o modelo com a variável *dummy* ARMA(2,1) satisfaz as condições. No Gráfico 14 estão os resíduos padronizados no qual verifica-se que estão dentro dos limites especificados.

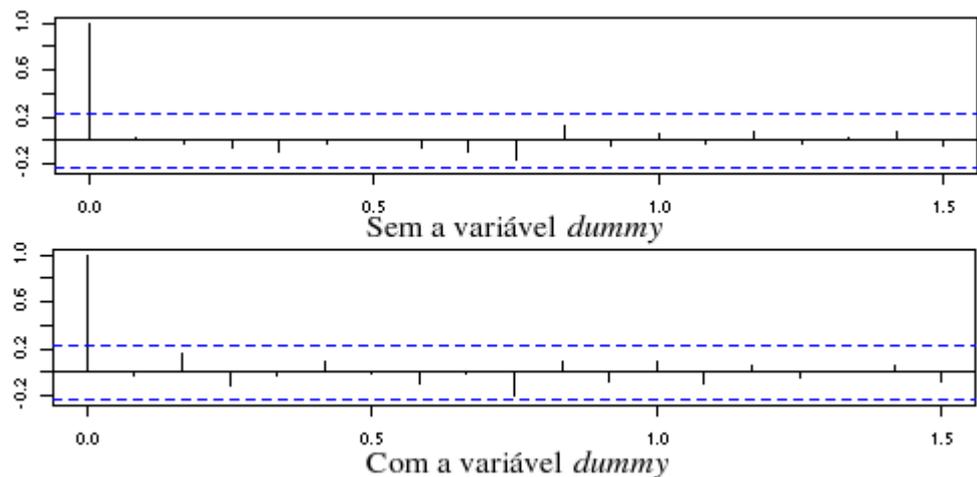


Gráfico 15: Função de Autocorrelação dos resíduos da série de incidência de mortalidade por arma branca sem a variável *dummy* e com a variável *dummy*

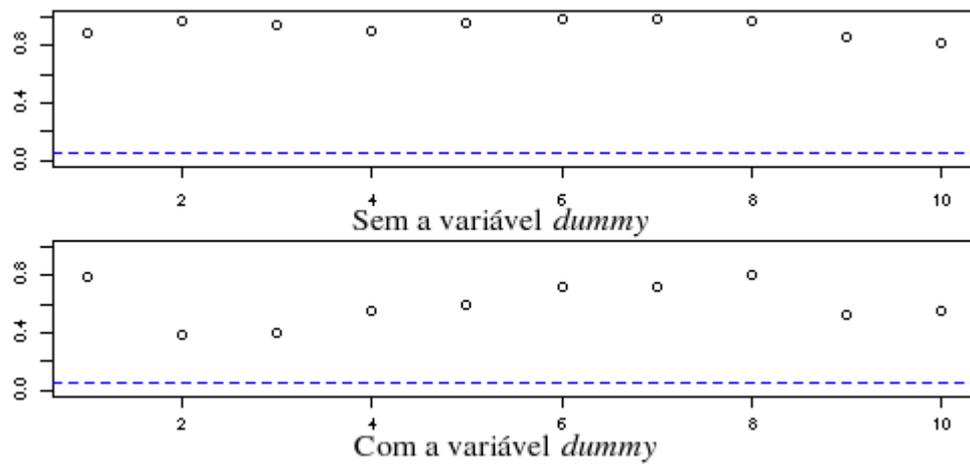


Gráfico 16: P-valores da estatística de *Ljung-Box* da série de incidência de mortalidade por arma branca sem a variável *dummy* e com a variável *dummy*

Percebe-se no Gráfico 15 que nenhuma autocorrelação está fora do intervalo de confiança para ambos os modelos. No Gráfico 16 nota-se que todos os p-valores estão acima da linha pontilhada (0,05) indicando que as autocorrelações dos resíduos são estatisticamente iguais a zero.

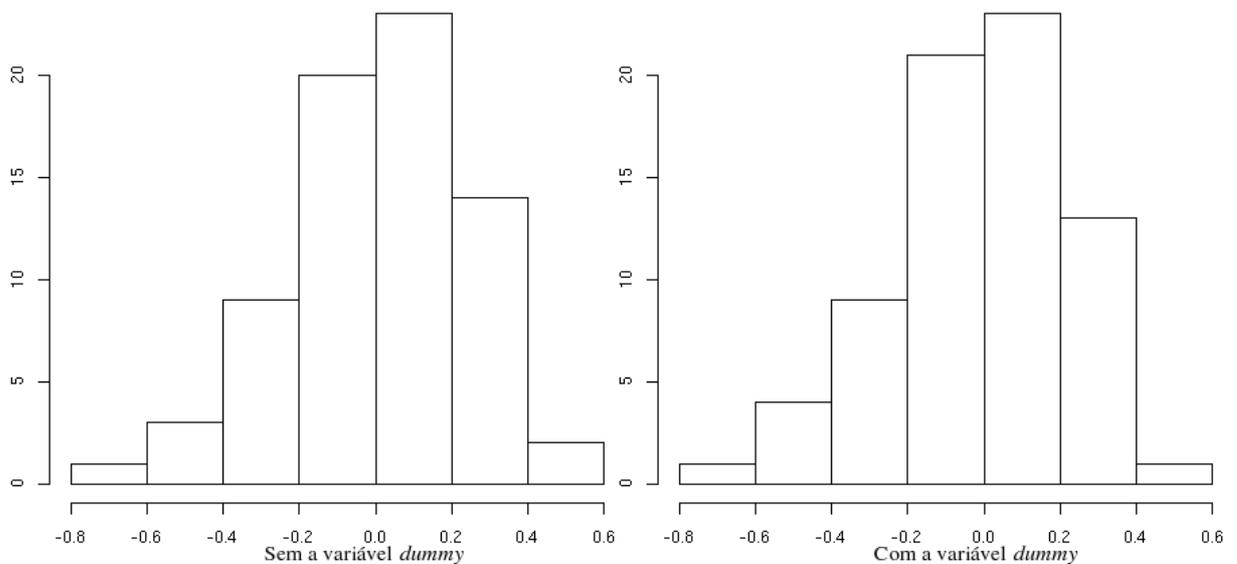


Gráfico 17: Histograma dos resíduos da série de incidência de mortalidade por arma branca sem a variável *dummy* e com a variável *dummy*

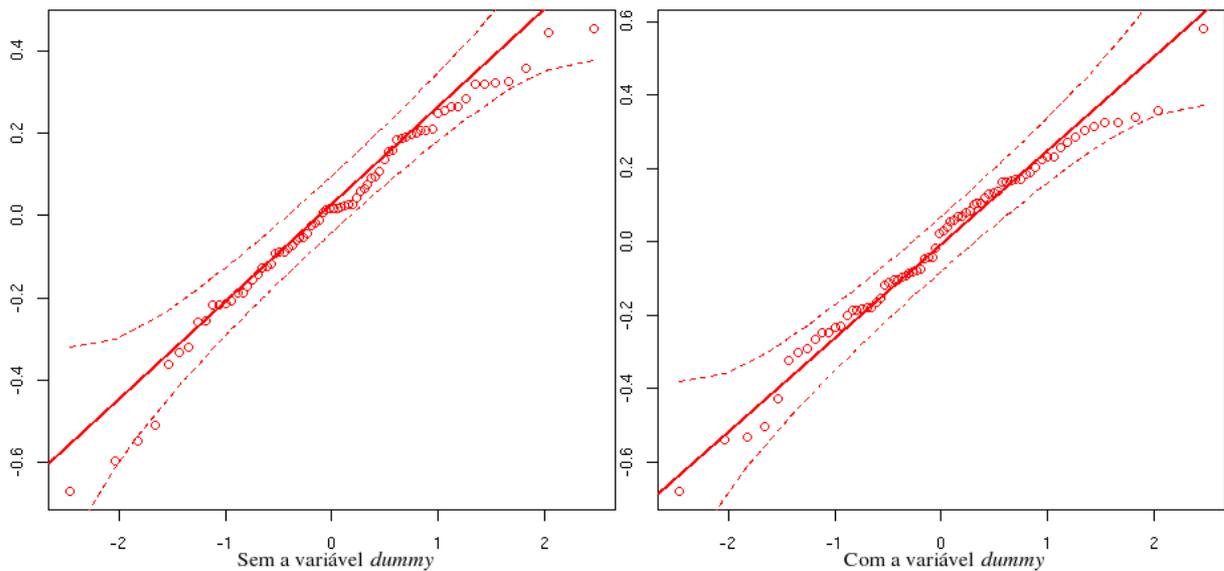


Gráfico 18: Qqplot dos resíduos da série de incidência de mortalidade por arma branca sem a variável *dummy* e com a variável *dummy*

De acordo com o histograma (Gráfico 17) e o Qqplot (Gráfico 18) percebe-se que os resíduos possuem distribuição aproximadamente normal. Este fato pode ser confirmado com o teste de normalidade de *Lilliefors*, com um p-valor de 0,7197 para o modelo sem a variável *dummy*, e de 0,3795 para o modelo com a variável *dummy*, pode-se concluir que os resíduos se distribuem de forma aproximadamente normal.

Tabela 9: Coeficientes estimados para o modelo da série de incidência de mortalidade por arma branca:

<i>Coeficientes</i>	<i>Estimado</i>	<i>Erro padrão</i>
ar1	-0,5993	0,1245
ar2	-0,702	0,0953
ma1	0,7359	0,0674
ma2	1,0000	0,0789
Intercepto	0,6056	0,0329

Tabela 10: Coeficientes estimados para o modelo da série de incidência de mortalidade por arma branca com a variável *dummy*:

<i>Coeficientes</i>	<i>Estimado</i>	<i>Erro padrão</i>
ar1	0,9977	0,1161
ar2	-0,1878	0,1162
ma1	-1,0000	0,0371
Intercepto	0,6261	0,0100
desarmamento	-0,0363	0,0279

Os coeficientes estimados para o modelo sem a variável *dummy* e com a variável *dummy* estão nas Tabelas 9 e 10, respectivamente. Os coeficientes estimados dos dois modelos são significativos.

Tabela 11: Comparação dos valores reais e valores previstos do modelo ARMA(2,2) da série de incidência de mortalidade por arma branca:

<i>Meses</i>	<i>Reais</i>	<i>Previstos</i>	<i>Limite Inferior*</i>	<i>Limite Superior*</i>
Julho 2005	0,7433	0,5499	0,0818	1,0180
Agosto 2005	0,4930	0,6725	0,1992	1,1457
Setembro 2005	0,8466	0,6281	0,1472	1,1090
Outubro 2005	0,3268	0,5659	0,0753	1,0565
Novembro 2005	0,3265	0,6318	0,1411	1,1224
Dezembro 2005	0,3262	0,6393	0,1434	1,1353

\* Com 95% de confiança

Tabela12: Comparação dos valores reais e valores previstos do modelo ARMA(2,1) da série de incidência de mortalidade por arma branca com a variável *dummy*:

<i>Meses</i>	<i>Reais</i>	<i>Previstos</i>	<i>Limite Inferior*</i>	<i>Limite Superior*</i>
Julho 2005	0,7433	0,6251	0,1469	1,1032
Agosto 2005	0,4930	0,6209	0,1428	1,0990
Setembro 2005	0,8466	0,6174	0,1323	1,1024
Outubro 2005	0,3268	0,6146	0,1227	1,1064
Novembro 2005	0,3265	0,6124	0,1161	1,1087
Dezembro 2005	0,3262	0,6108	0,1118	1,1097

\* Com 95% de confiança

Tabela13: Comparação dos valores reais e valores previstos do modelo da série de incidência de mortalidade por arma branca:

<i>Meses</i>	<i>Reais</i>	<i>Previstos*</i>	<i>Previstos**</i>
Julho 2005	0,7433	0,5499	<b>0,6251</b>
Agosto 2005	0,4930	0,6725	<b>0,6209</b>
Setembro 2005	0,8466	<b>0,6281</b>	0,6174
Outubro 2005	0,3268	<b>0,5659</b>	0,6146
Novembro 2005	0,3265	0,6318	<b>0,6124</b>
Dezembro 2005	0,3262	0,6393	<b>0,6108</b>

\* ARMA(2,2), sem a variável *dummy*

\*\* ARMA(2,1), com a variável *dummy*

As Tabelas 11 e 12 apresentam uma comparação entre os valores reais e previstos para o modelo sem a variável *dummy* e com a variável *dummy*, respectivamente. Verifica-se que os valores previstos para ambos os modelos estão dentro dos limites especificados. A Tabela 13 apresenta uma comparação entre os valores reais e os valores previstos para os dois modelos. Verifica-se que os valores previstos do modelo com a variável *dummy* se aproximam mais dos valores reais na maioria dos meses.

### 3.2.3 Incidência de mortalidade para o sexo masculino

Percebe-se a estacionariedade da série de incidência de mortalidade para o sexo masculino através do Gráfico 19 e do teste de raízes unitárias de ADF (*Augmented Dickey-Fuller*) com p-valor de 0,01, cujo resultado indica a rejeição da hipótese de não estacionariedade.

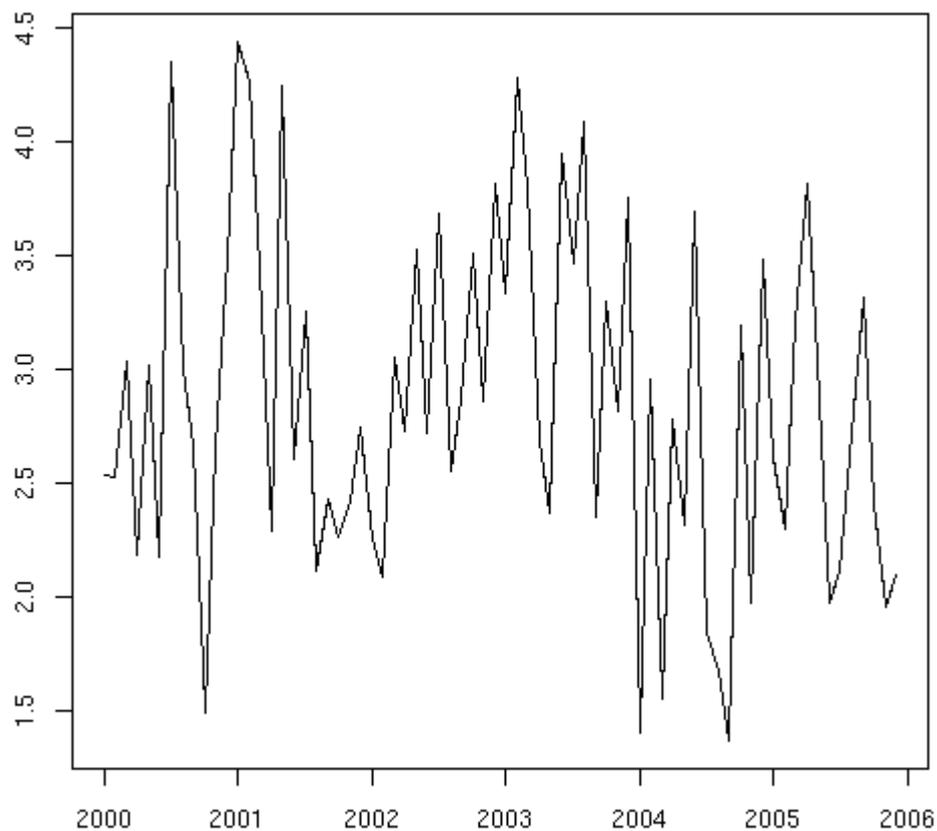


Gráfico 19: Evolução da incidência de mortalidade para o sexo masculino no período de janeiro de 2000 a dezembro de 2005

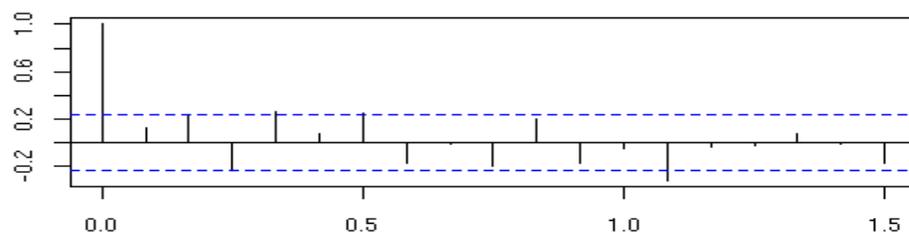


Gráfico 20: Função de Autocorrelação da série de incidência de mortalidade para o sexo masculino

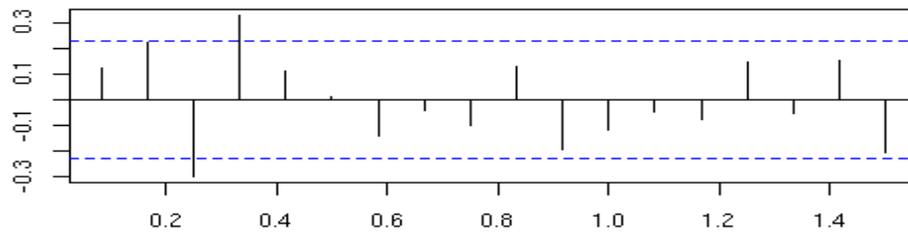


Gráfico 21: Função de Autocorrelação parcial da série de incidência de mortalidade para o sexo masculino

Verifica-se no Gráfico 20 três autocorrelações fora do limite de significância e as demais relativamente pequenas. No Gráfico 21, observa-se que duas autocorrelações parciais ultrapassam o limite de significância. Com isso, inicia-se com um ARMA(2,3). No Gráfico 21 através da decomposição da série percebe-se que não há presença de tendência nem de sazonalidade.

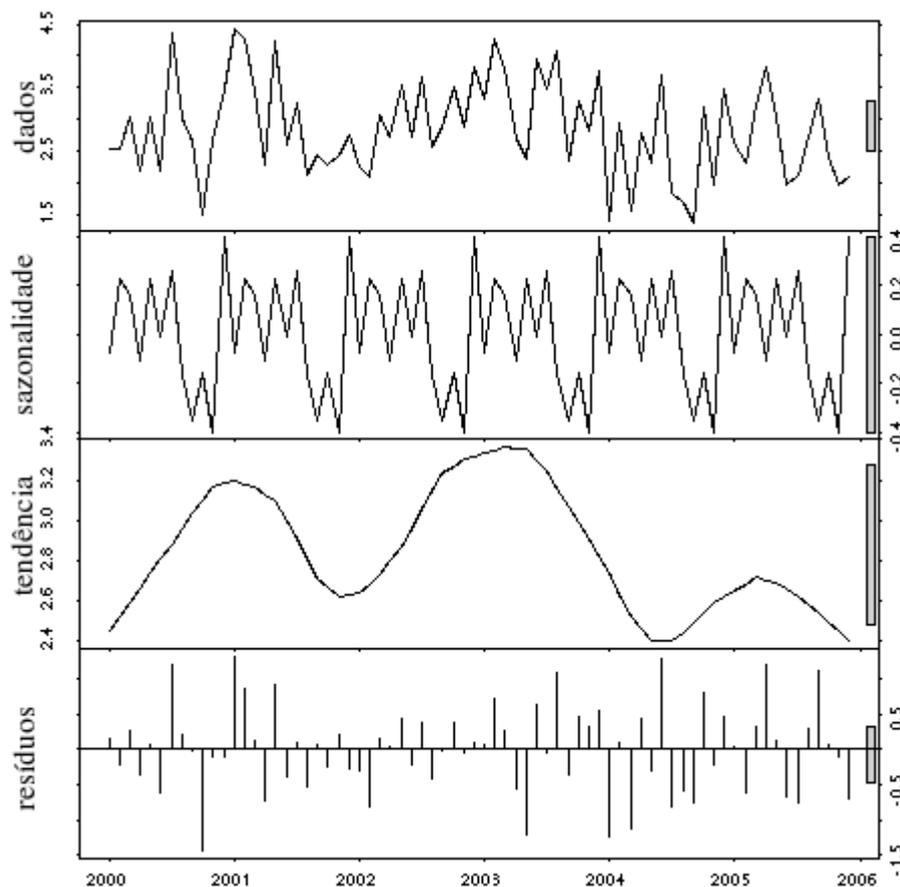


Gráfico 22: Decomposição da série de incidência de mortalidade para o sexo masculino em três componentes: sazonalidade, tendência e resíduo

Tabela 14: Valores dos critérios C1, C2, C3 e C4 para previsões da série de incidência de mortalidade para o sexo masculino:

<i>Passos da previsão</i>	<i>Modelo</i>	<i>Sem a variável dummy (desarmamento)</i>				<i>Com a variável dummy (desarmamento)</i>			
		<i>C1</i>	<i>C2</i>	<i>C3</i>	<i>C4</i>	<i>C1</i>	<i>C2</i>	<i>C3</i>	<i>C4</i>
h=1	ARMA(2,1)	-0,430	-20,458	0,185	0,430	-0,232	-11,026	0,054	0,232
	ARMA(1,2)	<b>-0,299</b>	<b>-14,208</b>	<b>0,089</b>	<b>0,299</b>	<b>-0,075</b>	<b>-3,548</b>	<b>0,006</b>	<b>0,075</b>
h=3	ARMA(2,1)	-2,409	-37,224	0,670	0,803	-1,475	-22,793	0,264	0,492
	ARMA(1,2)	<b>-2,356</b>	<b>-36,402</b>	<b>0,647</b>	<b>0,785</b>	<b>-1,404</b>	<b>-21,691</b>	<b>0,251</b>	<b>0,468</b>
h=6	ARMA(2,1)	<b>-2,061</b>	<b>-14,088</b>	0,339	0,509	<b>-0,018</b>	<b>-0,119</b>	0,216	0,382
	ARMA(1,2)	-2,245	-15,347	<b>0,329</b>	<b>0,482</b>	-0,021	-0,143	<b>0,196</b>	<b>0,372</b>
h=9	ARMA(2,1)	-2,894	-12,335	<b>0,455</b>	<b>0,621</b>	<b>1,046</b>	<b>4,460</b>	<b>0,342</b>	0,501
	ARMA(1,2)	<b>-2,714</b>	<b>-11,57</b>	0,464	0,6214	1,377	5,869	0,374	<b>0,474</b>
h=12	ARMA(2,1)	-3,010	-9,528	0,643	0,733	<b>3,291</b>	<b>10,417</b>	0,671	0,680
	ARMA(1,2)	<b>-2,985</b>	<b>-9,448</b>	<b>0,493</b>	<b>0,637</b>	3,636	11,509	<b>0,542</b>	<b>0,611</b>

Na fase de escolha do modelo, verificou-se que os modelos com menores *AIC* foram o ARMA(2,1) com 159,32 e 155,35, para os modelos sem a variável *dummy* e com a variável *dummy*, respectivamente e ARMA(1,2) com 158,32 para o modelo sem a variável *dummy* e 154,19 para o modelo com a variável *dummy*. De acordo com a Tabela 14 verifica-se que os modelos mais adequados foram o ARMA(1,2) sem a variável *dummy* e ARMA(1,2) com a variável *dummy* pois para a maioria das previsões os critérios são os menores.

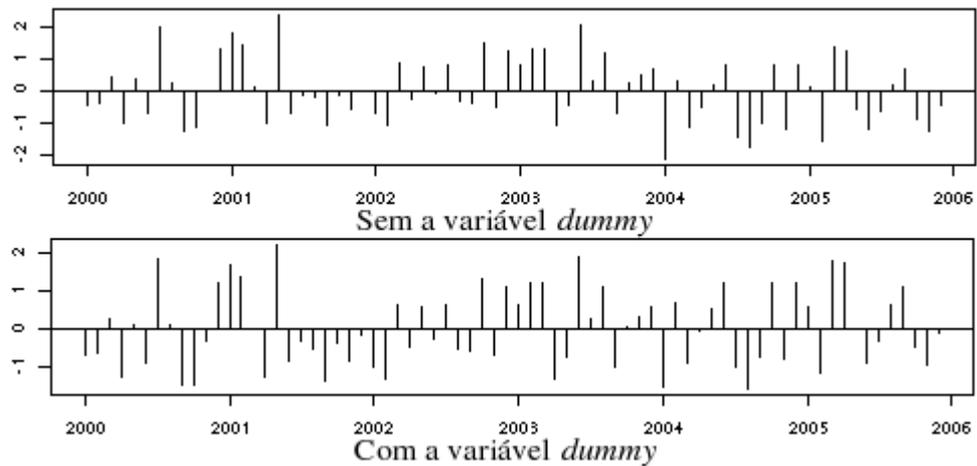


Gráfico 23: Resíduos padronizados da série de incidência de mortalidade para o sexo masculino sem a variável *dummy* e com a variável *dummy*

Na análise dos resíduos, o modelo ARMA(1,2) satisfaz as condições para os modelos com a variável *dummy* e sem a variável *dummy*. Os resíduos padronizados estão apresentados no Gráfico 23, onde percebe-se que os mesmos estão dentro dos limites especificados.

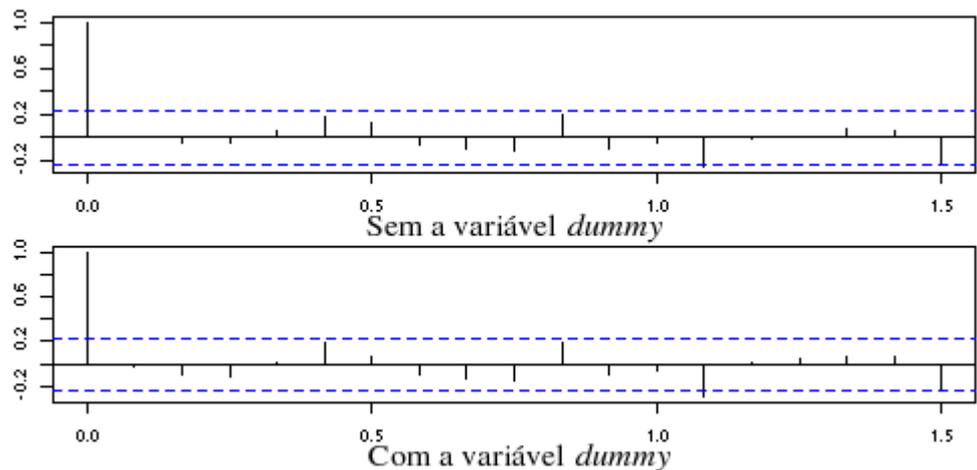


Gráfico 24: Função de Autocorrelação dos resíduos da série de incidência de mortalidade para o sexo masculino sem a variável *dummy* e com a variável *dummy*

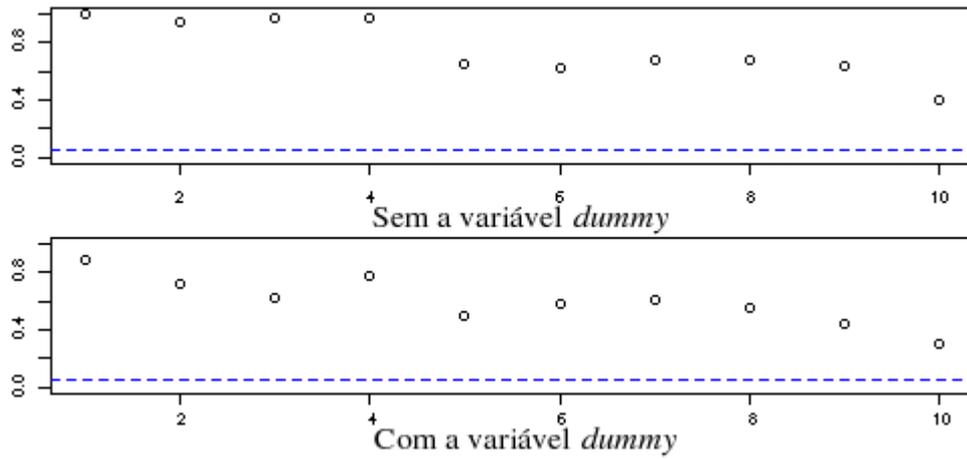


Gráfico 25: P-valores da estatística de *Ljung-Box* da série de incidência de mortalidade para o sexo masculino sem a variável *dummy* e com a variável *dummy*

Verifica-se no Gráfico 24, que apenas uma autocorrelação ultrapassa o intervalo de confiança para ambos os modelos. Observa-se no Gráfico 25 que todas as autocorrelações dos resíduos são estatisticamente iguais a zero, pois os p-valores do teste estão acima da linha pontilhada (0,05).

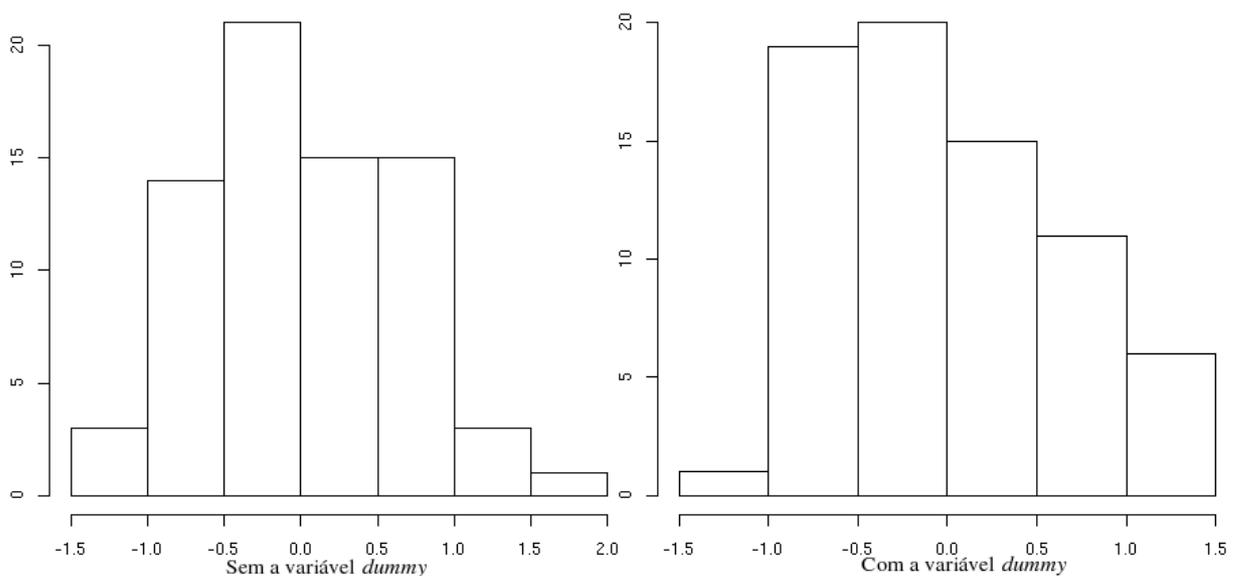


Gráfico 26: Histograma dos resíduos da série de incidência de mortalidade para o sexo masculino sem a variável *dummy* e com a variável *dummy*

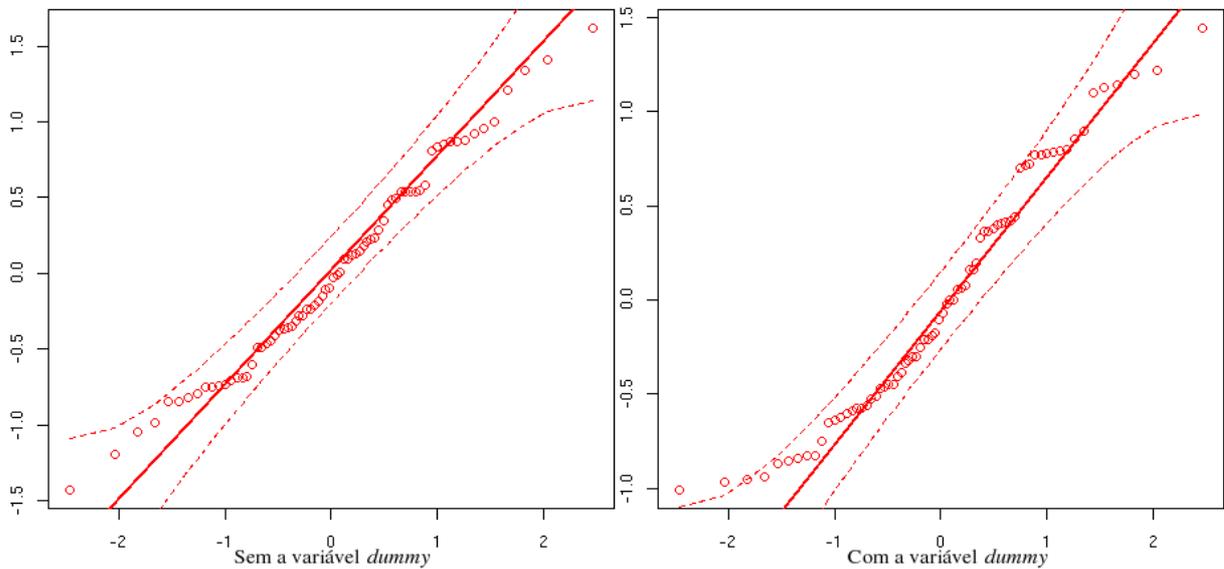


Gráfico 27: Qqplot dos resíduos da série de incidência de mortalidade para o sexo masculino sem a variável *dummy* e com a variável *dummy*

Com o Gráfico 26 (histograma) e o Gráfico 27 (Qqplot) nota-se que os resíduos se distribuem normalmente. Com o teste de normalidade de Lilliefors, com um p-valor de 0,5515 para o modelo sem a variável *dummy* e de 0,0943 para o modelo com a variável *dummy*, confirma-se que os resíduos possuem distribuição aproximadamente normal.

Tabela 15: Coeficientes estimados para o modelo da série de incidência de mortalidade para o sexo masculino:

<i>Coefficientes</i>	<i>Estimado</i>	<i>Erro padrão</i>
ar1	-0,6905	0,1731
ma1	0,9376	0,1566
ma2	0,4751	0,1164
intercepto	2,8479	0,1130

Tabela 16: Coeficientes estimados para o modelo da série de incidência de mortalidade para o sexo masculino com a variável *dummy*:

<i>Coeficientes</i>	<i>Estimado</i>	<i>Erro padrão</i>
ar1	-0,7279	0,1946
ma1	0,9294	0,1674
ma2	0,4279	0,1444
intercepto	3,0337	0,1265
Desarmamento	-0,5542	0,2168

Nas Tabelas 15 e 16 constam os coeficientes estimados para o modelo sem a variável *dummy* e com a variável *dummy*, nesta ordem. Observa-se que os coeficientes estimados para esses modelos são significativos.

Tabela 17: Comparação dos valores reais e valores previstos do modelo ARMA(1,2) da série de incidência de mortalidade para o sexo masculino:

<i>Meses</i>	<i>Reais</i>	<i>Previstos</i>	<i>Limite inferior*</i>	<i>Limite Superior*</i>
Julho 2005	2,1187	2,5849	1,2371	3,9326
Agosto 2005	2,7201	2,7116	1,3316	4,0915
Setembro 2005	3,3199	3,0037	1,5675	4,4398
Outubro 2005	2,4111	2,7940	1,3298	4,2583
Novembro 2005	1,9562	2,9445	1,4660	4,4230
Dezembro 2005	2,1038	2,8364	1,3506	4,3223

\* Com 95% de confiança

Tabela 18: Comparação dos valores reais e valores previstos do modelo ARMA(1,2) da série de incidência de mortalidade para o sexo masculino com a variável *dummy*:

<i>Meses</i>	<i>Reais</i>	<i>Previstos</i>	<i>Limite inferior*</i>	<i>Limite Superior*</i>
Julho 2005	2,1187	2,3212	1,0226	3,6198
Agosto 2005	2,7201	2,3560	1,0352	3,6767
Setembro 2005	3,3199	2,5778	1,2070	3,9486
Outubro 2005	2,4111	2,4147	1,0176	3,8117
Novembro 2005	1,9562	2,5346	1,1235	3,9457
Dezembro 2005	2,1038	2,4464	1,0278	3,8650

\* Com 95% de confiança

Tabela 19: Comparação dos valores reais e valores previstos do modelo ARMA(1,2) da série de incidência de mortalidade para o sexo masculino:

<i>Meses</i>	<i>Reais</i>	<i>Previstos</i>	<i>Previstos*</i>
Julho 2005	2,1187	2,5849	<b>2,3212</b>
Agosto 2005	2,7201	<b>2,7116</b>	2,3560
Setembro 2005	3,3199	<b>3,0037</b>	2,5778
Outubro 2005	2,4111	2,7940	<b>2,4147</b>
Novembro 2005	1,9562	2,9445	<b>2,5346</b>
Dezembro 2005	2,1038	2,8364	<b>2,4464</b>

\* Com a variável *dummy*

Nas Tabelas 17 e 18 são apresentados a comparação dos valores reais e os previstos pelo modelo sem a variável *dummy* e com a variável *dummy* e observa-se que estão dentro dos limites de confiança. Comparando os valores reais e os previstos na Tabela 19 observa-se que os valores previstos do modelo com a variável *dummy* estão mais próximos dos reais na maioria dos meses.

**CAPÍTULO 4**  
**CONCLUSÕES**

Com o objetivo de verificar a distribuição espacial e fazer previsões dos índices de homicídios na cidade de João Pessoa foram utilizadas técnicas de geoprocessamento e uma metodologia estatística de previsão para os índices de mortalidade por tipo de arma e por sexo para a cidade de João Pessoa. A análise espacial utilizada neste trabalho foi a de agrupamento que serve para verificar a distribuição espacial de uma determinada variável. Foram feitos agrupamentos para as seguintes variáveis: incidência de mortalidade por arma de fogo, incidência de mortalidade por arma branca, incidência de mortalidade para indivíduos do sexo masculino e incidência de mortalidade para indivíduos do sexo feminino. Em todas as variáveis, concluiu-se que o bairro Centro apresentou a maior incidência de mortalidade em todos os anos.

A análise de séries temporais utilizada neste trabalho foi a de *Box-Jenkins* que se baseia na identificação de um modelo para descrever o comportamento da série. Encontrou-se um modelo que explica a incidência de mortalidade por arma de fogo, por arma branca e para o sexo masculino.

Os modelos obtidos para previsão da incidência de homicídio na cidade de João Pessoa sem a variável *dummy* foram os seguintes: ARMA(1,2) para incidência de mortalidade por arma de fogo, ARMA(2,2) para incidência de mortalidade por arma branca e ARMA(1,2) para incidência de mortalidade para indivíduos do sexo masculino. Os modelos obtidos para previsão da incidência de homicídio da cidade de João Pessoa com a utilização da variável *dummy* (desarmamento) foram os mesmos obtidos anteriormente, com exceção da incidência

de mortalidade por arma branca que obteve o modelo ARMA(2,1). As previsões obtidas com os modelos utilizando a variável *dummy* para meses não observados, foram melhores que as obtidas com os modelos sem a variável *dummy*. Os resultados deste trabalho mostrou a importância do “estatuto do desarmamento” e sua influência na ocorrência de óbitos por arma de fogo e arma branca na cidade de João Pessoa.

## REFERÊNCIAS

BEATO FILHO, C. C.; ASSUNÇÃO, R. M.; SILVA, B. F. A, 2001. Conglomerados de homicídios e o tráfico de drogas em Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil, de 1995 a 1999. Cad. Saúde Pública, set./out. 2001, vol.17, no.5, p.1163-1171.

GAWRYSZEWSKI, V. P.; KOIZUMI, M. S.; Maria Helena Prado de Mello-Jorge, 2004. As causas externas no Brasil no ano 2000: comparando a mortalidade e a morbidade, Caderno de Saúde Pública, Rio de Janeiro, 20(4): 995-1003, jul-ago, 2004, p. 1000.

IBGE, 2000. Censo Demográfico de 2000. Fundação Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, dados referentes ao município de João Pessoa, fornecidos em meio eletrônico.

LATORRE, M. R. D. O.; CARDOSO, M.R. A., 2001. Análise de séries temporais em epidemiologia: uma introdução sobre os aspectos metodológicos. Revista Brasileira de Epidemiologia, vol. 4, nº 3, pg. 147.

Ministério da Saúde – MS, DATASUS, Sistemas e Aplicativos, 1998. (disponível em <[http://w3.datasus.gov.br/DATASUS/datasus.php?area=361A3B372C2D2356EFG16HIJd3L1M0N&VAba=3&VInclude=../site/din\\_sist.php&VSis=1&VCoit=2356&VI=Arquivos#descrdbf](http://w3.datasus.gov.br/DATASUS/datasus.php?area=361A3B372C2D2356EFG16HIJd3L1M0N&VAba=3&VInclude=../site/din_sist.php&VSis=1&VCoit=2356&VI=Arquivos#descrdbf)>). Acesso em: 28 nov. 2006

Ministério da Saúde – MS; Secretaria de Vigilância em Saúde – SVS, 2005. Impacto da Campanha do Desarmamento no Índice Nacional de Mortalidade por Arma de Fogo. (disponível em < <http://www.mj.gov.br/senasp/estatisticas/Pesquisa%20mortes%20por%20arma%20de%20fogo.pdf> >). Acesso em: 27 nov. 2006.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C., 2006. Análise de Séries Temporais, 2ª edição, revista e ampliada, ABE – Projeto Fisher, Editora Edgar Blücher.

NASCIMENTO, P. S.; COSTA, D. C. S.; MORAES, R. M., 2006a. Uma Análise da Evolução dos Óbitos por Arma Branca e por Arma de Fogo da Cidade de João Pessoa - PB. Anais do XVII Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística (SINAPE) [cdrom]. Julho, Caxambu, Brasil.

NASCIMENTO, P. S.; SOUZA, I. C. A.; TELES, M. M. F.; PEREIRA, T. L.; MORAES, R. M., 2006b. Análise espacial dos óbitos por causas externas da cidade de João Pessoa no

período de 2002 a 2004. *Proceedings of the Environmental and Health World Congress 2006. (EHWC'2006)*. Julho, Santos, Brasil, pg 220-224.

SANTOS, S. M., 1999. Homicídios em Porto Alegre, 1996: Análise Ecológica de sua Distribuição e Contexto Socioespacial. Dissertação de Mestrado, Rio de Janeiro: Escola Nacional de Saúde Pública, Fundação Oswaldo Cruz. (disponível em <[http://portalteses.cict.fiocruz.br/transf.php?script=thes\\_cover&id=000056&lng=pt&nrm=iso](http://portalteses.cict.fiocruz.br/transf.php?script=thes_cover&id=000056&lng=pt&nrm=iso)>). Acesso em: Set 2006.

SANTOS, S. M.; BARCELLOS, C.; CARVALHO, M. S.; FLÔRES, R., 2001a. Detecção de aglomerados espaciais de óbitos por causas violentas em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, 1996. *Caderno de Saúde Pública*, Rio de Janeiro, 17(5):1141-1151, set-out, 2001.

SANTOS, S. M.; NORONHA, C. P., 2001b. Padrões espaciais de mortalidade e diferenciais sócio-econômicos na cidade do Rio de Janeiro. *Caderno de Saúde Pública*, Rio de Janeiro, 17(5):1099-1110, set./out. 2001.

SIEGEL, S., *Estatística não-Paramétrica para as ciências do comportamento*, São Paulo: McGraw-Hill do Brasil, 1975.

SOUZA, E. R.; ASSIS, S. G.; SILVA, C. M. F. P., 1997. Violência no Município do Rio de Janeiro: Áreas de risco e tendências da mortalidade entre adolescentes de 10 a 19 anos, *Rev Panam Salud Publica/Pan Am J Public Health* 1(5), pg. 389-398.

SOUZA, I. C. A., 2003. Relatório Final de Iniciação Científica – PIBIC: Utilização de Sistemas de Informação Geográfica na Análise de dados de Saúde Pública na Paraíba entre os anos de 1998 e 2001. (disponível em <<http://www.de.ufpb.br/~ronei/ronei1.htm>> - Projetos de pesquisa: Estudos sobre os Sistemas de Informação Geográfica – SIG – Relatórios de pesquisa). Acesso em: 27 jun. 2005.

SPIEGELMAN, M., 1968. *Introduction to demography*. Revisão Editora Cambridge. Editora Harvard University Press.

STAR, J.; ESTES, J., 1990. *Geographic information systems: an introduction*. Prentice-Hall.

TELES, M. M. F., 1999. Relatório Final de Iniciação Científica – PIBIC: Estudos sobre os Sistemas de Informação Geográfica – SIG. (disponível em <<http://www.de.ufpb.br/~ronei/ronei1.htm>> - Projetos de pesquisa: Estudos sobre os Sistemas de Informação Geográfica – SIG – Relatórios de pesquisa). Acesso em: 04 abr. 2005.

VASCONCELLOS, M. A. S.; ALVES, D., 2000. Manual de Econometria, Editora Atlas. São Paulo.

WASELFISZ, J. J., UNESCO, Instituto Ayrton Senna, Ministério da Justiça/SEDH, Mapa da Violência IV, Os jovens do Brasil, Juventude, Violência e Cidadania, 2004 (disponível em <[http://www.unesco.org.br/publicacoes/livros/mapaiv/mostra\\_documento](http://www.unesco.org.br/publicacoes/livros/mapaiv/mostra_documento)>). Acesso em: 28 nov. 2005, p. 36 e 43.

WASELFISZ, J. J., Organização dos Estados Ibero-Americanos (OEI), Mapa da Violência 2006, Os jovens do Brasil, Sumário Executivo. (disponível em <<http://www.oei.org.br/mapa2006.pdf>>). Acesso em: 27 nov. 2006.

ANEXOS

## ANEXO 1 – Comandos do *Software R* utilizados para a obtenção dos resultados de geoprocessamento

```

# ler pacote GeoR
library(DCluster)
library(shapefiles)
# ler mapa
mapa= read.shape("/home/kurumin/Patricia/arquivosR/shapes/bairros_pol.shp")
# ler dados
dados=read.csv2("/home/kurumin/Patricia/Monografia/Comparacao/ocor_taxa.csv")
mapa = Map2poly(mapa, as.character(dados$cod))
# Para fazer as classes que serão utilizadas nos mapas
classes1 = c(-Inf, 0.4, 0.8, 1.2, 1.6, 2, 2.4)
legenda1 = c("0", "0.4 a 0.8", "0.8 a 1.2", "1.2 a 1.6", "1.6 a 2.0", "2.0 a 2.4")
classes2 = c(-Inf, 0.4, 0.8, 1.2, 1.6, 2, 2.4, Inf)
legenda2 = c("0", "0.4 a 0.8", "0.8 a 1.2", "1.2 a 1.6", "1.6 a 2.0", "2.0 a 2.4", "acima de 2.4")
classes3 = c(-Inf, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0, 1.2, Inf)
legenda3 = c("0", "0.2 a 0.4", "0.4 a 0.6", "0.6 a 0.8", "0.8 a 1.0", "1.0 a 1.2", "acima de 1.2")
classes4 = c(-Inf, 0.1, 0.3, 0.6, 0.9, 1.2, 1.5)
legenda4 = c("0", "0.1 a 0.3", "0.3 a 0.6", "0.6 a 0.9", "0.9 a 1.2", "1.2 a 1.5")
classes5 = c(-Inf, 0.1, 0.3, 0.6, 0.9, 1.2)
legenda5 = c("0", "0.1 a 0.3", "0.3 a 0.6", "0.6 a 0.9", "0.9 a 1.2")
classes6 = c(-Inf, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4)
legenda6 = c("0", "0.1 a 0.2", "0.2 a 0.3", "0.3 a 0.4")
classes7 = c(-Inf, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8)
legenda7 = c("0", "0.2 a 0.4", "0.4 a 0.6", "0.6 a 0.8")
classes8 = c(-Inf, 1, 2, 3, 4, 5, 6, Inf)
legenda8 = c("0", "1 a 2", "2 a 3", "3 a 4", "4 a 5", "5 a 6", "acima de 6")
classes9 = c(-Inf, 1, 1.5, 2, 2.5, 3, 3.5, Inf)
legenda9 = c("0", "1.0 a 1.5", "1.5 a 2.0", "2.0 a 2.5", "2.5 a 3.0", "3.0 a 3.5", "acima de 3.5")
classes10 = c(-Inf, 1, 2, 3, 4, 5, 6)
legenda10 = c("0", "1 a 2", "2 a 3", "3 a 4", "4 a 5", "5 a 6")
classes11 = c(-Inf, 0.1, 0.3, 0.6)
legenda11 = c("0", "0.1 a 0.3", "0.3 a 0.6")
classes12 = c(-Inf, 0.1, 0.2, 0.3)
legenda12 = c("0", "0.1 a 0.2", "0.2 a 0.3")
# Para fazer as cores que serão utilizadas nos mapas
cores = c("#FFFFCE", "#F1EA9E", "#EAC859", "#E6A925", "#B07B09", "#865B00", "#593D00")
# Para gerar os mapas:
var = dados$IFOGO02
plot(mapa, xlab="Longitude", ylab="Latitude", col=cores[findInterval(var, classes1, all.inside=TRUE)], forcefill=FALSE, ylim= c(-7.25, -7.05), xlim= c(-34.98, -34.72))
legend(x="bottomright", legend=legenda1, fill=cores, bty="n")
dev.print(png,filename="/home/kurumin/Patricia/Monografia/Comparacao/mapas/ifogo02.s aude.png", width=532, height=540)
var = dados$IFOGO03
plot(mapa, xlab="Longitude", ylab="Latitude", col=cores[findInterval(var, classes2, all.inside=TRUE)], forcefill=FALSE, ylim= c(-7.25, -7.05), xlim= c(-34.98, -34.72))
legend(x="bottomright", legend=legenda2, fill=cores, bty="n")

```

```

dev.print(png,filename="/home/kurumin/Patricia/Monografia/Comparacao/mapas/ifogo03.s
aude.png", width=532, height=540)
var = dados$IFOGO04
plot(mapa, xlab="Longitude", ylab="Latitude", col=cores[findInterval(var, classes3,
all.inside=TRUE)], forcefill=FALSE, ylim= c(-7.25, -7.05), xlim= c(-34.98, -34.72))
legend(x="bottomright", legend=legenda3, fill=cores, bty="n")
dev.print(png,filename="/home/kurumin/Patricia/Monografia/Comparacao/mapas/ifogo04.s
aude.png", width=532, height=540)
var = dados$IFOGO05
plot(mapa, xlab="Longitude", ylab="Latitude", col=cores[findInterval(var, classes1,
all.inside=TRUE)], forcefill=FALSE, ylim= c(-7.25, -7.05), xlim= c(-34.98, -34.72))
legend(x="bottomright", legend=legenda1, fill=cores, bty="n")
dev.print(png,filename="/home/kurumin/Patricia/Monografia/Comparacao/mapas/ifogo05.s
aude.png", width=532, height=540)
#
var = dados$IBRANCA02
plot(mapa, xlab="Longitude", ylab="Latitude", col=cores[findInterval(var, classes4,
all.inside=TRUE)], forcefill=FALSE, ylim= c(-7.25, -7.05), xlim= c(-34.98, -34.72))
legend(x="bottomright", legend=legenda4, fill=cores, bty="n")
dev.print(png,filename="/home/kurumin/Patricia/Monografia/Comparacao/mapas/ibranca02
.saude.png", width=532, height=540)
var = dados$IBRANCA03
plot(mapa, xlab="Longitude", ylab="Latitude", col=cores[findInterval(var, classes5,
all.inside=TRUE)], forcefill=FALSE, ylim= c(-7.25, -7.05), xlim= c(-34.98, -34.72))
legend(x="bottomright", legend=legenda5, fill=cores, bty="n")
dev.print(png,filename="/home/kurumin/Patricia/Monografia/Comparacao/mapas/ibranca03
.saude.png", width=532, height=540)
var = dados$IBRANCA04
plot(mapa, xlab="Longitude", ylab="Latitude", col=cores[findInterval(var, classes6,
all.inside=TRUE)], forcefill=FALSE, ylim= c(-7.25, -7.05), xlim= c(-34.98, -34.72))
legend(x="bottomright", legend=legenda6, fill=cores, bty="n")
dev.print(png,filename="/home/kurumin/Patricia/Monografia/Comparacao/mapas/ibranca04
.saude.png", width=532, height=540)
var = dados$IBRANCA05
plot(mapa, xlab="Longitude", ylab="Latitude", col=cores[findInterval(var, classes7,
all.inside=TRUE)], forcefill=FALSE, ylim= c(-7.25, -7.05), xlim= c(-34.98, -34.72))
legend(x="bottomright", legend=legenda7, fill=cores, bty="n")
dev.print(png,filename="/home/kurumin/Patricia/Monografia/Comparacao/mapas/ibranca05
.saude.png", width=532, height=540)
#
var = dados$IM02
plot(mapa, xlab="Longitude", ylab="Latitude", col=cores[findInterval(var, classes8,
all.inside=TRUE)], forcefill=FALSE, ylim= c(-7.25, -7.05), xlim= c(-34.98, -34.72))
legend(x="bottomright", legend=legenda8, fill=cores, bty="n")
dev.print(png,filename="/home/kurumin/Patricia/Monografia/Comparacao/mapas/im02.sau
de.png", width=532, height=540)
var = dados$IM03
plot(mapa, xlab="Longitude", ylab="Latitude", col=cores[findInterval(var, classes8,
all.inside=TRUE)], forcefill=FALSE, ylim= c(-7.25, -7.05), xlim= c(-34.98, -34.72))
legend(x="bottomright", legend=legenda8, fill=cores, bty="n")
dev.print(png,filename="/home/kurumin/Patricia/Monografia/Comparacao/mapas/im03.sau
de.png", width=532, height=540)
var = dados$IM04
plot(mapa, xlab="Longitude", ylab="Latitude", col=cores[findInterval(var, classes9,
all.inside=TRUE)], forcefill=FALSE, ylim= c(-7.25, -7.05), xlim= c(-34.98, -34.72))
legend(x="bottomright", legend=legenda9, fill=cores, bty="n")

```

```
dev.print(png,filename="/home/kurumin/Patricia/Monografia/Comparacao/mapas/im04.sau
de.png", width=532, height=540)
var = dados$IM05
plot(mapa, xlab="Longitude", ylab="Latitude", col=cores[findInterval(var, classes10,
all.inside=TRUE)], forcefill=FALSE, ylim= c(-7.25, -7.05), xlim= c(-34.98, -34.72))
legend(x="bottomright", legend=legenda10, fill=cores, bty="n")
dev.print(png,filename="/home/kurumin/Patricia/Monografia/Comparacao/mapas/im05.sau
de.png", width=532, height=540)
#
var = dados$IF02
plot(mapa, xlab="Longitude", ylab="Latitude", col=cores[findInterval(var, classes11,
all.inside=TRUE)], forcefill=FALSE, ylim= c(-7.25, -7.05), xlim= c(-34.98, -34.72))
legend(x="bottomright", legend=legenda11, fill=cores, bty="n")
dev.print(png,filename="/home/kurumin/Patricia/Monografia/Comparacao/mapas/if02.saud
e.png", width=532, height=540)
var = dados$IF03
plot(mapa, xlab="Longitude", ylab="Latitude", col=cores[findInterval(var, classes11,
all.inside=TRUE)], forcefill=FALSE, ylim= c(-7.25, -7.05), xlim= c(-34.98, -34.72))
legend(x="bottomright", legend=legenda11, fill=cores, bty="n")
dev.print(png,filename="/home/kurumin/Patricia/Monografia/Comparacao/mapas/if03.saud
e.png", width=532, height=540)
var = dados$IF04
plot(mapa, xlab="Longitude", ylab="Latitude", col=cores[findInterval(var, classes12,
all.inside=TRUE)], forcefill=FALSE, ylim= c(-7.25, -7.05), xlim= c(-34.98, -34.72))
legend(x="bottomright", legend=legenda12, fill=cores, bty="n")
dev.print(png,filename="/home/kurumin/Patricia/Monografia/Comparacao/mapas/if04.saud
e.png", width=532, height=540)
var = dados$IF05
plot(mapa, xlab="Longitude", ylab="Latitude", col=cores[findInterval(var, classes11,
all.inside=TRUE)], forcefill=FALSE, ylim= c(-7.25, -7.05), xlim= c(-34.98, -34.72))
legend(x="bottomright", legend=legenda11, fill=cores, bty="n")
dev.print(png,filename="/home/kurumin/Patricia/Monografia/Comparacao/mapas/if05.saud
e.png", width=532, height=540)
```

## ANEXO 2 – Comandos do *Software R* utilizados para a obtenção dos resultados de séries temporais

```

# ler os dados
fogo = scan("/home/kurumin/Patricia/Monografia/Fogo/fogo.csv")
# ler pacote do teste de normalidade
library(nortest)
# testar a normalidade dos resíduos
lillie.test(fogo)
# transformar os dados em série
fogo = ts(fogo, start=c(2000,1), frequency=12)
# ler pacote de séries
library(tseries)
# testar a estacionariedade
adf.test(fogo, k = 0)
# plotar os dados
plot(fogo, xlab="tempo", ylab="FOGO", main="Óbitos por arma de fogo")
par(mfrow=c(2,1))
# plotar a autocorrelação e a autocorrelação parcial
acf((fogo),main="Autocorrelação",xlab="ordem",ylab="autocorr.")
pacf((fogo),main="Autocorrelação Parcial", xlab="ordem", ylab= "autocorr.parcial")
# separar a série, em tendência e sazonalidade
ajuste.stl <- stl(fogo, "per")
plot(ajuste.stl)
# ajustar o modelo
ajuste.sarima=arima(fogo,order=c(1,0,2))
ajuste.sarima
# previsão seis passos a frente
novo_fogo6 = fogo[1:66]
novo_fogo6=ts(novo_fogo6,start=c(2000,1), frequency=12)
ajuste.sarima=arima(novo_fogo6,order=c(1,0,2))
pacc = predict(ajuste.sarima, 6)
reais6<-fogo[67:72]
prev6<-pacc$pred
# verificar os critérios
h=6
C1=sum(reais6)-sum(prev6)
C2=((sum(reais6)-sum(prev6))/sum(reais6))*100
C3=(1/h)*sum((reais6-prev6)^2)
C4=(1/h)*sum(abs(reais6-prev6))
# intervalo de previsão
pacc$pred + 1.96*pacc$se
pacc$pred - 1.96*pacc$se
# diagnóstico dos resíduos
tsdiag(ajuste.sarima)
# histograma dos resíduos
hist(residuals(ajuste.sarima))
# gráfico de normalidade dos resíduos
qq.plot(residuals(ajuste.sarima))
# ler pacote do teste de normalidade
library(nortest)
# testar a normalidade dos resíduos
lillie.test(residuals(ajuste.sarima))

```

Com a utilização da variável Dummy (desarmamento):

```
# ler os dados
fogo = scan("/home/kurumin/Patricia/Monografia/Fogo/fogo.csv")
# transformar em série
fogo = ts(fogo, start=c(2000,1), frequency=12)
# ler a variável dummy (desarmamento)
desarma = read.csv2("/home/kurumin/Patricia/Monografia/desarma_0405.csv")
# ajustar o modelo
ajuste.sarima=arima(fogo,order=c(1,0,2), xreg= desarma)
ajuste.sarima
# previsão seis passos a frente
novo_fogo6 = fogo[1:66]
novo_fogo6=ts(novo_fogo6,start=c(2000,1), frequency=12)
novo_desarma6=read.csv2("/home/kurumin/Patricia/Monografia/novo_desarma60405.csv")
ajuste.sarima=arima(novo_fogo6,order=c(1,0,2), xreg=novo_desarma6)
pacc = predict(ajuste.sarima, 6, newxreg=c(1,1,1,1,1,1))
reais6<-fogo[67:72]
prev6<-pacc$pred
# verificar os critérios
h=6
C1=sum(reais6)-sum(prev6)
C2=((sum(reais6)-sum(prev6))/sum(reais6))*100
C3=(1/h)*sum((reais6-prev6)^2)
C4=(1/h)*sum(abs(reais6-prev6))
# intervalo de previsão
pacc$pred + 1.96*pacc$se
pacc$pred - 1.96*pacc$se
# diagnóstico dos resíduos
tsdiag(ajuste.sarima)
#histograma dos resíduos
hist(residuals(ajuste.sarima))
#gráfico de normalidade dos resíduos
qq.plot(residuals(ajuste.sarima))
# ler pacote do teste de normalidade
library(nortest)
# testar a normalidade dos resíduos
lillie.test(residuals(ajuste.sarima))
```

### ANEXO 3 – Mapa da cidade de João Pessoa

