

# **APLICAÇÃO DA GEOESTATÍSTICA NA OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO DE AMOSTRAGEM**

**Fernando Silva Albuquerque**

**Washington Peres Núñez**

Universidade Federal do Rio Grande do Sul  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil

**José Afonso Gonçalves de Macedo**

Universidade Federal de Campina Grande  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil e Ambiental

## **RESUMO**

Um dos requisitos importantes para prever-se o desempenho de pavimentos é a utilização de um banco de dados que seja confiável e com quantidade significativa de dados. Contudo, o levantamento de dados ainda representa um grande custo para as empresas responsáveis pela gerência de pavimentos. O uso de métodos de estimativa para inferir dados em locais não amostrados a partir de um banco de dados espaçado, porém representativo da malha, pode ser uma boa alternativa para realizar a ampliação do mesmo. Neste trabalho avaliou-se a aplicabilidade do uso da krigagem ordinária (procedimento de estimativa utilizado na Geoestatística) na estimativa de dados de deflexão (Do) do pavimento. Após as análises realizadas, constatou-se que o Do apresentava uma variação espacial bem característica e que a média dos erros das estimativas com relação aos valores reais foi bastante baixa, sendo, portanto, uma ferramenta útil e aplicável à pavimentação.

## **ABSTRACT**

Data reliability and significance is one of the mandatory points to consider when estimating pavements performance. However, data surveying still represents high costs to be paid by enterprises dealing with pavement management. Alternatively, statistical methods employing data from sampled points, may be used to infer data from points where no sampling was carried out. This paper analyses the use of the ordinary kriging, one of those geostatistics methods, in the estimation of pavement deflection data. It was found that pavement deflection may be considered as a parameter with well-defined spatial variability and that the differences between deflections values measured and statistically inferred are quite low. Therefore, the ordinary kriging is a powerful geostatistical tool available to engineers dealing with pavement evaluations and management.

## **1. INTRODUÇÃO**

Na Gerência de Pavimentos a utilização de Bancos de Dados é de grande relevância para a definição de modelos de desempenho de pavimentos, ou mesmo, linhas de tendência.

Porém uma das grandes dificuldades enfrentadas por empresas privadas ou órgãos públicos responsáveis por gerir os pavimentos no Brasil é a pouca disponibilidade de recursos para empregar na medição de parâmetros utilizados para avaliar-se o desempenho de pavimentos.

Uma alternativa para a redução dessas dificuldades quando se analisam dados em nível de rede é a utilização de métodos de estimativas que permitam, a partir de um banco de dados reduzido, porém representativo da malha, inferir dados em locais não amostrados.

O importante é que se utilize, para esse fim, um método de estimativa que leve em consideração a continuidade espacial de uma variável, isto sabendo-se que as propriedades naturais da superfície terrestre são especialmente contínuas, e essas mesmas influenciam fortemente os parâmetros utilizados na determinação de desempenho de pavimentos (deflexão, afundamento de trilha de roda, quociente de irregularidade, índices de defeitos no pavimento etc.). A krigagem da geoestatística, processo bem difundido e de grande utilização em pesquisas nas ciências naturais e na mineralogia, é um dos modelos de estimativa que leva

em consideração tal variabilidade espacial, e sua base conceitual está fundamentada na teoria das variáveis regionalizadas, formalizada por Matherson (1971).

O objetivo deste trabalho é, portanto, avaliar a aplicabilidade do método de krigagem da geoestatística como uma ferramenta para otimizar procedimento de amostragem.

## **2. VARIABILIDADE ESPACIAL DE PARÂMETROS DA PAVIMENTAÇÃO**

Levando-se em consideração que parâmetros como Do (deflexão máxima no topo do revestimento), ATR (afundamento de trilha de roda) QI (quociente de irregularidade) e parâmetros que retratam defeitos de pavimentos como o IGG (índice de gravidade global) variam de acordo com as propriedades dos materiais utilizados na pavimentação (subleito, sub-base, base e revestimento), com o tráfego e as condições climáticas da região, pode-se concluir que esses parâmetros variam espacialmente.

Esse é, portanto, um dos princípios para a utilização do processo de krigagem.

## **3. KRIGAGEM**

O termo krigagem é derivado do nome de Daniel G. Krige, que foi o pioneiro em introduzir o uso de médias móveis para evitar a superestimação sistemática de reservas em mineração (Delfiner e Delhomme, 1975).

“O que diferencia a krigagem dos outros métodos de interpolação é a estimativa de uma matriz de covariância espacial que determina os pesos atribuídos às diferentes amostras, o tratamento da redundância dos dados, a vizinhança a ser considerada no procedimento inferencial e o erro associado ao valor estimado. Além disso, a krigagem também fornece estimadores exatos com propriedades de não tendenciosidade e eficiência” (Camargo, 2005).

Uma das observações feitas por Krige (1951) para a formulação de sua teoria foi justamente que os procedimentos de interpolação utilizados até então baseavam-se na estatística clássica, ou seja, utilizavam grande quantidade de dados amostrais, parâmetros como média e desvio padrão para representar um fenômeno e tinham como base a hipótese principal de que as variações de um local para outro são aleatórias. Ao contrário disso, somente estas variáveis não seriam suficientes para explicar o fenômeno em estudo, devendo-se utilizar a localização geográfica para calcular o momento de inércia das amostras, o qual chama-se variograma .

### **3.1. Variograma**

O variograma é uma ferramenta básica de suporte às técnicas de krigagem que permite representar quantitativamente a variação de um fenômeno regionalizado no espaço (Huijbregts, 1975).

O variograma serve para denotar a dependência espacial de um parâmetro natural. O mesmo é representado por  $2\gamma(h)$ , o qual é definido como a esperança matemática do quadrado da diferença entre os valores dos pontos (X,Y) no espaço, separados pelo vetor distância h que depende do espaçamento entre as amostras, ou seja:

$$2\gamma(h) = E\{[X - Y]^2\} = E\{[Z_{(X)} - Z_{(X+h)}]^2\} = Var[Z_{(X)} - Z_{(X+h)}] \quad (1)$$

No caso de várias amostras de  $Z_{(x_i),i} = 1,2,...,n$ , o variograma pode ser estimado por:

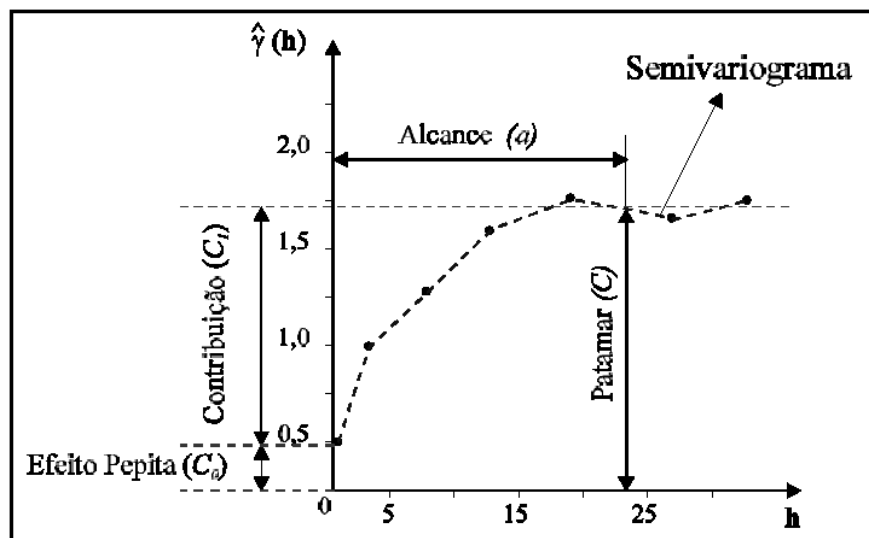
$$2\hat{\gamma}_{(h)} = \frac{1}{N_{(h)}} \sum_{i=1}^{N_{(h)}} [Z_{(x_i)} - Z_{(x_i+h)}]^2 \quad (2)$$

em que  $2\hat{\gamma}_{(h)}$ : é o variograma estimado;

$N_{(h)}$ : é o número de pares de valores medidos,  $Z_{(x_i)}$  e  $Z_{(x_i+h)}$ , separados por um vetor distância  $h$ ;

$Z_{(x_i)}$  e  $Z_{(x_i+h)}$ : são valores da  $i$ -ésima observação da variável regionalizada, coletados nos pontos  $x_i$  e  $x_i + h$  ( $i=1, \dots, n$ ), separados pelo vetor de  $h$ .

Quando se constrói um gráfico (Figura 1) de um semivariograma experimental ( $\hat{\gamma}_{(h)}$ ) pode-se fazer as seguintes analogias (Camargo, 2005; Costa, 2004):



**Figura 1:** Exemplo de semivariograma.

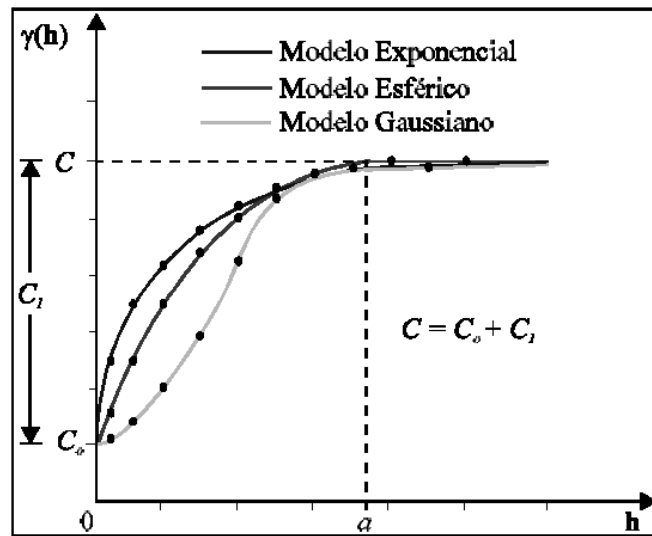
- O semivariograma é tipicamente plotado para diferentes direções. Qualquer direção particular do semivariograma irá depender somente da distância;
- As diferenças  $\{Z_{(x_i)} - Z_{(x_i+h)}\}$  decrescem à medida que  $h$ , a distância que os separa, decresce;
- A distância (a), que é o alcance (“range”), é a distância dentro da qual as amostras apresentam-se correlacionadas espacialmente;
- O valor (C), patamar, é o valor do semivariograma correspondente a seu alcance (a). Deste ponto em diante, considera-se que não existe mais dependência espacial entre as amostras, porque a variância da diferença entre pares de amostras ( $Var[Z_{(x)} - Z_{(x+h)}]$ ) torna-se invariável com a distância;
- O valor ( $C_0$ ) é o efeito pepita (“nugget effect”), e representa a descontinuidade do semivariograma para distâncias menores do que a menor distância entre as amostras. Obs.: idealmente,  $\gamma_{(0)} = 0$ , entretanto à medida que  $h$  tende para 0 (zero),  $\gamma_{(h)}$  se aproxima de um valor positivo. Isto ainda pode ser derivado de erros de medição (Isaaks e Srivastava, 1989), mas é impossível quantificar se a maior contribuição provém dos erros de medição ou da variabilidade de pequena escala não captada pela amostragem; e
- O valor ( $C_1$ ) é a contribuição (“sill”), que representa a diferença entre o patamar (C) e o

Efeito Pepita ( $C_0$ ).

Os cálculos do semivariograma experimental são realizados para todos os pares determinados com intervalo  $h$  e iniciando os cálculos a partir de cada nó da malha determinada pelo mesmo espaçamento  $h$ . Isto é repetido até que algum ponto de parada desejado seja finalmente alcançado.

A partir do semivariograma experimental calculado e representado em um gráfico, resta ainda o ajuste do modelo teórico no qual ele melhor se enquadra.

Alguns modelos de ajuste mais utilizados podem ser observados na Figura 2 e resumidamente apresentados nos tópicos listados a seguir (Camargo, 2005; Costa, 2004). Tais modelos são denominados por Isaaks e Srivastava (1989) como modelos isotrópicos:



**Figura 2:** Modelagens de semivariogramas experimentais.

- Modelo Esférico de Semivariograma:

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0 & , |h| = 0 \\ C_0 + C_1 \left[ \frac{3}{2} \left( \frac{|h|}{a} \right) - \frac{1}{2} \left( \frac{|h|}{a} \right)^3 \right] = C_0 + C_1 [Sph(|h|)] & , 0 < |h| \leq a \\ C_0 + C_1 & , |h| > a \end{cases} \quad (3)$$

- Modelo Exponencial de Semivariograma:

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0 & , |h| = 0 \\ C_0 + C_1 \left[ 1 - \exp\left(-\frac{|h|}{a}\right) \right] = C_0 + C_1 [Exp(|h|)] & , |h| \neq a \end{cases} \quad (4)$$

- Modelo Gaussiano de Semivariograma:

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0 & , |h| = 0 \\ C_0 + C_1 \left[ 1 - \exp\left(-\frac{|h|}{a}\right)^2 \right] = C_0 + C_1 [Gau(|h|)] & , |h| \neq a \end{cases} \quad (5)$$

▪ Modelo Potencial de Semivariograma (analogamente):

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0 & , |h| = 0 \\ C_0 + c \cdot |h|^e = C_0 + Pot(|h|) & , |h| \neq a \end{cases} \quad (6)$$

### 3.2. Krigagem Ordinária

O método de krigagem utiliza vários métodos de estimação, sendo eles: krigagem simples, krigagem ordinária, krigagem universal, Co-krigagem, krigagem disjuntiva etc. (Oliver e Webster, 1990). Neste trabalho será apresentado apenas o procedimento conhecido por krigagem ordinária, o qual será utilizado como estimador nas análises apresentadas nas seções em sequência.

Através da utilização do processo de krigagem ordinária um valor desconhecido  $Z_{(x_0)}$  pode ser estimado através da utilização de um conjunto de  $n$  valores com coordenadas  $(x_i, y_i)$ , adicionando-se um parâmetro  $\lambda_0$  (Journel, 1988).

$$Z_{x_0}^* = \lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i Z_{(x_i)} \quad (7)$$

Fazendo-se uso a rotina exposta por Camargo (2005) e Costa (2004) para explicar como deve-se utilizar a krigagem ordinária, é desejável obter-se um estimador não tendencioso, ou seja:

$$E[Z_{x_0} - Z_{x_0}^*] = 0 \quad (8)$$

Para que isto ocorra é necessário que as médias dos valores estimados e reais sejam iguais. Quando aplica-se a equação (7) na equação (8), obtêm-se:

$$E[Z_{x_0}] = E\left[\lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot Z_{(x_i)}\right] \rightarrow m = \lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot m \quad (9)$$

O procedimento adotado para a realização da krigagem ordinária não requer o prévio conhecimento da média  $m$ . Para que a igualdade da equação (9) seja satisfeita é necessário que:

$$\lambda_0 = 0 \text{ e } \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$$

Com essas condições atendidas, o estimador de krigagem ordinária é:

$$Z_{x_0}^* = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot Z_{(x_i)} \quad (10)$$

Adotando-se a condição de  $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$  para minimizar a variância do erro ( $Var[Z_{x_0} - Z_{x_0}^*]$ ), os pesos  $\lambda_i$  são obtidos a partir das seguintes equações:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n \lambda_j \cdot C(x_i, x_j) - \alpha = C(x_i, x_0) & \text{para } i = 1, \dots, n \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \end{cases} \quad (11)$$

em que  $C(x_i, x_j)$  e  $C(x_i, x_0)$ : são respectivamente, a semivariância entre os pontos  $x_i$  e  $x_j$  e entre os pontos  $x_i$  e  $x_0$ ;  
 $\alpha$ : é o multiplicador de Lagrange necessário para a minimização da variância do erro.

A variância minimizada do erro, ou variância de krigagem ordinária ( $\sigma_{ko}^2$ ) é (Journel, 1988):

$$\sigma_{ko}^2 = Var[Z_{x_0} - Z_{x_0}^*] = C(0) - \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot C(x_i, x_0) - \alpha \quad (12)$$

#### 4. METODOLOGIA DE ANÁLISE

O banco de dados analisado se refere à levantamentos de bacias de deformações realizados com o equipamento FWD. Os resultados utilizados, no entanto, foram apenas para a deflexão Do, ou seja, deflexão máxima em cada ponto. Tais levantamentos foram realizados na BR-116, entre Camaquã e Pelotas no Rio Grande do Sul, cuja extensão do trecho é de aproximadamente 124 km.

Para que se partisse para a análise da aplicabilidade do processo de krigagem a tais dados, teve-se, primeiramente, que estabelecer o disposto a seguir:

- Análise dos dados originais (utilizando-se banco de softwares do Gslib90): o banco de dados original continha **1.526** dados de Do. Aplicou-se, portanto, um teste de normalidade para verificar se a distribuição de dados poderia ser comparada a uma distribuição normal. Calculou-se também a média, os quartis, desvio padrão e coeficiente de variação e construiu-se o histograma do conjunto de dados. É importante afirmar-se que neste caso não foi necessário utilizar processo de desagrupamento para obter-se a média das amostras, pois os valores estavam regularmente espaçados;
- O banco de dados original foi reduzido para **248** dados de Do (16% do banco de dados original) aproveitando-se apenas dois dados de levantamento por km da rodovia, sendo fixado um espaçamento de 500 m entre os dados. Após isto, fez-se o teste de normalidade para verificar se a distribuição de dados poderia ser comparada a uma distribuição normal. Da mesma forma que para os dados originais, calcularam-se a média, os quartis, desvio padrão e coeficiente de variação e construiu-se o histograma do conjunto de dados.

Após a verificação da normalidade da distribuição, verificou-se a continuidade espacial dos dados do “banco de dados resumido” através da modelagem do semivariograma dos dados, isto utilizando-se o banco de softwares do Variowin. Deve-se atentar para a correta determinação das coordenadas dos dados, pois em rodovias a continuidade deve ser observada ao longo de sua extensão e não cartesianamente. Isto justifica-se pelo fato de que os fenômenos ocorridos nelas se prolongam linearmente.

A última etapa deste trabalho foi realizada pela aplicação de softwares do Gslib90, e

constituiu-se na aplicação dos seguintes procedimentos:

- Realização do processo de validação cruzada da krigagem para verificar os erros cometidos pelo modelo quando na estimativa de valores nos locais onde existiam amostras. Um histograma destes erros também foi gerado;
- Realização do processo de krigagem ordinária para obter a estimativa de valores em locais não amostrados a partir do modelo de continuidade espacial realizado para o “banco de dados resumido” e dos seus dados. As estimativas foram realizadas para cada 80 m da rodovia e em 126 km da rodovia totalizando 1.575 dados para o novo banco de dados ampliado. Para este novo banco de dados foi construído um histograma para verificar se a média dos mesmos se aproxima ao do banco de dados original. Os mesmos ainda foram dispostos em uma nuvem de dados, classificados por faixa, para toda a extensão de interessa da krigagem;
- Como análises adicionais foram observados, em histogramas, as médias dos erros entre os valores reais e estimados por quilômetro e a cada 10 km da rodovia para verificar se diferiam muito os bancos de dados real e estimado por krigagem.

## 5. RESULTADOS E ANÁLISES

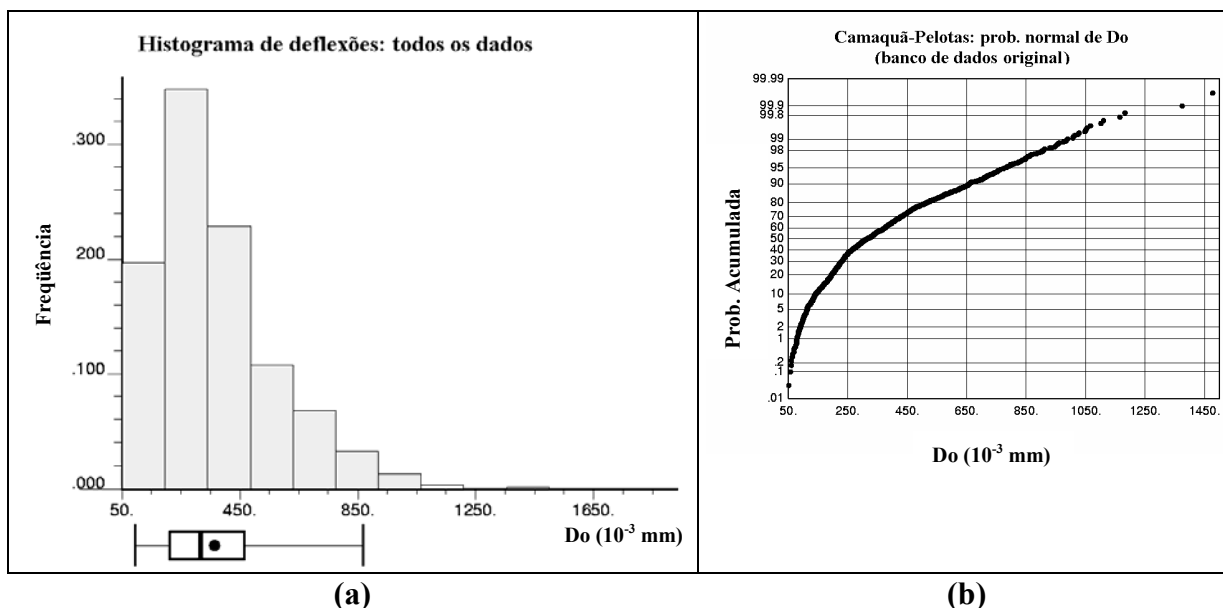
Na seqüência são apresentados os resultados das análises listadas na metodologia deste trabalho. Ao passo que se processa a apresentação dos resultados os mesmos são discutidos. Deve-se notar que os dados de Do para as análises realizadas estão expressos em  $10^{-3}$  mm.

### 5.1. Análise do Banco de Dados Original

Na Figura 3 (a) pode-se observar o histograma do banco de dados original. A Figura 3 (b) apresenta o teste de normalidade dos mesmos dados, onde dispõem-se aproximadamente como uma distribuição normal, pois o gráfico caracterizou-se próximo a uma reta no semilogaritmo entre os valores  $250 \times 10^{-3}$  mm e  $1.250 \times 10^{-3}$  mm. O resumo dos dados estatísticos obtidos encontra-se na tabela 1.

**Tabela 1:** Resumos dos dados estatísticos para os diversos bancos de dados.

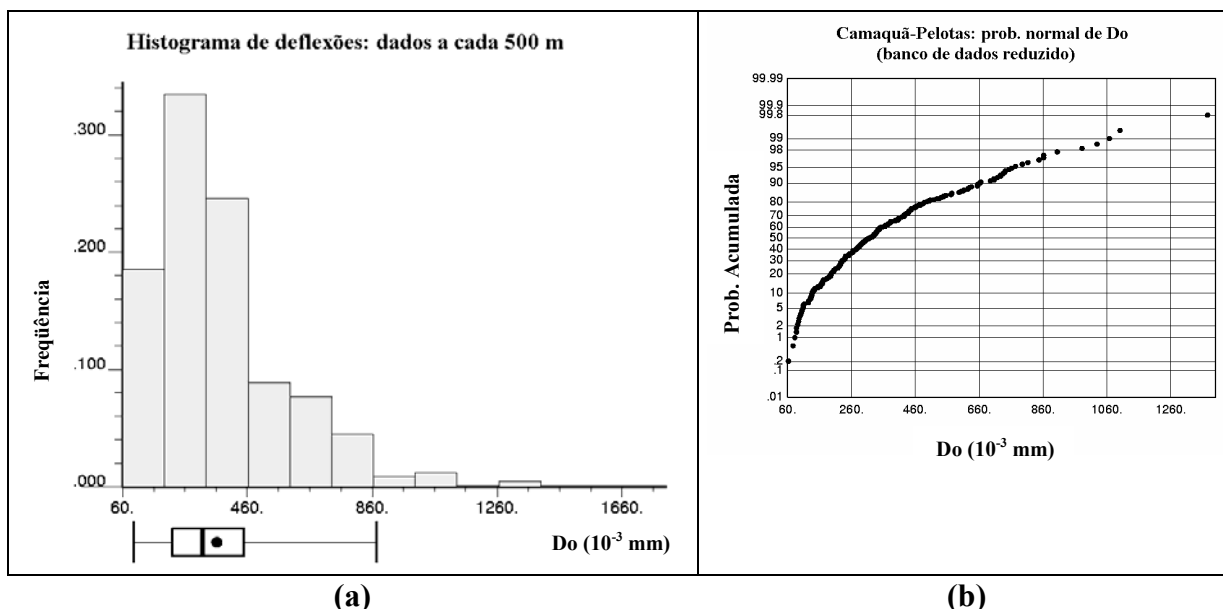
Banco de Dados	Número de dados	Média ( $10^{-3}$ mm)	Desvio padrão ( $10^{-3}$ mm)	Mediana ( $10^{-3}$ mm)
Original	1.526	364	207	315
Reduzido	248	363	212	315
Estimado por krigagem	1.575	363	118	350



**Figura 3:** (a) Histograma dos dados originais; (b) Probabilidade normal dos dados originais.

## 5.2. Análise do Banco de Dados Reduzido

A Figura 4 (a) apresenta o histograma para o banco de dados reduzido. A Figura 4 (b) apresenta o teste de normalidade dos mesmos dados, onde também pôde-se concluir que eles representam aproximadamente uma distribuição normal, pois o mesmo gráfico apresentou-se próximo a uma reta no semilogaritmo entre os valores  $250 \times 10^{-3}$  mm e  $1.250 \times 10^{-3}$  mm. O resumo dos dados estatísticos obtidos encontra-se na tabela 1.



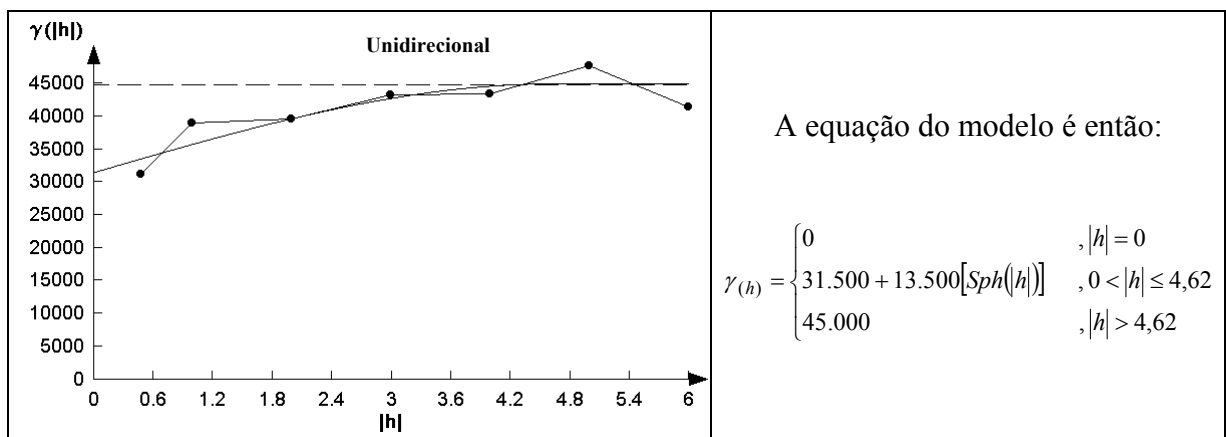
**Figura 4:** (a) Histograma dos dados reduzidos; (b) Probabilidade normal dos dados reduzidos.

Observando o histograma do banco de dados reduzido pode-se notar que o mesmo tem uma média de dados bem próxima do banco de dados original, ou seja, mesmo retirando-se uma grande quantidade de dados, porém preservando a representabilidade dos mesmos, a

distribuição pode ser comparada a uma série normal. Isto já pode ser considerado como uma certa continuidade espacial dos dados, onde os mesmos não são aleatórios como afirma a estatística clássica, mas para isto ser confirmado é necessário um estudo específico como será efetuado na seção seguinte.

### 5.3. Análise de Continuidade Espacial

A análise da continuidade espacial dos dados foi feita através da modelagem dos dados de um semivariograma do banco de dados resumido (Figura 5). O semivariograma foi construído para um espaçamento  $h = 500$  m e o modelo resultante foi um esférico, com efeito pepita de 31.500, contribuição de 13.500 e alcance de 4,62 km, ou seja, toda amostra (valor real) localizada até a distância de 4,62 km influenciava a estimativa do valor em um determinado ponto.



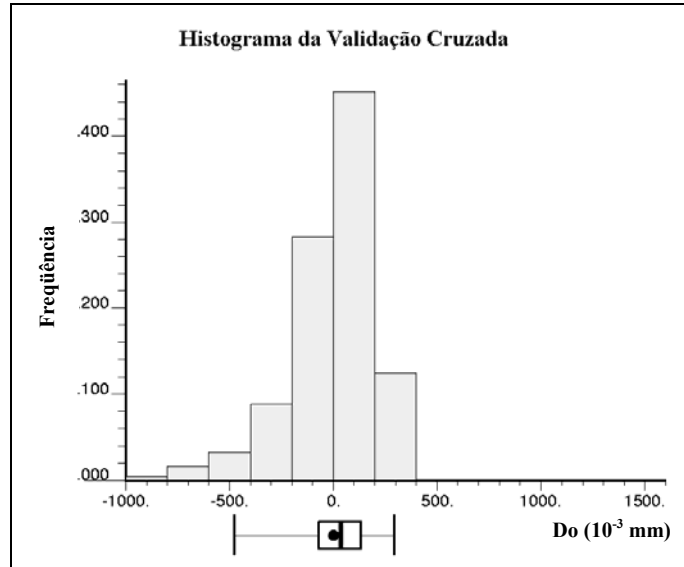
**Figura 5:** Semivariograma de Do com modelo esférico.

### 5.4. Krigagem

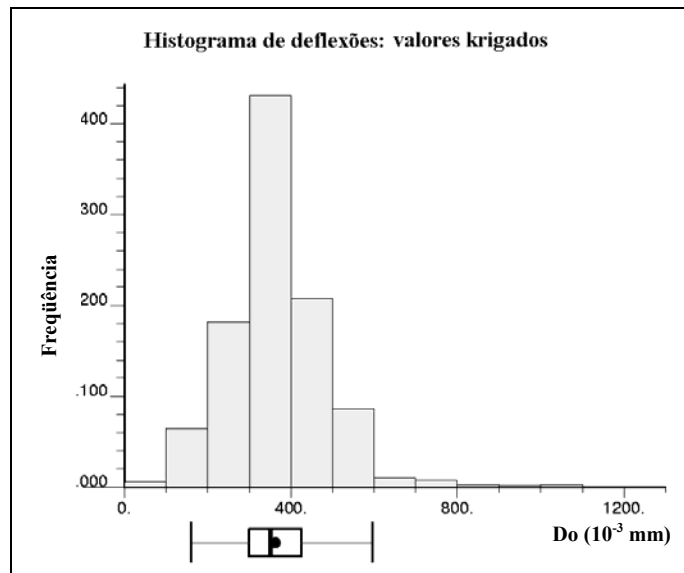
A partir do modelo traçado para o semivariograma, foi realizada uma validação cruzada que serve para observar os erros das estimativas no processo de krigagem. A Figura 6 apresenta o histograma dos erros das estimativas e a média dos mesmos, que ficou em uma ordem de valor muito baixa ( $0,3942 \times 10^{-3}$  mm) quando comparando-se à grandeza dos valores medidos.

Concluída a validação cruzada e constatada a consistência do modelo para a krigagem, realizou-se a krigagem ordinária dos dados para obterem-se valores de Do para cada 80 m da rodovia e em uma extensão de 126 km. O resumo dos dados obtidos está na tabela 1 e o histograma dos mesmos encontra-se na Figura 7, no qual pode-se observar que a média dos dados permaneceu compatível com a média do banco de dados original. A Figura 8 apresenta a distribuição dos dados (perfil longitudinal) por faixa de valor em toda a extensão da rodovia.

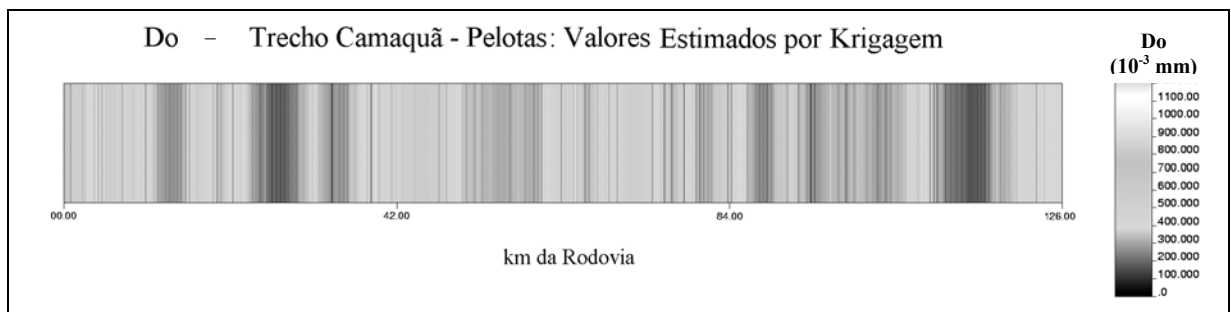
Duas análises adicionais ainda foram realizadas para avaliar a aplicabilidade deste processo para o caso de sistemas de gerência de pavimentos. Foram observadas as diferenças entre as médias dos valores do banco de dados original e do banco de dados estimado por krigagem para cada km e para cada 10 km. As médias dessas diferenças continuaram baixas ( $10^{-3}$  mm para os dois casos). Os histogramas da Figura 9 (a) e (b) apresentam as distribuições dessas diferenças, respectivamente, para o caso da análise por km e por 10 km.



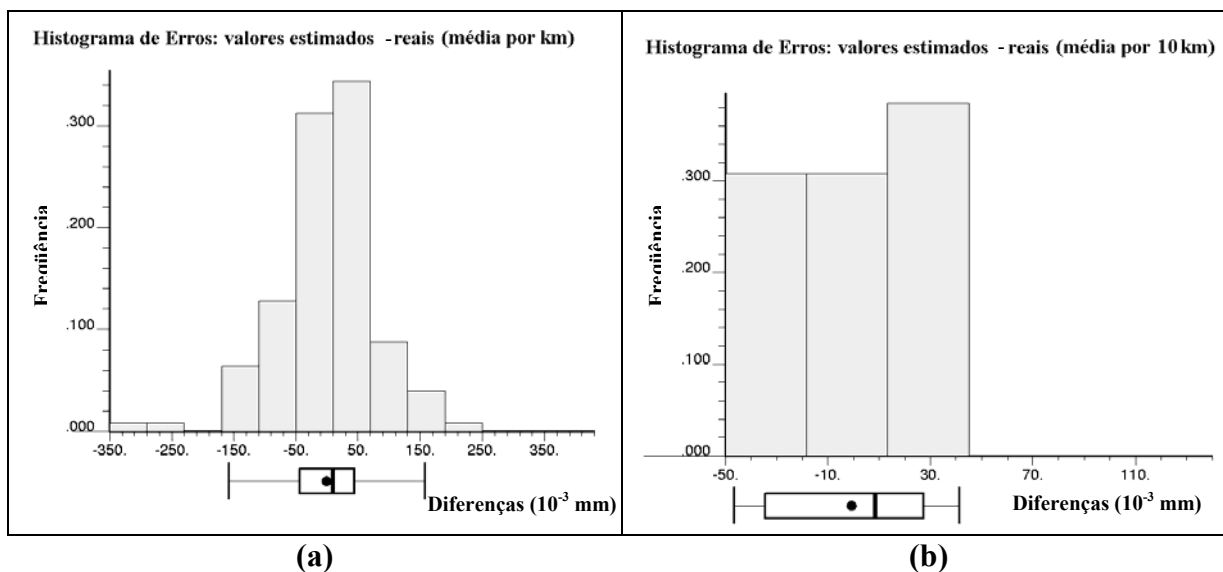
**Figura 6:** Histograma da validação cruzada.



**Figura 7:** Histograma dos valores estimados.



**Figura 8:** Distribuição dos dados krigados ao longo da rodovia.



**Figura 9:** (a) Histograma dos erros por km; (b) Histograma dos erros por 10 km.

## 8. CONCLUSÕES

O processo de krigagem ordinária apresentou um ótimo desempenho na estimativa de dados com variabilidade espacial como no caso de Do.

Após a redução do número de amostras (estabelecendo um espaçamento fixo entre as mesmas de 500 m) e posterior realização do processo de estimativa, o banco de dados dos valores estimados preservou a mesma média do banco de dados original. Além disso, a diferença média entre os valores reais e os estimados por krigagem (aproximadamente  $10^{-4}$  mm) foi considerado bastante baixa quando comparada com a grandeza das leituras realizadas em campo. Consta-se, então, a boa aplicabilidade desta ferramenta da geoestatística a sistemas de gerência de pavimentos, especialmente quando analisando dados em nível de rede, sendo assim um bom mecanismo para otimizar processo de amostragem.

Um fator bastante importante observado nas análises realizadas foi a constatação da variabilidade espacial do parâmetro analisada (deflexão). É lógico que Do depende de outras variáveis como o tráfego, clima e estrutura e materiais do pavimento, que já possuem uma variação espacial, mas descarta-se, portanto, a hipótese estabelecida pela estatística clássica de que esta é uma variável aleatória.

Sugerem-se aqui estudos de avaliação da aplicabilidade da krigagem ordinária a parâmetros como QI, ATR e variáveis de levantamentos visuais contínuos, bem como a utilização deste processo na estimativa de valores para serem utilizados na análise de projetos.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Camargo, E. C. G. (2005) Geoestatística: fundamentos e aplicações. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Governo Federal. Brasil. Disponível no site: [www.dpi.inpe.br/gilberto/tutoriais/gis\\_ambiente/5geoest.pdf](http://www.dpi.inpe.br/gilberto/tutoriais/gis_ambiente/5geoest.pdf).
- Costa, J.F.C.L. (2004) Notas de aula da disciplina de Geoestatística. Departamento de Engenharia de Minas, Prof. Dr. do DEMIN, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Brasil. E-mail: [jfelipe@ufrgs.br](mailto:jfelipe@ufrgs.br).
- Delfiner P. e Delhomme J.P. (1975) Optimum interpolation by kriging. In: J.D.Davis and M.J.McCullagh (eds), Display and Analysis of Spatial Data. New York, John Wiley and Sons, pp 96-114.
- Huijbregts, C. (1975) Regionalized variables and quantitative analysis of spatial data. In Display and Analysis of

- Spatial Data, editado por J. Davis and M. McCullagh, Wiley, Londres, UK.
- Isaaks, E. e Srivastava, R. (1989) An introduction to applied geostatistics. Oxford University Press Inc. New York, USA.
- Krige, D.G. (1951) A statistical approach to some basic mine evaluation problems on the Witwatersrand. Johannesburg Chemistry Metallurgy Mining Society South African, 52 (6): 119-139.
- Matheron, G. (1971) The theory of regionalized variables and its applications. Paris, Les Cahiers du Centre de Morphologie Mathématique de Fontainebleau. 211p.
- Oliver, M.A. e Webster, R. (1990) Statistical methods in soil and land resource survey. Oxford: Oxford University Press, USA, 316p.

---

Fernando Silva Albuquerque (albuquerque.f.s@uol.com.br)

Washington Peres Núñez (wpnunez@cpgec.ufrgs.br)

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Departamento de Engenharia Civil, Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Av. Osvaldo Aranha, 99 – 3º Andar – CEP 90035-190 – POA – RS – BRASIL

José Afonso Gonçalves de Macedo (afonso@geotecnia.ufcg.edu.br)

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil e Ambiental, Departamento de Engenharia Civil, Universidade Federal de Campina Grande.