

ESTUDO DA SÉRIE DA TAXA DE DESEMPREGO NA REGIÃO METROPOLITANA DE RECIFE

Paulo César de Resende ANDRADE ¹

RESUMO - A taxa de desemprego é apresentada como um índice mensal que segue um padrão sazonal. Este trabalho tem como principal objetivo analisar o comportamento da série da taxa de desemprego na região metropolitana de Recife, empregando análise de séries temporais e estudando o efeito da sazonalidade, tendência e intervenção. Para a análise, considerou-se modelos de séries temporais com e sem a presença de intervenção. Os dados referem-se à taxa de desemprego na região metropolitana de Recife, no período de janeiro de 1991 a dezembro de 2002, num total de 144. Observou-se que a série fica melhor ajustada utilizando modelos sazonais com a incorporação do parâmetro de intervenção.

PALAVRAS CHAVE - Análise de intervenção, modelo SARIMA, taxa de desemprego.

THE STUDY OF THE SERIES UNEMPLOYMENT RATE IN RECIFE'S METROPOLITAN REGION

ABSTRACT - The unemployment rate is presented as a monthly index that follows a seasonal pattern. This work aimed to fit time series models to the series of unemployment rate in Recife's metropolitan region. We studied the effect of trend, seasonality and intervention factor in the analyses. Data were collected mensaly from January of 1991 to December of 2002. We noted that the series of unemployment rate are fitted by SARIMA models and the intervention factor gave us more information.

KEY WORDS - Intervention analysis, SARIMA model, unemployment rate.

INTRODUÇÃO

Políticas públicas equivocadas e o processo necessário de modernização da indústria produziram um triste cenário no mercado de trabalho brasileiro desde o início

dos anos 90 (FERNANDES e PICCHETTI, 1999). Segundo pesquisa mensal do IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - existem 2,2 milhões de pessoas procurando emprego nas seis maiores regiões

¹ Professor Dr. do Instituto de Ciência e Tecnologia/UFVJM – Campus II, Rodovia MGT 367, km 583, nº 5000, Alto da Jacuba, Diamantina, MG, 39100-000. E-mail: paulo.andrade@ict.ufvjm.edu.br

metropolitanas do Brasil, há 8,5 milhões de sem-trabalho, além da redução da renda, que vem caindo desde 1997, retrocedendo aos níveis de 1993 no ano passado. A má notícia é que esse retrato desolador ainda vai estar aí durante um bom tempo, até que um processo generalizado e sólido consiga revertê-lo. A boa notícia é que esse processo já começou, e de forma surpreendentemente vigorosa. Com a economia em expansão, houve geração de novas ocupações, novas oportunidades para profissionais qualificados, o que começa a reverter uma fase de estagnação do mercado de trabalho que durou quase uma década. A elevação do índice de emprego está sendo puxada por um crescimento econômico fechando 2004 em cerca de 5%, o melhor desempenho dos últimos dez anos. Esses resultados estão repercutindo de forma positiva e imediata na vida prática dos brasileiros.

De acordo com a PME², apesar da popularidade adquirida pela taxa de desemprego aberta como indicador do mercado de trabalho, uma avaliação mais consistente da sua situação precisa considerar, junto com a citada taxa de desemprego, os indicadores que demonstram as interações da oferta e da demanda de trabalho. Nesse sentido, um destaque especial deve ser conferido à taxa de participação, que indica a variação da oferta de trabalho considerada no

² Pesquisa Mensal de Emprego do IBGE cobre as regiões metropolitanas de São Paulo, Rio de Janeiro, Porto Alegre, Belo Horizonte, Recife e Salvador.

contexto de um dado crescimento demográfico.

Segundo a PED³, a falta de homogeneidade das relações de trabalho, tanto em seu formato como nas formas de remuneração, tem assegurado a existência de espaços informais como verdadeiros bolsões de atraso social e econômico, tornando difícil a cobertura completa do capitalismo por toda a textura econômica.

O desemprego têm sido alvo de muitos estudos nos últimos vinte anos devido à expressiva incidência do desemprego no Japão e nos países da Europa, principalmente na Áustria, França, Itália, Suécia e Suíça, que sofreram um crescimento ininterrupto da taxa de desemprego (MORAES, 2000).

Farias et al. (2000) apresentaram critérios de seleção de modelos sazonais de séries temporais aplicados às áreas: Desemprego, Setor Informal e Políticas Públicas de Emprego⁴. A implantação de métodos que possam auxiliar na confiabilidade das informações necessárias a um planejamento e aplicação de uma metodologia estatística são de grande importância na tomada de decisões. Dentre esses métodos, tem-se a análise de séries temporais, que é aplicada no caso de termos observações ordenadas no tempo, retratando uma dependência entre as mesmas. Essa

³ A PED - Pesquisa de Emprego e Desemprego - segue orientação metodológica do Seade-Dieese. Esta pesquisa é atualmente desenvolvida em mais várias regiões metropolitanas do país (Belo Horizonte, Brasília, Porto Alegre, Recife, Salvador e São Paulo).

análise pode nos fornecer previsões de valores futuros, verificar a existência de tendências, ciclos e variações sazonais e identificar periodicidades relevantes nos dados.

Existem vários métodos possíveis para ajustar um modelo para um série temporal; neste trabalho, utiliza-se a metodologia de Box e Jenkins, expondo os critérios de identificação e de estimação de um processo temporal.

Na utilização dos modelos de Box e Jenkins, é necessário que a série seja estacionária, ou seja, não apresente tendência e sazonalidade. Para verificar a presença desses fatores, é necessário aplicar alguns testes apropriados (MORETTIN e TOLOI, 2004). A maioria das séries econômicas é não estacionária. Entretanto, algumas podem ser aproximadas de processos estacionários se são diferenciáveis. A construção do modelo por meio da metodologia de Box e Jenkins consiste na identificação do modelo para a série estacionária com base na análise das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial, análise do periodograma, estimação dos parâmetros e análise de resíduo. Para se ter um bom ajuste do modelo, é necessário que a estrutura residual seja uma série puramente aleatória ou ruído branco independente e identicamente distribuído.

As séries temporais apresentam comumente padrões de comportamento

periódico, ou seja, que se repete a cada s períodos de tempo ($s > 1$). As séries temporais sazonais, em geral, exibem intervalos de tempo de 1 mês e período $s = 12$. Ocorrem casos, no entanto, onde o período $s = 4$ como em dados trimestrais (BOX, JENKINS e REINSEL, 1994). O tratamento das séries temporais sazonais é normalmente feito usando-se o componente sazonal como fator de ajustamento. Alguns dos métodos de ajustamento sazonal, no entanto, não são adequados para fazer previsão com modelos de séries temporais. Pois, o ajustamento sazonal provoca a perda de informações cruciais para o processo de previsão com os modelos de séries temporais (GRANGER, 1989).

A sazonalidade, no entanto, ocorre geralmente em conjunto com outras características nas séries temporais. Assim, normalmente não se diz que uma série é puramente sazonal ou não sazonal. A sazonalidade ocorre com maior ou menor intensidade em uma série temporal.

Além dos efeitos de tendência e sazonalidade, podem ocorrer intervenções. Segundo Morettin e Tolo (2004), a intervenção consiste em uma mudança de nível ou inclinação na série de dados num determinado instante do tempo, por alguma interferência. A intervenção pode estar camuflada por três fontes de "ruídos": a tendência, a sazonalidade e o erro aleatório.

⁴ Trabalho apresentado no III Encontro Regional de Estudos do Trabalho - ABET, de 22 a 24 de novembro de 2000 em Recife.

A análise de intervenção foi utilizada em vários trabalhos e áreas, tais como, Campbell (1963) e Campbell e Stanley (1966) nas áreas de ciências sociais, Tiao et al. (1975) em dados de poluição em Los Angeles, Saboia (1976) no estudo do efeito da queda no padrão de vida sobre o índice de mortalidade infantil no município de São Paulo, Pino e Morettin (1981) em séries de produção de leite e café no Brasil, Borgatto e

Sáfadi (2000) em séries de transporte urbano em São Paulo, Cirillo e Sáfadi (2003) em índices de preços hospitalares e Sáfadi (2004) em vazão de água na represa de Furnas.

O presente trabalho tem por objetivo analisar a série do desemprego na região metropolitana de Recife. Para a análise, consideram-se modelos de Box e Jenkins (1976), sem e com intervenção.

MATERIAL E MÉTODOS

A série proposta é a taxa de desemprego na região metropolitana de Recife para o período de janeiro de 1991 a dezembro de 2002. Os valores são dados em números índices. Os dados foram obtidos eletronicamente no CONDEPE (www.condepefidem.pe.gov.br), num total de 144.

De um modo geral, uma série temporal Y_t pode ser decomposta na soma $Y_t = T_t + S_t + a_t$ em que a tendência (T_t) pode ser entendida como um aumento ou diminuição gradual das observações ao longo de um período; a sazonalidade (S_t) mostra flutuações ocorridas em períodos (menores

que um ano), podendo ser mensal, trimestral, diária, etc. e a componente aleatória ou erro (a_t) mostra as oscilações aleatórias irregulares. A suposição usual é a de que a_t seja uma série puramente aleatória ou ruído branco independente, com média zero e variância constante.

Os modelos de séries temporais possibilitam descrever um processo estocástico utilizando apenas valores passados da variável dependente e do termo de erro. Assim, dada uma série y_t , os modelos de séries temporais podem ser descritos como segue:

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}, \quad (1)$$

ou, escrevendo de outra forma $(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) y_t = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) a_t$,

que é equivalente a $\phi(B) y_t = \theta(B) a_t$,

em que B é o operador de defasagem ($B y_t = y_{t-1}$), ϕ e θ são os parâmetros do modelo e ε_t o termo de erro. As variáveis defasadas de y_t representam a parte autorregressiva do modelo (AR), enquanto que as defasagens do termo de erro representam a parte de média móvel (MA). O modelo (1) é denominado ARMA(p,q), em que p representa a ordem de defasagem do termo autoregressivo e q a ordem de defasagem do termo de média móvel.

Se a série em estudo for não estacionária com tendência e sazonalidade, tem-se um modelo SARIMA (p,d,q)x(P,D,Q)_s, onde d representa a ordem de diferenciação não sazonal e D a ordem de diferenciação sazonal.

A diferenciação da série, em termos não sazonal e sazonal, tem por objetivo tornar a mesma estacionária, o que possibilita a aplicação da metodologia de Box-Jenkins.

No caso dos modelos puramente sazonais tem-se que:

$$(1 - \Phi_1 B^S - \dots - \Phi_{PS} B^{PS}) y_t = (1 - \Theta_1 B^S - \dots - \Theta_{QS} B^{QS}) a_t, \quad (2)$$

ou

$$\Phi(B^S) y_t = \Theta(B^S) a_t,$$

em que Φ e Θ são os parâmetros do modelo sazonal, e S é o período sazonal (s = 12, para dados mensais). Como as séries temporais sazonais têm, em geral, componentes não

sazonais, o modelo deve ser estimado como misto sazonal - não sazonal. A representação do modelo é feita como segue:

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - \Phi_1 B^S - \dots - \Phi_{PS} B^{PS}) y_t = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)(1 - \Theta_1 B^S - \dots - \Theta_{QS} B^{QS}) a_t \quad (3)$$

ou

$$\phi(B) \Phi(B^S) y_t = \theta(B) \Theta(B^S) a_t.$$

Assim, tem-se em (3) um SARIMA (p,0,q) (P,0,Q)_s, em que p e q referem-se, respectivamente, às ordem autorregressiva e

de média móvel; enquanto que P e Q referem-se, respectivamente, às ordem autorregressiva sazonal (SAR) e de média móvel sazonal

(SMA). Para se aplicar a metodologia de Box-Jenkins usando este modelo a série em estudo tem que ser estacionária. Ou seja, a série tem que ter média, variância e covariância finitas e constantes. O exame da estacionariedade da parte não sazonal da série é feita através do teste de raiz unitária Dickey-Fuller⁵. O exame de estacionariedade sazonal será realizado observando-se a Função de Autocorrelação

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=k+1}^T (y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^T (y_t - \bar{y})^2} \quad (4)$$

em que \bar{y} é a média do processo e k é o número de defasagem das autocorrelações. A ocorrência de estacionariedade está relacionada a uma queda brusca no valor dos picos sazonais. A FAC também mostrará se há componente sazonal, o que pode ser observado quando esta segue um padrão de picos e depressões ano a ano. Da mesma forma, a FAC mostrará a não estacionariedade sazonal.

No processo de identificação busca-se determinar a ordem de (p,d,q) e (P,D,Q) , tomando-se por base o comportamento das Funções de Autocorrelação (FAC) e Autocorrelação Parcial (FACP) e seus respectivos correlogramas (exposição gráfica das FAC e FACP contra as defasagens

temporais). No caso da identificação da parte sazonal do modelo deve-se verificar os valores amostrais sazonais (separados por s períodos) da FAC e da FACP.

Sabe-se que as FAC e FACP teóricas não são observadas, mas as FAC e FACP amostrais são conhecidas. Logo, deve-se (ρ_k) , FAC, da série em estudo. A referida função é dada por:

buscar semelhanças entre as funções de autocorrelação teóricas e amostrais que sejam boas sugestões do processo que melhor explica a dinâmica da série em estudo.

Com base nas melhores sugestões de modelos (processos) faz-se a estimação dos parâmetros do modelo. Nesta fase cada um dos modelos (processos ARIMA, ou SARIMA, etc.) sugeridos na fase de identificação são ajustados e os vários coeficientes, ϕ , θ , Φ , Θ , são examinados, em termos de significância estatística, etc.

A qualidade do ajuste do modelo é obtida através da análise de resíduo. Uma das formas de verificar esta qualidade é dada por meio da função de autocorrelação do resíduo (FAC), a qual permite verificar se o resíduo é um ruído branco, ou seja, se há

⁵ Para uma discussão do referido teste ver Hamilton (1994) e Enders (1995).

independência. A outra é o teste de Box & Pierce (PRIESTLEY, 1989), baseado nas k primeiras autocorrelações, r_k dos resíduos.

Ao modelo ajustado pode ser incorporada a existência de algum fator que

possa alterar a real trajetória da série, designado por intervenção.

O modelo proposto para a análise de intervenção é calculado pela expressão:

$$Y_t = \sum_{i=1}^k v_i(B) x_{i,t} + \eta_t, \quad (5)$$

em que Y_t é a variável resposta do modelo; k o número de intervenções da série; $v_i(B)$ o valor da função de transferência; $x_{i,t}$ a variável binária e η_t é o ruído do modelo, representado por um modelo ARIMA.

A previsão é uma das principais razões da popularidade da metodologia de Box-Jenkins. Em muitos casos as previsões, principalmente de curto prazo, obtidas com base em Box-Jenkins são melhores que as obtidas com base nos modelos econométricos tradicionais. As previsões podem ser de dois tipos: “ex-ante” e “ex-post”. A previsão “ex-ante” é feita para calcular valores futuros, de curto prazo, da variável em estudo. Por outro lado, a previsão “ex-post” é feita para gerar valores dentro do período amostral. Logo, este tipo de previsão pode ser utilizado como um dos critérios de escolha entre modelos alternativos. Pois, quanto melhor forem essas previsões, melhor será o modelo estimado. O Erro Quadrado Médio da Previsão (EQMP), que é igual a média do quadrado da diferença entre cada valor previsto “ex-post” e o valor

real observado na amostra, é uma medida formal da qualidade das previsões “ex-post”. Pois, quanto menor o EQMP, melhor será o grau de ajustamento do modelo aos dados da série temporal em estudo.

Pelo exposto acima, pode-se dizer que a escolha entre modelos alternativos (concorrentes) estimados deve ser feita tomando por base, conjuntamente, os seguintes elementos pertencentes à metodologia de Box-Jenkins⁶:

1. Parcimoniosidade nos parâmetros. Deve-se escolher preferencialmente, entre os modelos de melhor ajuste, aqueles com um número menor de parâmetros. A estatística “t-Student” tem um papel importante na determinação do número de parâmetros estatisticamente significantes existentes nos modelos alternativos.

⁶ Caso se suspeite de mudança estrutural na série em estudo, deve-se fazer um teste de mudança estrutural. Pois, um bom modelo deve apresentar coeficientes que não mudam ao longo do período amostral, dado que o principal objetivo da metodologia de Box-Jenkins é fazer previsão.

2. Ajustamento do modelo aos dados da série temporal em estudo, com base nas funções de autocorrelação e autocorrelação parcial.

3. Análise da estatística Q de Box & Pierce, Q, com o objetivo de identificar se os resíduos

dos modelos alternativos estimados são ruído branco.

4. Escolher o melhor modelo com base nos critérios de informação AIC e BIC e erro quadrado médio da previsão (EQMP).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para a análise considerou-se a série da taxa de desemprego na região metropolitana

de Recife, Figura 1, no período de janeiro de 1991 a dezembro de 2002.

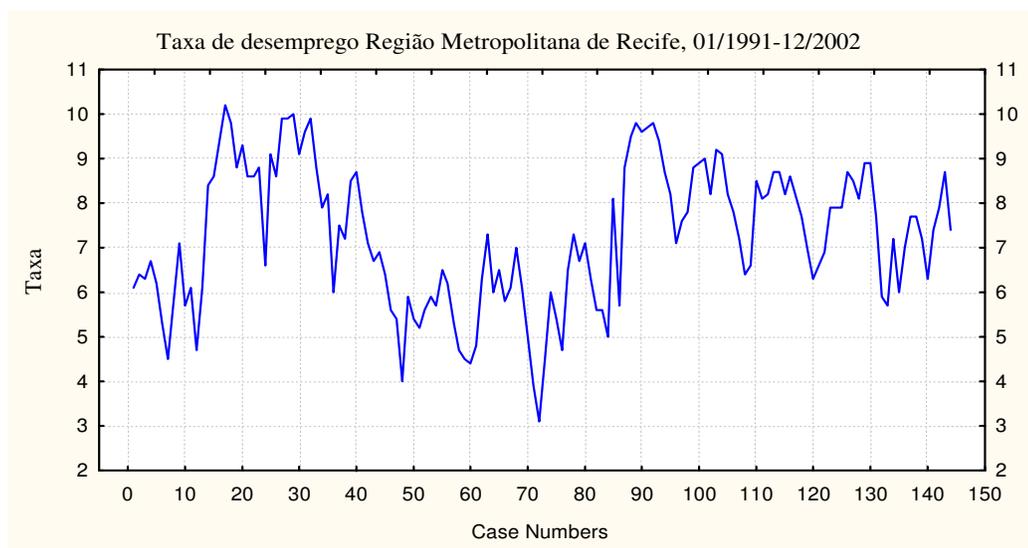


Figura 1 - Taxa de desemprego Região Metropolitana de Recife, 01/1991–12/2002.

Fonte: CONDEPE - www.condepefidem.pe.gov.br

A taxa de desemprego é apresentada como um índice mensal que segue um padrão sazonal. Parte-se da hipótese que a série do desemprego na região metropolitana de

Recife tem características não sazonais e sazonais. A sazonalidade desta série pode ser

explicada pela relação da mesma com a produção industrial e as vendas do comércio.

O método de identificação de sazonalidade utilizado será o de exame visual da função de autocorrelação. A função de

autocorrelação (FAC) para a série está apresentada na Figura 2.

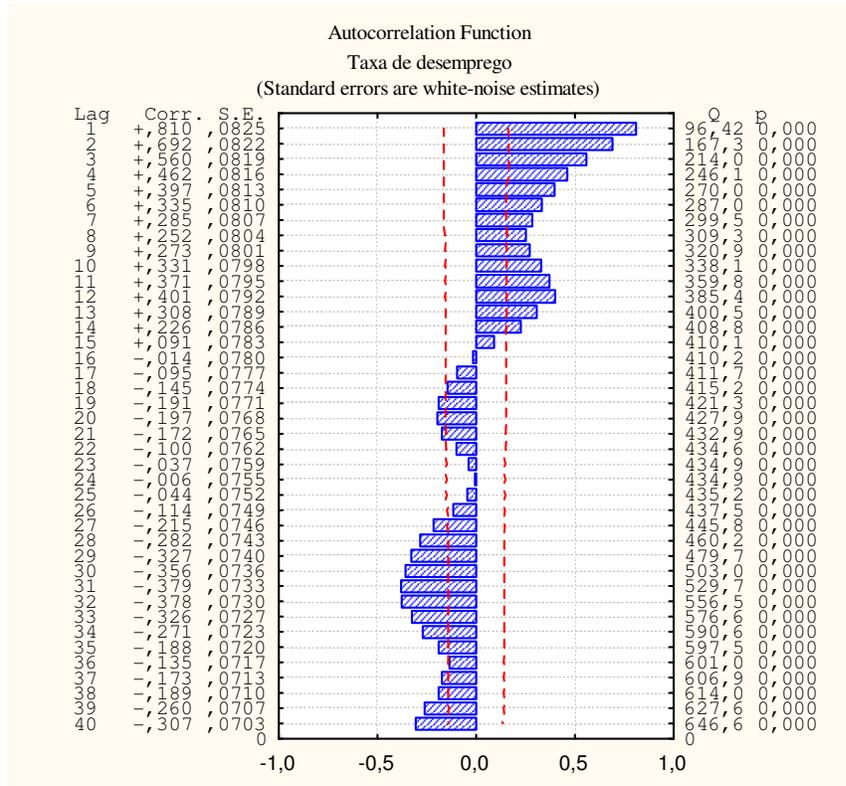


Figura 2 - Função de Autocorrelação

Fazendo-se testes de tendência e sazonalidade, verifica-se que a série é não estacionária, então o primeiro passo para aplicar a metodologia de Box-Jenkins é

diferenciar a série em termos regular (série em nível), $d = 1$ (para retirar tendência), e sazonal, $D = 1$ (para retirar uma sazonalidade de 12 meses), conforme apresentado na Figura 3.

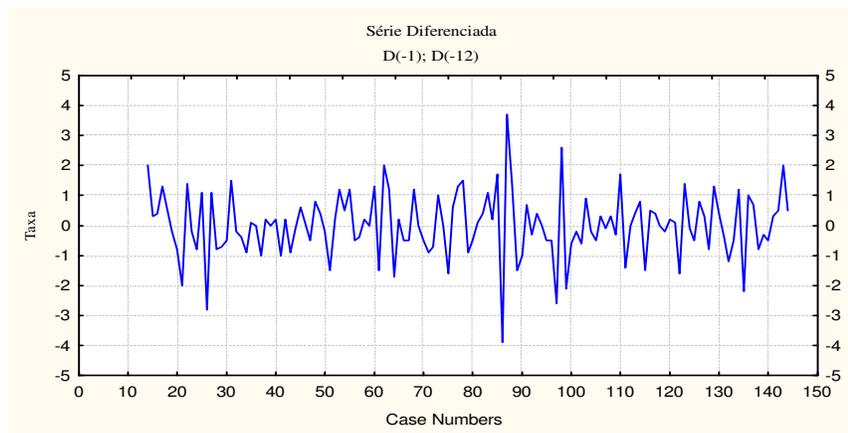


Figura 3 - Série desemprego Diferenciada $d=1$ e $D=1$

A Figura 4 apresenta o resultado desse processo de diferenciação, onde as FAC e FACP sugerem que a série diferenciada é

plausível de ser analisada com base na metodologia de Box-Jenkins.

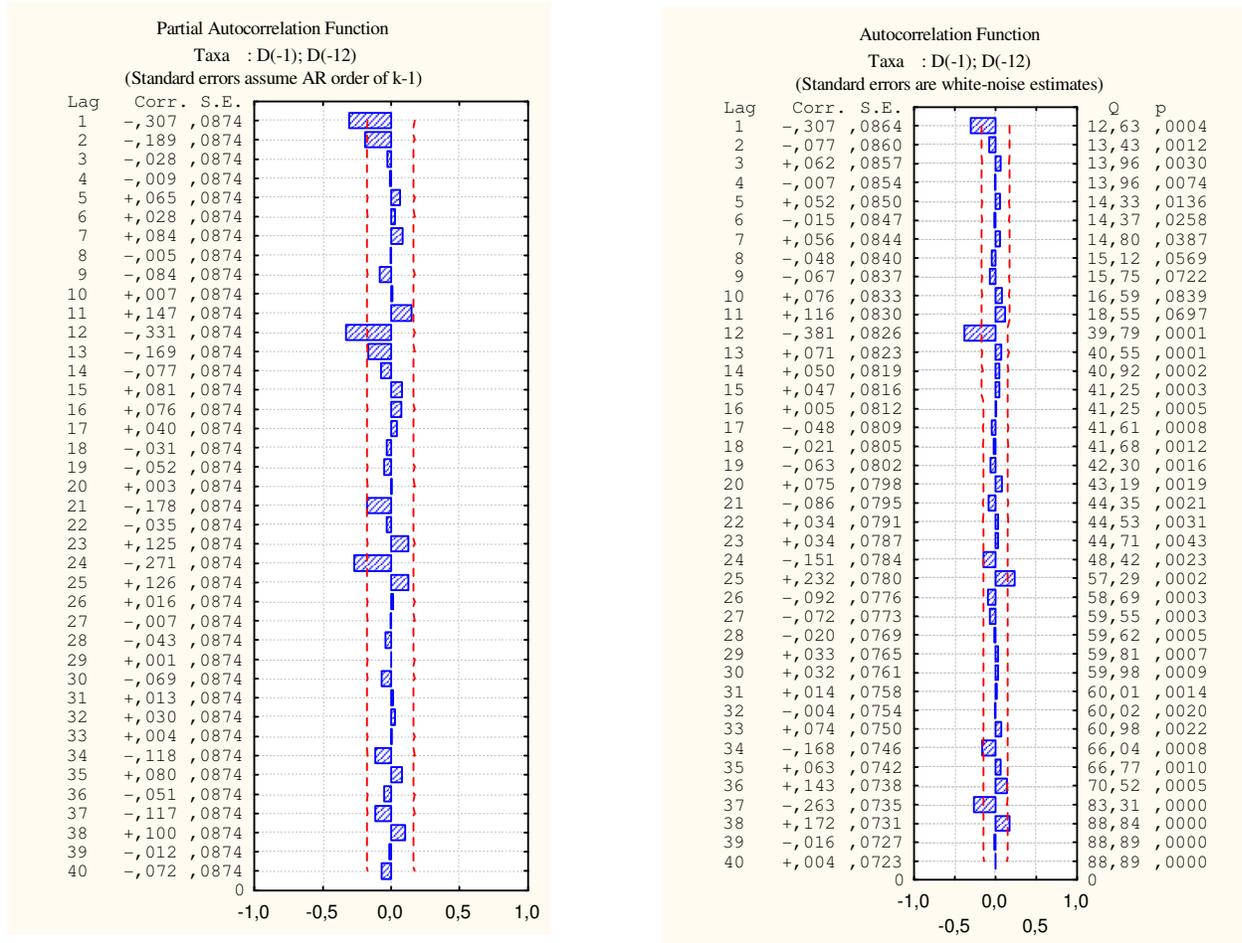


Figura 4 - Funções FAC e FACP da série desemprego diferenciada.

Parte-se então, da hipótese de que um modelo misto sazonal - não sazonal, ou ARIMA sazonal ou SARIMA, tem uma melhor capacidade de explicar a dinâmica do desemprego na região metropolitana do Recife. Além disso, foi proposto um SARIMA com intervenção próximo a observação 85, conforme sugere os gráficos

representados pela Figura 3. O melhor modelo será aquele que apresentar os melhores resultados em termos dos critérios estabelecidos na metodologia de BOX-Jenkins, como os critérios AIC, BIC, o Erro Quadrado Médio de Previsão (EQMP).

Diante dessa sugestão e depois de se testar vários modelos, com e sem intervenção,

trabalha-se com os seguintes:

➤ **Modelo 1:**

Model: (0,1,1)(0,1,1)

Seasonal lag: 12

No. of obs.: 131

Initial SS= 154,73

Final SS= 99,280(64,16%)

MS= ,76962

Parameters (p/Ps-Autoregressive, q/Qs-Moving aver.); highlight: $p < .05$

	q(1)	Qs(1)
Estimate:	,34267	,66393
td.Err.:	,08588	,07510

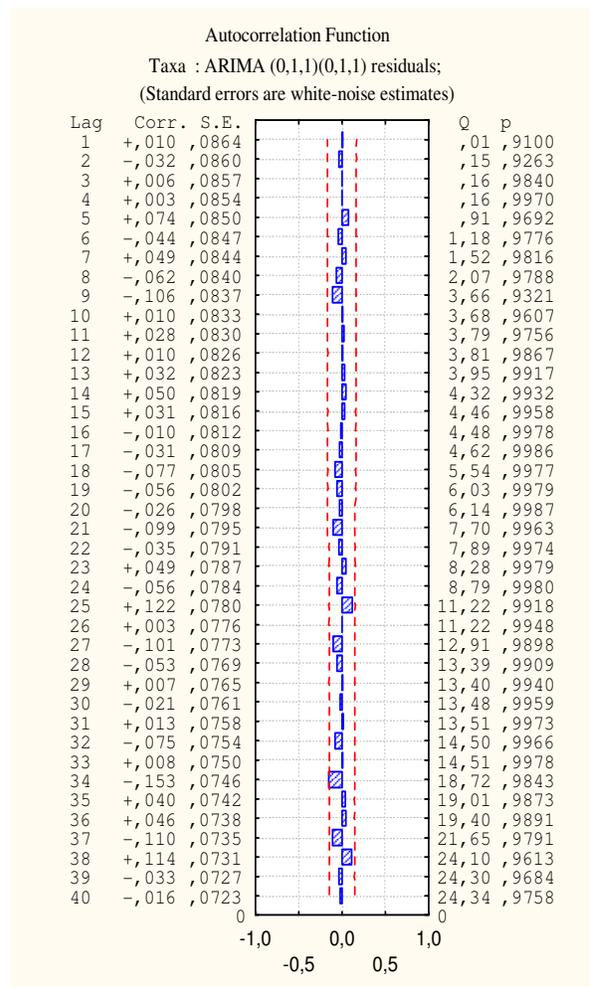
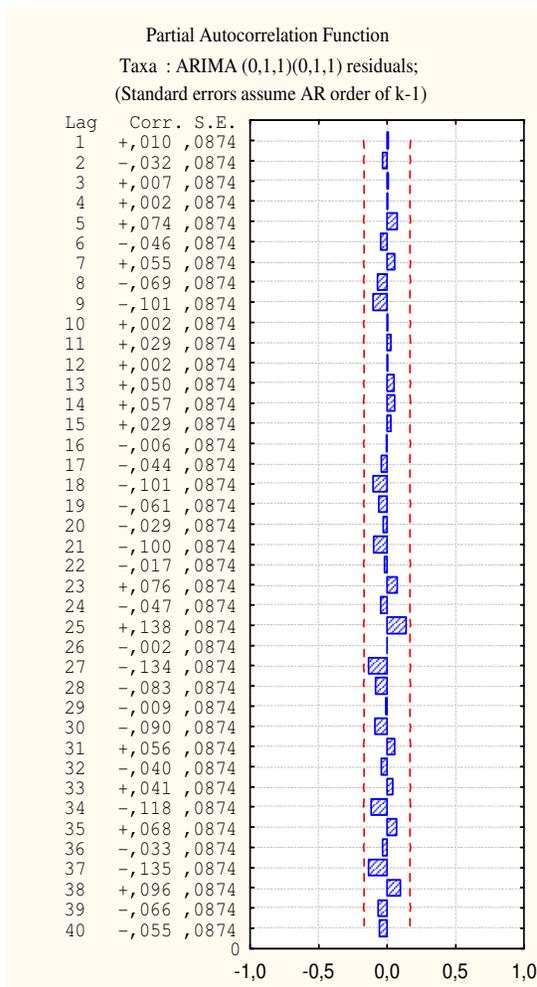


Figura 5 - Funções FAC e FACP do modelo SARIMA (0,1,1)(0,1,1)₁₂

➤ Modelo 2: Modelo com intervenção permanente na observação 85.

Model: (0,1,1)(0,1,1) Seasonal : 12 Interventions: 1
 No. of obs.: 131 Initial SS= 154,73 Final SS= 82,665 (53,43%) MS= ,65091

Parameters (p/Ps-Autoregressive, q/Qs-Moving aver.); highlight: p<.05

	q(1)	Qs(1)	Om(1)	Del(1)
Estimate:	,21073	,62150	2,3613	-,4477
Std.Err.:	,09784	,07654	,50238	,12321

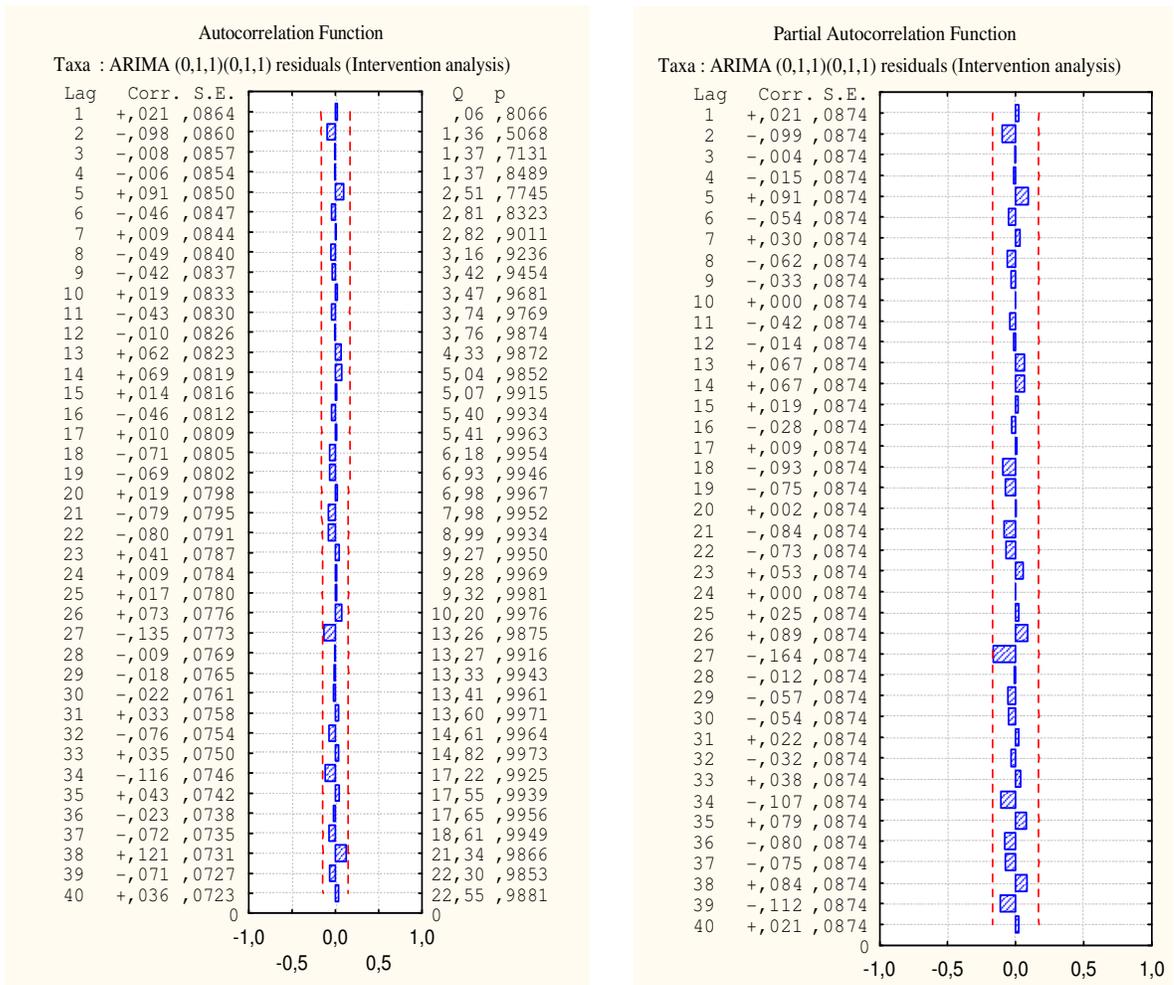


Figura 6 - Funções FAC e FACP do modelo SARIMA (0,1,1)(0,1,1)₁₂ c/ intervenção em janeiro de 1999

Os resultados dos modelos estimados são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 - Resultados Empíricos

Coeficientes	Modelo 1	Modelo 2
p(1)	-	-
q(1)	0,34267	0,21073
Qs(1)	0,66393	0,62150
Om(1)	-	2,3613
Del(1)	-	-0,4477
AIC	-0,50845	-0,84350
BIC	-0,48650	-0,82155
EQMP	0,76962	0,65091

Os principais resultados dos modelos ajustados são os seguintes:

- Todos os coeficientes estimados, nos dois modelos, apresentam valores em módulo inferior à unidade. Isto garante que as hipóteses de estacionaridade e invertibilidade são satisfeitas.
- Os modelos SARIMA ajustados não apresentam problemas com a estatística Q de Box & Pierce, o que garante que os resíduos não estão correlacionados.
- Foram feitos testes para verificar se houve intervenção em vários casos, tais como:

janeiro de 1992, setembro de 1994, janeiro de 1999 e outros casos. Os resultados foram não significativos, a não ser para janeiro de 1999.

- De acordo com todos critérios AIC, BIC e EQMP, o Modelo 2 é o que melhor explica a dinâmica da série do desemprego na região metropolitana do Recife.
- O modelo de intervenção com seus parâmetros estimados pode ser escrito como:

$$Y_t = \frac{2,3613}{1 + 0,4477B} x_{1,t} + \frac{(1 - 0,21073B)(1 - 0,62150B^{12})}{(1 - B)(1 - B^{12})} a_t$$

e para a variável "dummy" $x_{1,t}$ tem-se:

$$x_{1,t} = \begin{cases} 0, & p/ t < 85 \\ 1, & p/ t \geq 85 \end{cases}$$

As previsões obtidas utilizando o gráfico da Figura 7. modelo 2 são apresentadas na Tabela 2 e no

Tabela 2 - Previsões para a série Taxa de Desemprego, utilizando o modelo 2

Origem	Previsão	Erro
145	8,00	0,81
146	8,65	0,97
147	8,98	1,10
148	9,21	1,22
149	9,61	1,33
150	9,55	1,43
151	9,42	1,52
152	9,35	1,61
153	9,34	1,69
154	9,06	1,77
155	8,76	1,85
156	7,61	1,92

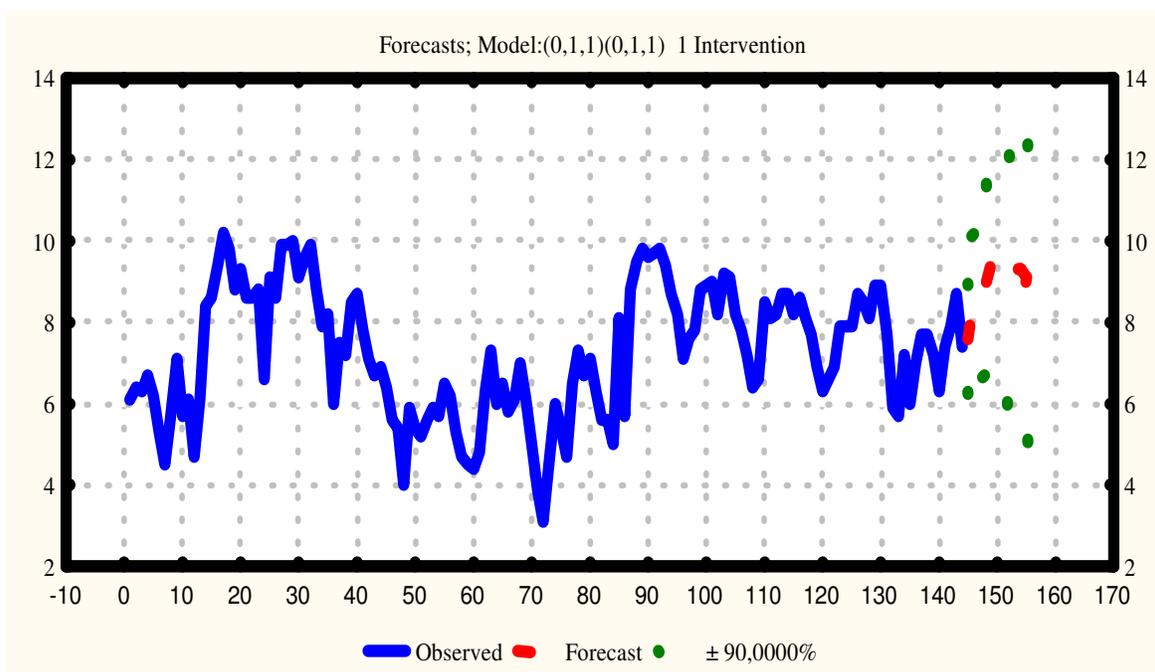


Figura 7 - Série Taxa de Desemprego em Recife e previsões (linha mais clara) para o ano de 2003.

CONCLUSÕES

Os modelos de séries temporais podem ser úteis para descrever a série de desemprego.

Observa-se que a série de desemprego fica bem ajustada utilizando modelos sazonais ou SARIMA e a incorporação do parâmetro de intervenção forneceu informações complementares na análise. Pelos gráficos da função de autocorrelação e autocorrelação parcial da série diferenciada, ajustou-se um modelo SARIMA $(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$ com uma intervenção w_1 , correspondente à observação 85, janeiro de 1999.

REFERÊNCIAS

- BORGATTO, A. F.; SÁFADI, T. Análise de intervenção em séries temporais: aplicações em transporte urbano. Revista de Matemática e Estatística, Rio de Janeiro, v. 61, n. 215, p. 81-102, 2000.
- BOX, G. E. P., JENKINS, G.M AND REINSEL, G.C, Time Series Analysis. Forecasting and Control. Prentice-Hall, Inc. USA, 1994.
- CAMPBELL, D. T. From description to experimentation: interpreting trends as quasi-experiments. In: HARRIS, C. W. (Ed.). Problems of measuring change: proceedings. Madison: University of Wisconsin, 1063. 259 p.
- CAMPBELL, D. T.; STANLEY, J. C. Experimental and quasi-experimental designs for research. Dallas: H. Mifflin, 1966. 84 p.
- CIRILLO, M. A.; SÁFADI, T. Modelos de séries temporais aplicados a índices de preços hospitalares do Hospital da Universidade Federal de Santa Catarina. Revista de Administração da UFLA. Lavras, v. 5, n. 1, p. 57-68, jan./jun., 2003
- ENDERS, W. Applied Econometric Time Series. John Wiley and Sons. 1995.
- FARIAS, E. R.; ROCHA, F. J. S.; LIMA, R. C. Critérios de seleção de modelos sazonais de séries temporais: uma aplicação à taxa de desemprego. III Encontro Regional de Estudos do Trabalho. Recife, 22 a 24 de novembro de 2000.
- FERNANDES, R.; PICCHETTI, P. Uma análise da estrutura do desemprego e da inatividade no Brasil metropolitano. Pesquisa e Planejamento Econômico, Rio de Janeiro, v.29, n.1, p.87-111, abr.1999.
- GRANGER, C. W. J. Forecasting in Business and Economics. 2nd Ed., Academic Press, 1989.
- HAMILTON, J.D. Time Series Analysis. Princeton University Press, New Jersey, 1994.
- IBGE. Emprego. Disponível em:<<http://www.sidra.ibge.gov.br/bda/tabela/protabl.asp>>.
- MORAES, Roberto Campos. O desemprego recente nas economias desenvolvidas: fatos e teorias. In: FONTES, Rosa; ARBEX, Marcelo A. (Org.) Desemprego e mercado de trabalho: ensaios teóricos e empíricos. Viçosa: Universidade Federal de Viçosa, 2000. Cap. 1, p.17-50.
- MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. Previsão de séries temporais. São Paulo: Atual, 2004.
- PINO, F. A.; MORETTIN, P. A. Intervention analysis applied to brazilian milk and coffee time series. São Paulo: IME-USP, 1981.
- PRIESTLEY, M. B. Spectral analysis and times series. 6 ed. New York: A. Press, 1989.

SABOIA, J. L. M. Mortalidade infantil e salário mínimo: uma análise de intervenção para o município de São Paulo. Revista de Administração de Empresas, Rio de Janeiro, v. 16, n. 3, p. 47-50, maio/jun. 1976.

SÁFADI, T. Uso de séries temporais na análise de vazão de água na represa de Furnas. Revista Ciência e Agrotecnologia. Lavras, v. 28, n. 1, p. 142-148, jan./fev., 2004.

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

IPEA. Anexo estatístico: mercado de trabalho; conjuntura e análise. Rio de Janeiro, n.16, p. 39, jun.2001.