

Eixo Temático: Inovação e Sustentabilidade

**REVISÃO DOS MODELOS ESTATÍSTICOS UTILIZADOS NA AVALIAÇÃO DO
IMPACTO DA POLUIÇÃO DO AR NA SAÚDE DA POPULAÇÃO**

**REVIEW OF STATISTICAL MODELS USED IN EVALUATION OF AIR
POLLUTION IMPACT ON POPULATION HEALTH**

Steffani Nikoli Dapper, Angelica Peripolli, Leticia Marasca, Claudia Aline Ramser, Adriano
Mendonça Souza e Roselaine Ruviaro Zanini

RESUMO

O aumento das atividades industriais trouxe algumas consequências para o meio ambiente como, por exemplo, a poluição do ar. Esta, além de causar danos ao meio que vivemos, pode ser capaz de provocar efeitos negativos na saúde da população. Métodos estatísticos como, por exemplo, a análise de regressão que permite explicar a relação de uma variável com outras variáveis é capaz de auxiliar no estudo da relação da poluição do ar com problemas na saúde de determinada população. Neste contexto, o objetivo deste trabalho foi realizar uma revisão dos estudos brasileiros que analisaram a associação da poluição atmosférica com problemas na saúde a fim de verificar os métodos estatísticos mais empregados para este tipo de estudo. Foi possível observar, que o método estatístico mais utilizado é o Modelo Aditivo Generalizado de Regressão de Poisson.

Palavras-chave: Poluição atmosférica, saúde, regressão de Poisson.

ABSTRACT

The increase in industrial activities brought some consequences for the environment as, for example, the air pollution. This, in addition to causing damage to the middle that we live, may be able to cause negative effects on the health of the population. Statistical methods such as, for example, a regression analysis which allows to explain a variable relationship with other variables is able to assist in the study of Air pollution relations issues in health determined population . In this context, the objective of this study was a review of Brazilian studies that have analyzed the association of air pollution with health problems in to check the statistical methods more utilized for this type of study. It was possible to observe, that the most used statistical method is the Model Additive Generalized Poisson Regression.

Keywords: Air pollution, health, Poisson regression.

1 Introdução

O aumento das atividades industriais, além de gerar novos empregos e desenvolvimento em diversas áreas, trouxe algumas consequências como, por exemplo, o aumento da poluição atmosférica. Ferreira (2008) destaca que problemas relacionados ao meio ambiente são capazes de comprometer o bem-estar da humanidade e de outras formas de vida do planeta.

Além de fontes de poluição geradas por indústrias e veículos, o que é característica, principalmente, de grandes centros urbanos, existem outras fontes emissoras de poluentes, em cidades menores, que podem colocar em risco a saúde dos seus habitantes (BRAGA et al. 2007). A queima de biomassa é um exemplo destas e tem se mostrado objeto de alguns estudos (ARBEX et al. 2004; SILVA et al. 2013) no Brasil.

O Brasil contribui significativamente na emissão de poluentes devido à queima de biomassa, tendo como região mais crítica, a Amazônia. A fumaça gerada pelas queimadas na Amazônia mato-grossense é capaz de atingir municípios presentes nas regiões central e sul do Mato Grosso (SILVA et al. 2013). As preocupações mundiais com as mudanças climáticas causam, cada vez mais, interesse das autoridades no controle de queimadas no continente sul-americano. Apesar de haver evidências dos efeitos das fumaças emitidas pelas queimadas das florestas, os estudos epidemiológicos nessa área ainda são escassos (SILVA et al. 2010).

A combustão da biomassa provoca a emissão de gases, incluindo alguns de efeito estufa e precursores do ozônio, bem como partículas de aerossol que interagem eficientemente com a radiação solar, afetando drasticamente a qualidade do ar. Os efeitos das emissões excedem a escala local e afetam regionalmente a composição da atmosfera (FREITAS, 2009).

A ocorrência de chuvas e seus efeitos sobre o ecossistema tem sua importância reconhecida desde a antiguidade. Os hidrometeoros (gotas de chuva, nevoeiro, neve, granizo e graupel¹) são os principais agentes processadores capazes de remover a poluição atmosférica, transferindo da atmosfera para a hidrosfera e litosfera, provocando assim impactos na biosfera (GONÇALVES et al. 2010).

A poluição atmosférica e os efeitos na saúde tem sido foco de estudos epidemiológicos no Brasil e no mundo, apresentando resultados que indicam a associação entre os poluentes e, principalmente, doenças do trato respiratório em crianças (FREITAS et al. 2004; NASCIMENTO et al. 2004; GOUVEIA et al. 2006; BRAGA et al. 2007; MOURA et al. 2008; RIBEIRO e PESQUERO, 2010; MORAES et al. 2010; SILVA et al. 2010; AMÂNCIO e NASCIMENTO, 2012; CESAR et al. 2013; NEGRISOLI e NASCIMENTO, 2013; SILVA et al. 2013; SOUZA et al. 2014) e idosos (MARTINS et al. 2001; MARTINS et al. 2002; GOUVEIA et al. 2006; BRAGA et al. 2007; SILVA et al. 2010; SILVA et al. 2013).

Doenças cardiovasculares (GOUVEIA et al. 2006; BRAGA et al. 2007), acidente vascular encefálico (NASCIMENTO et al. 2012; GAVINIER e NASCIMENTO, 2014; AMÂNCIO e NASCIMENTO, 2014), relatos de sibilância (MORAES et al. 2010), incidência e mortalidade por câncer (YAGANI et al. 2012), nascimento de bebês prematuros (LIMA et al. 2014), também foram relacionadas com a poluição atmosférica, apresentando resultados positivos na associação com os poluentes estudados.

Avaliar o impacto da poluição do ar na saúde é um grande desafio existente e exige o uso de modelos estatísticos capazes de levar em conta todos os fatores envolvidos, pois para estudar tal tema, é preciso considerar que cada pessoa reage de uma maneira diferente a uma determinada concentração de poluentes (TADANO, et al. 2009).

¹ Precipitação de neve que cai na forma de pequenos gelos

A seleção de modelos estatísticos são uma parte fundamental de toda a pesquisa que envolve modelagem estatística, ressaltando que o pesquisador deve sempre procurar o melhor e mais simples modelo capaz de descrever os dados (CORDEIRO e DEMÉTRIO, 2007).

Visto isso, este trabalho teve como objetivo realizar uma revisão teórica de estudos brasileiros, a fim de verificar os métodos estatísticos mais utilizados para avaliar a relação da poluição do ar com problemas na saúde da população.

2 Revisão da Literatura

2.1 Regressão

A análise de regressão permite analisar a relação entre duas variáveis para prever o valor de uma a partir do valor da outra, bem como é capaz de explicar a variação de uma variável como consequência da sua relação com outras variáveis (BLAIR e TAYLOR, 2013).

Na análise de regressão, tem-se que Y é uma variável aleatória de interesse do estudo, que pode ser denominada de variável resposta ou dependente, e X é uma variável aleatória que pode ser denominada de auxiliar, regressora ou independente. O modelo de regressão linear simples descreve a variável dependente (Y) como uma soma de uma quantidade determinística e uma quantidade aleatória. A parte determinística é uma reta em função de X , capaz de representar a informação sobre Y que já poderia ser esperada, apenas conhecendo a variável regressora. A parte aleatória é denominada erro, e representa os diversos fatores que podem interferir na variável dependente (CHARNET et al. 2008).

Os modelos de Regressão Linear Simples permitem verificar a relação de uma variável e alguma outra variável assumindo que existe uma relação linear. Já a Regressão Múltipla consiste na análise da relação de uma variável com outras variáveis independentes que são usadas, simultaneamente, para explicarem as variações existentes na variável dependente (BLAIR e TAYLOR, 2013).

O Modelo de Regressão Linear Múltipla (MRLM) também descreve a variável dependente como uma soma da parte determinística e parte aleatória, sendo a parte determinística mais geral, podendo expressar o valor esperado da variável dependente como uma função de várias variáveis regressoras ou como função de polinômio de maior grau de uma única variável regressora (CHARNET et al. 2008).

O modelo de Relação Linear Múltipla, que descreve a relação de uma variável dependente e demais variáveis independentes, pode ser descrito como:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (1)$$

O MRLM possui k regressoras, em que Y refere-se a variável resposta. Os coeficientes de regressão $\beta (1,2,3\dots n)$ medem a variação esperada em Y por unidade de variação em $X_i (i = 1,2,3,\dots, n)$ quando x_i for constante. O ε refere-se ao erro de previsão do modelo, ou seja, é o resíduo que resulta da diferença entre os valores reais e os previstos da variável dependente (MONTGOMERY e RUNGER, 2003).

2.2 Modelos Lineares Generalizados (MLGs) e Modelo Aditivo Generalizado (MAG)

Antes do surgimento dos modelos lineares generalizados haviam algumas técnicas possíveis para trabalhar com modelos lineares nos quais a variável dependente não seguia uma distribuição normal. Com o desenvolvimento da computação, ocorrido na década de 70, surgiram alguns modelos que passaram a exigir a utilização de processos iterativos para

estimar os parâmetros, como por exemplo o modelo normal não linear. Uma solução mais consistente para tal problema foi dada por Nelder e Wedderburn (1972) que propuseram os Modelos Lineares Generalizados (MLGs) (PAULA, 2013).

Nelder e Wedderburn (1972) uniram uma série de técnicas estatísticas que puderam ser formuladas, de uma maneira unificada como um conjunto de modelos de regressão denominada de Modelos Lineares Generalizados (MLGs) (CORDEIRO e DEMÉTRIO, 2007). Com o surgimento de modelos de regressão cada vez mais sofisticados, foi possível controlar com maior eficácia os fatores de confusão que podem afetar a análise dos dados (MARTINS et al. 2002).

Os Modelos Lineares Generalizados (MLGs) tratam de modelos lineares em relação a uma função da média da variável, de um modo que é possível tratar de outras famílias de distribuição de variáveis aleatórias, especificamente, as que pertencem à família exponencial (CAMARGO, 2007). Além disso, Paula (2013) ressalta que os MLGs permitem maior flexibilidade para a relação funcional entre a média da variável dependente e o preditor linear η .

Tais modelos envolvem uma variável dependente univariada, variáveis explicativas e uma amostra aleatória de n observações independentes, sendo:

- a) A variável resposta, componente aleatório do modelo, tem uma distribuição na família de distribuições que engloba a distribuição normal, gama e normal inversa para dados contínuos; binomial para proporções; Poisson e binomial negativa para contagens;
- b) As variáveis explanatórias entram na forma de uma estrutura linear, constituindo o componente sistemático do modelo;
- c) A ligação entre os componentes aleatório e sistemático é feita através de uma função adequada como, por exemplo, logarítmica para os modelos log-lineares, chamada função de ligação (CORDEIRO e DEMÉTRIO, 2007, p. 13-14).

Para dados de contagem, por exemplo, ao invés de ser aplicada a transformação \sqrt{y} no sentido de se buscar a normalidade dos dados e variância constante, pode-se supor que a distribuição de Y é de Poisson e que a relação funcional entre a média da variável dependente e o preditor linear é dada por $\log \mu = \eta$. Esta relação é conveniente, pois assim é garantida para quaisquer valores dos parâmetros do preditor linear um valor positivo para μ (PAULA, 2013).

Os Modelos Aditivos Generalizados (MAG) permitem ajustar curvas de alisamento não lineares para variáveis como temperatura, umidade, entre outras que apresentem tal comportamento (MARTINS et al. 2001; MOURA et al. 2008).

Souza et al. (2014) destacam que o MAG, com distribuição marginal de Poisson, é geralmente utilizado em análises de associações entre variáveis desfecho/resposta e covariáveis explicativas/regressoras. Seja $\{Y_t\}$, $t = 1, \dots, N$ uma série temporal de contagem sendo formado por valores inteiros não negativos. A densidade condicional de $\{Y_t\}$ dado o passado F_{t-1} , denotado por Y_t / F_{t-1} , possui distribuição de Poisson, com média μ_t , se satisfizer (SOUZA et al. 2014):

$$f(y_t; \mu_t / F_{t-1}) = \frac{e^{-\mu_t} \mu_t^{y_t}}{y_t!}, t = 1, \dots, N. \quad (2)$$

Souza et al. (2014) destacam que, seja $X = [x_1, \dots, x_p]$, o vetor de dimensão p de covariáveis capazes de incluir demais valores anteriores de Y_t e outras informações auxiliares,

como os poluentes atmosféricos e as variáveis de confusão (tendência, sazonalidade, variáveis meteorológicas, entre outras). A curva que descreve a relação de Y_t e o vetor de covariáveis X é gerada por meio da transformação logarítmica de μ_t :

$$\log(\mu_t) = \sum_{j=0}^q \beta_j X_j + \sum_{j=q+1}^p f(x_j) \quad \text{com } q \leq p \quad (3)$$

Em que β_j consiste no vetor dos coeficientes que serão estimados das covariáveis e $f(x_j)$ são as funções suavizadoras para as variáveis de confusão e a sazonalidade de longa duração presente nos dados. β_0 corresponde ao intercepto da curva associado ao vetor de valores unitários (SOUZA et al. 2014).

2.3 Modelo de regressão de Poisson

Quando se tem como variável dependente dados de contagem, e se deseja estudar a sua relação com outras variáveis independentes, pode ser utilizado o modelo de Regressão de Poisson, que pertence à classe dos Modelos Lineares Generalizados (MLG) e dos Modelos Aditivos Generalizados (MAG). A regressão de Poisson também pode ser utilizada para modelar dados de corte, retrospectivos ou prospectivos, taxas e ocorrências de eventos raros, entre outros (COELHO, 2007).

Ao se trabalhar com dados de contagem, a distribuição de probabilidade, na maioria das vezes, é a de Poisson (RAMALHO, 1996; MENDES, 2007; COELHO 2007).

Ramalho (1996) ressalta as seguintes razões para isso:

- a) A distribuição de Poisson adequa-se à principal característica dos dados de contagem, ou seja, o fato destes assumirem apenas valores inteiros não negativos;
- b) Após a estimação, torna-se possível inferir relativamente a probabilidade de acontecimentos futuros de uma dada ocorrência, admitindo-se que o modelo está bem ajustado;
- c) O modelo de Poisson tem uma estrutura simples, sendo considerado de fácil estimação;

A distribuição de Poisson, além de descrever dados experimentais representando contagens, pode modelar o número de eventos em qualquer intervalo de tempo fixado, desde que ocorram aleatoriamente e independentemente no tempo, com taxa de ocorrência constante (CORDEIRO e PAULA, 1989).

Cordeiro e Paula (1989) ainda destacam que o modelo de Poisson na análise de dados categorizados, desempenha o mesmo papel do normal na análise de dados contínuos. A principal diferença é que a estrutura multiplicativa para as médias do modelo de Poisson é mais adequada do que a estrutura aditiva das médias do modelo normal. Na análise de dados categorizados, a média μ pode ser expressa como um produto de outras médias marginais, que se tornam os parâmetros lineares do modelo ao se adotar a escala logarítmica para μ .

Camargo (2007) ressalta que, ao se estimar um MLG com distribuição de Poisson e função de ligação canônica (o logaritmo da média), frequentemente alguns problemas podem surgir como, por exemplo, superdispersão ou números excessivos de zeros. Quando se trata da distribuição de Poisson, a superdispersão é um fenômeno que surge diante de uma variabilidade dos dados maior do que a média. Nesse caso podem-se utilizar as seguintes estratégias possíveis para lidar com a variabilidade extra:

- a) abordagem bayesiana, assumindo que o parâmetro do modelo possui uma distribuição de probabilidade; b) estimação por quase-verossimilhança, incluindo

um fator de dispersão diferente da unidade ou uma função de variância diversa; c) modelos mistos com a separação de efeitos fixos e efeitos aleatórios para as variáveis explicativas (CAMARGO, 2007, p. 29).

Verificada a presença de superdispersão, pode-se levar em conta a hipótese de que, condicionada nos parâmetros, a variável dependente possui distribuição de Poisson. Isto quer dizer que os parâmetros da Poisson são considerados como variáveis aleatórias com distribuição conhecida. Se a distribuição a priori dos parâmetros for Gama, chega-se a solução da Binomial Negativa para a distribuição da variável dependente (CAMARGO, 2007).

O fato de modelo de Poisson impor a restrição da média e da variância serem iguais faz com que existam modelos alternativos, pois alguns dados podem não apresentar tal característica. O mais comum destes modelos é o Binomial Negativo (RAMALHO, 1996).

2.4 Risco relativo

O risco relativo é uma medida muito utilizada em estudos epidemiológicos, como por exemplo, para avaliar o impacto da concentração de poluentes atmosféricos na saúde de determinada população exposta. Pode ser definido como a relação de probabilidade de um evento ocorrer após certa exposição a um fator considerado de risco (SOUZA et al. 2014).

No caso do MAG, com distribuição de Poisson, o risco relativo é estimado pela fórmula (ZOU, 2004):

$$RR(x = \xi) = e^{(\xi\bar{\beta})} \quad (4)$$

com $i = 1, 2, \dots, p$

Em que ξ é a variação da concentração do poluente. Para um nível de significância α , a hipótese a ser testada é definida como $H_0: RR(x) = 1$ contra $H_1: RR(x) > 1$. A rejeição de H_0 implica estatisticamente que o poluente estudado não causa efeito adverso à saúde (SOUZA et al. 2014).

3 Metodologia

Este estudo consiste em uma revisão teórica de estudos brasileiros que avaliaram a relação da poluição atmosférica com problemas na saúde da população. Foram utilizados os descritores “poluição do ar” e “saúde” na base de dados SciELO (Scientific Eletronic Library Online).

Os artigos incluídos foram os que estudaram a relação de poluentes como o material particulado (PM₁₀), dióxido de nitrogênio (NO₂), dióxido de enxofre (SO₂), monóxido de carbono (CO) e ozônio (O₃) com problemas na saúde. O período de pesquisa incluiu estudos publicados entre 2001 a 2014.

Tadano et al. (2009) salienta que em estudos epidemiológicos, geralmente são utilizados modelos estatísticos e analíticos. Montgomery e Runger (2003) destacam a importância do uso de métodos estatísticos, e ressaltam que estes são capazes de permitir a coleta, a apresentação e análise de dados que embasarão as tomadas de decisões de um órgão ou empresa.

O primeiro passo para a realização da análise dos dados deve ser a verificação de ajustes nos bancos de dados coletados. Tadano et al. (2009) salientam que é necessário buscar na literatura aproximações padrões quando houver problemas nos ajustes dos dados. Os autores comentam que as aproximações são fundamentais, pois estas acarretarão em uma

maior confiabilidade dos dados. Em órgãos responsáveis pelo monitoramento do ar, existe um padrão estabelecido para o cálculo das médias diárias, mensais e anuais de variáveis meteorológicas e de poluentes.

Após o ajuste dos dados, é necessário investigar determinados comportamentos dos casos observados, a estatística descritiva é capaz de possibilitar tal feito. Segundo Blair e Taylor (2013, p. 04) “a estatística descritiva é composta de várias técnicas usadas para resumir a informação contida em um conjunto de dados”. Coelho (2007) destaca que medidas como a tendência central (média e mediana), de dispersão (desvio padrão e percentis) e o coeficiente de variação (CV) são fundamentais para o conhecimento inicial do comportamento dos dados.

4 Resultados

Na Tabela 1 é possível observar alguns estudos realizados no Brasil que verificaram a relação da poluição do ar com problemas na saúde. Pode-se perceber que um dos modelos mais utilizados para se estudar o efeito da poluição na saúde da população é o Modelo Aditivo Generalizado (MAG) de Regressão de Poisson.

Para se verificar se este modelo é adequado para os dados de um determinado estudo, deve-se testar se a variável dependente do modelo segue uma distribuição de Poisson. Além disso, pode ser utilizado o gráfico de probabilidade, que segundo Montgomery e Runger (2003), é um dos métodos capazes de demonstrar se os dados obedecem uma distribuição hipotética, baseada no exame visual subjetivo dos dados.

Caso a variável dependente possua uma distribuição de Poisson, os coeficientes de regressão devem ser estimados e, a fim de verificar o ajuste do modelo, pode ser realizada uma análise de resíduos. Por fim, pode ser calculado o risco relativo, que segundo Tadano et al. (2009), é muito importante para quantificar o impacto da poluição do ar na saúde de determinada população, bem como para alertar as pessoas quanto aos riscos causados pela poluição.

Tabela 1- Técnicas estatísticas utilizadas em estudos brasileiros para avaliar o impacto da poluição ambiental na saúde

Autor e ano	CID	Técnica estatística
Martins et al. 2001	CID10 – J00 a J06	Modelo aditivo generalizado de regressão de Poisson
Martins et al. 2002	CID10 – J10 a J18.	Modelo aditivo generalizado de regressão de Poisson
Freitas et al. 2004	CID-9 - 460-519	Modelo aditivo generalizado de regressão de Poisson
Nascimento et al. 2004	CID10- J12 –J22, J45 e J46	Correlação de Pearson e Risco Relativo
Gouveia et al. 2006	CID 10- J00-J99; J12-J18; J45; J40-J47; I00-I99; I20-I22, I24	Modelo aditivo generalizado de regressão de Poisson
Braga et al. 2007	CID-10: J00-J99; CID-10: I00-I99	Modelo aditivo generalizado de regressão de Poisson
Ribeiro e Pesquero, 2010	CID10	Estatística descritiva
Moraes et al. 2010	CID10	Estudo transversal
Silva et al. 2010	CID 10-J00 até J99	Estatística Moran “global” e regressão múltipla espacial
Carnesecca et al. 2012	CID-10	Modelo bayesiano de regressão de Poisson
Nascimento et al. 2012	CID10- I60 até I64	Modelo linear generalizado da regressão de Poisson
Amâncio e Nascimento, 2012	CID10: J45	Modelo aditivo generalizado de regressão de Poisson
Yagani et al. 2012	CID10	Correlação de Pearson e Risco Relativo
Cesar et al. 2013	CID 10: J12.0 a J18.9, J45.0, J45.1, J45.8, J45.9 e J46	Modelo aditivo generalizado de regressão de Poisson
Negrisola e Nascimento, 2013	CID10:J12-J18	Modelo aditivo generalizado de regressão de Poisson
Silva et al. 2013	CID 10-JOO a JNN	Modelo aditivo generalizado de regressão de

Poisson

Lima et al. 2014

CID-10

Regressão logística

Amancio e
Nascimento, 2014

CID10-I-60: I-69

Modelo aditivo de regressão de Poisson em
modelos “unipoluentes” e “multipoluentes”

Fonte: Elaborado pelos autores

5 Considerações Finais

Com base neste estudo pode-se perceber que, na maioria das pesquisas analisadas, foi utilizado o Modelo Aditivo Generalizado (MAG) de Regressão de Poisson para avaliar o impacto dos poluentes na saúde. Outras técnicas estatísticas como regressão logística e análise de correlação também foram utilizadas.

Tadano (2007) realizou uma revisão sistemática relatando as principais técnicas estatísticas utilizadas em estudos epidemiológicos que avaliavam os efeitos dos poluentes na saúde, verificando que os modelos de regressão logística, proporcional de Cox e Poisson são os mais frequentes. A autora ressalta que a principal diferença entre os modelos está no tipo da variável resposta.

Referências Bibliográficas

AMÂNCIO, T. C.; NASCIMENTO, C. F. L. Asma e poluentes ambientais: um estudo de séries temporais. **Revista da Associação Médica Brasileira**, 58(3):302-307. 2012.

AMÂNCIO, T. C.; NASCIMENTO, C. F. L. Environmental pollution and deaths due to stroke in a city with low levels of air pollution: ecological time series study. **São Paulo Medical Journal**. 2014.

ARBEX, A. M. et al. Queima de biomassa e efeitos sobre a saúde. **Jornal Brasileiro de Pneumologia**, 30(2) - Mar/Abr. 2004.

BLAIR, C. R; TAYLOR, A. R. **Bioestatística para ciências da saúde**. São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2013.

BRAGA, F. L. A. et al. Associação entre poluição atmosférica e doenças respiratórias e cardiovasculares na cidade de Itabira, Minas Gerais, Brasil. **Caderno de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, 23 Sup 4:S 570-S578. 2007.

CARNESECA, C. E.; ACHCAR, A. J.; MARTINEZ, Z. E. Association between particulate matter air pollution and monthly inhalation and nebulization procedures in Ribeirão Preto, São Paulo State, Brazil. **Caderno de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, 28(8):1591-1598. 2012.

CESAR, G. C. A.; NASCIMENTO, C. F. L., JUNIOR, C. A. J. Associação entre exposição ao material particulado e internações por doenças respiratórias em crianças. **Revista de Saúde Pública**, 47(6):1209-12. 2013.

CHARNET, R. et al. **Análise de modelos de regressão linear com aplicações**. Campinas: Editora da Unicamp, 2008.

COELHO, S. Z. S. M. **Uma análise estatística com vistas a previsibilidade de internações por doenças respiratórias em função de condições meteorológicas na cidade de São Paulo**. 2007. 195 f. Tese (Doutorado em Ciências) - Universidade de São Paulo, São Paulo, 2007.

CORDEIRO, M. G.; DEMÉTRIO, B. G. C. **Modelos Lineares Generalizados**. 2007

CORDEIRO, M. G.; PAULA, A. G. **Modelos de regressão para análise de dados univariados**. 1989.

FERREIRA, A. P. Public health and environmental pollution: precautionary paradigms. **Revista Brasileira em Promoção da Saúde**, 21 (1): 69-74. 2008.

FREITAS, C. et al. Internações e óbitos e sua relação com a poluição atmosférica em São Paulo, 1993 a 1997. **Revista Saúde Pública**, 38(6):751-7. 2004.

GAVINIER, S.; NASCIMENTO, C. F. L. Air pollutants and hospital admissions due to stroke. **Ambiente & Água - An Interdisciplinary Journal of Applied Science**. 9(3). 2014.

GOUVEIA, N. et al. Hospitalizações por causas respiratórias e cardiovasculares associadas à contaminação atmosférica no Município de São Paulo, Brasil. **Caderno de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, 22(12):2669-2677. 2006.

GONÇALVES, T. L. F. et al. Modelagem dos processos de remoção sulfato e dióxido de enxofre presente no particulado em diferentes localidades da região metropolitana de São Paulo. **Revista brasileira de Geofísica**, 28(1). 2010.

LIMA, C. A. T. et al. Association between maternal exposure to particulate matter and premature birth. **Ambiente & Água - An Interdisciplinary Journal of Applied Science**. 9(1) Taubaté - Jan./Mar. 2014.

MARTINS, C. L. et al. Poluição atmosférica e atendimentos por pneumonia e gripe em São Paulo, Brasil. **Revista Saúde Pública**, 36(1):88-94. 2002.

MARTINS, C. L. et al. Relação entre poluição atmosférica e atendimentos por infecção de vias aéreas superiores no município de São Paulo: avaliação do rodízio de veículos. **Revista Brasileira de Epidemiologia**. 4(3). 2001.

MENDES, C. C. **Modelos para dados de contagem com aplicações**. 2007. 123 f. Dissertação (Mestrado em estatística) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2007.

MONTGOMERY, C. D.; RUNGER, C. G. **Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros**. Rio de Janeiro: LTC-Livros Técnicos e Científicos Editora S.A., 2003.

MORAES, L. C. A. et al. Sibilância em crianças e adolescentes vizinhos a uma indústria petroquímica no Rio Grande do Norte, Brasil. **Jornal de Pediatria**, 86(4). 2010.

MOURA, M. et al. Qualidade do ar e transtornos respiratórios agudos em crianças. **Revista Saúde Pública**, 42(3):503-11. 2008.

NASCIMENTO, C. F. L.; MÓDOLO, C. C. M.; JUNIOR, C. A. J. Atmospheric pollution effects on childhood health: an environmental study in the Paraíba Valley Efeitos da poluição. **Revista Brasileira de Saúde Materna e Infantil**, Recife, 4 (4): 367-374. 2004.

NASCIMENTO. C. F. L. et al. Environmental pollutants and stroke-related hospital admissions. **Caderno de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, 28(7):1319-1324. 2012.

NEGRISOLI. J.; NASCIMENTO. C. F. L. Poluentes atmosféricos e internações por pneumonia em crianças. **Revista Paulista de Pediatria**, 31(4):501-6. 2013.

PAULA, A. G. **Modelos de regressão com apoio computacional**. Instituto de Matemática e Estatística Universidade de São Paulo. 2013.

RAMALHO, S. J. J. **Modelos de regressão para dados de contagem**. 1996. 111 f. Dissertação (Mestrado em matemática aplicada à economia e à gestão) - Universidade técnica de Lisboa, Lisboa, 1996.

RIBEIRO, H.; PESQUERO, C. Queimadas de cana-de-açúcar: avaliação de efeitos na qualidade do ar e na saúde respiratória de crianças. **Estudo avançados**, 24(68), 2010.

SILVA, C. M. A. et al. Material particulado (PM2.5) de queima de biomassa e doenças respiratórias no sul da Amazônia brasileira. **Revista Brasileira Epidemiologia**. 13(2): 337-51. 2010.

SILVA, C. M. A. et al. Material particulado originário de queimadas e doenças respiratórias. **Revista de Saúde Pública**, 47(2):345-52. 2013.

SOUZA, B. J. et al. Componentes principais e modelagem linear generalizada na associação entre atendimento hospitalar e poluição do ar. **Revista de Saúde Pública**, 48(3):451-458. 2014.

TADANO, S. Y. **Análise do impacto de MP10 na saúde populacional: estudo de caso em Araucária, PR**. 2007. 119 f. Dissertação (Mestrado em engenharia mecânica) - Universidade tecnológica federal do Paraná, Curitiba, 2007.

TADANO, S. Y.; UGAYA, M. C. FRANCO, T. A. Método de regressão de Poisson: metodologia para avaliação do impacto da poluição atmosférica na saúde populacional. **Ambiente & Sociedade**, Campinas, 12: 241-255. 2009.

YANAGI, Y. ASSUNÇÃO, V. J. BARROZO, V. L. The impact of atmospheric particulate matter on cancer incidence and mortality in the city of São Paulo, Brazil. **Caderno de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, 28(9):1737-1748. 2012.

ZOU, G. A modified Poisson regression approach to prospective studies with binary data. **American Journal of Epidemiology**. 159(7):702-6. 2004.