

08 a 11 de Outubro de 2018  
Instituto Federal Fluminense  
Búzios - RJ

## ANÁLISE TEMPORAL DOS HOMICÍDIOS REGISTRADOS NA BAHIA NO PERÍODO 2012 A 2016: UMA ABORDAGEM COM OS MODELOS AUTO-REGRESSIVOS DE MÉDIAS MÓVEIS

Sátira Izabel Oliveira Soares Nunes<sup>1</sup> – satira.ufba@gmail.com

Aloísio Machado da Silva Filho<sup>2</sup> – aloisioestatistico@yahoo.com.br

Carlos Alberto Lima da Silva<sup>3</sup> – carlosls.compos@gmail.com

<sup>1</sup> UNIJORGE – Salvador-BA, Brasil

<sup>2</sup> Universidade Estadual de Feira de Santana – Feira de Santana-BA, Brasil

<sup>3</sup> Universidade Estadual de Feira de Santana – Feira de Santana-BA, Brasil

**Resumo.** Este estudo analisou as taxas mensais de homicídios dolosos que foram registrados diariamente no Estado da Bahia, no período de janeiro de 2012 a dezembro de 2016, com objetivo de modelar a série temporal através dos modelos auto-regressivos de médias móveis baseado na metodologia de George Box e Gwilym Jenkins. Os dados referentes ao número absoluto dos homicídios dolosos foram coletados no site da Secretaria de Segurança Pública do Estado da Bahia e calculadas as respectivas taxas com os dados populacionais fornecidos pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. A série analisada não apresentou tendência nem sazonalidade nos dados mensais, a taxa mais elevada no período ocorreu no mês de fevereiro de 2012 (4,3 por 100 mil habitantes), e a mínima em junho e em setembro de 2014 (2,5 por 100 mil habitantes). O modelo mais adequado, segundo a metodologia adotada nesta pesquisa, foi, ARIMA(8,1,1) por ter atendido os pressupostos na análise dos resíduos e menor AIC. Foi realizada a previsão para seis meses subsequentes ao período analisado e o modelo ARIMA(8,1,1) apresentou menor resíduo entre o valor predito e o valor observado.

**Palavras Chave:** Auto-regressivo, Auto-correlação, ARIMA, Homicídio Doloso

### 1. INTRODUÇÃO

De todos os crimes previstos no ordenamento jurídico brasileiro o homicídio doloso é que desperta mais atenção. O homicídio traz sempre um sentimento de ódio, paixão, inveja, rancor, vingança e outros, que o torna uma infração penal especial diversa das outras. Nesse raciocínio, o homicídio doloso é um crime por excelência (HUNGRIA, 1953). É o padrão da delinquência violenta ou sanguinária, que representa como uma reversão atávica às eras

primeveras, em que a luta pela vida, presumivelmente, se operava com o uso normal dos meios brutais e animais. É a mais chocante violação do senso moral médio da humanidade civilizada (RENÊ, 2017).

O homicídio, ou morte por agressão é um problema para a Saúde e Segurança Pública em diversos países do mundo, principalmente naqueles com grandes desigualdades sociais (CORREIA, 2011). Os indicadores de criminalidade e violência estão entre os índices sociais mais debatidos em mídias eletrônicas e jornais e por gestores públicos (SOUZA; MACHADO; CUENTAS, 2013.), além de ser tema para vários estudiosos.

Quando se trata de violência letal, aquela que culmina a vida do indivíduo, o assunto atinge repercussões ainda maiores, haja vista que é um obstáculo para o desenvolvimento econômico (MACHADO; ZEBENDE; ALVES, 2013), uma vez que o maior percentual dos homicídios é geralmente contra pessoas com idade economicamente ativa, em 2012 53,3% das vítimas foram jovens com idades entre 15 e 29 anos (WAISELFISZ, 2014). Do ponto de vista econômico isso significa perda de capital humano e da capacidade produtiva do país, pois estas pessoas poderiam contribuir para o crescimento do PIB nacional (BECKER; KASSOUF, 2017), e segundo Carvalho, Cerqueira e Rodrigues (2017), a perda estimada de produção no Brasil devido aos homicídios foi de aproximadamente R\$ 9,1 bilhões em 2001.

Segundo o Anuário Brasileiro de Segurança (2016), o Brasil registrou mais vítimas de mortes violentas intencionais (ou pessoas assassinadas) em 5 anos do que a Guerra na Síria no mesmo período. Em 2015 foram 55.574 vítimas de crimes violentos letais intencionais (CVLI) no Brasil. A Bahia ficou em 9º lugar no ranking da taxa de CVLI em 2015 em relação aos demais estados.

A modelagem dos índices criminais seja no tempo ou no espaço devem ser considerados alguns fatores. Por exemplo, os crimes estão sujeitos às variações cíclicas, sazonais e irregulares: no verão, os dias são mais longos e as pessoas vão mais às ruas, aumentando as oportunidades para o cometimento de crimes; nas férias, as pessoas viajam e deixam as casas desprotegidas, facilitando os arrombamentos (KAHN, 2005). O homicídio doloso também sofre influências quanto ao tempo ou período, por exemplo, algum “acerto de contas” que acontece no período de datas comemorativas em que há induto, percebe-se também que em dias chuvosos há uma diminuição nos índices de homicídio, já em finais de semana, segundo a secretaria de segurança pública (MACHADO; ZEBENDE; 2013), esses indicadores são mais elevados

Como mencionado anteriormente, a criminalidade é algo que atinge toda população, porém sua tipificação está geralmente condicionada ao espaço geográfico. Em bairros periféricos a predominância tende aos crimes contra pessoa (homicídio doloso, homicídio tentado, lesão corporal dolosa); enquanto, nas áreas com poder econômico elevado, tende aos crimes contra o patrimônio (MACHADO; ZEBENDE; ALVES, 2013).

Em vista desse cenário, o presente artigo tem objetivo de modelar a série temporal das taxas mensais dos homicídios dolosos registrados diariamente no Estado da Bahia no período de 2012 a 2016, tendo como método de análise os modelos auto-regressivos de médias móveis. Para contemplar supracitado objetivo o presente artigo está estruturado em cinco seções: introdução, materiais e métodos, resultados e discussão e considerações finais que o encerra.

## **2. MÉTODOS**

### **2.1 População e desenho do estudo**

Foi realizado um estudo da série temporal dos dados mensais dos homicídio dolosos registrados no período de janeiro de 2012 a dezembro de 2016, a unidade de análise foi o Estado da Bahia. Os dados de janeiro a junho de 2017 foram coletados afim de comparar com os resultados que serão obtidos por meio do modelo de previsão adotado.

## 2.2 Coleta de dados

Para modelagem executada nesta pesquisa foram considerados os homicídios dolosos ocorridos em território baiano registrados e disponibilizadas pela Secretaria de Segurança Pública do Estado da Bahia no endereço eletrônico <http://www.ssp.ba.gov.br> com o seguinte nível de estratificação: Capital, Região Metropolitana de Salvador e Interior. É relevante relatar que os dados consolidados estão disponíveis apenas para fins de contagem sem nenhuma qualificação quanto a identidade da vítima, sendo que a Secretaria de Segurança Pública da Bahia disponibiliza diariamente dados das principais ocorrências policiais de modo que é possível identificar as seguintes características das vítimas: nome, idade da vítima, logradouro ou residência, local do crime, mas não é objetivo deste estudo analisar tais qualificações.

Os cálculos das taxas foram realizados com os dados populacionais obtidos a partir das projeções realizadas pela Diretoria de Pesquisas, Coordenação de População e Indicadores Sociais do IBGE para os anos intercensitários, coletados no próprio site do IBGE.

## 2.3 Análise de dados

A análise e modelagem estatística foi utilizada com o software estatístico R, com auxílio de algumas implementações de pacotes disponíveis no próprio software, como *astsa* (STOFFER, 2016), *forcaste* (HYNDMAN, 2017), dentre outros. Os procedimentos utilizados foram baseados no modelo de George Box & Gwilym Jenkins (1976) que consiste em utilizar uma série temporal não estacionária, do tipo homogênea, e a partir daí modelar a série através de  $d$  diferenciações, da inclusão de um componente auto-regressivo  $p$  e de um componente média móvel  $q$ , que são conhecidos na literatura como modelo ARIMA. Uma série temporal pode ser definida como um conjunto de observações de uma variável dispostas sequencialmente no tempo e pode ser classificada como determinística ou não-determinística (MORETTIN; TOLOI, 1987). O número de homicídios por mês pode ser considerado uma série temporal, pois trata-se de um conjunto de informações observadas ao longo do tempo (Figura 1).

O método utilizado nesta pesquisa está fundamentado em ciclo iterativo (Figura 1):

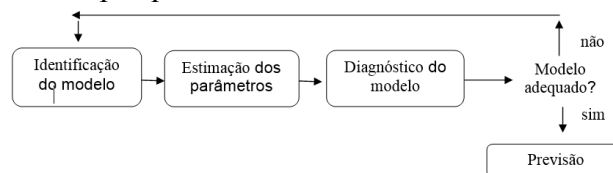


Figura 1 – Fluxograma do ciclo iterativo para construção do modelo ARIMA

### 2.3.1 Identificação do modelo

Seja  $Y_t$  um processo que pode ser descrito por meio de um modelo ARIMA( $p$ ,  $d$ ,  $q$ ) da seguinte forma:

$$\theta_p(B)Y_t = \theta_0 + \theta_q(B)\alpha_t \quad (1)$$

Em que  $Z_t = Y_t$ , se o processo é estacionário, quando  $d=0$  ou  $Z_t=(1-B)^d Y_t$ , se o processo não é estacionário, ou seja com  $d=1$  ou  $d>1$ .

A ponderação da diferenciação de  $Y_t$ , corresponde a um modelo ARIMA (p, d, q) com:

$$\phi_p(B)(1-B)^d Y_t \theta_0 + \theta_q(B) \alpha_t \quad (1)$$

onde

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

é o operador auto-regressivo de ordem  $p$  [AR(p)],

$$\theta_0 = \mu(1 - \phi_1 - \phi_2 - \dots - \phi_p) \quad (1)$$

é o intercepto

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

é o operador de média móvel de ordem  $q$ , e  $\alpha_t$  é um processo de ruído branco (*white noise*).

Se o intercepto for diferente de zero, a tendência da série poderá ser determinada, ou seja, se for maior que zero a série é crescente e se for menor que zero a série é decrescente.

### 2.3.2 Estimação dos parâmetros

Após identificar o modelo apropriado, estimam-se os parâmetros auto-regressivos e de média móvel.

### 2.3.3 Diagnóstico do modelo

Essa etapa consiste em verificar se o modelo escolhido está adequado tendo como objeto de análise os resíduos padronizados, resíduos da função de Auto-correlação (ACF), resíduos da Função de Auto-correlação Parcial (PACF) e pelo Critério de Informação de Akaike (AIC), onde  $AIC = -2 \log L + 2(p+q)$  em que  $L$  é a verossimilhança maximizada, dentre outros.

### 2.3.4 Previsão

Após a escolha do modelo, estimação dos parâmetros e checagem do ajuste do modelo, é realizada a previsão de uma observação futura condicionado aos valores passados e ao valor presente da variável. E tal previsão pode ser realizada, a depender do ajuste do modelo e modelagem proposta de curto, médio e longo alcance.

## 3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

### 3.1 Análise descritiva

No período de 01 janeiro de 2012 a 31 de dezembro de 2016 foram registrados em média 482 homicídios dolosos por mês em todo Estado da Bahia e 63% desses homicídios ocorreram nos municípios do interior da Bahia, 13% na Região Metropolitana de Salvador e 24% na Capital (Tabela 1).

Tabela 1- Número de vítimas de homicídio doloso por Regiões. Bahia, Brasil, 2012-2016

Regiões	N = 28.897	%
Capital	6.904	23,89
RMS	3.811	13,19
Interior	18.182	62,92

Fonte: SSP-Ba

Para levar em consideração o crescimento dos homicídios dolosos ao longo dos anos, foi calculada a taxa de homicídio, que é a razão entre o número de vítimas e o número de habitantes. No Figura 1 é possível visualizar a distribuição da taxa de homicídio dolosos na Bahia, no período de janeiro de 2012 a dezembro de 2016.

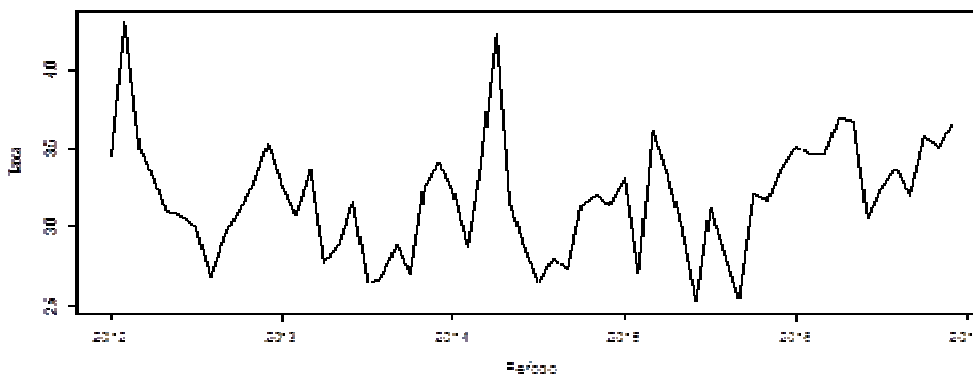


Figura 1- Série temporal da taxa mensal do homicídios dolosos. Bahia, 2012-2016. Fonte: SSP-Ba.

A taxa média mensal foi de 3,2 vítimas a cada 100 mil habitantes, mínimo de 2,5 e máximo de 4,2 vítimas a cada 100 mil habitantes na Bahia, referente ao período de janeiro de 2012 a dezembro de 2016 (Figura 1). O ano de 2016 apresentou maior taxa anual, chegando a 41,5 vítimas por 100 mil habitantes. Já o ano de 2012 apresentou o maior taxa no primeiro trimestre (11,3 por 100 mil habitantes), em relação aos demais anos, possivelmente relacionado à greve da polícia militar que começou em 31 de janeiro que durou 12 dias (Figura 1). O ano que apresentou menor dispersão entre as taxas mensais foi 2016, em 2012 e em 2014 há presença de *outliers*.

Dentre os 10 municípios com maiores taxas de homicídio em 2016, sete estão na região Sul (Itabela, Arataca, Itapebi, Prado, Ibirapitanga, Itajuípe e Floresta Azul); dois na Região Metropolitana (Mata de São João e Vera Cruz) e um na região Nordeste (Nova Fátima). Na figura 01 observa-se que as maiores taxas estão concentradas na Região Sul e no Litoral da Bahia.

Na próxima seção apresentaremos os procedimentos relativos à identificação do modelo.

### 3.2 Identificação do modelo

O Figura 3 apresenta a série original das taxas dos homicídios dolosos registrados de janeiro de 2012 a dezembro de 2016. Com a análise descritiva através do Figura 3, pode-se supor inexistência de tendência que foi confirmada por meio do teste de Cox Stuart que trata-se de um teste não paramétrico, conhecido também na literatura como teste do sinal que ao nível de 5% de significância, não rejeitou a hipótese nula (p-valor: 0.1808). O teste funciona da seguinte maneira: Para um conjunto de observações  $X_1, X_2, \dots, X_N$ . Agrupando as observações em pares  $(X_1, X_{1+c}), (X_2, X_{2+c}), \dots, (X_{N-c}, X_N)$ , de modo que  $c = N/2$  se  $N$  for par e  $c = (N+1)/2$  se  $N$  for ímpar. A cada par de observações associamos o sinal "-" se  $X_i < X_{i+c}$  e o sinal "+" se  $X_i > X_{i+c}$ , e caso  $X_i = X_{i+c}$  eliminamos esta observação. Considere  $N_t$  o número de pares em que  $X_i < X_{i+c}$ . As hipóteses testadas são as seguintes:

$$H_0 : P(X_i < X_{i+c}) = P(X_i > X_{i+c}), \forall i \text{ Não existe tendência} \quad (2)$$

$$H_1 : P(X_i < X_{i+c}) \neq P(X_i > X_{i+c}), \forall i \text{ Existe tendência} \quad (3)$$

Apesar das oscilações das taxas no período em estudo, não foi possível identificar um componente sazonal nas taxas mensais dos homicídios dolosos (Figura 1).

A análise gráfica não é suficiente para identificar se a série é estacionária. Devido esse fato, nesta pesquisa foi analisada a função de Auto-correlação (ACF) (Figura 4). Observa-se que na ACF uma forma senoidal onde percebe-se que a série é não estacionária. Foi realizado o teste Dickey Fuller que corrobora com a investigação onde ao nível de 5% de significância não foi rejeitada a hipótese nula;

$$H_0 : \phi = 1; \text{ não é estacionária} \quad (4)$$

$$H_1 : |\phi| < 1; \text{ é estacionária} \quad (5)$$

Para a série,

$$y_t = \phi y_{t-1} + \varepsilon_t; \text{ onde } \varepsilon_t \sim iid N(0, \sigma^2) \quad (6)$$

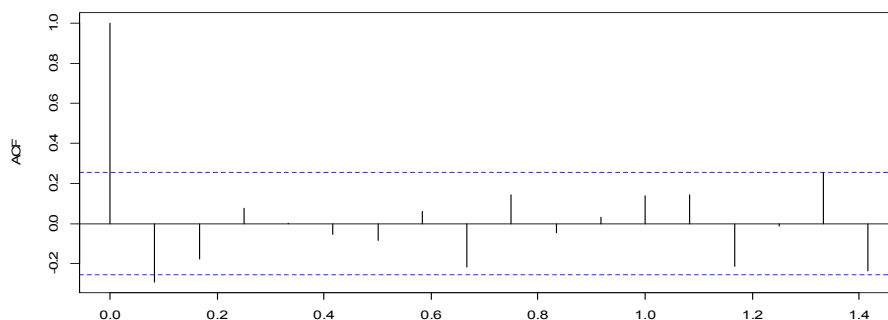


Figura 4 – Função de auto-correlação (ACF) da série das taxas de homicídios dolosos registrados na Bahia, Brasil, 2012- 2016.

Como a série objeto de estudo é não estacionária foi necessário usar a diferenciação para torná-la estacionária. Após esse procedimento a função de auto-correlação tornou-se mais estabilizada (Figura 6) e além disso foi realizado o teste Dickey Fuller com a primeira

diferença da série, onde com o nível de significância de 5% rejeitou a hipótese nula, indicando que a série obteve estacionariedade.

No Figura de auto-correlação da série diferenciada (Figura 6) observa-se que nem todas observações estiveram dentro do intervalo assintótico  $((-2)/\sqrt{N})$  e  $(2/\sqrt{N})$  e, em que N denota o tamanho da série. O que era de se esperar caso a série fosse completamente aleatória. Observou-se ainda que apenas uma observação ultrapassou os limites esperados que seria razoável dentre as 20 primeiras observações, porém não foi identificada a existência de nenhum padrão na série o que leva a descartar a possibilidade de modelagem simplesmente pelo processo auto-regressivo (AR).

Ainda em relação ao Figura 6 é possível afirmar que a função de auto-correlação (ACF) e a função de auto-correlação parcial (PACF) da série diferenciada por meio da qual será determinada a ordem de p e q. Tendo como alicerce a função de auto-correlação é possível afirmar a existência ondas senoidais estabilizadas e a função de auto-correlação parcial obteve três picos fora do intervalo nas lags (defazagens) 1,2 e 8 que sugere que a série objeto de estudo possa ser denotada como um processo AR(1), AR(2) ou ainda um AR(8). É constatado também que há um pico fora do intervalo na função de auto-correlação o que sugere inclusão de um MA(1). Logo os modelos a serem estimados para posterior seleção são: ARIMA(1,1,0), ARIMA(2,1,0), ARIMA(8,1,0), ARIMA(0,1,1) e ARIMA(8,1,1).

### 3.3 Estimação dos parâmetros

Para estimação dos parâmetros foi utilizado o método de máxima verossimilhança através do pacote *astsa* implementado no R (STOFFER, 2016).

Os resultados da estimação dos parâmetros do processo ARIMA para a taxa de homicídio encontram-se na Tabela 2, bem como os respectivos AIC – Critério de Informação de Akaike, AICc-Critério de Informação de Akaike corrigido e BIC - Critério de Informação Baysiano que serão usados posteriormente para seleção do modelo.

Tabela 2 – Modelos estimados para previsão da taxa de homicídio Bahia, Brasil, 2012-2016.  
Continua.

Modelo	Variáveis	Coefficiente	Erro-Padrão	Teste t	p-valor
ARIMA(1,1,0)	ar1	-0,3122	0,1282	-2,4348	0,018*
	c	-0,0005	0,037	-0,0129	0,9898
ARIMA(2,1,0)	ar1	-0,3839	0,1272	-3,0179	0,0038*
	ar2	-0,2979	0,1302	-2,2879	0,0259*
	c	-0,0007	0,0278	-0,0268	0,9787
ARIMA(8,1,0)	ar1	-0,4518	0,1203	-3,7563	0,0004*
	ar2	-0,4418	0,1364	-3,2403	0,0021*
	ar3	-0,2332	0,1469	-1,5871	0,1187
	ar4	-0,2283	0,1505	-1,5169	0,1355
	ar5	-0,2471	0,1466	-1,6849	0,0981
	ar6	-0,3624	0,144	-2,5166	0,015
	ar7	-0,2368	0,1395	-1,6975	0,0957
	ar8	-0,3771	0,1261	-2,9902	0,0043*
	constant	0,0027	0,0124	0,2163	0,8296
ARIMA(0,1,1)	ma1	-0,5406	0,1642	-3,2931	0,0017*
	constant	-0,0013	0,0217	-0,0597	0,9526
ARIMA(8,1,1)	ar1	0,0104	0,185	0,0562	0,9554

\*p-valor menor que o nível de significância adotado (5%)

Modelo	Variáveis	Coefficiente	Erro-Padrão	Teste t	p-valor
ARIMA(8,1,1)	ar2	-0,2439	0,1427	-1,709	0,0936
	ar3	-0,0617	0,1419	-0,435	0,6654
	ar4	-0,1551	0,1328	-1,1681	0,2483
	ar5	-0,1719	0,1291	-1,3316	0,189
	ar6	-0,2829	0,1315	-2,1517	0,0363*
	ar7	-0,1389	0,1357	-1,0239	0,3108
	ar8	-0,3446	0,1374	-2,508	0,0154*
	ma1	-0,5792	0,1709	-3,3897	0,0014*
	constant	0,0035	0,0078	0,4568	0,6498

Fonte: SSP-Ba

\*p-valor menor que o nível de significância adotado (5%)

O modelo que apresentou menor AIC foi o ARIMA(8,1,1) e o modelo ARIMA(0,1,1) ofereceu menor AICc e menor BIC, estes dois modelos serão analisados para identificar o que fornece menores resíduos (menor erro na estimativa). Os demais modelos foram descartados devido ao fato de seus coeficientes não apresentarem valores estatisticamente significativos ao nível de 5%.

As equações dos modelos propostos são denotados pelas seguintes expressões:

$$\hat{y}_t = 0,0597\hat{w}_{t-1} + \hat{a}_t \quad (5)$$

$$\hat{y}_t = -2,1517\hat{y}_{t-6} - 2,508\hat{y}_{t-8} - 3,3897\hat{w}_{t-1} + \hat{a}_t \quad (6)$$

### 3.4 Diagnóstico do modelo

Foram pré-selecionados dois modelos de acordo os critérios de AIC, AICc e BIC (Tabela 2). A análise dos resíduos para ambos os modelos não apresentaram violação dos pressupostos e está representado graficamente a análise dos resíduos para o modelo ARIMA(8,1,1) (Figura 7). Os resíduos padronizados apresentam dois valores que ultrapassam 3 desvios-padrões o que não viola a suposição dos resíduos padronizados seguirem uma sequência temporal com média 0 e variância 1; a ACF dos resíduos também estão no padrão esperado, dentro dos limites, o Q-Q plot dos resíduos sugere que a hipótese de normalidade é apropriada tendo como alicerce o do teste Ljung-Box que indicam auto-correlações significativas (Figura 7).

### 3.5 Previsão

A previsão para 6 meses seguintes foram modeladas considerando os dois modelos escolhidos. É relevante relatar que na modelagem executada na presente pesquisa para ambos os modelos foram adequadas seguindo as avaliações feitas anteriormente. Nesta pesquisa, o princípio da parcimônia não foi adotado para escolha entre os dois modelos porque ao comparar os dados previstos com os modelos com os dados reais, verificou-se que o modelo ARIMA(8,1,1) apresentou valores mais próximos (menores resíduos).

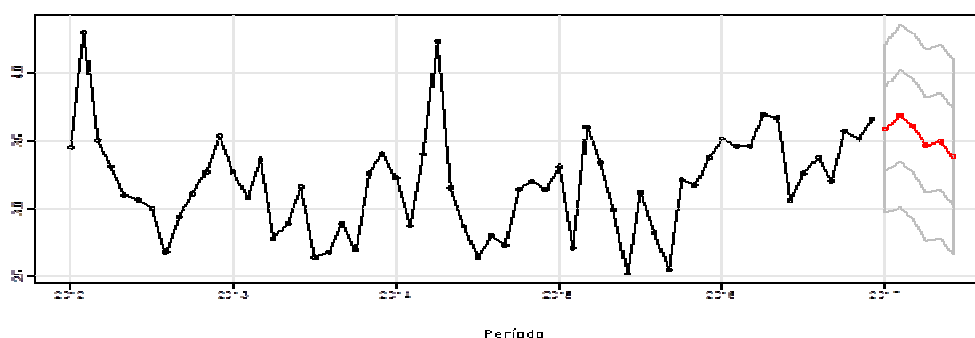
Na tabela 3 estão os dados reais e os valores previstos com o modelo ARIMA(8,1,1).



Tabela 2 – Valores Previstos com os modelos ARIMA(0,1,1), ARIMA(8,1,1) e valores reais observados. Bahia, Brasil, janeiro a junho de 2017.

Modelo		Período					
		Jan/17	Fev/17	Mar/17	Abr/17	Mai/17	Jun/17
ARIMA (0,1,1)	Valor Previsto	3,5	3,5	3,5	3,5	3,5	3,5
	Erro	0,5	-0,1	0,2	-0,2	-0,3	-0,7
ARIMA (8,1,1)	Valor Previsto	3,6	3,7	3,6	3,5	3,5	3,4
	Erro	3,6	3,7	3,6	3,5	3,5	3,4
Valor Observado		4,0	3,4	3,8	3,4	3,2	2,9

Fonte: SSP-Ba



Fonte: SSP-Ba

Figura 7 – Taxas mensais de homicídio e taxas prevista com o modelo ARIMA(8,1,1). Bahia, Brasil, janeiro de 2012 a junho de 2017.

#### 4. CONCLUSÃO

A partir das análises das taxas mensais dos homicídios dolosos registrados diariamente na Bahia no período de janeiro de 2012 a dezembro de 2016, identificou-se que apesar das variações cíclicas não há um componente sazonal, ou seja, oscilações de mesma periodicidade. Diante desse fato, novos estudos tomando outra unidade temporal devem ser realizados, como por exemplo, a série diária, onde nos final de semana os índices de homicídio tentem a serem maiores. Observou-se também que ao início de cada ano os homicídios apresentam taxas elevadas, decrescendo ao longo do ano voltando a crescer a partir de novembro e dezembro, o que sugere a presença de uma componente sazonal se analisada por trimestre ou por estações do ano.

O modelo auto-regressivo com interação de médias móveis ARIMA(8,1,1) mostrou-se um modelo que ajusta bem aos dados da taxa mensal dos homicídios dolosos e a sua previsão ofereceu resultados próximos aos dados reais observados.

A análise de séries temporais não se esgota em um só estudo e a dinâmica dos dados ao longo do tempo, com as intervenções aplicadas, é um fator estimulante para novos estudos por parte de pesquisadores interessados no tema.

Espera-se que com a modelagem executada nesta pesquisa sirva como mais um procedimento para auxiliar os gestores públicos e privados no monitoramento e combate à criminalidade.

## REFERENCES

- ALMEIDA, Renê S. (2017), *As mudanças legislativas da tipificação penal do homicídio no Brasil*. Salvador-BA.
- BECKER, Kalinca Léia; KASSOUF, Ana Lúcia. (2017), *Uma análise do efeito dos gastos públicos em educação sobre a criminalidade no Brasil*.
- BECKER, Kalinca Léia; KASSOUF, Ana Lúcia. (2017), *Uma análise do efeito dos gastos públicos em educação sobre a criminalidade no Brasil*. *Economia e Sociedade, Campinas*, v. 26, n. 1 (59), p. 215-242.
- BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. (1976), *Time series analysis: forecasting and control*. São Francisco: Holden-Day.
- CARVALHO, A. X.; CERQUEIRA, D. R. C.; RODRIGUES, R. I.; LOBÃO, W. J. A. (2007), *Custos das mortes por causas externas no Brasil*. Brasília: Ipea. p. 1-42.
- CERQUEIRA, D; SOARES, R. (2016), *The welfare cost of homicides in Brazil: accounting for heterogeneity in the willingness to pay for mortality reductions*. *Health Economics*, v. 25, p. 259-276.
- COELHO JUNIOR, Luiz Moreira; REZENDE, José L. P. de; CALEGARIO, Natalino; e SILVA, Márcio L. da. (2006), *Análise longitudinal dos preços do carvão vegetal, no Estado de Minas Gerais*. Viçosa-MG.
- CORREIA, F. L. S. (2014), *Homicídio e uso de álcool: Relação com as desigualdades sociais*. Salvador.
- Dickey, D. A. and Fuller, W. A. (1979), *Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root*. *Journal of the American statistical association*, 74(366a):427\_431.
- GUEDES, E. F.; Machado Filho, A; ZEBENDE, G. F. (2016), *Proposta de modelo preditivo de curto prazo para a produção da indústria de transformação da Bahia: uma abordagem estatística*. *Conj. & Planej., Salvador*, n.190, p.37-46, jan./jun.
- HUNGRIA, Nélson. (1953), *Comentários ao código penal*. 2. ed. Rio de Janeiro: Revista Forense.
- HYNDMAN, Rob J. (2017), *Forecasting Functions for Time Series and Linear Models*, versão 8.1.
- KAHN, Túlio. (2005), *Estatística de criminalidade: manual de interpretação*. São Paulo: Coordenadoria de Análise e Planejamento; Secretaria de Segurança Pública.
- MACHADO Filho, A.; ZEBENDE, G. F.; Alves, L. A. A. (2013), *Modelagem estatística da criminalidade: o estado da arte*. *Conj. & Planej., Salvador-BA*.
- MACHADO Filho, A; M.F. da Silva; G.F. Zebende. (2014), *Autocorrelation and cross-correlation in time series of homicide and attempted homicide*. *Physica A* 400 12–19.
- MORETTIN, Pedro A.; TOLOI, Celia. M. C. (2004), *Análise de Séries Temporais*.
- MORETTIN, Pedro A. (2006), *Econometria Financeira Um Curso em Séries Temporais Financeiras*. São Paulo.
- SILVA, Thaline Ferreira. (2013), *Uma aplicação de Séries Temporais em dados da Taxa de Desocupação Mensal da Região Metropolitana de Salvador – BA*. Salvador.
- SOARES, S. N.; SILVA, L. M.; REZENDE. (2010), *Elaboração de modelo de previsão de preço da madeira de eucalyptus spp*.
- SOUZA Bispo, V.; MACHADO Filho, A.; CUENTAS TOLEDO O. (2016), *Indicador de criminalidade e violência (ICV): uma proposta para gestão pública da segurança*. Salvador.
- STOFFER, David. (2016), *Applied Statistical Time Series Analysis, versão 1.7*.
- VILLELA, Lenice C. M.; MORAES Suzana A. de; SUZUKI Claudio S.; FREITAS, Isabel C. M. de; (2010), *Tendência da mortalidade por homicídios em Belo Horizonte e região Metropolitana: 1980-2005*. *Revista de Saúde Pública, Ribeirão Preto-SP*.
- WAISELFISZ, J. J. (2014), *Mapa da Violência*.

## APÊNDICE A

Temporal analysis of homicides registered in Bahia in the period 2012 to 2016: an approach with the self-regressive models of moving averages.

**Abstract.** The purpose of this study was to analyze the time series of malicious homicides in the State of Bahia, Brazil from 2012 to 2016. The most appropriate model, according to the methodology adopted in this research, was ARIMA (8,1,1) for having fulfilled the assumptions in analysis of residues and lower AIC.

**Keywords:** Self-regressive. Self-correlation. ARIMA. Dolly Homicide.