

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE
PRODUÇÃO**

Afonso Valau de Lima Junior

**APLICAÇÃO E PERFORMANCE DA ANÁLISE DE INTERVENÇÃO EM
SÉRIES DE EMISSÃO DE GASES POLUENTES NA CIDADE DO
MÉXICO**

**Santa Maria, RS
2016**

Afonso Valau de Lima Junior

**APLICAÇÃO E PERFORMANCE DA ANÁLISE DE INTERVENÇÃO EM SÉRIES
DE EMISSÃO DE GASES POLUENTES NA CIDADE DO MÉXICO**

Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do título de **Mestre em Engenharia de Produção**.

Orientador: Prof. Dr. Adriano Mendonça Souza

**Santa Maria, RS
2016**

Ficha catalográfica elaborada através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Central da UFSM, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

Lima Junior, Afonso Valau de
APLICAÇÃO E PERFORMANCE DA ANÁLISE DE INTERVENÇÃO EM
SÉRIES DE EMISSÃO DE GASES POLUENTES NA CIDADE DO MÉXICO /
Afonso Valau de Lima Junior.-2016.
58 f.; 30cm

Orientador: Adriano Mendonça Souza
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa
Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em
Engenharia de Produção, RS, 2016

1. Séries temporais 2. Análise espectral 3. ARIMA 4.
Análise de intervenção I. Souza, Adriano Mendonça II.
Título.

Afonso Valau de Lima Junior

**APLICAÇÃO E PERFORMANCE DA ANÁLISE DE INTERVENÇÃO EM SÉRIES
DE EMISSÃO DE GASES POLUENTES NA CIDADE DO MÉXICO**

Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do título de **Mestre em Engenharia de Produção**.

Aprovado em 23 de fevereiro de 2016:

Adriano Mendonça Souza, Dr. (UFSM)
(Presidente/Orientador)

Alisson Eduardo Maehler, Dr. (UFPEL)

Roselaine Ruviano Zanini, Dra. (UFSM)

Santa Maria, RS
2016

DEDICATÓRIA

A minha mãe Tânia e minha avó Solema, que sempre me apoiaram em todas as minhas escolhas, me orientando para seguir os melhores caminhos. Ao meu pai, avô, padrinhos, professores e amigos, que de uma forma ou outra me ajudaram para tornar possível a realização deste sonho.

AGRADECIMENTOS

Meu agradecimento primeiramente a Deus, por me abençoar cada dia de minha vida. Aos meus pais Tânia e Afonso e aos meus irmãos Flávia e Rafael. Aos meus avós Solema, Aneci, Rosa e Arno (*in memoriam*). Minha madrinha Magda e meu padrinho Remi, esses posso dizer que são MEUS padrinhos, porque eu os escolhi. E também aos demais familiares que de uma forma ou outra me apoiaram.

Minha trajetória em Santa Maria chegou ao fim (por enquanto), aprendi muito, cresci, e fiz grandes amigos: Cinthia, Viviane, Bianca, Maira, Fernanda, Ana Carolina, Estéfana e em especial duas pessoas que não poderia deixar de mencionar: o meu orientador Prof. Dr. Adriano Mendonça Souza, pela sua dedicação, sua competência e a sua maestria que além de professor tornou-se grande amigo e a quem não tenho palavras para demonstrar minha gratidão. E, também, o Jonatan que nesses 3 anos que passei em Santa Maria, ele se fez presente em 2 anos e meio, me ajudando, dividindo sorrisos e tristezas e ficando várias noites acordado comigo para concluir este e outros trabalhos.

A todos os professores que lecionaram no curso de Mestrado, o esforço e a dedicação de vocês fizeram e ainda fazem a diferença para mim. Meu agradecimento especial a banca examinadora: Prof. Dr. Alisson Eduardo Maehler e Profa. Dra. Roselaine Ruviano Zanini e também a banca examinadora da minha qualificação Profa. Dra. Lorena Vicini e Profa. Dra. Luciane Flores Jacob, obrigado pelos úteis comentários e sugestões.

A CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior), pelo auxílio financeiro.

Não coloque limites em seus sonhos,
coloque fé.

Autor desconhecido

RESUMO

APLICAÇÃO E PERFORMANCE DA ANÁLISE DE INTERVENÇÃO EM SÉRIES DE EMISSÃO DE GASES POLUENTES NA CIDADE DO MÉXICO

AUTOR: Afonso Valau de Lima Junior
ORIENTADOR: Adriano Mendonça Souza

Esta pesquisa tem como objetivo avaliar o desempenho dos modelos de séries temporais conjuntamente com a análise de intervenção, quando o instante de intervenção é determinado pela inspeção visual da série ou pela análise espectral em dados de emissão de gases poluentes. Para a execução desta pesquisa foram considerados os dados da série histórica da medição dos gases ozônio (O_3), dióxido de nitrogênio (NO_2), monóxido de carbono (CO) e dióxido de enxofre (SO_2), compreendidos no período de janeiro de 1986 a dezembro de 2014, referente ao primeiro dia de cada mês, totalizando 348 observações. Os modelos em que realizou-se a pré-análise, utilizando-se da análise espectral, para determinar o período em que análise de intervenção foi realizada, apresentou melhor desempenho considerando-se os critérios AIC e BIC, indicando sempre que possível utilizar essa ferramenta como auxiliar para modelagem de séries temporais.

Palavras-chave: Séries temporais. Análise espectral. ARIMA. Análise de intervenção.

ABSTRACT

APPLICATION AND PERFORMANCE ANALYSIS OF INTERVENTION IN GAS EMISSION OF SERIES IN MEXICO CITY

AUTHOR: Afonso Valau de Lima Junior

ADVISOR: Adriano Mendonça Souza

This research aims to evaluate the performance of time-series models together with the use of analysis, when the time for action is determined by visual inspection of the series or the spectral analysis, greenhouse gas emission data. In carrying out this research were considered data from the time series of the measurement of ozone gas (O_3), nitrogen dioxide (NO_2), carbon monoxide (CO) and sulfur dioxide (SO_2), understood in January 1986 to December 2014, referring to the first day of each month, totaling 348 observations. The models were performed pre-analysis, using spectral analysis to determine the period in which the intervention must be done, show better performance considering the AIC and BIC criteria. Indicating that whenever possible to use this tool as an aid for modeling time series who need intervention.

Keywords: Time series, spectral analysis, ARIMA, intervention analysis.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Fluxograma do ciclo iterativo de Box e Jenkins.....	21
Figura 2 – Etapas metodológicas do estudo.....	33
Figura 3 – Séries originais em nível e em 1ª diferenças.....	36
Figura 4 – Espectro estimado, com $M=17$ (em função de ω).....	41

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Efeitos da intervenção.....	25
Quadro 2 – Estrutura da função de transferência.....	26
Quadro 3 – Casos de funções de intervenção.....	27
Quadro 4 – Dados de identificação da estação estudada.....	32

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resultado da análise descritiva das séries.....	35
Tabela 2 – Teste de raiz unitária verificado por meio dos testes ADF e KPSS.....	37
Tabela 3 – Modelos ARIMA para as séries.....	38
Tabela 4 – Modelos ARIMA com intervenção (ponto máximo).....	39
Tabela 5 – Maior valor estimado para as densidades espectrais (M=17).....	42
Tabela 6 – Modelos ARIMA com intervenção (no ciclo).....	43
Tabela 7 – Comparação AIC e BIC dos modelos.....	44

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
1.1	PROBLEMA	14
1.2	OBJETIVOS	14
1.2.1	Objetivo Geral	14
1.2.2	Objetivos Específicos	15
1.3	JUSTIFICATIVA	15
1.4	ESTRUTURA DO TRABALHO	16
2	REVISÃO DE LITERATURA	17
2.1	DEFINIÇÕES E CONCEITOS BÁSICOS DE SÉRIES TEMPORAIS	17
2.2	METODOLOGIA DE BOX E JENKINS	18
2.3	ANÁLISE DE INTERVENÇÃO	23
2.4	ANÁLISE ESPECTRAL	28
3	MATERIAIS E MÉTODOS	32
3.1	DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS	32
3.2	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	33
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	35
5	CONCLUSÃO	45
	REFERÊNCIAS	47
	APÊNDICE A - FAC E FACP DOS RESÍDUOS, RESPECTIVAMENTE, DOS MODELOS ARIMA	52
	APÊNDICE B - FAC E FACP DOS RESÍDUOS, RESPECTIVAMENTE, DOS MODELOS ARIMA COM INTERVENÇÃO (PONTO MÁXIMO)	53
	APÊNDICE C - FAC E FACP DOS RESÍDUOS, RESPECTIVAMENTE, DOS MODELOS ARIMA COM INTERVENÇÃO (NO CICLO)	54
	APÊNDICE D - MODELOS ARIMA COM INTERVENÇÃO (PONTO MÁXIMO)	55
	APÊNDICE E - MODELOS ARIMA COM INTERVENÇÃO (NO CICLO)	56
	ANEXO A - AUTORIZAÇÃO DE UTILIZAÇÃO DOS DADOS	57

1 INTRODUÇÃO

Desde as últimas décadas do século XX, a humanidade defronta-se com fenômenos em que a principal fonte é antropogênica, como o aquecimento global, o derretimento das calotas polares, o aumento do nível dos oceanos e as mudanças climáticas.

Esses eventos, que ocorrem em todo planeta, tem sido alvo de discussões científicas na comunidade acadêmica e conferências entre os líderes mundiais podendo ser citadas as conferências de Estocolmo, em 1972, Toronto, em 1998, Genebra, em 1990 e Kyoto, em 1997, sendo que esta última, deu origem ao Protocolo de Kyoto, que objetiva a redução de emissão de gases poluentes na atmosfera. Todas as conferências visaram medidas para combater as abruptas mudanças climáticas, visto que estas causam grandes impactos econômicos, assim como problemas de saúde para a população (BLAIN, 2010; LIMA et al., 2012; CERA; FERRAZ, 2015).

A emissão de gases poluentes na atmosfera é o principal contribuinte para o desencadeamento desses fenômenos, intensificado com a Revolução Industrial (século XVIII) em que ocorreu uma demanda maior por energia, sendo esta, ainda gerada, em sua maioria, por combustíveis fósseis. Atualmente cerca de 90% da energia gerada no mundo advém desta fonte (MOREIRA, 2012).

Para Migliavaca et al. (2005), a poluição é um processo que ocorre devido a introdução de alguma matéria ou forma de energia no meio ambiente que venha a alterar suas propriedades físico-químicas, podendo resultar em um dano a algum ecossistema, espécie ou, até mesmo, uma doença.

Nesse contexto, tem-se a poluição atmosférica, que é resultado da emissão demasiada de gases que alteram a composição do ar, como o dióxido de carbono (CO₂) liberado por processos industriais e o dióxido de nitrogênio (NO₂) por indústrias termoeletricas (SILVA et al., 2014).

A poluição do ar é destaque mundial, sobretudo, no que tange a temas como saúde e clima, devido aos efeitos nocivos como doenças respiratórias e aumento de temperaturas relacionados diretamente com a elevação da poluição atmosférica (DALLAROSA et al., 2005). Schwartz e Marcus (1990), Ackermann-Liebrich et al. (1997), Clancy et al. (2002), Junger et al. (2005) e Ostro et al. (2006) apresentam

estudos que mostram correlação positiva entre a concentração de poluentes na atmosfera e os efeitos sobre a saúde.

Alvim et al. (2011) destaca que a poluição atmosférica tem se intensificado em grandes centros urbanos devido ao grande número de veículos motorizados e à ação das atividades industriais. Nessa direção, destaca-se os poluentes ozônio (O₃), dióxido de nitrogênio (NO₂), monóxido de carbono (CO) e dióxido de enxofre (SO₂), variáveis estudadas na presente investigação.

O ozônio (O₃) constitui a classe de oxidantes fotoquímicos, formados na atmosfera devido a reações com compostos orgânicos, óxidos de nitrogênio, oxigênio e radiação solar. Em relação aos efeitos na saúde humana, causa irritação nos olhos e no sistema respiratório (DALLAROSA et al., 2006).

O dióxido de nitrogênio (NO₂) faz parte dos compostos de nitrogênio, gás muito irritante, de coloração avermelhada e forte odor. Sua produção elevada é devido a ação de indústrias termoelétricas na queima de combustíveis fósseis como petróleo e carvão. Também sinaliza-se que as concentrações elevadas desse composto, influenciam nas taxas de ozônio, sendo este um dos compostos oxidantes que em reação com a radiação formam o O₃. Além disso, estão relacionados a problemas nas vias respiratórias podendo causar bronquite e pneumonia (RYAN et al., 1999).

O monóxido de carbono (CO) é um gás sem cheiro, cor e gosto. É formado pela queima incompleta de combustíveis que contém átomos de carbono como em automóveis. No organismo, dificulta o transporte de oxigênio para as células, causando tontura, dor de cabeça, náusea e estados de inconsciência (BARBOSA et al., 2015).

O dióxido de enxofre (SO₂) é reconhecido como o principal poluente atmosférico da família dos compostos de enxofre e sua principal característica é que devido ao seu caráter reativo, quando lançado na natureza rapidamente, sofre reações levando a formação de outros óxidos. Esse composto é emitido, também, pelo processamento em termoelétricas e está envolvido em problemas respiratórios como bronquite e doenças cardiovasculares (AMANCIO; NASCIMENTO, 2014).

Diversos estudos em diversas áreas buscam investigar desde alternativas para redução da emissão destes gases, como também, as causas e efeitos em relação a saúde, Lima et al. (2014), mostram a associação entre exposição materna a poluentes do ar e parto prematuro; Gavinier e Nascimento (2014)

identificaram o efeito a longo prazo da exposição ao NO₂ em internações por acidente vascular cerebral; Rodrigues et al. (2015) apresentam estimativas de mortalidade e internações hospitalares atribuídas à poluição atmosférica no Estado de São Paulo entre 2012 e 2030.

De acordo com dados da Organização Mundial da Saúde (OMS, 2016), a Cidade do México, no México; Pequim, na China; Cairo, no Egito; Nova Délhi, na Índia e São Paulo, no Brasil estão entre as cidade com o ar mais poluído do mundo. A Cidade do México, durante muitos anos, ocupou o posto de cidade mais poluída do mundo, mas desde o ano de 1990, investimentos em políticas para diminuição da poluição atmosférica na cidade contribuíram para reverter a situação e, atualmente, Nova Délhi, na Índia ocupa a primeira posição.

1.1 PROBLEMA

Nesta pesquisa, o intuito é o ajuste de modelos matemáticos, em particular com a aplicação da metodologia de Box e Jenkins (domínio do tempo), em variáveis relacionadas a poluição atmosférica e verificar se análise de intervenção implementada no ponto máximo de cada série ou se implementada no ciclo identificado com auxílio da e análise espectral (domínio da frequência), qual fornece melhores estimativas.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo Geral

Avaliar o desempenho dos modelos de séries temporais conjuntamente com análise de intervenção, quando o instante de intervenção é determinado pela inspeção visual da série ou pela análise espectral, em dados de emissão de gases poluentes.

1.2.2 Objetivos Específicos

Para o alcance do objetivo geral e desenvolvimento da pesquisa, os seguintes objetivos específicos foram estabelecimentos:

- Ajustar modelos concorrentes da classe Box e Jenkins às variáveis relacionadas à emissão de gases poluentes na atmosfera;
- Identificar um padrão cíclico em cada variável estudada, utilizando a técnica de análise espectral;
- Realizar a análise de intervenção nos modelos de Box e Jenkins no ponto máximo de cada série original e no ponto do padrão cíclico identificado na análise espectral;
- Comparar o desempenho dos modelos estimados considerando as classes ARIMA, ARIMA – AI (ponto máximo), ARIMA – AI (no ciclo).

1.3 JUSTIFICATIVA

A análise de séries temporais possui espaço garantido no meio acadêmico e, em diversas áreas de estudo, destaca-se a análise no domínio da tempo, principalmente o método proposto pelos estatísticos George Box e Gwilym Jenkins em 1970. Outro enfoque pouco utilizado de análise de séries temporais é no domínio da frequência. Apesar de distintas, essas duas abordagens, nem sempre são concorrentes mas sim complementares.

Neste contexto, esta pesquisa justifica-se pela, aplicação de análise de séries temporais no domínio do tempo com implementação de análise no domínio da frequência, propiciando novas reflexões tanto sobre a análise em si como também sobre as variáveis de emissão de gases na atmosfera, gases esses emitidos por fontes naturais ou antropogênicas que podem causar efeitos nocivos à saúde, e representam, perfeitamente, um série temporal.

Destaca-se que se estuda a emissão de gases poluentes da atmosfera na Cidade do México por constituir um banco de dados consolidado e apresentar uma

sequência ininterrupta de observações de quatro variáveis importantes.

1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este estudo, encontra-se dividido em cinco capítulos: Introdução, Revisão de literatura, Metodologia, Resultados e discussão, e Conclusão, sendo que, cada capítulo, aborda as seguintes questões:

Capítulo 1 (Introdução): Neste capítulo descreveu-se a introdução, o tema da pesquisa, objetivos geral e específicos do estudo bem com a justificativa;

Capítulo 2 (Revisão da literatura): Capítulo que fundamenta a consistência do estudo explanando a literatura científica publicada. A fim de cumprir os objetivos propostos, reúne-se informações sobre definições e conceitos básicos de séries temporais, metodologia Box e Jenkins, análise de intervenção e análise espectral;

Capítulo 3 (Materiais e métodos): São apresentados os procedimentos e técnicas utilizadas para desenvolvimento do estudo;

Capítulo 4 (Resultados e discussão): São apresentados os resultados e discussões obtidas por meio do emprego da metodologia estabelecida, acerca das variáveis estudadas;

Capítulo 5 (Conclusão): Nesta última seção, apresenta-se as principais conclusões obtidas no estudo e também apontam-se sugestões de trabalhos futuros.

Por fim, tem-se as referências e apêndices.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Com o objetivo de fundamentar teoricamente o estudo, torna-se impreterível clarificar alguns dos conceitos subjacentes à temática abordada, bem como considerar as contribuições atuais de estudos relevantes, pertinentes à área. A sequência de tópicos abordados no presente capítulo é enumerada da seguinte maneira: Definições e conceitos básicos de séries temporais; Metodologia Box e Jenkins; Análise de Intervenção e Análise Espectral.

2.1 DEFINIÇÕES E CONCEITOS BÁSICOS DE SÉRIES TEMPORAIS

Uma série temporal é um conjunto de observações ordenadas no tempo, estas observações devem estar distribuídas em tempos equidistantes e com dependência serial. A representação de uma série temporal pode ser denotada das seguintes formas: $\{Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_N\}$ ou $\{Z_t, t=1, 2, \dots, N\}$ onde N é o tamanho da série ou número de observações da variável. Referente a classificação das séries temporais elas podem ser discreta ou contínua, univariada ou multivariada, unidimensional ou multidimensional (JUNGES, 2011).

A obtenção de um modelo matemático que possibilite prever os valores futuros da série temporal é uma das principais razões da notoriedade desta metodologia. A maioria dos métodos empregados para a previsão de séries temporais parte do pressuposto que as observações passadas carregam informações sobre o padrão de comportamento da série temporal e esse padrão é recorrente no tempo.

A análise de séries temporais pode ser dividida em, essencialmente, dois enfoques: no domínio do tempo ou no domínio da frequência. Quando a série temporal é analisada no domínio do tempo os modelos propostos são denominados modelos paramétricos, que envolvem um número finito de parâmetros. Quando analisados no domínio da frequência, os modelos propostos são denominados não-paramétricos, que envolvem um número infinito de parâmetros.

Dentro da classe dos modelos paramétricos, os mais difundidos são os modelos da metodologia Box e Jenkins que são modelos estatísticos lineares e

utilizam a correlação entre as observações e dentro da classe dos modelos não-paramétricos, destaca-se a Análise Espectral (ARAÚJO; BATISTA; SCALON, 2014).

De acordo com Bezerra (2012), as séries temporais podem ser representadas como a combinação de quatro componentes: tendência, ciclo, sazonalidade e erro. Aquele componente que apresenta mudanças gradativas ao longo do tempo são denominadas de tendência. As cíclicas são caracterizadas pelas oscilações de subida e de queda nas séries, de forma suave e repetitiva, ao longo do componente tendência.

As componentes sazonais são caracterizadas por oscilações regulares no período de um ano e facilmente visíveis nas séries, mas diferente da cíclica que os movimentos costumam ser irregulares, muitas vezes não perceptíveis visualmente, pois o ciclo de ocorrência não se repete no período inferior a um ano (SOARES, 2010).

2.2 METODOLOGIA DE BOX E JENKINS

Esta abordagem proposta por Box e Jenkins (1970) consiste em ajustar modelos auto-regressivos integrados de médias móveis a uma série temporal. A notação utilizada para representar o modelo é ARIMA (p, d, q) , onde p corresponde aos termos auto-regressivos; as diferenciações necessárias para tornar a série em estudo estacionária é representado por d e o número de termos de médias móveis é representado por q . Sendo os termos p , d e q inteiros maiores ou iguais a zero.

Nos modelos AR, modelos autoregressivos de ordem p , a série temporal Z_t é descrita somente pelos seus valores realizados e pelos termos aleatórios. O referido modelo de ordem p , AR(p), será o resultado da soma ponderada de seus valores passados e dos termos aleatórios conforme a equação 1.

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

onde \tilde{Z}_t representa a série subtraída de sua média, ϕ_p refere-se aos parâmetros autoregressivos de ordem p e a_t aos termos aleatórios. Para considerar um modelo estacionário, ou seja, todas as raízes da equação devem cair fora do círculo unitário

e o valor do parâmetro $|\phi_p|$ deve ser menor que 1.

Nos modelos de médias móveis, denotado por MA (q), a série temporal Z_t é descrita pelo resultado da combinação linear dos termos aleatórios em t e em períodos anteriores. Em sua forma geral um MA(q), leva em consideração q valores defasados conforme equação 2.

$$\tilde{Z}_t = a_t + \theta_1 a_{t-1} + \dots + \theta_q a_{t-q} \quad (2)$$

onde θ_q refere-se aos parâmetros de média móveis de ordem q e a_t aos termos aleatórios. Quanto à condição de invertibilidade, é imposta a restrição de que o parâmetro em módulo é menor que um, ou seja, $|\theta_q| < 1$.

Quando se une os modelos AR (p) e MA (q), se obtém o Modelo autoregressivo de médias móveis - ARMA (p, q), ou seja, a série em estudo será explicada por uma parte autoregressiva e por uma parte de médias móveis, conforme equação 3:

$$\tilde{Z}_t = \underbrace{\phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p}}_{\text{AR } (p)} + \underbrace{a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}}_{\text{MA } (q)} \quad (3)$$

onde ϕ_p refere-se aos parâmetros autoregressivos de ordem p ; θ_q refere-se aos parâmetros de média móveis de ordem q e a_t aos termos aleatórios, considerando que as condições de estacionariedade de um processo ARMA (p, q) são as mesmas que as de um processo AR (p), e as condições de invertibilidade são as mesmas que as de um processo MA (q).

Se a série temporal em estudo não for estacionária em nível, deve-se aplicar diferenças até tornar-se válida a condição de estacionariedade. O número dessas diferenças é denominado ordem de integração (I), após aplicadas d diferenças necessárias na série obtém-se a série derivada desse processo, podendo ser descrita como um modelo ARMA(p, q), mas agora acrescido da parte de integração obtendo o modelo ARIMA(p, d, q) conforme a equação 4:

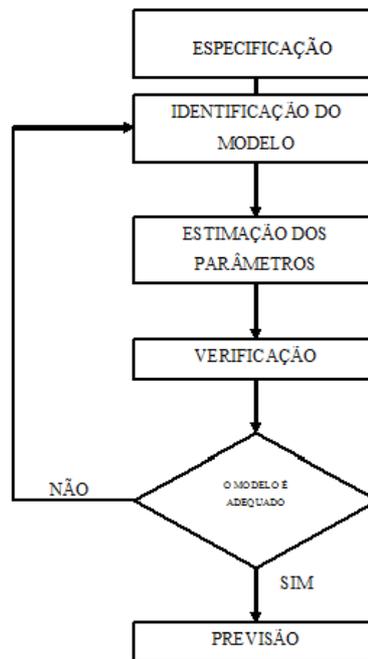
$$\Delta^d \tilde{Z}_t = \underbrace{\phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p}}_{\text{AR } (p)} + \underbrace{a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}}_{\text{MA } (q)} \quad (4)$$

em que ϕ_p refere-se aos parâmetros autoregressivos de ordem p ; θ_q refere-se aos parâmetros de média móvel de ordem q ; a_t aos termos aleatórios e d representa o número de diferenças aplicadas na série temporal para torná-la estacionária.

Em geral utiliza-se o número de diferenças $d=1$ ou $d=2$, pois a primeira diferença busca estabilizar o nível da série e a segunda a variabilidade (MORETTIN, 2008). Utiliza-se sempre que possível um modelo com o menor número de parâmetros, baseando-se no princípio da parcimônia, isto é, deve-se obter um modelo mais simples com um pequeno número de parâmetros (CHATFIELD, 1996).

A estratégia utilizada para a construção do modelo a uma série temporal é baseada no ciclo iterativo, Figura1.

Figura 1 – Fluxograma do ciclo iterativo de Box e Jenkins.



Fonte: Adaptado de Moretin e Tolo (2006).

Primeiramente uma classe geral de modelos é considerada para análise, sendo este estágio denominado de especificação; posteriormente segue-se para etapa denominada identificação, em que o objetivo desta etapa é determinar os valores p , d , q do processo ARIMA, que foi especificado na etapa anterior.

A principal suposição a ser analisada nesta etapa é referente a estacionaridade da série, ou seja, deve haver um desenvolvimento em torno de uma média, variância e autocovariância constantes, caso isso não venha a ocorrer é necessário à aplicação de transformações para estacionarizá-la. Os testes para a verificação de estacionaridade são denominados testes de raiz unitária, existem vários testes, dentre eles: ADF, KPSS, Ljung-Box, Phillips-Perron, entre outros (MORETTIN; TOLOI, 1986).

Neste estudo optou-se pelos testes: *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) (DICKEY, FULLER, 1979) e *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin* (KPSS) (KWIATKOWSKI *et al.*, 1992). No ADF tem-se as seguintes hipóteses de teste:

H_0 : a série é não-estacionária, isto é, $I(1)$

H_1 : a série é estacionária, isto é, $I(0)$

No teste KPSS as hipóteses apresentadas são inversas ao teste ADF. Logo:

H_0 : a série é estacionária, isto é, $I(0)$

H_1 : a série é não-estacionária, isto é, $I(1)$

Estes testes são amplamente discutidos na literatura podendo ser citados, Enders (2010), Maddala (1992). As estatísticas críticas para o teste ADF é proveniente de MacKinnon (1996) e para o Teste KPSS os valores críticos são de Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (1992).

Após a confirmação da estacionaridade da série, ou seja, Identificação da Ordem de Integração (d), parte-se para identificação dos valores de p e q do modelo, usualmente esta identificação baseia-se na análise da Função de Autocorrelação (FAC) e Função de Autocorrelação Parcial (FACP) (BOX et al., 1994).

Posteriormente a identificação do modelo ARIMA (p, d, q), que represente a série temporal em estudo, passa-se para a etapa seguinte, estimação dos parâmetros, isto é, a obtenção de “ p ” estimativas para os parâmetros $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$, e “ q ” estimativas para os parâmetros $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$, além dos termos aleatórios (a_t), esta estimação pode ser feita através da maximização da Função de Verossimilhança condicional ou através do método de Mínimos Quadrados Ordinarios. Nesta dissertação optou-se pela estimação através do método de Mínimos Quadrados Ordinários.

Estimados os parâmetros, se faz necessário a verificação deste modelo para diagnosticar se ele é capaz de representar, adequadamente, os dados em estudo. Tal verificação pode ser feita através de uma análise de resíduos, os quais deverão ter características de ruído branco, isto é, média zero, variância constante e serem não autocorrelacionados, caso contrário, repete-se o ciclo iterativo com análise de outro modelo.

Caso seja encontrado mais de um modelo concorrente para uma série temporal, busca-se sempre selecionar o modelo mais parcimonioso, ou seja, aquele que possui o menor número de parâmetros. Dentre os mais difundidos estão os critérios AIC (*Akaike Information Criteria*) e BIC (*Bayesian Information Criteria*).

Estes critérios são calculados através das equações 5 e 6:

$$AIC = \ln \hat{\sigma}_{\varepsilon}^2 + \frac{2(p+q)}{n} \quad (5)$$

$$BIC = \ln \hat{\sigma}_{\varepsilon}^2 + \frac{(p+q)\ln(n)}{n} \quad (6)$$

onde p e q são os parâmetros conhecidos, n é o tamanho da amostra, \ln é o logaritmo neperiano e $\hat{\sigma}_{\varepsilon}^2$ a variância estimada dos erros, levando em conta que quanto menor for o AIC e BIC mais adequado é o modelo ajustado (MORETTIN, 2008).

Os critérios AIC e BIC revelam a adequabilidade do modelo e serão uteis nesta pesquisa para determinar entre os modelos propostos aqueles que apresentam melhor desempenho.

2.3 ANÁLISE DE INTERVENÇÃO

A análise de intervenção, segundo Box e Tiao (1975), objetiva avaliar o impacto de intervenções naturais ou induzidas no comportamento da série temporal. As variáveis binárias $Z_{j,t}$, são as variáveis de intervenções que possuem a função análoga às variáveis *dummy* em regressão, e tem função de identificar se os pontos irregulares identificados são significativos e qual o impacto para a série temporal em estudo.

Para Morettin e Tolo (2006), o modelo para análise de intervenção é dado conforme equação 7:

$$Z_t = \sum_{j=1}^K v_j(B)Z_{j,t} + N_t \quad (7)$$

onde:

Z_t é a variável resposta do modelo;

κ é o número de intervenções da série;

v_j é o valor da função transferência;

$Z_{j,t}$ é a variável binária;

N_t é o ruído do modelo, representado pelo modelo autorregressivo e de médias móveis geral (ARIMA).

Segundo Box et al. (1994), dois tipos de variáveis binárias podem representar as séries indicadoras de intervenção, sendo elas:

a) Função degrau (*Step function*), onde se obtém um efeito permanente

$$Z_{i,t} = S_{i,t}^{(T)} = \begin{cases} 0, t < T \\ 1, t \geq T \end{cases} \quad (8)$$

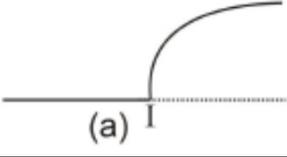
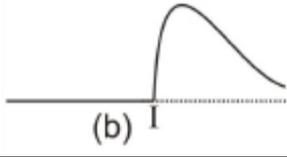
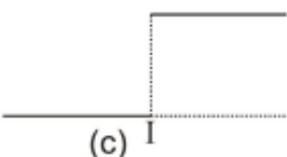
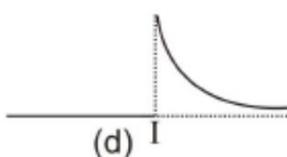
b) Função impulso, onde se obtém um efeito temporário

$$Z_{i,t} = S_{i,t}^{(T)} = \begin{cases} 0, t \neq T \\ 1, t = T \end{cases} \quad (9)$$

O efeito da intervenção pode levar a falsas conclusões em relação a série temporal em estudo devido alguns fatores, sendo eles: tendência, sazonalidade e erro aleatório. Esses fatores podem obscurecer o efeito da intervenção, para isso utiliza-se na equação 7, a modelagem ARIMA representado por N_t , desta forma trata-se a tendência e sazonalidade (WOOLDRIDGE, 2006).

De acordo com Morettin (2008), os efeitos de uma intervenção em uma série temporal, podem ser classificados pela sua manifestação e pela sua duração, conforme o Quadro 1.

Quadro 1 – Efeitos da intervenção.

		DURAÇÃO	
		PERMANENTE	TEMPORÁRIA
MANIFESTAÇÃO	GRADUAL		
	ABRUPTA		

Fonte: Morettin e Toloi (2006).

Os tipos mais comuns, estão evidenciados no Quadro 1, o efeito gradual ocorre quando as mudanças ocorrem depois de um certo tempo da intervenção, já o efeito abrupta, ocorre quando a mudança acontece imediatamente após a intervenção. Referente aos efeitos de duração, eles podem ser permanentes, quando ocorrem ao longo da série ou temporário, quando a mudança ocorre em um determinado ponto.

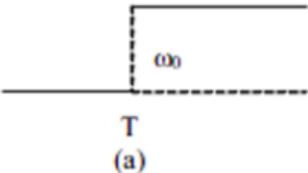
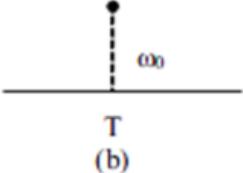
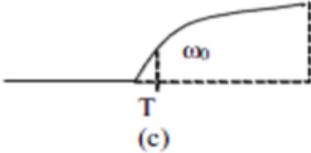
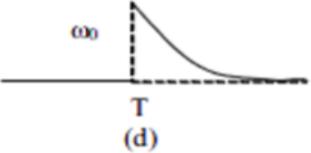
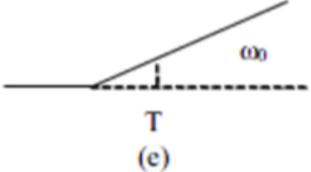
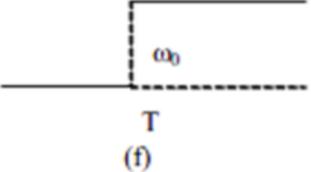
De acordo com Morettin (2008), a estrutura da Função de Transferência determina o efeito de intervenção. Sendo conhecida a forma da Função de Transferência do modelo, e estimando-se seus parâmetros, conhece-se o tipo de efeito de Intervenção.

Caso ocorra somente uma Intervenção, o modelo é dado pela equação 10:

$$Z_t = V(B)X_t = \frac{W(B)}{\delta(B)} X_t \quad (10)$$

A seguir, descreve-se alguns dos casos mais comuns de Intervenção e suas respectivas funções de transferências, que são resumidas no Quadro 2, adequada por Pack (1977) e Box e Jenkins (1970), encontra-se considerações semelhantes para modelos de função de transferência.

Quadro 2 – Estrutura da função de transferência.

$v(B)$	$X_t = \begin{cases} 0, & t < T \\ 1, & t \geq T \end{cases}$	$X_t = \begin{cases} 0, & t \neq T \\ 1, & t = T \end{cases}$
ω_0	 <p>(a)</p>	 <p>(b)</p>
$\frac{\omega_0}{1 - \delta B}$ $ \delta < 1$	 <p>(c)</p>	 <p>(d)</p>
$\frac{\omega_0}{1 - B}$	 <p>(e)</p>	 <p>(f)</p>

Fonte: Morettin e Toloi (2006).

Para os caso de $u_t = v(B)X_t$, Enders (2010) aponta os seguintes casos, apresentados no Quadro 3:

Quadro 3 – Casos de funções de intervenção.

(a)	Suponha $u_t = \begin{cases} 0, & t < T \\ w_0, & t \geq T \end{cases}$	Obtem-se o efeito permanente, após um início imediato de mudança de nível.
(b)	Neste caso, $u_t = \begin{cases} 0, & t \neq T \\ w_0, & t = T \end{cases}$	De modo que tem-se uma mudança do nível da série apenas no instante T .
(c)	Aqui, $v(B) = \frac{w_0}{1 - \delta B}, \quad Z_t = \delta Z_{t-1} + w_0 X_t + N_t$ Segue-se que $u_t = \begin{cases} 0, & t < T \\ w_0 \sum_{j=0}^k \delta^j, & t = T + k, k = 0, 1, 2, \dots \end{cases}$	De modo que $u_t \rightarrow \frac{w_0}{(1-\delta)}$ quando $t \rightarrow \infty$ e tem uma manifestação gradual até atingir a assíntota $\frac{w_0}{(1-\delta)}$. Este é o caso de manifestação gradual com duração permanente.
(d)	Se $u_t = \begin{cases} 0, & t < T \\ \delta^k w_0, & t = T + k, k = 0, 1, 2, \dots \end{cases}$	Então a série muda abruptamente de nível, sendo w_0 o valor da mudança e depois decai exponencialmente para zero. É o caso de manifestação abrupta com duração temporária.
(e)	Aqui, $\delta=1$ e após a intervenção o modelo torna-se não estacionário: $Z_t = Z_{t-1} + w_0 X_t + N_t$ e $u_t = \begin{cases} 0, & t < T \\ (k + 1)w_0, & t = T + k, k = 0, 1, 2, \dots \end{cases}$	Corresponde a uma mudança de direção da série, apresentando uma tendência determinística a partir do instante T .

Fonte: Adaptado de Souza (1991) e Souza et al. (2009).

Referente à interpretação dos efeitos de intervenção, tem-se a de Abrupta Permanente, na qual toda a média da série muda após a intervenção (w). Na Gradual Permanente, o aumento ou diminuição devido à intervenção é gradual, tem-se então a equação 11:

$$\text{Impacto}_t = \delta \cdot \text{Impacto}_{t-1} + w, \text{ e } 0 < \delta < 1 \quad (11)$$

Onde $t \geq \text{tempo impacto}$ e $0 < \delta < 1$ representa o limite da estabilidade, há uma mudança assintótica na média pela quantidade δ , esta troca assintótica será

no nível $\frac{w}{1-\delta}$.

No caso de Abrupta Temporária, implica em aumento ou diminuição gradual e decai vagarosamente sem trocas permanentes na série, trocas antes da intervenção $Impacto_t=0$, no período de intervenção $Impacto_t=w$ e após a intervenção $Impacto_t=\delta \cdot Impacto_t$.

Na Permanente Abrupta, há troca no nível da série de quantidade (w) para sempre e, no caso da Permanente Gradual, δ , representa o efeito do decaimento ou crescimento, ou seja, é um amortecimento.

2.4 ANÁLISE ESPECTRAL

Em 1807, Jean Baptiste Joseph Fourier, um matemático francês, afirmou que qualquer função periódica pode ser escrita como uma soma infinita de senos e cossenos de várias frequências. A utilização de transformada de Fourier é a forma convencional para estudar um sinal ao nível da frequência e corresponde à projeção de uma série temporal $\{Z_t\}_{t=-\infty}^{\infty}$ em componentes trigonométricos e, em particular, seno (ωt) e cosseno (ωt), e utiliza uma base de senos e cossenos de diferentes frequências, representado por ω , para determinar qual a importância de cada frequência no sinal (OLIVEIRA, 2007; PAVANELLI, 2006).

Conforme Chatfield (1996) a equação 12 representa o Modelo Senoidal Simples, ponto de partida para entendimento da Análise Espectral:

$$Z_t = \mu + R \cos(\omega t + \theta) + a_t \quad (12)$$

Onde μ representa o valor médio; R é a amplitude da variável Z_t ; ω é a frequência angular da variação senoidal, indicando o quanto a variável Z_t oscila no tempo; θ indica a distância entre a origem ($t=0$) e o pico (positivo ou negativo) mais próximo do ciclo, e a_t é o erro com característica de Ruído Branco.

Jenkins e Watts (1986) representam o número de ciclos por unidade de tempo, pela frequência (f), denominada na equação 13:

$$f = \frac{\omega}{2\pi} \quad (13)$$

Onde ω é a frequência angular da variação senoidal sendo sua unidade de medida em radianos por unidade de tempo.

A base da análise espectral está embasada no Teorema da Representação Espectral, segundo esse Teorema qualquer processo estacionário discreto Z_t , com frequências pertencentes ao intervalo $[0, \pi]$, pode ser representado pela equação 14 (HAMILTON, 1994):

$$Z_t = \mu + \int_0^{\pi} [\alpha(\omega) \cdot \cos(\omega t)] d\omega + \int_0^{\pi} [\beta(\omega) \cdot \text{sen}(\omega t)] d\omega \quad (14)$$

Onde μ representa o valor médio; α e β variáveis aleatórias não correlacionadas; $\cos(\omega t)$ e $\text{sen}(\omega t)$ funções periódicas; ω representa uma frequência particular no intervalo $[0, \pi]$.

Devido à característica das funções trigonométricas do tipo cosseno: $\cos[(\omega + n\pi)t] = \{\cos \omega t \forall n \text{ e } t \text{ inteiros, com } n \text{ par}\}$ e $\cos[(\omega + n\pi)t] = \{\cos(\pi - \omega)t \forall n \text{ e } t \text{ inteiros, com } n \text{ ímpar}\}$. Assim as frequências variantes maiores que π não poderão ser diferenciadas de variações nas frequências que corresponderem ao intervalo $[0, \pi]$, devido a estas mesmas se sobreporem (LAMOUNIER, 2007; TIGRE, 1999; SILVA, 2009).

A Função de Autocovariância em uma série temporal no domínio do tempo é de extrema importância para descrever a estrutura da série temporal em estudo. Na análise espectral, essa função cabe ao denominado Espectro Populacional ou também conhecido como Função de Densidade Espectral conforme equação 15 (ECHER, 2003).

$$f_y(\omega) = \frac{1}{2\pi} \left[\gamma_0 + 2 \sum_{j=1}^{\infty} \gamma_j \cos(\omega j) \right] \quad (15)$$

Onde γ_j representa as autocovariâncias de um processo estacionário,

segundo Hamilton (1994), os coeficientes dessa função não é significativamente relevante para interpretação da análise e sim o gráfico gerado a partir dessa função, gráfico esse denominado Espectro. Ele fornece informações acerca da variância de Z_t e, a análise desse gráfico vai apontar quais frequências contribuem para o comportamento de determinado ciclo dentro da série.

Como geralmente as séries temporais analisadas são finitas, não se pode estimar o número infinito de parâmetros, proposto na equação 15. Deve-se utilizar o Periodograma Amostral, conforme apontado por Romano (1995), de acordo com a expressão 16:

$$\tilde{f}_y(\omega) = \frac{1}{2\pi} \left(\lambda_0 C_0 + 2 \sum_{j=1}^{M_T} \lambda_j C_j \cos \omega_j \right) \quad (16)$$

onde:

$\lambda_j = \{\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{M_T}\}$: janela de defasagem ou janela de suavização;

M_T : ponto de truncamento;

C_j : valores estimados das autocovariâncias.

De acordo com Lamounier (2007) e Tigre (1999), não existe uma determinação rigorosa para estabelecer o ponto de truncamento, que vem a ser o número de faixas de frequência em que o espectro é estimado. Chatfield (1996) sugere que o ponto de truncamento deve ser escolhido de acordo com a equação 17:

$$M_T = 2 \cdot \sqrt{n} \quad (17)$$

Parzen (1961), adota trabalhar com três pontos de truncamento (M1; M2; e M3). No ponto de truncamento M1 o valor deve ser entre 5 e 10% do n ; já M2 é definido como $2 \times M1$; e $M3 = 2 \times M2$. Por ser o mais difundido na literatura, optou-se neste estudo por este método.

Dentre as janelas de defasagem utilizadas na suavização do periodograma amostral, destaca-se a Janela de Parzen (1961), cuja sequência de pesos $\lambda_j = \lambda_0, \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{M_T}$ é dada pela equação 18:

$$\lambda_j = \begin{cases} 1 - 6\left(\frac{j}{M_T}\right)^2 + 6\left(\frac{j}{M_T}\right)^3; & \forall 0 \leq j \leq \frac{M_T}{2} \\ 2\left(\frac{1-j}{M_T}\right)^3; & \forall \frac{M_T}{2} \leq j \leq M_T \end{cases} \quad (18)$$

A vantagem de utilização das Janelas de Parzen refere-se ao fato delas não gerarem estimativas negativas o que poderia dificultar a interpretação dos ciclos e, também, por serem amplamente difundidas.

Conforme Rausser e Cargill (1970), a verificação da existência de espectros estimados com picos relevantes, identificando a existência de um ciclo, baseia-se na análise visual da função de densidade espectral estimada, buscando picos que se destacam em relação ao demais. Os picos menos destacados indicam a existência de picos de menor relevância.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste tópico serão apresentadas as variáveis e os procedimentos metodológicos que foram utilizados para alcançar os objetivos do estudo.

3.1 DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS

Para a execução desta pesquisa foram considerados os dados da série histórica da medição dos gases ozônio (O₃), dióxido de nitrogênio (NO₂), monóxido de carbono (CO) e dióxido de enxofre (SO₂), compreendidos no período de janeiro de 1986 a dezembro de 2014, referente ao primeiro dia de cada mês, totalizando 348 observações. Os dados são referentes à Rede Automática de Monitoramento Atmosférico (RAMA), da delegação Alvaro Obregon, pertencente ao Distrito Federal da Cidade do México, México. No Quadro 4 são apresentados os dados técnicos referentes a estação utilizada no estudo, obtido a partir de www.aire.df.gob.mx.

Quadro 4 – Dados de identificação da estação Pedregal.

Nome	No. ID	Latitude	Comprimento	Altitude	Hora da medição
Pedregal	484090100127	19.325146	-99,204136	2326 metros	17:00

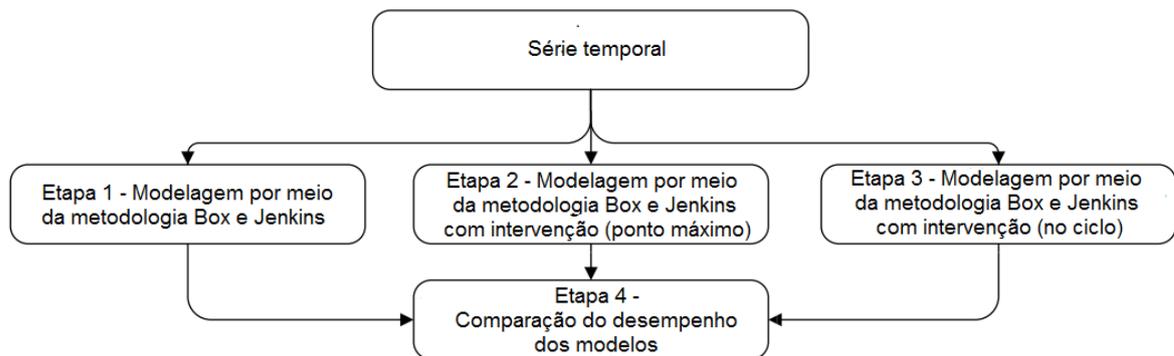
Fonte: Autor.

Os dados foram obtidos no banco de dados do Sistema de Monitoramento Atmosférico da Cidade do México (SIMAT) pertencente a SEDEMA (Secretaria de Meio Ambiente da Cidade do México). As informações do site são públicas e podem ser utilizadas para pesquisas, mas mesmo assim foi solicitada autorização prévia, conforme e-mail em apêndice (APÊNDICE A).

3.2 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Neste tópico aborda-se a descrição dos procedimentos metodológicos utilizados para cumprir os objetivos propostos. Para isso, na Figura 2, apresenta-se de forma sintetizada a quatro etapas consideradas.

Figura 2 – Etapas metodológicas do estudo.



Fonte: Autor.

Na primeira etapa, modelagem por meio da metodologia Box e Jenkins, utilizou-se dos testes ADF e KPSS para verificação da estacionaridade da série. Após identificou-se o processo gerador da série, isto é, autorregressivo e/ou de médias móveis, pelo ciclo iterativo, selecionando dentre os modelos concorrentes o mais apropriado, utilizando-se dos critérios AIC (*Akaike Information Criteria*) e BIC (*Bayesian Information Criteria*), para a seleção.

Na segunda etapa, procedeu-se à modelagem por meio da metodologia Box e Jenkins com intervenção (ponto máximo). Utilizou-se da inspeção visual no gráfico da série original para identificar o instante de tempo em que a série apresentou o ponto máximo. Realizou-se então a análise de intervenção neste ponto identificado.

Na terceira etapa, modelagem por meio da metodologia Box e Jenkins com intervenção (no ciclo), utilizou-se a metodologia de Análise Espectral, isto é, uma análise temporal no domínio da frequência, para identificar o padrão de comportamento cíclico na série. Posteriormente utilizou-se, novamente a modelagem por meio da metodologia Box e Jenkins, com intervenção, inserida no instante de tempo identificado na análise espectral, considerado como ponto de

máximo.

Na quarta e última etapa, comparação do desempenho dos modelos, utilizou-se os critérios AIC e BIC para selecionar o modelo com melhor desempenho dentre as três classes: Box e Jenkins, Box e Jenkins com intervenção (ponto máximo) e Box e Jenkins com intervenção (no ciclo).

Parte-se, agora para a aplicação prática e a determinação do melhor método para se definir o ponto em que a intervenção deve ser imputada.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para melhor entendimento do comportamento das séries em estudo, na Tabela 1 são apresentados os resultados das análises descritivas. São observadas as seguintes medidas: valor médio, mediana, máximo, mínimo e o desvio-padrão da emissão de gases na da estação denominada Pedregal.

Tabela 1 – Resultado da análise descritiva das séries de emissão de gases da estação Pedregal ($\mu\text{g}/\text{m}^3$).

Medidas	CO	O₃	NO₂	SO₂
Média	1,6247	75,3477	28,3420	15,9770
Mediana	1,2000	61,0000	23,0000	8,0000
Máximo	8,6000	229,0000	164,0000	109,0000
Mínimo	0,0000	8,0000	1,0000	0,0000
Desvio Padrão	1,4864	44,9897	21,0582	20,0706
Coeficiente de variação (%)	91,49	59,71	74,30	125,62
Total de observações	348	348	348	348

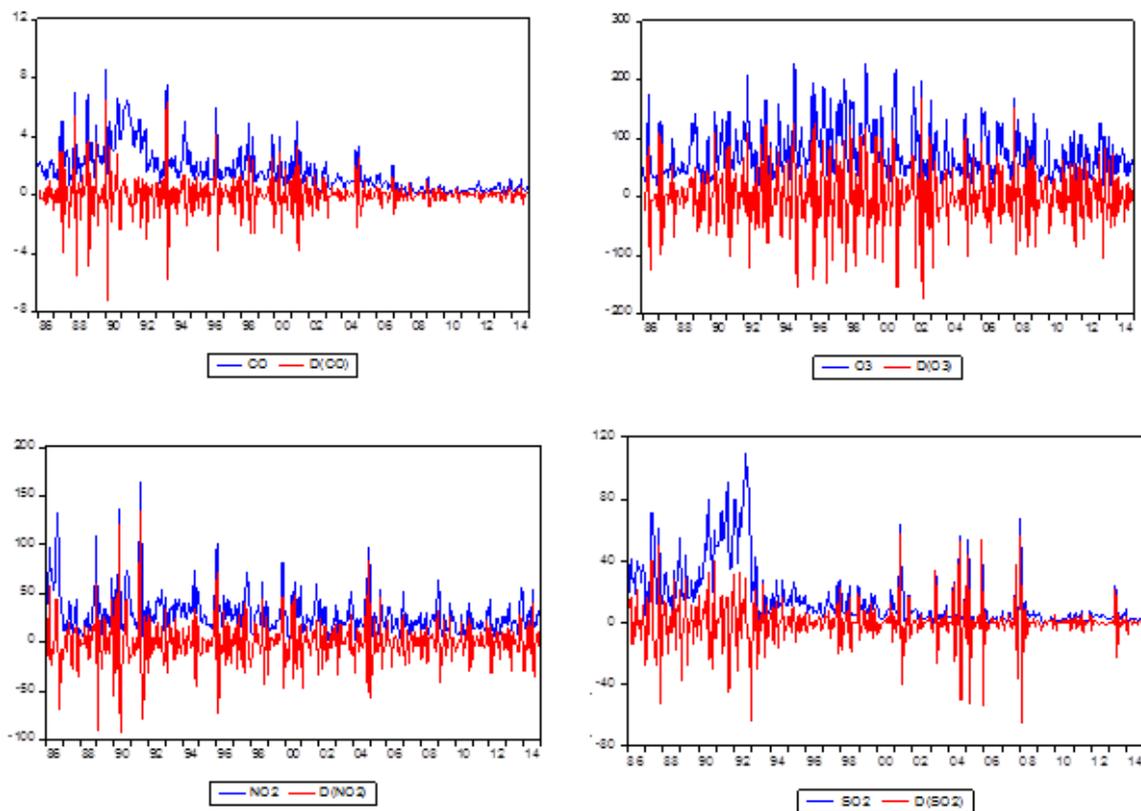
Fonte: Autor.

A série referente ao ozônio (O₃) apresentou a menor variação (CV=59,71%), segue a série do dióxido de nitrogênio (NO₂) (CV=74,30%), monóxido de carbono (CO) (CV=91,49%) e dióxido de enxofre (SO₂) com a maior variação (CV=125,62%). Todas apresentaram um valor acima de 50% para este coeficiente, mostrando que a média das séries não são representativas.

Esta não representatividade deve-se à grande variabilidade que as séries apresentam e são relacionadas às oscilações climáticas, pois de acordo com Moreira et al. (2008), as condições meteorológicas desempenham um papel importantíssimo na dispersão ou acúmulo de poluentes. Liu e Johnson (2002) descreveram que a concentração de poluição do ar está altamente correlacionada a fatores como temperatura, umidade relativa, velocidade e direção do vento, dentre outros.

Observando-se a Figura 3, verifica-se que, nas séries em nível (em azul) e nas séries em primeiras diferenças (vermelho), todas as variáveis apresentam grande oscilação, principalmente do período inicial até o ano de 2000, e que, posteriormente a este ano, apresentam estabilidade, coincidindo ao ano em que as medidas tomadas pelo governo para redução de emissão de poluentes começaram a surtir efeito. Pela análise visual é possível verificar a não estacionariedade das séries em nível.

Figura 3 – Séries originais em nível e em 1ª diferença.



Fonte: Autor.

Para corroborar a inspeção visual e verificar a estacionariedade das séries, foram realizados os testes *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) e *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin* (KPSS).

Na Tabela 2, observa-se que as séries das quatro variáveis utilizadas no estudo, quando analisadas por meio do teste de *Augmented Dickey-Fuller* (ADF),

cuja a hipótese de nulidade é a de que a variável possui uma raiz unitária - I(1), isto é, ordem de integração igual a 1, não é rejeitada.

Tabela 2 – Teste de raiz unitária verificado por meio dos testes ADF e KPSS.

Variável	Série em nível		Série em 1ª diferença	
	ADF ¹	KPSS ²	ADF ¹	KPSS ²
CO	0.1312 (I(1))	1.7629 (I(1))	0.0000 (I(0))	0.1009 (I(0))
O ₃	0.0000 (I(1))	0.5421 (I(1))	0.0000 (I(0))	0.0738 (I(0))
NO ₂	0.0000 (I(1))	1.4125 (I(1))	0.0000 (I(0))	0.1245 (I(0))
SO ₂	0.0147 (I(1))	1.3059 (I(1))	0.0000 (I(0))	0.1584 (I(0))

Fonte: Autor.

Quando aplicado o teste de hipótese nas séries diferenciadas, há evidência estatística de não aceitação da hipótese nula e, portanto, as séries diferenciadas apresentam-se estacionárias, isto é, I(0). Esses resultados são apoiados pelos resultados do teste *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin* (KPSS) cuja a hipótese de nulidade é de que a série é estacionária, isto é, I(0), o inverso das hipóteses do teste anteriormente aplicado.

Na Tabela 3, estão expostos os modelos ajustados utilizando-se a metodologia Box e Jenkins, onde para cada série, é possível observar que os coeficientes apresentam nível de significância menor que 5% e os valores em módulo dos parâmetros são menores que um, respeitando assim as condições de estacionaridade e invertibilidade.

Referente a análise dos resíduos, verificou-se a presença de resíduos com característica de ruído branco, sendo que, para esta conclusão, utilizou-se a análise da FAC e FACP dos resíduos, todos apresentados no apêndice A.

¹ Valores críticos de *MacKinnon* (1996): -3.493.129 (1%); -2.888.932 (5%) e -2.581.453 (10%).

² Valores críticos de *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin* (1992, Table 1): 0.739 (1%); 0.463 (5%) e 0.347 (10%).

Tabela 3 – Modelos ARIMA ajustados para as séries de emissão de gases da estação Pedegral.

Variável	Modelo	Coefficientes	p-valor	AIC	BIC	Resíduos
CO	ARIMA(0,1,1)	$\theta_1 = 0,8362$	<0,05	2,9253	2,9364	RB
O ₃	ARIMA(0,1,1)	$\theta_1 = 0,9499$	<0,05	10,4000	10,4120	RB
NO ₂	ARIMA(0,1,2)	Constante = -0,2278 $\theta_1 = -0,0591$ $\theta_2 = -0,7655$	<0,05	8,8052	8,8385	RB
SO ₂	ARIMA(1,1,1)	$\phi_1 = 0,1565$ $\theta_1 = -0,7658$	<0,05	7,9790	8,0013	RB

Fonte: Autor.

Para o ajuste dos modelos com intervenção, observa-se, novamente, a Figura 3, notando-se que há um comportamento atípico (ponto máximo) diferente para cada variável do estudo: observação 49 (janeiro/1990) na variável CO; observação 159 (março/1999) na variável O₃; observação 67 (julho/1991) na variável NO₂; observação 80 (agosto/1992) na variável SO₂. Conforme descrito na metodologia, estes valores observados foram considerados como possível intervenção em cada série.

Assim, ajustou-se os modelos ARIMA com intervenção (ponto máximo), onde, na Tabela 4 observa-se os valores estimados para os coeficientes, nível de significância, estatísticas de penalidade AIC e BIC e também a indicação do período onde aplicou-se a análise de intervenção abrupta temporária (justifica-se pela característica apresentada pelas séries em estudo de grande oscilação conforme detectado na análise descritiva).

Tabela 4 – Modelos ARIMA com intervenção (ponto máximo).

Variável	Modelo	Coefficientes	p-valor	AIC	BIC	Intervenção Período	Resíduos
CO	ARIMA(0,1,1) CI	$\theta_1 = -0,3589$ $\omega = 4,4724$ $\delta = 0,9906$	<0,05	0,3696	0,3807	Abr/Temp janeiro/1990	RB
O ₃	ARIMA(0,1,1) CI	$\theta_1 = -0,4579$ $\omega = 88,8905$ $\delta = 0,9975$	<0,05	7,9689	7,9800	Abr/Temp março/1999	RB
NO ₂	ARIMA(0,1,2) CI	Constante = 27,7700 $\theta_1 = -0,2534$ $\theta_2 = -0,2173$ $\omega = 143,0899$ $\delta = 0,3078$	<0,05	6,1436	6,1657	Abr/Temp julho/1991	RB
SO ₂	ARIMA(1,1,1) CI	$\phi_1 = 0,9827$ $\theta_1 = 0,6758$ $\omega = 41,8422$ $\delta = 0,5076$	<0,05	5,1250	5,1472	Abr/Temp agosto/1992	RB

Fonte: Autor.

Referente à análise dos resíduos dos modelos apresentados, verificou-se a presença de resíduos com característica de ruído branco. Para esta conclusão utilizou-se a análise da FAC e FACP dos resíduos, todos apresentados no Apêndice B. Os modelos substituídos por suas respectivas estimativas, para cada variável estão no Apêndice D.

Como utilizou-se a intervenção Abrupta Temporária para todas as variáveis, pela característica do comportamento das séries, observou-se que, na variável CO, o período de intervenção (janeiro/1990) acarretou em um impacto de 4,4724 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ e, após o período de intervenção, o modelo captou um impacto de 0,9906 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ na emissão do CO. Na variável O₃, o impacto foi de 88,8905 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ no período de intervenção (março/1999) e, após esse período, o impacto foi de 0,99758 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ de emissão de O₃. A variável NO₂ apresentou o maior valor, considerando o período de intervenção, (julho/1991), com 143,0899 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, mas obteve o menor valor de 0,3078

$\mu\text{g}/\text{m}^3$, após a intervenção. A variável SO_2 no período de intervenção (agosto/1992) acarretou em um impacto de $41,8422 \mu\text{g}/\text{m}^3$ e, após o período de intervenção, o modelo captou um impacto de $0,5076\mu\text{g}/\text{m}^3$ na emissão de SO_2 .

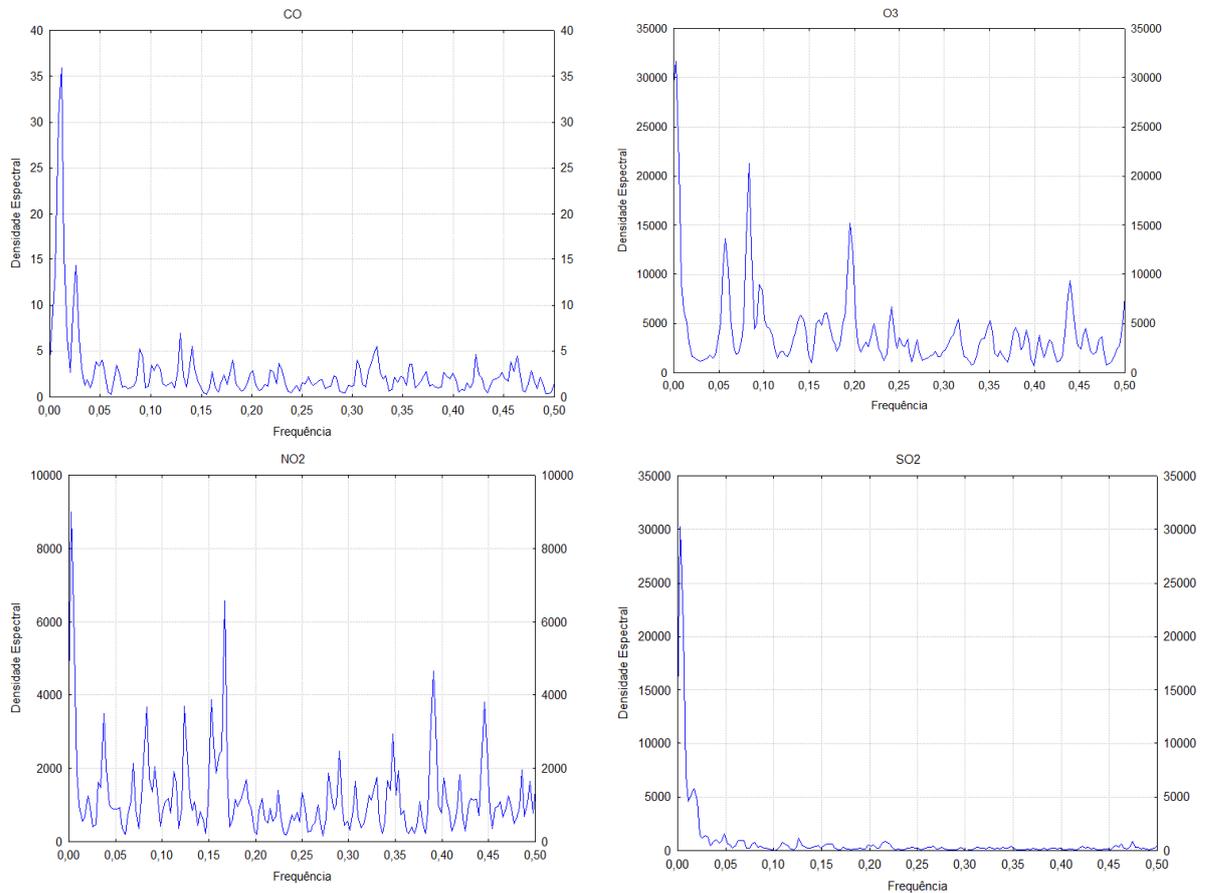
Comparando-se as estatísticas de penalidade AIC e BIC dos modelos ARIMA e os modelos ARIMA com intervenção (ponto máximo), entre todas as várias, os melhores resultados foram obtidos nos modelos ARIMA CI (ponto máximo).

Conforme descrito na metodologia, a próxima etapa é a identificação de ciclos em cada série temporal do estudo. Assim como na implantação da análise de séries no domínio do tempo, a análise no domínio da frequência, pressupõe que a série em estudo seja estacionária, as séries não estacionárias em nível tornaram-se após a 1ª diferença.

Na Figura 4 estão expostos os espectros estimados em função das frequências para cada variável, utilizando $M1=17$, onde em todas observa-se uma indicação de que as frequências mais contributivas para a variação dos gases em estudos estão $[0,02; 0,05]$.

O resultados dos demais espectros estimados em função das frequências para cada variável, utilizando-se os demais pontos de truncamento ($M2=35$; $M3=69$), não serão considerados neste estudo pois apresentam comportamento demasiadamente suave, dificultando a identificação das frequências mais importantes para a identificação dos ciclos.

Figura 4 – Espectro estimado, com $M=17$ (em função de ω).



Fonte: Autor.

Para corroborar com a análise visual, observa-se, na Tabela 5, a frequência exata do espectro estimado para cada variável em estudo bem como o período correspondente. Conforme mencionado, na inspeção gráfica, observou-se também a incidência de picos menores em cada variável, o que não será levado em conta neste estudo, pois o objetivo é a indicação de apenas um ciclo em cada série para determinar o período que será utilizado a análise de intervenção.

Tabela 5 – Maior valor estimado para as densidades espectrais (M=17).

Variável	Frequência (w)	Período (P)	Coeficientes		Valores do periodograma	Densidades espectrais
			Cosseno	Seno		
CO	0,048851	20,4706	0,027616	-0,034404	0,338646	0,316775
O ₃	0,048851	20,4705	-1,55589	-0,684150	502,6611	340,0748
NO ₂	0,022989	43,5000	0,498416	-0,336598	62,93871	44,06490
SO ₂	0,048851	20,4705	-0,688747	-0,857652	210,5295	153,3255

Fonte: Autor.

Observa-se, na Tabela 5, que três variáveis apresentam um período de 20, indicativo que para o conjunto de observações em estudo, compreendido entre janeiro de 1986 e dezembro de 2014, a emissão dos gases CO, O₃ e SO₂ apresentou um padrão cíclico que completa-se a cada 20 meses. O gás NO₂ apresentou um padrão cíclico que completa-se a cada 43 meses.

Para o ajuste dos modelos com intervenção no período indicado pelo ciclo, foram considerados como possível intervenção em cada série: observação 20 (agosto/1987) nas variáveis CO, O₃ e SO₂ e observação 43 (julho/1989) na variável NO₂.

Assim, ajustou-se os modelos ARIMA com intervenção (no ciclo), onde na Tabela 6, observa-se os valores estimados para os coeficientes, nível de significância, estatísticas de penalidade AIC e BIC e também a indicação do período em que aplicou-se a análise de intervenção abrupta temporária, justificada pela característica apresentada pelas séries em estudo quando analisado os gráficos dos espectros estimados em função das frequências, onde após o padrão cíclico identificado para cada variável ocorreu um caimento abrupto.

Tabela 6 – Modelos ARIMA com intervenção (no ciclo).

Variável	Modelo	Coefficientes	p-valor	AIC	BIC	Intervenção Período	Resíduos
CO	ARIMA(0,1,1) CI	$\theta_1 = -0,3222$ $\omega = 4,3824$ $\delta = 0,9938$	<0,05	0,2761	0,2872	Abr/Temp 20	RB
O ₃	ARIMA(0,1,1) CI	$\theta_1 = -0,2153$ $\omega = 84,8870$ $\delta = 0,9993$	<0,05	7,6161	7,6272	Abr/Temp 20	RB
NO ₂	ARIMA(0,1,2) CI	Constante = 25,6722 $\theta_1 = -0,2641$ $\theta_2 = -0,1313$ $\omega = 15,8169$ $\delta = 0,9832$	<0,05	6,1194	6,1415	Abr/Temp 43	RB
SO ₂	ARIMA(1,1,1) CI	$\phi_1 = 0,9763$ $\theta_1 = 0,0546$ $\omega = -29,2178$ $\delta = -0,6118$	<0,05	5,1229	5,1450	Abr/Temp 20	RB

Fonte: Autor.

Como utilizou-se também a intervenção Abrupta Temporária, quando analisada a intervenção no ciclo, também pela característica do comportamento das séries, observa-se que na variável CO, no período de intervenção no instante 20 acarretou em um impacto de 4,3824 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ e, após o período de intervenção, o modelo captou um impacto de 0,9938 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ na emissão do CO. Na variável O₃ o impacto foi de 84,8870 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ no período de intervenção (20) e, após esse período, o impacto foi de 0,9993 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ de emissão de O₃. A variável NO₂, considerando o período de intervenção (43) obteve um acréscimo de 15,8169 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ e, após a intervenção, 0,9832 $\mu\text{g}/\text{m}^3$. A variável SO₂ no período de intervenção (20) acarretou em um impacto de negativo de 29,2178 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ e, após o período de intervenção, o modelo captou um impacto de -0,6118 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ na emissão de SO₂.

Referente à análise dos resíduos dos modelos apresentados, verificou-se a presença de resíduos com característica de ruído branco e, para esta conclusão,

utilizou-se a análise da FAC e FACP dos resíduos, todos apresentados no APÊNDICE C.

O modelo substituído por suas respectivas estimativas, para cada variável está no APÊNDICE E. Comparando-se as estatísticas de penalidade AIC e BIC dos modelos ARIMA e os modelos ARIMA com intervenção no ponto máximo e no ciclo, tem-se a Tabela 7.

Tabela 7 – Comparação AIC e BIC dos modelos.

Variável	ARIMA		ARIMA INTERVENÇÃO (PONTO MÁXIMO)		ARIMA INTERVENÇÃO (NO CICLO)	
	AIC	BIC	AIC	BIC	AIC	BIC
CO	2,9253	2,9364	0,3696	0,3807	0,2761	0,2872
O ₃	10,4000	10,4120	7,9689	7,9800	7,6161	7,6272
NO ₂	8,8052	8,8385	6,1436	6,1657	5,9809	6,0030
SO ₂	7,9790	8,0013	5,1250	5,1472	5,1229	5,1450

Fonte: Autor.

Realizando a comparação na Tabela 7, espera-se que o modelo ARIMA apresente piores resultados em termos das estatísticas AIC e BIC que os modelos ARIMA com intervenção, pois ao realizar a Análise de Intervenção há inclusão de uma nova variável no modelo do tipo *dummy* e, conseqüentemente, os modelos com intervenção apresentam melhor resultados.

Comparando-se os modelos com intervenção observa-se aquele em que o instante foi designado pela Análise Espectral apresentou melhores resultados em termos das estatísticas AIC e BIC, desta forma deve-se sempre que possível realizar esta pré-análise para obter resultados mais fidedignos.

5 CONCLUSÃO

Este estudo foi elaborado com o objetivo de avaliar o desempenho dos modelos de séries temporais, utilizando-se a combinação de dois enfoques: a análise do domínio da frequência e o domínio do tempo, em dados de emissão de gases poluentes na Cidade do México.

Os modelos ARIMA conseguiram captar o movimento das séries em estudo, mas os modelos com intervenção no ponto máximo possibilitaram verificar que, quando ocorrem picos nas diversas variáveis (indicando alta emissão dos poluentes), esses picos são significativos com a característica de atingirem um ponto de máximo e sofrerem queda abrupta, como o visualizado nas séries.

Foi possível também, neste estudo, identificar ciclos nestas variáveis, com a utilização da análise espectral, e os ciclos encontrados também foram significativos, com característica abrupta temporária.

O comportamento, de grande variabilidade das séries estudadas, vai de encontro com a características destas variáveis conforme apontado por estudos como os de Moreira et al. (2008) e Liu e Johnson (2002) que são altamente correlacionadas a fatores como temperatura, umidade relativa do ar, velocidade do vento, dentre outros fatores que geralmente apresentam esta característica e também característica cíclicas.

Os níveis de ozônio, de acordo com Achcar et al. (2013) ressaltam uma queda de 30% em relação ao ano de 1990 na Cidade do México, decorrente de uma série de medidas ambientais implementadas para diminuir a emissão de poluentes. Rodrigues et al. (2015) realizaram estudo com dados da emissão de ozônio Cidade do México, considerando um modelo Poisson não homogêneo para estudar o comportamento deste poluente, os modelos propostos utilizam-se de estatística Bayesiana via algoritmos da cadeia de Markov Monte Carlo.

Ao se comparar aos modelos com intervenção imputada em um ponto escolhido visualmente como sendo uma observação relevante com os modelos em que realizou-se a pré-análise, utilizando-se a análise espectral, avalia-se o melhor desempenho pelos critérios AIC e BIC, indicando que deve-se levar em consideração a possibilidade de utilizar, a análise espectral como uma ferramenta essa ferramenta para auxiliar a modelagem de séries temporais.

Deixa-se como sugestão para futuras pesquisas a investigação de picos menores de poluição que não foram levados em consideração neste estudo e que também são possíveis e relevantes de serem estudados e analisados.

REFERÊNCIAS

- ACHCAR, J. A.; CUERVO, E. C. ; RODRIGUES, E. R. Some dependence models for the time between ozone exceedances in Mexico city. **Environmental Modeling & Assessment**, v. 18, p. 259-270, 2013.
- ACKERMANN-LIEBRICH, U. et al. Lung function and long term exposure to air pollutants in Switzerland. Study on air pollution and lung diseases in adults (SAPALDIA) Team. **American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine**, [S. L.], v. 155, n. 1, p. 122-129, 1997.
- ALVIM, D. S.; GATTI, L. V.; SANTOS, M. H.; YAMAZAKI, A. Estudo dos composto voláteis precursores de ozônio na cidade de São Paulo. **Eng Sanit Ambient**. v. 16, n.2, p. 189-196, 2011.
- AMANCIO, C. T.; NASCIMENTO, L. F. Environmental pollution and deaths due to stroke in a city with low levels of air pollution: ecological time series study. **São Paulo Med. J.**, São Paulo, v. 132, n. 6, p. 353-358, dez. 2014 .
- ARAÚJO, E. S. B.; BATISTA, L. S.; SCALON, J. D. Análise espectral bidimensional em partículas de material compósito Al/Sic. **Tendências em Matemática Aplicada e Computacional**, São Carlos, v. 15, n. 1, p.73-81, 2014.
- BARBOSA, S. M. M; FARHAT, S. C.; MARTINS, L. C.; PEREIRA, L. A. A.; SALDIVA P. H. N.; ZANOBETTI, A.; BRAGA, A. L. F. Air pollution and children's health: sickle cell disease. **Cadernos de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, v. 31, n. 2, p. 265-275, 2015.
- BEZERRA, M. I. S. **Proposta de um método sub-ótimo para estimação espectral do modelo ARMA**. 2012. 208 f. Tese (Doutorado Engenharia Elétrica) - Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP, 2012.
- BLAIN, G. C. **Precipitação pluvial e temperatura do ar no estado de São Paulo: periodicidades, probabilidades associadas, tendências e variações climáticas**. 2010. 195 f. Tese (Doutorado Engenharia Agrônômica) - Universidade de São Paulo, Piracicaba, SP, 2010.
- BOX, G. E. P.; JENKINS, G.M. **Time Series Analysis, forecasting and control**. San Francisco: Holden Day, 1970.
- BOX, G. E. P.; TIAO, G. C. Intervention analysis with applications to economic and everinmental problems. **Journal of the Americam Statistical association**. v. 70, n. 349, p. 70–79. mar. 1975.
- BOX, G.E.; JENKINS, G.M.; REINSEL, G.C. **Time series analysis: Forecasting and control**. 3 ed. New Jersey: Printice Hall, 1994.

- CERA, J. C.; FERRAZ, S. E. T. Variações climáticas na precipitação no sul do Brasil no clima presente e futuro. **Revista Brasileira de Meteorologia**, [S. l.], n. 1, p. 81-88, jan. 2015.
- CHATFIELD, C. **The analysis of time series: an introduction**. 5. ed. London: Chapman & Hall, 1996.
- CLANCY, L.; GOODMAN, P.; SINCLAIR, H.; DOCKERY, D. W. Effect of air-pollution control in deaths rates in Dublin, Ireland: an intervention study. **The Lancet**. [S. l.], v. 360, n. 9341, p. 1210-1214, 2002.
- DALLAROSA, J. B. et al. Polycyclic aromatic hydrocarbons in atmospheric particles in the metropolitan area of Porto Alegre, Brazil. **Atmospheric Environment**, [S. l.], v. 39, p. 1609-1625, 2005.
- DALLAROSA, J. B. et al. Application of Numerical Models in the Formation of Ozone and its Precursors in Areas of Influence of Coal-Fired Power Station - Brazil. **Water, Air and Soil Pollution**, v. 178, p. 385-399, 2006.
- DICKEY, D. A.; FULLER, W. Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. **Journal of American Statistical Association**, [S. l.], v. 74, n. 366, p.427-431, 1979.
- ECHER, E. et al. O número de manchas solares, índices da atividade do sol. **Revista Brasileira de Ensino de Física**, São Paulo, v. 25, n. 2, p.10-17, 2003.
- ENDERS, W. **Applied Econometric Time Series**. 3. ed. Nova York: John Wiley & Sons, 2010.
- GAVINIER, S.; NASCIMENTO, L. F. C. Air pollutants and hospital admissions due to stroke. **Rev. Ambient. Água**, Taubaté, v. 9, n. 3, p. 390-401, set. 2014.
- HAMILTON, J.D. **Time series analysis**. Princeton: Princeton University, 1994.
- JENKINS, G.M., WATTS, D.C. **Spectral analysis and its applications**. Oxford: Holden Day, 1968.
- JUNGER, W.L.; LEON, A.P.; MENDONÇA, G.A.S. Associação entre a mortalidade diária por câncer de pulmão e poluição do ar no município do Rio de Janeiro: um estudo ecológico de séries temporais. **Revista Brasileira de Cancerologia**, [S. l.], v. 51, n.2, p. 111-115, 2005.
- JUNGES, A. H.; FONTANA, D. C. Modelo Agrometeorológico-espectral de Estimativa de Rendimento de Grãos de Trigo no Rio Grande do Sul. **Revista Ceres**, Viçosa, v. 58, n. 1, p. 9-16, 2011.
- KWIATKOWSKI, D. et al. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root? **Journal of Econometrics**, [S. l.], v. 54, n. 3, p. 159-178, dez. 1992.

LAMOUNIER, W. M. Tendência, Ciclos e Sazonalidade nos Preços Spot do Café Brasileiro na NYBOT. **Gestão & Produção**, São Carlos, v. 14, n. 1, p.13-23, 2007.

LIMA, T. A. C. et al. Association between maternal exposure to particulate matter and premature birth. **Rev. Ambient. Água**, Taubaté, v. 9, n. 1, p. 27-36, mar. 2014.

LIMA, Y.; FARIAS, F.; LIMA, A.; ELISA, M. Poluição Atmosférica e Clima: Refletindo Sobre os Padrões de Qualidade do Ar no Brasil. **Revista Geonorte**, Manaus, v. 2, n. 5, p.555-564, 2012.

LIU, P. W. G.; JOHNSON, R. Forecasting peak daily ozone levels-I. A regression with time series errors model having a principal component trigger to fit 1991 ozone levels. **Journal of the Air & Waste Management Association**. [S. l.], v. 52, n. 9, p. 1064-1074, 2002.

MACKINNON, J. G. Numerical distribution functions for unit root and cointegration tests. **Journal of Applied Econometrics**. v. 11, n. 6, p. 601–618, 1996.

MADDALA, G. S. **Introduction to Econometrics**, Macmillan. Singapura: 1992.

MIGLIAVACA, D.; TEIXEIRA, E. C.; WIEGAND, F.; MACHADO, A. C. M.; SANCHEZ, J. Atmospheric precipitation and chemical composition of an urban site, Guaíba hydrographic basin, Brazil. **Atmospheric Environment**, [S. l.], v. 39, p. 1829-1844, 2005.

MOREIRA, D. M.; TIRABASSI, T.; MORAES, M. R. Meteorologia e poluição atmosférica. **Ambiente & Sociedade**, [S. l.], v. 11, n. 1, p. 1-13, 2008.

MOREIRA, L. C. O. Comparação entre os poluentes atmosféricos emitidos por uma caldeira flamotubular movida a gás natural e a óleo combustível BPF 2ª. **Interações**, Campo Grande, v. 13, n. 1, p. 49-57, 2012.

MORETTIN, P. A.; TOLOI C. M. **Métodos quantitativos: séries temporais**. São Paulo: Atual, 1986.

MORETTIN, P. A.; TOLOI C. M. **Análise de séries temporais**. 2. Ed. São Paulo: Blücher, 2006.

MORETTIN, P. A.; **Econometria financeira: um curso de séries temporais financeiras**. São Paulo: Blucher, 2008.

OLIVEIRA, H. M. **Análise de Fourier e Wavelets: sinais estacionários e não estacionários**. Recife: Editora Universitária, 2007.

ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DA SAÚDE. **Programas**. Genebra, 2016. Disponível em:<<http://www.who.int/entity/en/>>. Acesso em: 15 jan. 2016.

OSTRO, B. et al. Fine particulate air pollution and mortality in nine California counties: results from CALFINE. **Environmental Health Perspectives**, [S. l.], v. 114, n. 1, p. 29-33, 2006.

PACK, D. J. **Forecasting Time Series Affected by Identifiable Isolated Events**. Ohio: Ohio State University, 1977.

PARZEN, E. Mathematical Considerations in the Estimation of Spectral. **Technometrics**, [S. l.], v. 3, n. 2, p. 167-190, 1961.

PAVANELLI, P. E. **Controle e Monitoramento em Tempo Real do Regime de Jorro Estável Através da Análise Espectral**. 2006. 121 f. Dissertação (Mestrado Engenharia Química) - Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP, 2006.

RAUSSER, G. C.; CARGILL, T. F. The existence of broiler cycles: an application of spectral analysis. **American journal of agricultural economics**, Oxford, v. 52, n. 1, p. 109-121, fev. 1970.

RODRIGUES, C. G. et al. Projeção da mortalidade e internações hospitalares na rede pública de saúde atribuíveis à poluição atmosférica no Estado de São Paulo entre 2012 e 2030. **Revista Brasileira de Estudos de População**, v. 32, p. 489-509, 2015.

RODRIGUES, E. ; Gamerman, Dani ; TARUMOTO, M. ; TZINTZUN, G. . A non-homogeneous Poisson model with spatial anisotropy applied to ozone data from Mexico City. **Environmental and Ecological Statistics**, v. 22, p. 393-422, 2015.

ROMANO, A. L. T. **Análise Espectral e Modelagem Adaptativa de Sinais de Maré em Mar Semi-Fechado**. 1995. 140 f. Dissertação (Mestrado Engenharia Elétrica) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP, 1995.

RYAN, W. F.; PIETY, C. A; LUEBEHUSEN, E. D. Air quality forecasts in the Mid-Atlantic Region: current practice and benchmark skill. **Weather and Forecasting**, v. 15, n. 1, p. 46-60, 1999.

SCHWARTZ, J.; MARCUS, A. Mortality and air pollution J London: a time series analysis. **American Journal of Epidemiology**, [S. l.], v. 131, p. 185-194, 1990.

SILVA, C. A. M. **Aplicação da Metodologia de Análise Espectral Gaussiana para Monitorar e Controlar a Defluidização em Processo de Recobrimento de Partículas**. 2009. 165 f. Dissertação (Mestrado Engenharia Química) - Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP, 2009.

SILVA, M. S. et al. Análise comparativa da concentração de dióxido de enxofre via modelos regulatórios aermod e calpuff e monitoramento próximo às fontes de emissão da bacia aérea III – RMR, **Revista Brasileira de Meteorologia**, [S. l.], v.29, n.2, p. 281 - 298, 2014.

SOARES, N. S. et al. Elaboração do Modelo de Previsão de Preço da Madeira de *Eucalyptus ssp*. **Cerne**, Lavras, v. 16, n. 1, p. 41-52, 2010.

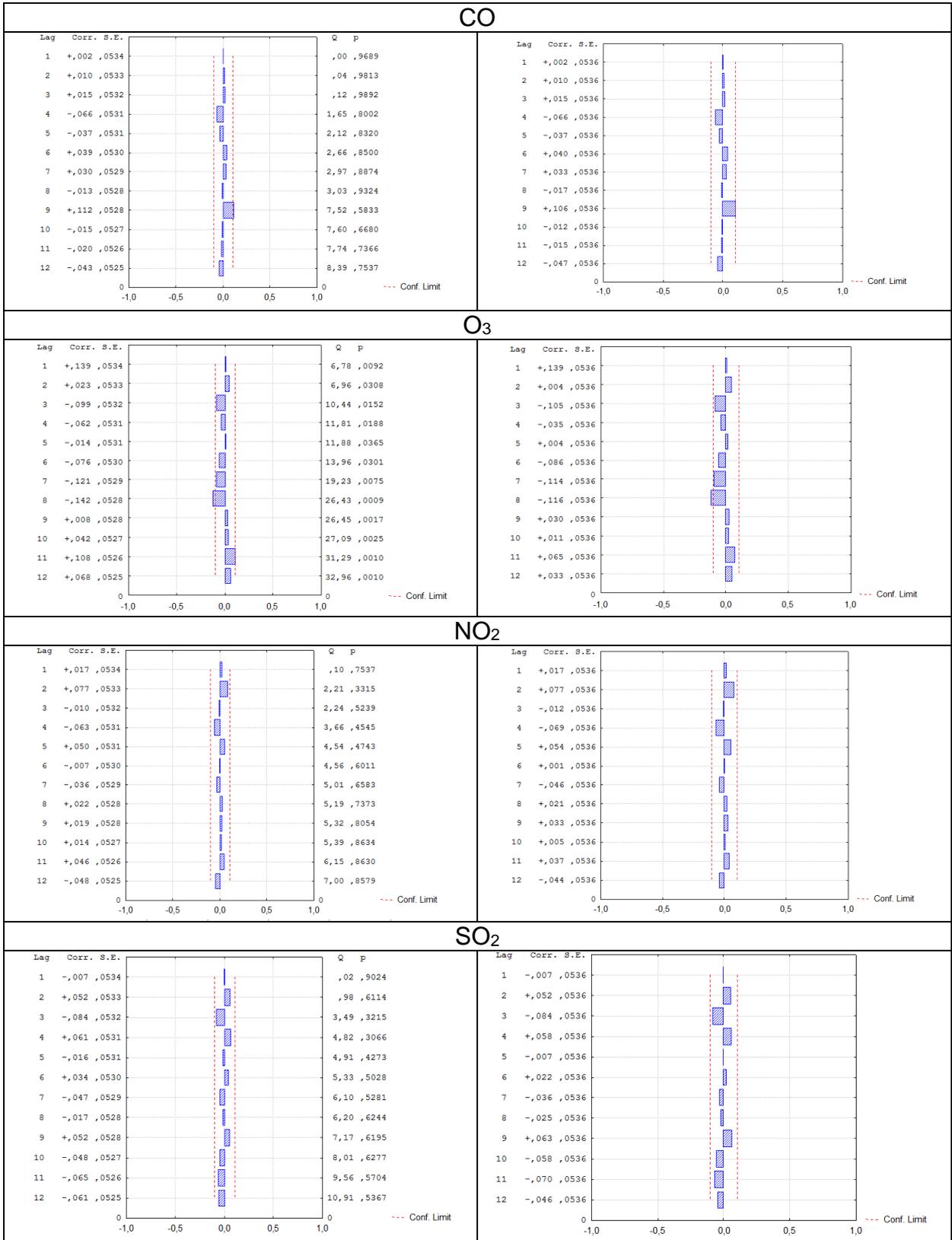
SOUZA, A. M. **Aplicação e Performance da Análise de Intervenção em Séries Macroeconômicas Brasileiras**. 1991. 93 f. Monografia (Especialização Estatística e Modelagem Quantitativa) - Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, RS, 1991.

SOUZA, F. M.; SOUZA, A. M.; LOPES, L. F. D. Previsão da Demanda de Leitos Hospitalares por Meio da Análise de Séries Temporais. **Ciência e Natura**, Santa Maria, v. 31, n. 1, p.33-47, 2009.

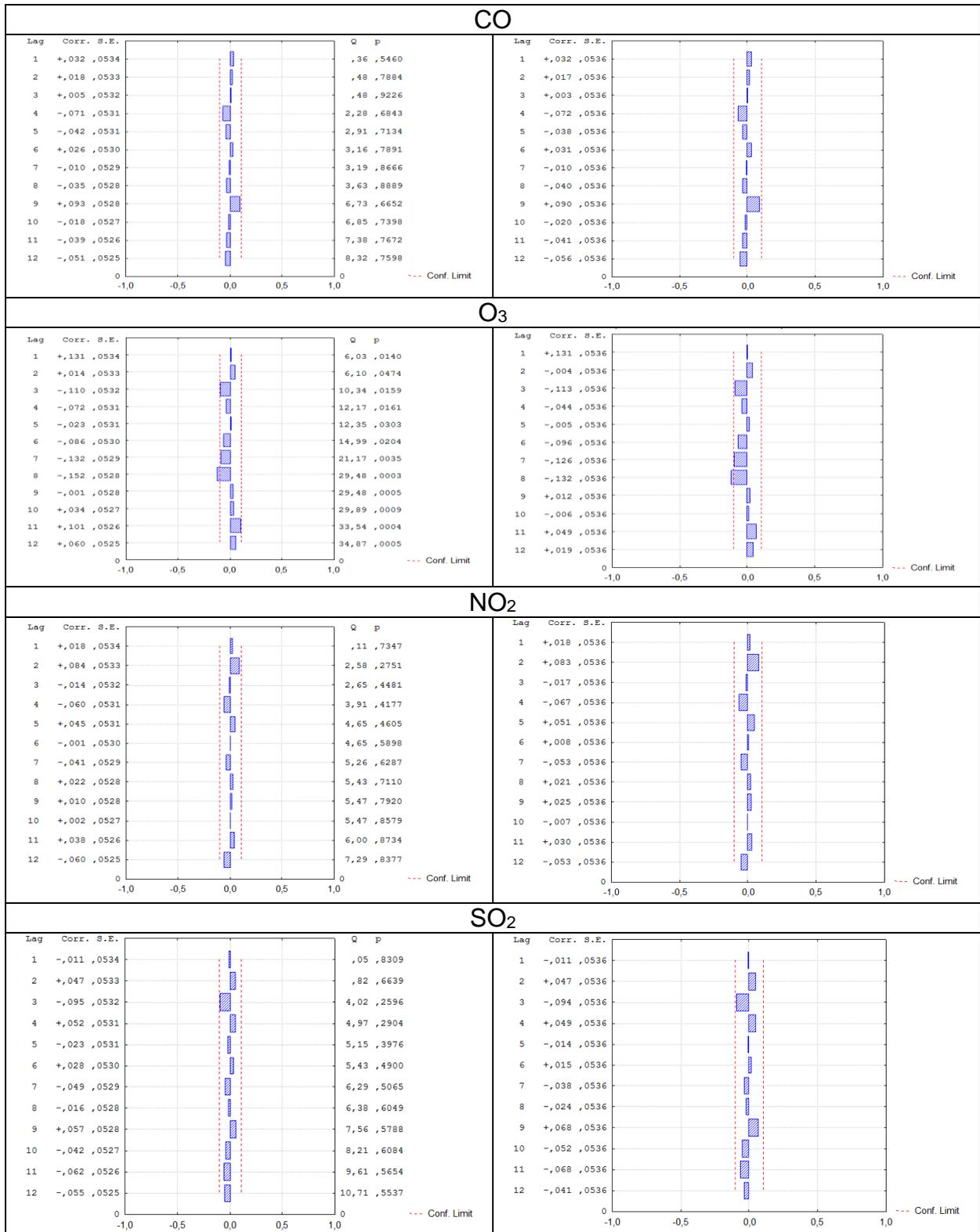
TIGRE, S. S. **Análise Espectral de Movimentos do Mercado Financeiro: Três Experimentos Sobre o Mercado de Ações e Juros**. 1999. 84 f. Dissertação (Mestrado Administração) - Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, RJ, 1999.

WOOLDRIDGE, J. M. **Introdução a Econometria: Uma abordagem moderna**, São Paulo: Thomson, 2006.

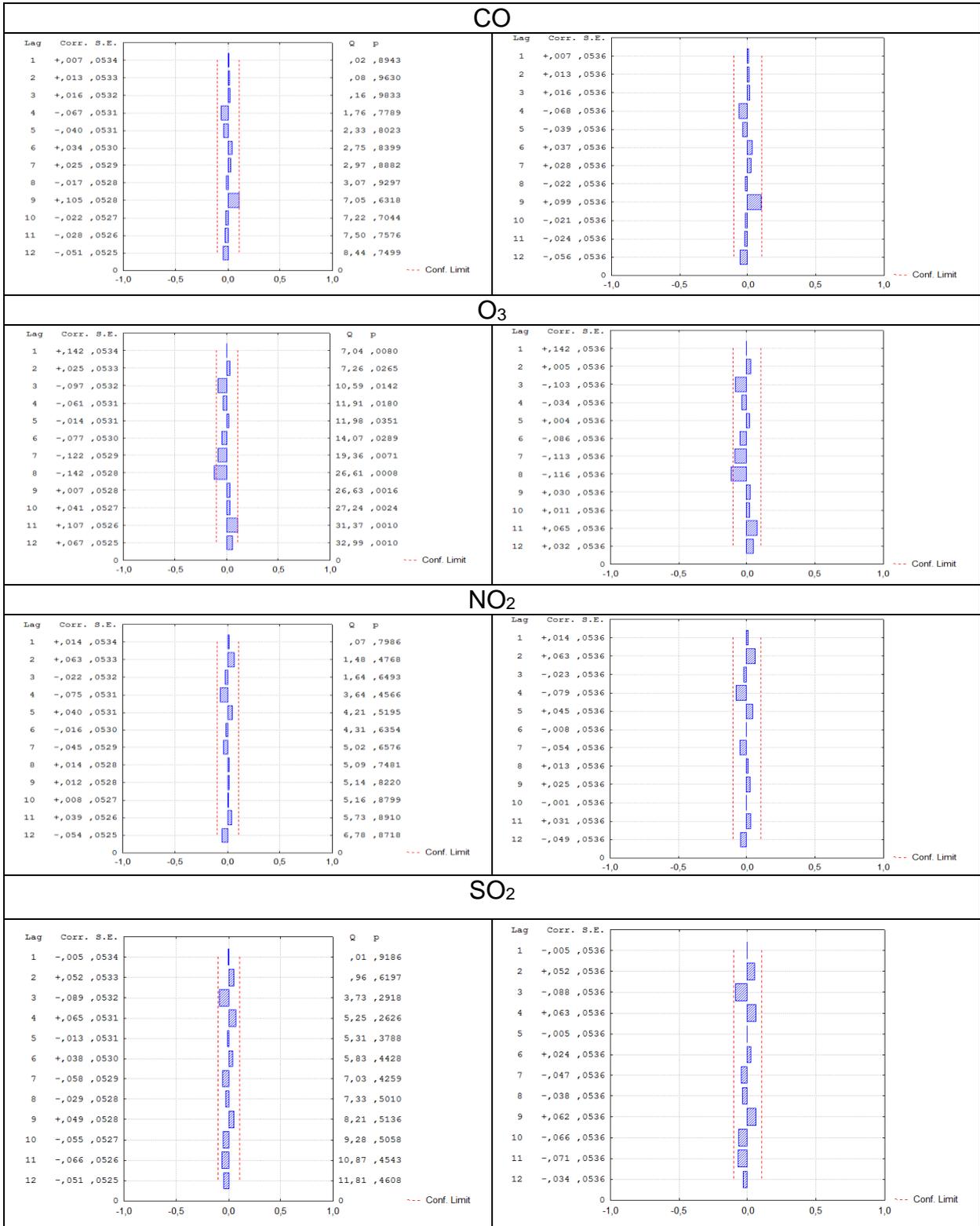
APÊNDICE A - FAC E FACP DOS RESÍDUOS, RESPECTIVAMENTE, DOS MODELOS ARIMA



APÊNDICE B - FAC E FACP DOS RESÍDUOS, RESPECTIVAMENTE, DOS MODELOS ARIMA COM INTERVENÇÃO (PONTO MÁXIMO)



APÊNDICE C - FAC E FACP DOS RESÍDUOS, RESPECTIVAMENTE, DOS MODELOS ARIMA COM INTERVENÇÃO (NO CICLO)



APÊNDICE D – MODELOS ARIMA COM INTERVENÇÃO (PONTO MÁXIMO)

CO	Modelo	
	$Z_t = \frac{\omega}{1 - \delta B} x_{1,t} + \frac{1 - \theta_1 B}{(1 - B)} a_t$	
	Estimativas	
	$Z_t = \frac{4,4724}{1 - (0,9906)B} x_{1,t} + \frac{1 + 0,3589B}{(1 - B)} a_t$	$x_{1,t} = \begin{cases} 0, t < 49 \\ 1, t \geq 49 \end{cases}$

O ₃	Modelo	
	$Z_t = \frac{\omega}{1 - \delta B} x_{1,t} + \frac{1 - \theta_1 B}{(1 - B)} a_t$	
	Estimativas	
	$Z_t = \frac{88,8905}{1 - (0,9975)B} x_{1,t} + \frac{1 + 0,4579B}{(1 - B)} a_t$	$x_{1,t} = \begin{cases} 0, t < 159 \\ 1, t \geq 159 \end{cases}$

NO ₂	Modelo	
	$Z_t = \frac{\omega}{1 - \delta B} x_{1,t} + C + \frac{1 - \theta_1 B}{(1 - B)} + \frac{1 - \theta_2 B}{(1 - B)} a_t$	
	Estimativas	
	$Z_t = \frac{143,0899}{1 - (0,3078)B} x_{1,t} + 27,7700 + \frac{1 + 0,2534B}{(1 - B)} + \frac{1 + 0,2173B}{(1 - B)} a_t$	$x_{1,t} = \begin{cases} 0, t < 67 \\ 1, t \geq 67 \end{cases}$

SO ₂	Modelo	
	$Z_t = \frac{\omega}{1 - \delta B} x_{1,t} + \frac{1 - \theta_1 B}{(1 - B)(1 - \phi_1 B)} a_t$	
	Estimativas	
	$Z_t = \frac{41,8422}{1 - (0,5076)B} x_{1,t} + \frac{1 - 0,6758B}{(1 - B)(1 - 0,9827B)} a_t$	$x_{1,t} = \begin{cases} 0, t < 80 \\ 1, t \geq 80 \end{cases}$

APÊNDICE E – MODELOS ARIMA COM INTERVENÇÃO (NO CICLO)

CO	Modelo	
	$Z_t = \frac{\omega}{1 - \delta B} x_{1,t} + \frac{1 - \theta_1 B}{(1 - B)} a_t$	
	Estimativas	
	$Z_t = \frac{4,3824}{1 - (0,9938)B} x_{1,t} + \frac{1 + 0,3222B}{(1 - B)} a_t$	$x_{1,t} = \begin{cases} 0, t < 20 \\ 1, t \geq 20 \end{cases}$

O ₃	Modelo	
	$Z_t = \frac{\omega}{1 - \delta B} x_{1,t} + \frac{1 - \theta_1 B}{(1 - B)} a_t$	
	Estimativas	
	$Z_t = \frac{84,8870}{1 - (0,9993)B} x_{1,t} + \frac{1 + 0,2153B}{(1 - B)} a_t$	$x_{1,t} = \begin{cases} 0, t < 20 \\ 1, t \geq 20 \end{cases}$

NO ₂	Modelo	
	$Z_t = \frac{\omega}{1 - \delta B} x_{1,t} + C + \frac{1 - \theta_1 B}{(1 - B)} + \frac{1 - \theta_2 B}{(1 - B)} a_t$	
	Estimativas	
	$Z_t = \frac{15,8169}{1 - (0,9832)B} x_{1,t} + 25,6722 + \frac{1 + 0,2641B}{(1 - B)} + \frac{1 + 0,1313B}{(1 - B)} a_t$	$x_{1,t} = \begin{cases} 0, t < 43 \\ 1, t \geq 43 \end{cases}$

SO ₂	Modelo	
	$Z_t = \frac{\omega}{1 - \delta B} x_{1,t} + \frac{1 - \theta_1 B}{(1 - B)(1 - \phi_1 B)} a_t$	
	Estimativas	
	$Z_t = \frac{-29,2178}{1 + 0,6118B} x_{1,t} + \frac{1 - 0,0546B}{(1 - B)(1 - 0,9763B)} a_t$	$x_{1,t} = \begin{cases} 0, t < 20 \\ 1, t \geq 20 \end{cases}$

ANEXO A – AUTORIZAÇÃO DE UTILIZAÇÃO DOS DADOS

02/02/2016

Imprimir

Assunto: Respuesta a solicitud de información

De: Calidad del Aire (calidadaire@sedema.df.gob.mx)

Para: avljunior@yahoo.com.br,

Data: Quarta-feira, 27 de Janeiro de 2016 14:29

Estimado Junior:

El Sistema de Monitoreo Atmosférico de la Ciudad de México (SIMAT) se encarga de medir e informar la calidad del aire, como medida para proteger la salud de las personas.

La información que se genera es pública y se puede usar sin restricción alguna para fines de estudio e investigación, no obstante, le agradeceremos que otorgue los créditos correspondientes al SIMAT, en cualquier espacio, medio o documento donde informe los resultados obtenidos.

Las bases validadas se publican a mediados de cada mes, en formato CSV, XML, JSON y XLS. Los datos están disponibles en la página web del SIMAT, en la sección *Contaminante* (<http://www.aire.df.gob.mx/default.php?opc=%27aKBhnmI=%27&opcion=Zg==>) y en la sección *Bases de datos - Red Automática de Monitoreo Atmosférico RAMA* (<http://www.aire.df.gob.mx/default.php?opc=%27aKBh%27>).

Atentamente

Sistema de Monitoreo Atmosférico de la Ciudad de México (SIMAT)

Secretaría del Medio Ambiente del GDF

Av. Tlaxcoaque # 8, Piso 6, Col. Centro,
C.P. 06090, Del. Cuauhtémoc, D.F.

Atención personal

en el Centro de Información de la Calidad del Aire (CICA)
al 5278-9931 ext. 6260

.:Dirección de Monitoreo Atmosférico:.



De: Junior <avljunior@yahoo.com.br>
Enviado: martes, 26 de enero de 2016 08:58 p. m.
Para: Calidad del Aire
Asunto: Enc: Utilização dos dados

De: Junior <avljunior@yahoo.com.br>
Enviado: jueves, 21 de enero de 2016 10:24 p. m.
Para: Calidad del Aire
Asunto: Utilização dos dados

Em Sexta-feira, 22 de Janeiro de 2016 2:24, Junior <avljunior@yahoo.com.br> escreveu:

Bom dia,

02/02/2016

Imprimir

Sou estudante de Mestrado em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Santa Maria, localizada no Rio Grande do Sul / Brasil, gostaria de pedir autorização para utilizar os dados que estão disponíveis no site de vocês para realização de estudos.

Utilizaria os dados da RAMA (**Red Automática de Monitorio Atmosférico**)

Trabalho com modelos matemáticos/estatística.

Aguardo retorno

Atenciosamente

Afonso Junior