

PREDIÇÃO ESPACIAL DE MONÓXIDO DE CARBONO GERADO PELO TRÁFEGO VEICULAR URBANO

Geralcy Carneiro da Silva

Universidade Federal do Rio Grande
Departamento de Matemática

Lenise Grando Goldner

Universidade Federal de Santa Catarina
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil

Ian Ridley

University College London
The Bartlett School of Architecture and Planning

Roque Alberto Sánchez Dalotto

Universidad Nacional del Litoral
Programa Geomática y Ciencias de la Tierra

RESUMO

O monóxido de carbono atua nos grandes centros urbanos como um dos principais componentes da poluição ambiental causada pelos veículos automotores. Por outro lado, é evidente a busca por métodos rápidos, precisos e de baixo custo para determinação deste impacto em áreas urbanas. Esses parâmetros levam os pesquisadores a procedimentos diferenciados e técnicas clássicas sem considerar a dependência espacial. O objetivo deste trabalho é, portanto, apresentar um modelo alternativo, econômico e seguro para predição espacial da concentração do monóxido de carbono no sistema viário do centro da cidade de Florianópolis, utilizando um sistema de informações geográficas (SIG) para análise, exploração e visualização dos resultados da pesquisa. Assim, espera-se contribuir para o desenvolvimento de estudos que aplicam a variação espacial na avaliação de impactos ambientais da poluição do ar gerada pelo tráfego.

ABSTRACT

The carbon monoxide acts in the great urban centers as one of the main components of the ambient pollution caused by motor vehicles. On the other hand, the search for fast, correct and low cost methods for determination of this impact in urban areas is evident. These parameters take the researchers the differentiated procedures and classic techniques without considering the spatial dependence. The objective of this work was, therefore, to present an alternative, economic and safe model for spatial prediction of the concentration of the carbon monoxide in the road system of the center of Florianópolis city, using a geographic information system (GIS) for analysis, exploration and visualization of results of the research. Thus, one expects to contribute for the development of studies that apply the spatial variation in environmental impact assessment of air pollution generated by traffic.

1. INTRODUÇÃO

Os problemas de poluição urbana, relacionados ao monóxido de carbono veicular que sempre é emitido com outros poluentes e acompanhado de ruído devido à explosão de gases no motor, provocam impactos negativos ao meio ambiente (materiais, vegetação, visibilidade) causando ônus ao poder público e riscos à saúde da população. Segundo Kluijver e Stoter (2003), destacam-se os riscos relacionados à poluição sonora: problemas cardiovasculares, perda da audição e distúrbios do sono. Numerosos estudos indicam que a exposição à poluição aumenta riscos de câncer, infecções respiratórias e alérgicas, além de agravar as condições de saúde das pessoas com doenças do coração.

Os efeitos maléficos sobre a saúde física da população podem ser exemplificados pela poluição do ar na cidade de Nova York que, em 1966, matou cerca de 80 pessoas; poluição fotoquímica do ar em Tóquio, a 18 de julho de 1970, que afetou os olhos e a garganta de 6101 pessoas naquela cidade; e outros casos conhecidos como os ocorridos ultimamente, na Grande

São Paulo, sempre que há uma inversão térmica meteorológica, isto é, quando a camada fria sobrepõe-se sobre a camada de ar quente superficial.

No Brasil, o número de veículos tem crescido rapidamente nas últimas décadas: de 430 mil em 1950, o número aumentou para 27 milhões em 1999 e 55 milhões em 2009 (DENATRAN, 2009), enquanto a população cresceu de 51 milhões em 1950 para 168 milhões em 1999 e 190 milhões em 2009 (IBGE, 2009). O índice de motorização nacional é de aproximadamente 30 veículos para cada 100 habitantes.

Em Florianópolis, a estimativa da população para 2008 foi de 402.342 habitantes e uma frota cadastrada de 237.992 veículos (DETRAN-SC, 2009), o que revela um índice de motorização de aproximadamente 60 veículos para cada 100 habitantes, o maior no âmbito nacional. Esta relação caracteriza uma situação preocupante para o meio ambiente urbano. O grande desafio é como acomodar, com qualidade e eficiência, estes contingentes populacionais adicionais e os deslocamentos que eles farão, considerando que o aumento da frota de automóveis e seu uso crescente tendem a agravar os problemas de congestionamento, poluição e acidentes nas cidades.

Sabendo-se que os impactos negativos podem ser reduzidos pela identificação e controle das zonas críticas, realizaram-se as medições da concentração de monóxido de carbono e as contagens classificatórias do volume de tráfego em pontos georreferenciados para criar um banco de dados espacial através de um sistema de informações geográficas que pode armazenar, recuperar, manipular, simular e representar graficamente os dados. Utilizou-se a geostatística para identificar o potencial do poluente nas áreas não amostradas da cidade.

2. OBJETIVOS

O principal objetivo desta pesquisa é a predição espacial da concentração de monóxido de carbono gerado pelo tráfego urbano da cidade de Florianópolis, em pontos não amostrados, produzindo mapas dessa predição pelo método de cokrigagem ordinária e confirmando os resultados pela validação cruzada e independente. Desse modo, pretende-se fornecer subsídios aos planejadores das cidades brasileiras para respaldar a tomada de decisões, na gestão ambiental da cidade, quanto à aplicação de medidas mitigadoras dos impactos negativos do monóxido de carbono gerado pelo tráfego, visando benefícios à população, à medida que os modelos desenvolvidos façam o processo de avaliação do meio ambiente urbano com maior agilidade e baixo custo.

Para alcançar esta meta, escolheu-se a modelar o padrão espacial da concentração do monóxido de carbono no meio ambiente urbano considerando: (a) a dependência espacial e (b) a correlação entre a concentração de CO e o volume de tráfego. Assim, espera-se que o presente trabalho forneça referências às pesquisas de impactos ambientais gerados pelo transporte urbano em relação à distribuição espacial da concentração de CO.

3. SISTEMA DE INFORMAÇÃO GEOGRÁFICA – SIG

O conceito SIG foi desenvolvido originalmente nos anos 60, como um meio de sobrepor e combinar diversos tipos de dados em um mesmo mapa. Mais especificamente, a partir da criação do primeiro sistema de informação geográfica, o Canadá Geographic Information System – CGIS, cuja tarefa inicial foi classificar e mapear os recursos do solo do Canadá (Demers, 2000). Burrough e Mcdonnell (1998) definiram o SIG como um conjunto de

ferramentas para coletar, armazenar, recuperar, transformar e visualizar dados espaciais do mundo real para um objetivo específico.

3.1 Aplicações do Sistema de Informações Geográficas em poluição ambiental

Várias ferramentas e técnicas de detecção, mensuração e controle da poluição ambiental têm sido utilizadas por pesquisadores, planejadores e administradores de cidades. Entre elas destaca-se o Sistema de Informações Geográficas - SIG que tem sido amplamente utilizado para fazer planejamento urbano em razão de facilitar o processo de armazenamento, análise e visualização de dados.

Alguns trabalhos que circulam na literatura internacional mostram a aplicação desta tecnologia em pesquisas de poluição atmosférica. A seguir, são apresentados três exemplos (a) Kousa *et al.*, (2002), em Helsinque, Finlândia. Estudaram a variação de espaço e tempo de exposição da população urbana ao NO₂. Usaram um SIG para processar e visualizar os dados do inventário de emissões de fontes móveis (tráfego) e fontes fixas (usinas) da Área Metropolitana de Helsinki que resultou num modelo matemático para determinação da exposição humana à poluição do ar. O modelo desenvolvido com aproximadamente 5000 fontes lineares e 169 fontes pontuais de NO₂ foi projetado para ser utilizado por autoridades municipais no planejamento urbano, por exemplo, na avaliação de impactos de tráfego e uso do solo. (b) Mensink *et al.*, (2000), Antuérpia, Bélgica. Apresentaram um modelo detalhado, com base em fatores de emissões, que prevê emissões de hora em hora para diversos poluentes (CO, NO_x, VOC, SO₂), inclusive materiais particulados. As emissões horárias foram computadas em função do tipo de via, tipo de veículo, tipo de combustível, volume de tráfego, idade do veículo, distribuição de viagens e temperatura. O modelo do fluxo de tráfego foi implementado em um SIG ambiental. (c) Gualtieri e Tartaglia (1998), em Firenze, Itália. Apresentaram um modelo para previsão e avaliação da poluição do ar causada pelo tráfego em áreas urbanas, com base na taxa de emissão dos principais poluentes atmosféricos, considerando as condições geométricas e morfologias do local. O modelo é integrado em um Sistema de Informação Geográfica (SIG) que permite o uso de coordenadas espaciais para descrever a estrutura de áreas urbanas, redes viárias e a distribuição de contaminantes na atmosfera.

Existe uma tendência para o uso da tecnologia SIG para estudos ambientais. Esta tendência pode ser explicada pelo poder dessa ferramenta realizar sobreposição matemática em diferentes planos de dados para produzir resultados compostos.

4. MÉTODO

Foram realizadas, na primeira etapa, as contagens manuais do volume de tráfego (veículos leves, pesados e motos) e, as medições da concentração de monóxido de carbono através de StreetBox, desenvolvidos, testados e utilizados em pesquisas de poluição em Londres por Croxford e Penn (1998). Na segunda etapa, foi utilizado o módulo Análise Geoestatística do ArcGis (ESRI, 2002) para predição espacial da concentração de monóxido de carbono em locais não amostrados. A seguir, apresenta-se um resumo das características da área de estudo, dos métodos e do sistema que foram utilizados nesta pesquisa.

4.1 Área de estudo

A área de estudo abrange o centro da cidade de Florianópolis, situada a 27° 35' 48" de latitude Sul e 48° 32' 57" de longitude Oeste. O município tem uma área de 436,5 km². Em 2008 foi

estimada uma população de 402.342 habitantes. O resultado é uma taxa de densidade de 922 habitantes/km². A média anual da temperatura é de 20,4 °C. Fevereiro, que é o mês mais quente, apresenta uma média mensal de 24,5 °C e julho, que é o mês mais frio, 16,4 °C. A umidade relativa do ar é alta e sua média anual fica em torno de 82%.

4.2 Coleta de dados

As medições da concentração de monóxido de carbono foram realizadas em dias típicos da semana: Terça, quarta e quinta-feira, sem chuva e sem grandes variações de temperatura (média diária entre 19,1 e 23,2 °C), umidade relativa do ar (média diária entre 80 e 92 %) e velocidade do vento (entre calmo e 6 m/s); em horário de maior pico de tráfego no centro: 17:30 às 18:30h, período este observado em pesquisa de tráfego para a cidade de Florianópolis (Silva, 1998).

Foram considerados os seguintes critérios para a escolha dos pontos de medição (Figura 1): (a) Para representar um conjunto de pontos, foi necessário se ter características de uma situação típica, isto é, uma situação onde os efeitos negativos do tráfego sobre as pessoas fossem médios; (b) Para avaliar o impacto dos níveis de monóxido de carbono sobre as pessoas, não se poderia estar afastado das residências ou locais de trabalho onde elas ficam expostas ao poluente, por mais de 8 horas; (c) Para minimizar a influência de outras fontes que afetam os níveis de monóxido de carbono, não se deveria estar localizado próximo a indústrias, aeroportos, aclives ou declives, curvas, cruzamentos, estacionamentos, redutores de velocidade e movimentação de pedestres; (d) A escolha da concentração de CO (monóxido de carbono) para representar a poluição atmosférica, deve-se à importância que este tipo de poluente tem para a qualidade do ar urbano e também, as características inerentes a este poluente conforme é mostrado a seguir (Freitas, 1991): (1) É emitido por todos os combustíveis veiculares; (2) Sua emissão apresenta forte correlação com os regimes de operação do tráfego; (3) É um poluente quimicamente inerte, portanto sua concentração não é alterada por reações químicas.

5. ANÁLISE DOS DADOS

Os dados de tráfego e monóxido de carbono nas principais vias do centro da cidade de Florianópolis foram obtidos e inseridos num banco de dados segundo a metodologia descrita na seção anterior. Destes dados foi elaborado um conjunto de representações cartográficas usando a tecnologia de geoprocessamento e de programas geoestatísticos, a fim de proporcionar uma melhor compreensão do comportamento das variáveis no meio ambiente.

5.1 Distribuição de monóxido de carbono e veículos leves

Os valores resultantes da concentração de monóxido de carbono e o volume de veículos leves, na área de estudo, podem ser visualizados nas Figuras 1 e 2 respectivamente.

As concentrações máximas de CO ocorreram nos pontos P03 – Av. Mauro Ramos, entre R. A. Damiani e R. José Boiteux, 6,5 ppm; P02 - Av. Mauro Ramos, entre R. I. Joaquim e R. A. La Porta, 6,1 ppm; e P16 – Av. Rio Branco, entre as Ruas Esteves Junior e Luiz Trindade, 5,7 ppm.

A distribuição e a seqüência de contagem dos 40.482 veículos leves nos 43 pontos da área pesquisada apresentam picos máximos nos pontos P03, P02, P01 da Av. Mauro Ramos, com

volumes de 2556, 2142 e 1997 veículos por hora respectivamente. Estes pontos apresentaram 4,9% de veículos pesados e 9% de motos.

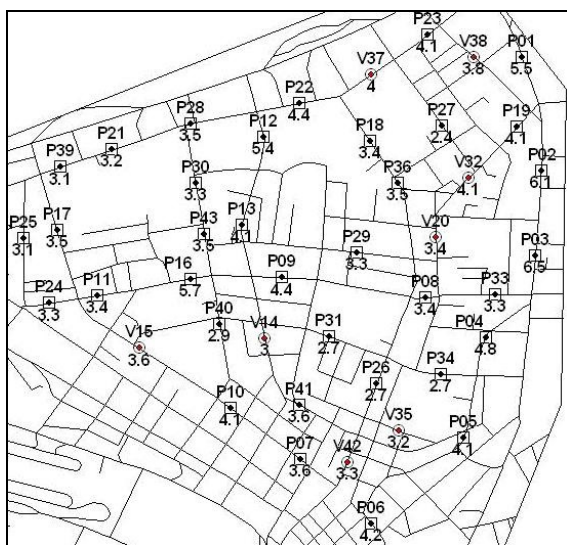


Figura 1: Distribuição média de CO/h, com 35 pontos para análise espacial (P, quadrados) e 8 pontos para validação do modelo (V, círculos)

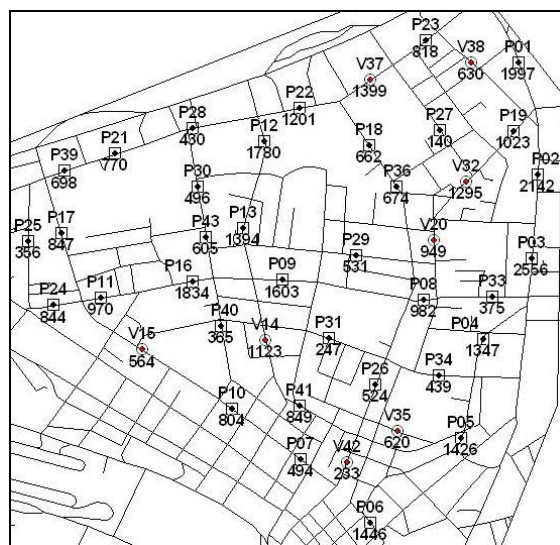


Figura 2: Distribuição de veículos leves/h, com 35 pontos para análise espacial (P, quadrados) e 8 pontos para validação do modelo (V, círculos)

5.2 Análise estatística

Para a variável concentração de monóxido de carbono (g_i) foram analisados os principais parâmetros da estatística descritiva, que são geralmente aceitos como indicadores de tendência central e dispersão (Tabela 1): média (\bar{y}), variância (s^2), desvio padrão (s) e o coeficiente de variação (cv). Além do teste de Kolmogorov, para verificar se os dados seguem uma distribuição normal ($p > 0.05$) foram calculados os coeficientes de assimetria (w) e curtose (k). Para uma distribuição normal esses coeficientes têm valores 0 e 3, respectivamente.

Tabela 1: Resumo estatístico das concentrações de CO (ppm) e seus logaritmos

| Estatísticas | g_i | $y_i = \ln(g_i - \beta)$ | $(g_i - \bar{g})^2$ | $(y_i - \bar{y})^2$ |
|----------------------------------|----------|--------------------------|---------------------|---------------------|
| Totais | 134,9000 | 22,1538 | 33,5269 | 7,2322 |
| Médias(\bar{y}) | 3,8543 | 0,6330 | 0,9579 | 0,2066 |
| Variância(s^2) | 0,9861 | 0,2127 | | |
| Desvio padrão(s) | 0,9930 | 0,4612 | | |
| Assimetria(w) | 1.1054 | -0.0003 | | |
| Curtose(k) | 0.7626 | 0.0100 | | |
| Coeficiente de variação (cv) | 25.76% | 72.86% | | |

Diante dos resultados da não normalidade da distribuição de CO (Tabela 1) e ($p < 0.05$) incorporou-se a transformação logarítmica (y_i) de base natural nos valores das concentrações de CO acrescidos da constante $\beta = - 1.767$ para melhor estabilizar a variância da distribuição, conforme recomendação de Webster e Oliver (2001).

Da mesma forma, foram calculados os parâmetros para a variável volume de veículos leves (v_i), Tabela 2, e como a distribuição não era normal, também aplicou-se transformação logarítmica de base natural (y_i) sem a necessidade de adicionar uma constante.

Tabela 2: Resumo estatístico de veículos leves (veic/h) e seus logarítmicos.

| Estatísticas | v_i | $z_i = \ln(v_i)$ |
|------------------------------|-------------|------------------|
| Médias | 971,5000 | 6,6829 |
| Variância(s ²) | 341284,9590 | 0,4508 |
| Desvio padrão(s) | 584,1960 | 0,6715 |
| Assimetria(w) | 0,8121 | -0,4861 |
| Curtose(k) | 0,1414 | -0,1039 |
| Coefficiente de variação(CV) | 60,13% | 10,05% |

5.3 Análise geoestatística

O uso de dados espaciais causa o efeito da dependência espacial ou autocorrelação espacial. A dependência espacial segue diretamente a Primeira Lei da Geografia: “Todas as coisas são parecidas, mas coisas mais próximas se parecem mais que coisas mais distantes” (Tobler, 1970). A autocorrelação espacial é a medida formal do grau de proximidade e distância das coisas que estão relacionadas (Longley *et al.*, 2001; Isaaks e Srivastava, 1989).

Numa análise geoestatística ideal, tem-se um aumento progressivo da semivariância (equivalente ao decréscimo da autocorrelação) até a uma distância (alcance) em que a semivariância seja constante (patamar). Assumindo a estacionariedade, a semivariância pode ser estimada pela Equação 1. Considerando duas variáveis regionalizadas, $Z_u(x)$ e $Z_v(x)$, denotadas por u e v , ambas obedecendo à hipótese intrínseca, então a semivariância cruzada pode ser estimada pela Equação 2 (Webster e Oliver, 2001):

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (1)$$

$$\hat{\gamma}_{uv}(h) = \frac{1}{2m(h)} \sum_{i=1}^{m(h)} [Z_u(x_i) - Z_u(x_i + h)][Z_v(x_i) - Z_v(x_i + h)] \quad (2)$$

Onde $m(h)$ é o número de pares dos pontos amostrais separados pela distância h (também chamado de lag).

Um modelo pentaesférico (Equação 3) foi ajustado para a semivariância experimental e cruzado da distribuição lognormal de CO (y_i) e o volume de veículos leves (z_i). Os parâmetros de ajuste são mostrados na Tabela 3.

$$\gamma(h) = \begin{cases} \text{Sill} \cdot \left\{ \frac{15 \cdot h}{8 \cdot (320)} - \frac{5}{4} \left(\frac{h}{320} \right)^3 + \frac{3}{8} \left(\frac{h}{320} \right)^5 \right\} & \text{for } 0 \leq h \leq 320 \\ \text{Sill} & \text{for } h > 320 \end{cases} \quad (3)$$

Tabela 3: Parâmetros de ajuste do semivariograma cruzado

| Variável | Modelo | Pepita | Patamar | Alcance |
|--------------------------|----------------|---------|---------|---------|
| $y_i = \ln(g_i - \beta)$ | Penta-esférico | 0,00000 | 0,22223 | 320 |
| $z_i = \ln(v_i)$ | Penta-esférico | 0,07837 | 0,37751 | 320 |
| y_i & z_i | Penta-esférico | 0,00000 | 0,28964 | 320 |

A Equação 3 mostra que existe variabilidade regional, ou seja, para pontos mais afastados no espaço as semivariâncias são maiores até 320 metros entre os pares e, consideradas constantes a partir dessa distância por apresentarem comportamentos espaciais diferenciados (padrões de variabilidade que podem depender de outros fatores como clima, vento, relevo).

Estas equações modelam o padrão espacial da variação de CO. O passo seguinte é a predição espacial por cokrigagem ordinária. Pressupondo que as variáveis aleatórias primária e secundária (Z_1 e Z_2) sejam estacionárias numa vizinhança centrada num local u , o estimador da cokrigagem ordinária (Equação 4) pode ser determinado por Goovaerts (1997):

$$\hat{Z}_1(u) = \sum_{\alpha_1=1}^{n_1} \lambda_{\alpha_1}(u) Z_1(u_{\alpha_1}) + \sum_{\alpha_2=1}^{n_2} \lambda_{\alpha_2}(u) Z_2(u_{\alpha_2}), \quad \sum_{\alpha_1=1}^{n_1} \lambda_{\alpha_1}(u) = 1 \quad \sum_{\alpha_2=1}^{n_2} \lambda_{\alpha_2}(u) = 0 \quad (4)$$

Usou-se o módulo Análise Geoestatística do ArcGis (ESRI, 2002) para produzir a superfície de predição (Figura 3) e de erros (Figura 4) dos logaritmos da concentração de CO (variável primária) levando em conta os logaritmos do volume de veículos leves (variável secundária).

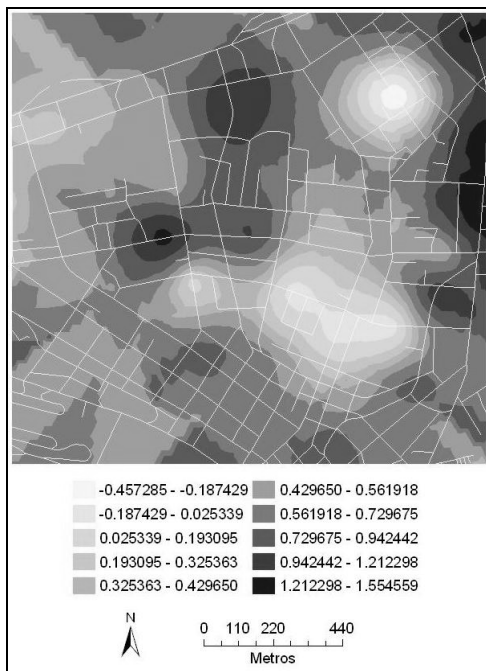


Figura 3: Predições dos logaritmos das concentrações de CO, incluindo os logaritmos de veículos leves como covariável

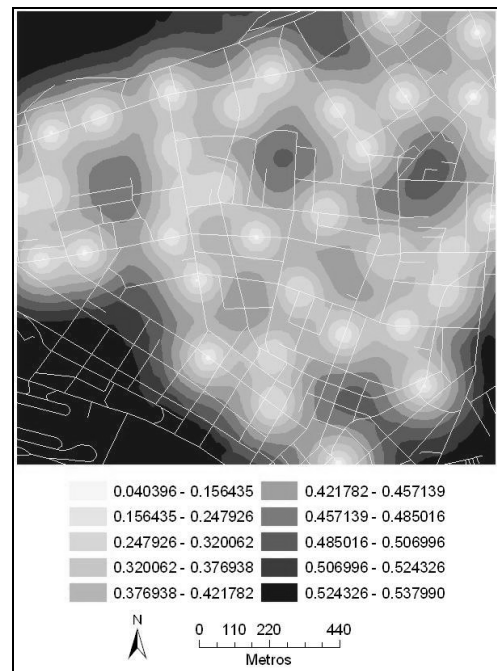


Figura 4: Erros padrões da predição dos logaritmos das concentrações de CO, incluindo os logaritmos de veículos leves como covariável

A Figura 3 apresenta uma distribuição gradual dos logaritmos das concentrações de CO, com valores máximos a nordeste (Av. Mauro Ramos), como era de se esperar, pela distribuição maior do tráfego nesta avenida, mostrado na Figura 2). Os valores médios da estimacão estão distribuídos do centro para norte e os valores mínimos foram registrados a sudeste (Beira-Mar Sul) provavelmente devido ao vento sul que facilita a dispersão dos gases.

A distribuição dos erros padrões dessa estimativa (Figura 4) mostra que a predição é mais precisa onde os pontos estão mais agrupados. O aumento das distâncias entre os pontos (por exemplo, no centro da área pesquisada) eleva os erros. Os erros padrões são iguais a zero,

onde as localizações dos pontos preditos de CO coincidem com os pontos observados (zonas claras).

5.4 Validação dos modelos

Foram usadas as técnicas de validação cruzada e independente para quantificar a qualidade da predição espacial comparando os valores preditos com os observados, através dos seguintes índices estatísticos:

Erro Médio (Mean Error - ME)

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i) \quad (5)$$

Erro Médio Absoluto (Mean Absolute Error - MAE)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |P_i - O_i| \quad (6)$$

Raiz do Erro Médio Quadrático (Root Mean Squared Errors – RMSE)

$$RMSE = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2 \right]^{0.5} \quad (7)$$

Erro Médio Padrão (Average Standard Error – ASE)

$$ASE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{\sigma}_i \quad (8)$$

Erro Médio Normalizado (Mean standardized error)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i) / \hat{\sigma}_i \quad (9)$$

Raiz do Erro Médio Quadrático Normalizado (Root Mean Square Standardized Error – RMSSE)

$$RMSSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [(P_i - O_i) / \hat{\sigma}_i]^2} \quad (10)$$

Coefficiente de correlação de Pearson

$$r = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P}_i) \cdot (O_i - \bar{O}_i)}{s_O s_P} \quad (11)$$

Índice de concordância (d)

$$d = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|P_i - \bar{O}| + |O_i - \bar{O}|)^2} \right] \quad (12)$$

Onde, n é o número de observações, P_i é o valor predito, O_i é o valor observado, e \bar{O} é a média dos dados observados. O d - índice de concordância varia de 0,0 (mínimo) a 1,0 (perfeita concordância entre os valores preditos e observados).

5.4.1 Validação cruzada

Para todos os pontos, a validação cruzada seqüencialmente omite um ponto, predizendo este valor usando o resto dos dados, e então compara os valores medidos e preditos. As estatísticas calculadas servem como diagnósticos que indicam se o modelo é razoável para o mapa produzido (Johnston *et al.*, 2001). O Quadro 1 mostra um resumo estatístico dos resultados:

Quadro 1: Resumo estatístico da validação cruzada para cokrigagem ordinária

| R | D | ASE | ME | MSE | MAE | RMSE | RMSSE |
|--------|--------|--------|---------|---------|--------|--------|--------|
| 0.9046 | 0.9490 | 0.2090 | -0.0141 | -0.0691 | 0.1590 | 0.1949 | 0.9297 |
| Eq. 11 | Eq. 12 | Eq. 8 | Eq. 5 | Eq. 9 | Eq. 6 | Eq. 7 | Eq. 10 |

Todos os índices da validação cruzada para a cokrigagem mostram que a predição tem boa qualidade, principalmente quanto ao r (0.90) – coeficiente de correlação (Equação 11) e ao d

(0.95) - índice de concordância (Equação 12). Além desses, outros índices recomendados por Johnston *et al.*, (2001), atingiram valores ideais como o MSE - erro médio normalizado (Equação 9) próximo a zero, RMSE - raiz do erro médio quadrático (Equação 7) e ASE - erro médio padrão (Equação 8) e, finalizando, o RMSSE - raiz do erro médio quadrático normalizado (Equação 10) próximo a um. Portanto, o modelo de predição dos logaritmos de CO por cokrigagem é adequado.

5.4.2 Validação independente

A mais rigorosa maneira para avaliar a qualidade de uma superfície de predição é comparar os valores preditos com os observados no campo (Johnston *et al.*, 2001). Então, para validar os modelos foram selecionados aleatoriamente, pelo módulo Análise Geostatística do programa ArcGIS (ESRI, 2002), oito pontos (12%) dos quarenta e três pesquisados, distribuídos espacialmente conforme a Figura 1. Na Tabela 4, encontram-se as coordenadas e um resumo estatístico dos valores observados.

Tabela 4: Pontos para validação independente

| Pontos Aleatórios | X (leste) | Y (norte) | CO (ppm/h) | CO- β | Ln CO- β | Veículos (leves/h) | Ln Veículos |
|-----------------------------|-----------|-----------|------------|-------------|----------------|--------------------|-------------|
| V15 | 741401,8 | 6945420,7 | 3,6 | 1,8330 | 0,6060 | 564 | 6,3351 |
| V14 | 741767,1 | 6945448,9 | 3,0 | 1,2330 | 0,2095 | 1123 | 7,0238 |
| V42 | 742005,7 | 6945089,2 | 3,3 | 1,5330 | 0,4272 | 233 | 5,4510 |
| V37 | 742076,6 | 6946217,0 | 4,0 | 2,2330 | 0,8033 | 1399 | 7,2435 |
| V35 | 742155,4 | 6945181,9 | 3,2 | 1,4330 | 0,3598 | 620 | 6,4297 |
| V20 | 742264,0 | 6945744,1 | 3,4 | 1,6330 | 0,4904 | 949 | 6,8554 |
| V32 | 742357,4 | 6945916,7 | 4,1 | 2,3330 | 0,8472 | 1295 | 7,1663 |
| V38 | 742373,5 | 6946269,0 | 3,8 | 2,0330 | 0,7095 | 630 | 6,4457 |
| Total | | | 28,4000 | 14,2640 | 4,4528 | 6813,00 | 52,9505 |
| Média | | | 3,5500 | 1,7830 | 0,5566 | 851,63 | 6,6188 |
| Variância (s ²) | | | 0,1543 | | 0,0502 | 163931,41 | 0,3457 |
| Desv.padrão(s) | | | 0,3928 | | 0,2241 | 404,88 | 0,5880 |
| CV(%) | | | 11,06 | | 40,26 | 47,54 | 8,88 |

A Tabela 4 mostra que a transformação logarítmica teve maior influência na redução dos parâmetros da variância, principalmente da variável veículos leves. Isto respalda uma análise de validação coerente com os princípios da cokrigagem quanto à minimização das variâncias.

O Quadro 2 apresenta um resumo estatístico dos erros encontrados entre os valores preditos e observados para validação independente do modelo de cokrigagem ordinária.

Quadro 2: Resumo estatístico da validação independente para cokrigagem ordinária

| r | d | ASE | ME | MSE | MAE | RMSE | RMSSE |
|--------|--------|--------|---------|---------|--------|--------|--------|
| 0.6756 | 0.7647 | 0.4728 | -0.0091 | -0.0108 | 0.1198 | 0.1551 | 0.3283 |
| Eq. 11 | Eq. 12 | Eq. 8 | Eq. 5 | Eq. 9 | Eq. 6 | Eq. 7 | Eq. 10 |

O valor do RMSSE - raiz do erro médio quadrático normalizado (Equação 10) não é representativo porque a quantidade de dados utilizada para validação (8) é baixa em relação ao conjunto usado para predição (35).

No entanto, os outros índices da validação independente confirmam que o modelo de cokrigagem é adequados para predição espacial de CO, como o MSE - erro médio

normalizado (Equação 9) próximo a zero, o r - coeficiente de correlação (Equação 11) igual a 0.68, o d - índice de concordância (equação 12) igual a 0.76 e um valor baixo para a RMSE - raiz do erro médio quadrático (Equação 7).

5.5 Retorno aos dados originais (back-transformation)

Às concentrações de CO foram aplicadas uma constante negativa (-1,767) e uma transformação logarítmica para se alcançar a normalidade dos dados que eram assimétricos (Tabela 1). Porque, segundo Webster e Oliver (2001), o variograma é sensível à assimetria devido à pequena quantidade de valores altos contribuírem muito às diferenças quadradas. Garantiu-se a remoção da assimetria e a estabilidade das variâncias por logaritmos naturais. Assim, usou-se a cokrigagem lognormal.

O retorno da transformação é simples (Webster e Oliver, 2001). Denota-se a predição da krigagem do logaritmo natural de x_0 como $\hat{Y}(x_0)$ e a variância como $\sigma^2(x_0)$, então a equação para o retorno da transformação é:

$$\hat{Z}_{OK}(x_0) = \exp\{\hat{Y}_{OK}(x_0) + \sigma_{OK}^2(x_0)/2 - \varphi\}, \quad (13)$$

Onde φ é o multiplicador de Lagrange. Não se pode obter um retorno da transformação da variância porque a média da população não é conhecida.

Para demonstrar a aplicação da Equação 13 usou-se o ponto de validação V15 (Tabela 4). Neste ponto (741401.8; 6945420.7), a predição da krigagem do logaritmo natural $\hat{Y}(x_{15}) = 0.5915$ e a variância $\sigma^2(x_{15}) = 0.5030^2 = 0.2530$. Foram escolhidos os pontos vizinhos a V15 (9 pontos).

Resta calcular o último termo φ - Multiplicador de Lagrange, que é obtido pela seguinte rotina executada em ambiente R:

```
> dfunc(xvect,yvect)
> distmat <- dfunc(xvect,yvect)
> distmat2 <- distmat + t(distmat)
> cmat<-0.22223*((15/8)*(distmat2/320)-((5/4)*(distmat2/320)**3) +((3/8)*(distmat2/320)**5))
> cmat[(cmat>0.22223)] <- 0.22223
> cmat <- rbind(cmat,rep(1,9))
> cmat <- cbind(cmat,c(rep(1,9),0))
> xvectb <- c(xvect,741402)
> yvectb <- c(yvect,6945421)
> distmatb <- dfunc(xvectb,yvectb)
> distvect0 <- distmatb[1:9,10]
> dvect0 <- 0.22223*(((15/8)*(distvect0/320) - ((5/4)*(distvect0/320)**3) + ((3/8)*(distvect0/320)**5)))
> dvect0[(dvect0>0.22223)] <- 0.22223
> cmatinv <- solve(cmat)
> (w <- w[1:10])
```

O multiplicador de Lagrange é o último elemento da matriz w (0,0277). Substituindo todos os valores calculados na Equação 13 e adicionando a constante usada na transformação (1,767), encontra-se o retorno da concentração original de CO no ponto V15:

$$\hat{Z}_{OK}(x_{15}) = \exp\{0,5015 + 0,2530/2 - 0,0277\} = 1,823 + 1.767 = 3.6 \text{ ppm}$$

E assim procedendo, retorna-se o valor de CO em qualquer dos 2.135.844 pontos preditos com o modelo ajustado pela função pentaesférica.

6. CONCLUSÕES

O principal objetivo foi a predição espacial do poluente CO relacionado à exposição da população urbana. Para alcançar este propósito, desenvolveu-se um modelo para predição espacial da concentração de monóxido de carbono (variável primária) gerado pelo tráfego de veículos leves (variável secundária), baseado nos dados obtidos nas ruas do centro da cidade de Florianópolis e na teoria da cokrigagem ordinária. Fundamentando-se nos resultados obtidos, as seguintes conclusões podem ser extraídas:

(i) Os valores medidos da concentração de monóxido de carbono apresentaram uma média de 3,8 ppm, com valor mínimo de 2,4 ppm e máximo de 6,5 ppm e uma correspondente distribuição média do volume de veículos leves de 971,5 unidades, com máximo de 2556 veículos por hora e mínimo de 140 veículos por hora.

(ii) A aplicação da transformação logarítmica atingiu a normalidade, estabilizou a variância e forneceu uma correlação entre as duas variáveis de 0,76. Assim, foi possível aplicar a cokrigagem e melhorar qualidade da predição.

(iii) O alcance da dependência espacial isotrópica sugere que as pesquisas para estas variáveis, no centro da cidade, são consideradas dependentes num raio inferior a 320 metros. Assim, qualquer método de análise para estas variáveis deve considerar que todos os vizinhos dentro desse raio são espacialmente dependentes, caso contrário, perde qualidade e desperdiça recursos.

(iv) Todos os índices aplicados na validação cruzada mostram que a predição espacial por cokrigagem tem alta precisão. Na validação independente, apesar dos índices serem reduzidos pela diferença de dados utilizados na predição e validação, também se pode ver que a predição é adequada.

A predição espacial desenvolvida é uma ferramenta de baixo custo para avaliar o impacto do tráfego no meio ambiente urbano e pode ser aplicada pelas autoridades municipais no planejamento urbano.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Burrough, P. A. e McDonnell, R.A., (1998). *Principles of Geographical Information Systems*. Oxford University Press, Oxford.
- Croxford, B. e Penn, A., (1998). *Siting considerations for urban pollution monitors*. Atmospheric environmental. AE 1780. Elsevier, Amsterdam, V32.
- Demers, M. N., (2000). *Fundamentals of geographic information systems*. 2nd ed. New York: J. Wiley.
- DENATRAN – Departamento Nacional de Trânsito. *Frota de veículos*. Disponível em: <<http://www.denatran.gov.br/frota.htm>>. Acesso em: 20 de junho de 2009.
- DETRAN/SC – Departamento Estadual de Trânsito de Santa Catarina. *Frota de veículos*. Disponível em: <<http://www.detransc.gov.br/estatistica/estatistica.htm>>. Acesso em: 20 de junho de 2009.
- ESRI. Environmental Systems Research Institute. *ArcGIS version 8.2*. Redlands, 2002. CA, USA.

- Freitas, I. M. D. P., (1991). *Metodologia para determinação da capacidade ambiental de vias urbanas: o caso das interseções semaforizadas*. Rio de Janeiro. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Transportes) - PET/COPPE/UFRJ.
- Goovaerts, P., (1997). *Geostatistics for natural resources evaluation*. New York, Oxford – Oxford University Press.
- Gualtieri, G. e Tartaglia, M., (1998). Predicting urban traffic air pollution: A gis framework. *Transportation Research*, v.3, p.329-336.
- IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, (2009). *Projeção da população do Brasil por sexo e idade para o período 1980-2050: Revisão 2008*. Rio de Janeiro. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/populacao/projecao_da_populacao/2008/projecao.pdf>. Acesso em: 20 de junho de 2009.
- Isaaks, E.H. e Srivastava, R.H., (1989). *Applied Geostatistics*. New York: Oxford University Press, 561p.
- Johnston, K.; Hoef, J. M. V.; Krivoruchko, K. e Lucas, N., (2001). *Using ArcGIS Geostatistical Analyst*. Redlands: ESRI Press.
- Kluijver, H. e Stoter, J., (2003). Noise mapping and GIS: optimizing quality and efficiency of noise effect studies. *Computers, Environment and Urban Systems*, v.27(1), p.85-102.
- Kousa, A.; Kukkonen, J.; Karppinen, A.; Aarnio, P. e Koskentalo, T. (2002). A model for evaluating the population exposure to ambient air pollution in an urban area. *Atmospheric Environment*, v.36(13), p.2109-2119.
- Longley P., Goodchild, M., Maguire, D. e RHIND, D., (2001). *Geographic information systems and science*. John Wiley & Sons. New York.
- Mensink, C.; De Vlioger, I. e Nys, J., (2000). An urban transport emission model for the Antwerp area. *Atmospheric Environment*, v.34, p.4595-4602.
- Silva, G. C., (1998). *Tráfego, monóxido de carbono e ruído em áreas urbanas: o caso da cidade de Florianópolis*. Florianópolis. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) – CTC/CPGEC/UFSC.
- Tobler, W. R., (1970). A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic Geography*, v.46, p.234–240.
- Webster, R. e Oliver, M. A., (2001). *Geostatistics for environmental scientists*. Chichester: John Wiley & Sons, Ltd. 271p.

Geralcy Carneiro da Silva - geralcy@hotmail.com

Lenise Grando Goldner - lenise@ecv.ufsc.br

Ian Ridley – i.ridley@ucl.ac.uk

Roque Alberto Sánchez Dalotto - sanlotto@gmail.com