

## Avaliação de Impacto Ambiental de Descargas de Águas Residuais Usando Uma Metodologia Geoestatística

Maurici Luzia Charnevski Del Monego, Patrícia Ramos, Mário Valente Neves

Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto

Universidade Tecnológica Federal do Paraná

*maurici@utfpr.edu.br, pramos@inescporto.pt, mjneves@fe.up.pt*

Recebido: 31/07/08 – revisado: 17/11/09 – aceito: 09/08/10

---

### RESUMO

O principal objetivo deste estudo foi analisar a aplicabilidade da modelagem geoestatística para a avaliação do impacto ambiental de descargas de águas residuais provenientes de emissários submarinos. O conjunto de dados foi obtido em uma campanha de monitoramento ao emissário submarino de S. Jacinto, localizado na região de Aveiro na costa oeste de Portugal. Os dados foram recolhidos na vizinhança da descarga utilizando um Veículo Submarino Autônomo (VSA). O estimador clássico de Matheron foi utilizado no cálculo do semivariograma experimental, e este foi ajustado aos modelos teóricos esférico, exponencial e gaussiano. A técnica de validação cruzada sugeriu o modelo mais adequado e a krigagem ordinária foi utilizada para obter as estimativas de salinidade em pontos não amostrados. O mapa estimado por krigagem mostra claramente a dispersão da pluma na área estudada, indicando que o esgoto não atingiu as praias mais próximas. Este estudo sugere que uma estratégia para o VSA otimizada, sob o ponto de vista da geoestatística, poderá proporcionar melhores estimativas em relação a outros métodos de interpolação que não fornecem os erros associados às estimativas, por exemplo, Ponderação do Inverso das Distâncias (IDW), Polinomial Global, Polinomial Local, entre outros. Além disso, uma vez que medidas precisas de diluição de plumas são raras, estes estudos poderão ser muito úteis, no futuro, para a validação de modelos de dispersão.

**Palavras-chave:** Krigagem ordinária, descargas de águas residuais, dispersão da pluma, veículo submarino autônomo.

---

### INTRODUÇÃO

Os emissários submarinos são importantes fontes de poluentes para os ecossistemas costeiros. Esta forma de descarga tem vantagens em termos econômicos e um impacto relativamente pequeno em termos sociais, mas levanta ao mesmo tempo preocupações acerca da saúde pública e da preservação e qualidade do ecossistema. O oceano oferece uma capacidade de diluição relativamente rápida das substâncias descarregadas, transportando, no entanto, após a estabilização da pluma, partículas contendo metais pesados, bactérias, vírus e outros materiais perigosos. Torna-se assim necessário avaliar de forma contínua os reais impactos destas substâncias nas populações urbanas e nos ecossistemas costeiros.

As abordagens que têm sido utilizadas para a análise de dados ambientais recolhidos nas zonas da descarga não têm sido verdadeiramente esclarecedoras dos reais impactos das substâncias referidas. Os motivos prendem-se com os elevados custos das

campanhas de monitoramento, que são escassas, e o baixo volume dos dados, obtidos através de métodos de observação ainda pouco sofisticados. A modelação matemática do fenômeno de dispersão, apesar de caracterizar de alguma forma a mistura do esgoto, ainda não responde de uma forma clara e rigorosa a todas as preocupações.

Os veículos submarinos autônomos já mostraram ser uma tecnologia de vanguarda para varredimentos de elevada resolução de pequenos elementos, tais como plumas de exutores submarinos (Ramos, 2005). Algumas das vantagens destas plataformas incluem: uma logística de campo simples, o baixo custo por utilização, uma boa cobertura espacial e capacidade de amostragem adaptativa ou baseada numa característica.

Neste trabalho exploramos métodos geoestatísticos para a análise de dados ambientais obtidos na vizinhança da descarga de um emissário submarino utilizando um veículo submarino autônomo (VSA) como meio de observação visando: (i) a diferenciação da pluma no meio receptor; (ii) a estimativa do valor da salinidade em locais não amostra-

dos; e (iii) o mapeamento da sua distribuição por krigagem, tendo como objetivos a avaliação do impacto ambiental para a tomada de decisões e a validação de modelos de dispersão.

A modelagem geoestatística tem sido utilizada com sucesso para a análise e caracterização da variabilidade espacial de propriedades do solo (Saby et al., 2006; Wei et al., 2007), para a obtenção de informações para a avaliação de recursos hídricos e de energia eólica (Shoji, 2006; e Shoji e Kitaura, 2006), para a concepção de estratégias de amostragem de sedimentos em estuários (Caeiro et al., 2003), para a análise da contaminação de sedimentos localizados nas proximidades de descargas de águas residuais (Murray et al., 2002; Poon et al., 2000), entre outros. Embora caótico, devido à difusão turbulenta, o processo de dispersão converge para um modo de variabilidade "natural" quando a pluma pára de ascender e a intensidade das flutuações turbulentas se aproxima de zero (Roberts, 1996). Esta região é designada por final do "campo próximo" ou "região de mistura inicial". Após o final do campo próximo, o campo de efluente estabelecido se espalha lateralmente, sendo difundido pela turbulência oceânica. No campo próximo a diluição aumenta rapidamente com a distância devido à energia cinética da turbulência. Após o final do campo próximo a taxa de diluição é muito menor. Por essa razão, a diluição no final do campo próximo é habitualmente utilizada para a avaliação de riscos ambientais. É assim provável que após o final do campo próximo as concentrações de poluentes estejam espacialmente correlacionadas, e nesse caso, a geoestatística é uma técnica adequada para a estimativa da diluição e a caracterização da dispersão da pluma.

Neste trabalho realizou-se um estudo geoestatístico de medidas de salinidade obtidos na zona da dispersão de uma pluma de esgoto. A análise dos dados foi realizada de acordo com as etapas que compõe a metodologia geoestatística. Numa primeira fase foi investigada a estrutura espacial das observações através de uma análise estatística descritiva. Depois, o grau da correlação espacial entre os dados na área em estudo, em função da distância e direção, foi expresso em termos do semivariograma. O semivariograma foi ajustado aos modelos teóricos esférico, exponencial e gaussiano. Em seguida, utilizaram-se os indicadores de validação cruzada para a escolha do modelo mais adequado. Finalmente, a krigagem ordinária foi utilizada para estimar os valores de salinidade em pontos não amostrados, tendo sido gerado o mapa 2D da distribuição deste parâmetro.

## FUNDAMENTOS DA GEOESTATÍSTICA

A teoria geoestatística é constituída por um conjunto de ferramentas e métodos estatísticos que foram desenvolvidos inicialmente por Georges Matheron, na França por volta de 1960. O princípio básico da geoestatística reside na Teoria das Variáveis Regionalizadas, formalizada pelo próprio Matheron em 1961 a partir de estudos desenvolvidos por Daniel G. Krige, que consideram pela primeira vez a dependência espacial entre as observações.

Uma variável regionalizada, utilizada para representar um fenômeno em estudo, é caracterizada pelos aspectos: estruturado e aleatório. O aspecto estruturado está associado ao fato de que variáveis próximas tendem a ter valores mais semelhantes que as mais afastadas. O aspecto aleatório revela a impossibilidade de se conhecer o valor exato da variável numa determinada localização espacial.

Essa dupla natureza das variáveis regionalizadas pode ser interpretada com base na teoria das funções aleatórias. A cada uma das observações  $z(x_i)$ ,  $i=1,\dots,N$ , localizadas em  $x_i$ , está associada uma variável aleatória  $Z(x_i)$ ,  $i=1,\dots,N$ . Cada uma das medidas pode ser interpretada como sendo uma realização da variável aleatória que lhe corresponde. Uma área em estudo constituída por várias observações consiste num conjunto de variáveis aleatórias correlacionadas entre si. O conjunto de todas as variáveis aleatórias é uma função aleatória  $Z(x)$  (Soares, 2000). O fato de se conhecer apenas uma realização de cada uma das variáveis aleatórias não nos permite fazer qualquer análise estatística. A geoestatística permite efetuar essa análise assumindo diversos graus de estacionariedade (pressupostos) da função aleatória  $Z(x)$ . O primeiro pressuposto é a hipótese de estacionariedade da média. Esse pressuposto assume que todas as variáveis aleatórias  $Z(x_i)$ ,  $i=1,\dots,N$  têm a mesma média, ou seja:

$$E[Z(x_1)] = E[Z(x_2)] = \dots = E[Z(x_N)] \quad (1)$$

O segundo pressuposto é a hipótese de estacionariedade relativa ao variograma (ou covariância). Esse pressuposto assume que a correlação entre quaisquer duas variáveis aleatórias é apenas função da distância entre elas (e independente da sua localização), podendo esta correlação ser quantificada através do semivariograma. O estimador do semiva-

riograma mais usado é o método dos momentos, que é dado por (Matheron, 1965):

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

onde  $\gamma(h)$  é o valor da semivariância para a distância  $h$  (ou para o intervalo de amplitude  $h$  - "lag") e  $Z(x_i) - Z(x_i + h)$  a diferença entre pares de medidas distanciadas de  $h$  entre si, e  $N(h)$  é o número de pares de medidas distanciadas de  $h$  entre si. A utilização deste estimador para a determinação do semivariograma experimental pressupõe que a variável em análise tem uma distribuição aproximadamente normal, não sendo um estimador robusto para dados que contenham valores discrepantes (Cressie, 1993; Lophaven et al., 2002).

Num estudo variográfico há três aspectos que devem ser considerados: o semivariograma experimental, o semivariograma verdadeiro e o semivariograma teórico (Chilès e Pierre, 1999; Kitanidis, 1997). O semivariograma experimental é uma representação gráfica baseada no conjunto de dados que dá indicações acerca da distribuição espacial desses dados. O semivariograma verdadeiro representa a situação real do fenômeno em estudo e é sempre desconhecido. O semivariograma teórico é o modelo matemático que melhor traduz o comportamento do semivariograma experimental.

Para a construção do semivariograma experimental deve ter-se em conta, além das distâncias entre as medidas, também as várias direções. Muitas vezes o fenômeno apresenta um comportamento semelhante em todas as direções, designando-se neste caso por isotrópico. Pode, também, em certas situações apresentar um comportamento específico segundo uma determinada direção, designando-se neste caso, por anisotrópico. Na construção do semivariograma experimental, é também necessário decidir um ponto de corte (número de "lags") que determina até onde será calculado o semivariograma experimental. Este corresponde à distância máxima entre observações que é considerada no cálculo das semivariâncias representadas no semivariograma. Em geral, a distância utilizada é aproximadamente metade da distância máxima entre as observações (Soares, 2000; Clark e Harper, 2000).

Após a construção do semivariograma experimental é necessário ajustá-lo a um modelo matemático que será posteriormente utilizado no processo de estimativa. O modelo esférico, o modelo exponencial e o modelo gaussiano, representados

respectivamente nas equações 3 a 5, são designados por modelos de transição.

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

$$\gamma(h) = \left\{ C_0 + C_1 \left[ 1 - \exp \left( -\frac{3\|h\|}{a} \right) \right], h \geq 0 \right. \quad (4)$$

$$\gamma(h) = \left\{ C_0 + C_1 \left[ 1 - \exp \left( -3 \left( \frac{\|h\|}{a} \right)^2 \right) \right], h \geq 0 \right. \quad (5)$$

Nestes modelos, o valor da semivariância aumenta à medida que a distância entre as medidas aumenta, convergindo para um valor (designado por patamar) quando a distância tende para infinito (Isaaks e Srivastava, 1989; Clark e Harper, 2000).

Estes modelos contêm três parâmetros que os caracterizam. O alcance (ou distância limite)  $a$ , corresponde à distância a partir da qual o valor da semivariância se torna aproximadamente constante com o aumento da distância entre as observações, estabelecendo o ponto a partir do qual se considera que deixa de existir correlação entre as medidas. O patamar (ou *sill*) é o valor da semivariância quando  $h = a$ , ou seja,  $\gamma(a)$ , correspondendo ao valor máximo da semivariância considerado no semivariograma experimental. Medidas obtidas em posições infinitamente próximas são sempre diferentes, devido a erros associados ao processo de medição ou devido à existência de variabilidade à pequena escala. Este fato implica um valor de semivariância não nulo para observações infinitamente próximas, designado por efeito pepita (ou efeito *nugget*)  $C_0$ . Este valor de semivariância não nulo, se existir, deverá ser incorporado no modelo do semivariograma escolhido.

O passo seguinte no processo de análise geostatística consiste em avaliar e comparar o desempenho das estimativas obtidas por krigagem usando os modelos de semivariograma ajustados. A validação cruzada é uma técnica que permite esta avaliação e comparação. Nesta técnica o processo de krigagem é usado para estimar o valor do parâmetro em estudo nos pontos amostrados. Nesse processo, cada uma das observações é temporariamente retida do conjunto de dados e o seu valor é estimado utilizando as restantes, repetido-se para todas as

observações. Os valores estimados e os valores reais podem ser comparados (i) usando uma mesma análise estatística para esses dois conjuntos de dados e/ou (ii) efetuando uma análise estatística dos erros. Na análise estatística dos erros são habitualmente calculados os seguintes indicadores estatísticos: erro médio (EM); raiz quadrada do erro quadrático médio (REQM), raiz quadrada da variância de krigagem média (RVKM), erro estandardizado médio (ESM) e raiz quadrada do erro estandardizado quadrático médio (RESQM) dados, respectivamente pelas equações 6 a 10, a seguir:

$$EM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\hat{Z}(x_i) - Z(x_i)] \quad (6)$$

$$REQM = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\hat{Z}(x_i) - Z(x_i)]^2} \quad (7)$$

$$RVKM = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sigma^2(x_i)} \quad (8)$$

$$ESM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[ \frac{\hat{Z}(x_i) - Z(x_i)}{\sigma^2(x_i)} \right] \quad (9)$$

$$RESQM = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[ \frac{\hat{Z}(x_i) - Z(x_i)}{\sigma^2(x_i)} \right]^2} \quad (10)$$

onde  $\hat{Z}(x_i)$  é o valor estimado e  $Z(x_i)$  o valor observado na posição  $x_i$ ;  $N$  é o número de observações estimadas; e  $\sigma^2(x_i)$  é a variância da estimativa para o ponto  $x_i$  (ou variância do erro de estimação) a seguir definida pela equação 19.

Será desejável que EM seja próximo de zero, indicando que o estimador é não enviesado. O valor de REQM deve ser o menor possível, indicando que os valores das estimativas são próximos dos valores medidos. O valor de RVKM deve ser naturalmente o menor possível. Se as variâncias de krigagem forem precisas, então o valor de RESQM deve ser próximo de 1 (Wackernagel, 2003). Se o valor de RESQM é elevado isso significa que a krigagem é demasiado otimista acerca da variabilidade das estimativas.

A etapa seguinte na análise geoestatística consiste em utilizar o modelo de semivariograma escolhido para estimar os valores da grandeza em estudo em locais não amostrados. O processo de krigagem é um método de interpolação que utiliza

a medida de correlação espacial entre as observações, fornecida pelo modelo do semivariograma, para determinar os pesos a usar na estimação linear dos pontos desconhecidos do espaço de amostragem (Clark e Harper, 2000). O processo de krigagem possui diversas variantes, sendo a krigagem ordinária a mais usual. A krigagem ordinária é um estimador geoestatístico dito "BLUE" (*best linear unbiased estimator*). É linear, pois as estimativas são combinações lineares de um conjunto de observações vizinhas à localização que se pretende estimar. É não-enviesado porque procura que a média dos erros de estimação seja igual a zero. É dito o melhor, pois pretende minimizar a variância dos erros de estimação. Assim, o valor da estimativa num ponto não amostrado localizado em  $x_0$  é dado por

$$\hat{Z}(x_0) = \sum_{i=1}^M \alpha_i Z(x_i) \quad (11)$$

onde  $Z(x_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, M$  são as observações vizinhas à localização  $x_0$  usadas na krigagem  $\alpha_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, M$  os respectivos pesos.

Determinado pela minimização da variância do erro de estimação, o sistema de equações de krigagem usado para a determinação da estimativa  $\hat{Z}(x_0)$ , expresso na forma matricial, é (Kitanidis, 1997)

$$K \cdot X = M \quad (12)$$

Onde

$$K = \begin{bmatrix} \gamma(x_1, x_1) & \gamma(x_1, x_2) & \cdots & \gamma(x_1, x_M) & -1 \\ \gamma(x_2, x_1) & \gamma(x_2, x_2) & \cdots & \gamma(x_2, x_M) & -1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \gamma(x_M, x_1) & \gamma(x_M, x_2) & \cdots & \gamma(x_M, x_M) & -1 \\ 1 & 1 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

é a matriz (de dimensão  $(M+1) \times (M+1)$ ) de semi-varianças entre as  $M$  observações  $x_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, M$  vizinhas à localização  $x_0$  que se pretende estimar,

$$X = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_M \\ \lambda \end{bmatrix} \quad (14)$$

é a matriz coluna das incógnitas (de dimensão  $(M+1) \times 1$ ) formada pelos pesos  $\alpha_i$ ,  $i=1,2,\dots,M$  e pelo parâmetro de Lagrange  $\lambda$ , usado para cumprir a condição de não-enviesamento (soma dos pesos unitária -  $\sum_{i=1}^M \alpha_i = 1$ ), e

$$M = \begin{bmatrix} \gamma(x_1, x_0) \\ \gamma(x_2, x_0) \\ \vdots \\ \gamma(x_M, x_0) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

é a matriz coluna (de dimensão  $(M+1) \times 1$ ) de semivariâncias entre as  $M$  observações vizinhas e o ponto a estimar, localizado em  $x_0$ . Para o cálculo das semivariâncias utiliza-se o modelo do semivariograma escolhido. A solução deste sistema de equações lineares de  $(M+1)$  equações a  $(M+1)$  incógnitas é

$$X = K^{-1} M \quad (16)$$

sendo o valor da estimativa no ponto localizado em  $x_0$  dado por

$$\hat{Z}(x_0) = \det(X^T Z) \quad (17)$$

Onde

$$Z = \begin{bmatrix} Z(x_1) \\ Z(x_2) \\ \vdots \\ Z(x_M) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

é a matriz (de dimensão  $(M+1) \times 1$ ) das  $M$  observações vizinhas à localização  $x_0$ , acrescentada com um zero no  $(M+1)$ -ésimo elemento.

A variância do erro de estimação (ou variância de krigagem) é dada por

$$\sigma^2(x_i) = \det(X^T M - 2\lambda I_1) = \sum_{i=1}^M \alpha_i \gamma(x_i, x_0) - \lambda \quad (19)$$

## METODOLOGIA

### Área de estudo

O conjunto de dados utilizado nesta análise foi obtido numa campanha de monitoramento ao emissário submarino de S. Jacinto (ver Figura 1) localizado na região de Aveiro na costa Oeste de Portugal, utilizando o Veículo Submarino Autônomo (VSA) do Laboratório de Sistemas e Tecnologia Subaquática da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto.

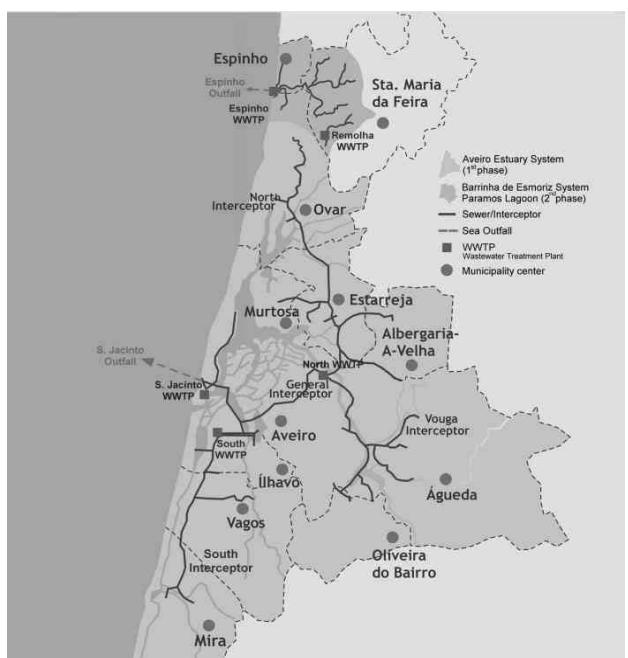
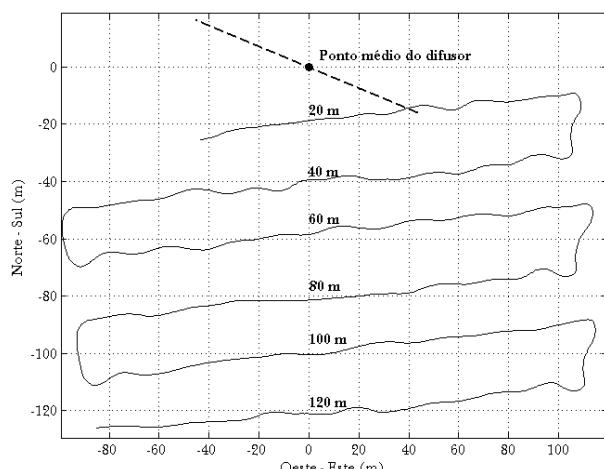


Figura 1 - Área de estudo.

Durante a missão o VSA percorreu uma área de  $200 \times 100 \text{ m}^2$  iniciando a 20 metros do ponto médio do difusor, na direção da corrente. A trajetória estabelecida para o veículo consistiu em 6 secções horizontais realizadas aos 2, 4, 6, 8, 10 e 12 m de profundidade. Em cada secção horizontal o veículo percorreu um trajeto constituído por 6 linhas perpendiculares à direção da corrente, distanciadas de aproximadamente 20 m entre si. Enquanto navegava a uma velocidade aproximadamente constante de 2 nós ( $\sim 1 \text{ m/s}$ ), o veículo recolheu e guardou no computador de bordo dados de CTD (condutividade, temperatura, profundidade) a uma taxa de 2.4 Hz. Assim, a distância entre medidas consecutivas nas secções horizontais foi de  $\sim 0.4 \text{ m}$ . Neste estudo foram utilizados os dados de salinidade (calculados através da condutividade, temperatura e profundida-

dade) da seção horizontal dos 2 m de profundidade, onde a pluma se encontrava estabilizada e dispersando horizontalmente (ver Figura 2). Para as profundidades de 4 m e 6 m a proposta é a utilização de outro software uma vez que não se obteve resultados satisfatórios nessa análise inicial. As camadas dos 8 m, 10 m e 12 m não possuem informações úteis para ser realizada uma análise que venham a trazer resultados que possam agregar informações ao fenômeno.

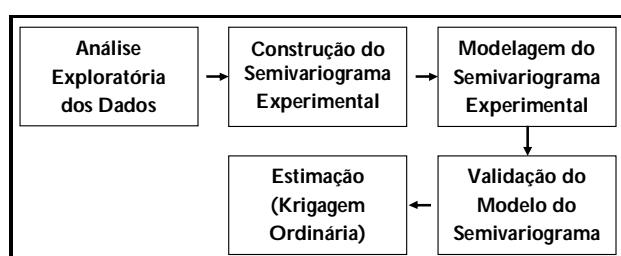
Para as profundidades de 4 m e 6 m a proposta é a utilização de outro software uma vez que não se obteve resultados satisfatórios nessa análise inicial. As camadas dos 8 m, 10 m e 12 m não possuem informações úteis para ser realizada uma análise que venham a trazer resultados que possam agregar informações ao fenômeno.



**Figura 2 - Trajetória do VSA aos 2 m de profundidade**

### Análise Geoestatística

Para a análise dos dados de salinidade da seção horizontal dos 2 m de profundidade foram seguidas as etapas habituais da metodologia geoestatística, que se mostram no esquema da Figura 3.



**Figura 3 - Etapas da análise geoestatística.**

### Análise Exploratória dos Dados

O primeiro passo na análise geoestatística consiste em fazer um diagnóstico do comportamento dos dados disponíveis através de uma análise exploratória (Clark e Harper, 2000). A Tabela 1 apresenta o sumário estatístico do conjunto de dados de salinidade (2470 observações). A salinidade é expressa em psu (practical salinity units), representa a fração de massa de sais em água do mar em condições práticas, baseadas na temperatura da água e medidas de condutividade.

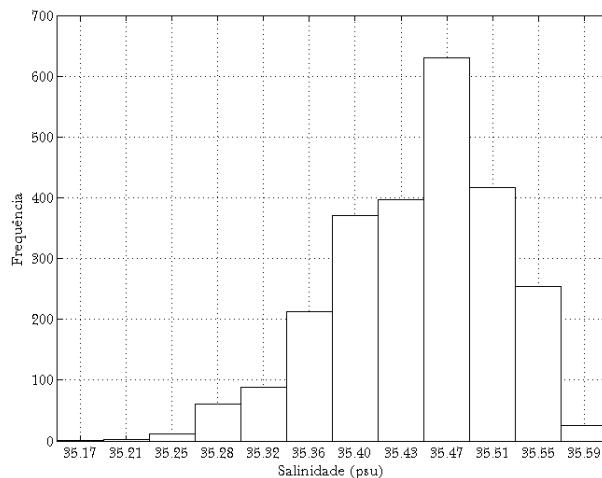
O valor da salinidade variou entre 35.152 psu e 35.607 psu. O valor da média do conjunto de dados foi 35.451 psu, sendo próximo do valor da mediana que foi 35.463 psu. Para a aplicação da metodologia geoestatística, é desejável que a variável em estudo tenha uma distribuição normal (Wackernagel, 2003). Os valores dos coeficientes de assimetria e curtose, suficientemente próximos de 0 e 3, respectivamente, indicam uma distribuição aproximadamente normal dos dados de salinidade.

**Tabela 1 - Sumário estatístico dos dados de salinidade.**

Sumário estatístico	
Mínimo	35.152
Média	35.451
Mediana	35.463
Máximo	35.607
Variância	0.004
Desvio-padrão	0.067
Assimetria	-0.52
Curtose	3.06

A Figura 4 apresenta o histograma do conjunto de dados de salinidade. A cauda à esquerda do histograma mostra uma distribuição levemente envesada negativamente, que está de acordo com o valor negativo do coeficiente de assimetria. Essa assimetria pode ser justificada pelo fato de que o difusor não se encontrava paralelo a área estabelecida para a amostragem. A saída da descarga a Oeste do ponto médio do difusor se encontrava mais afastada da área delimitada para a amostragem dos dados do que a saída da descarga na direção Este.

Este fator interferiu em uma diluição homogênea ao longo da descarga, podendo então, explicar a distribuição dos dados não ser próxima a normalidade.

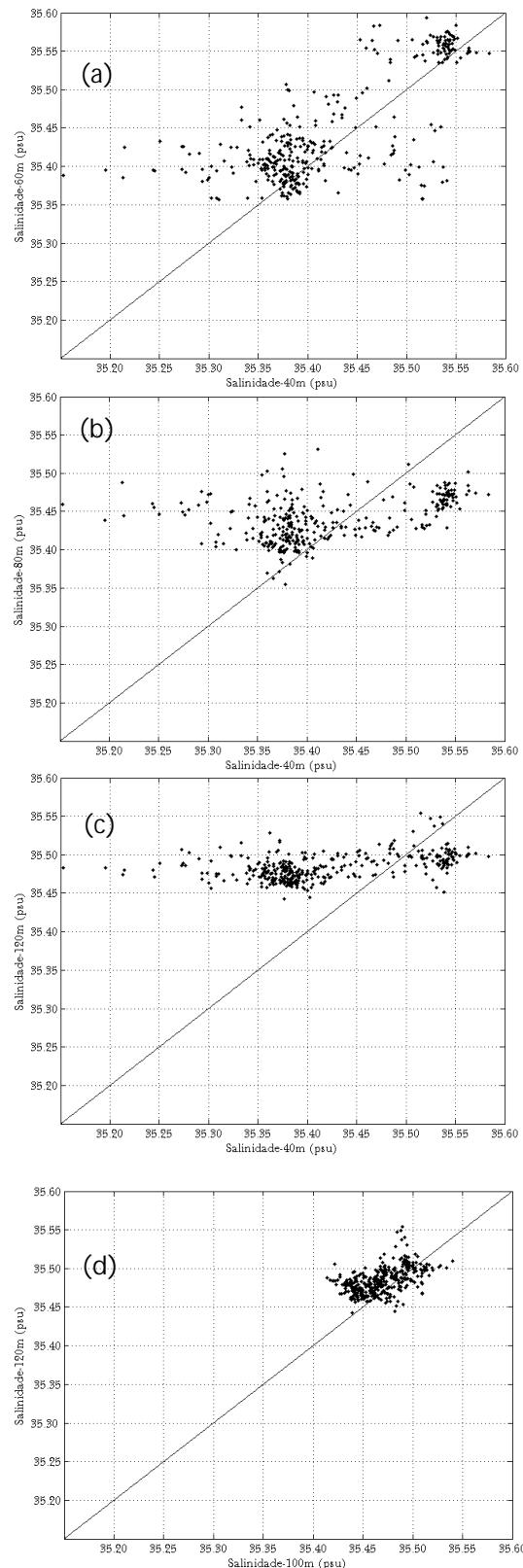


**Figura 4 - Histograma dos dados de salinidade.**

Um dos instrumentos geoestatísticos de verificação da continuidade espacial das grandezas em estudo é o gráfico biplots (Soares, 2000). Neste tipo de representação, pares de pontos separados por uma determinada distância são confrontados. Uma nuvem de pontos pouco dispersa em torno da bissetriz de um gráfico biplots indica um elevado grau de correlação/continuidade entre os dados. Habitualmente, à medida que a distância entre os pares de pontos aumenta, as nuvens tornam-se mais dispersas e afastadas da bissetriz, indicando uma menor correlação entre as amostras. Para se analisar a continuidade espacial dos dados de salinidade foram confrontados os pares de medidas em diferentes trajetórias localizados aproximadamente na mesma direção Norte-Sul (ver Figura 2).

A Figura 5 mostra os gráficos biplots que confrontam os pares de pontos das linhas dos (a) 40 m vs 60 m, (b) 40 m vs 80 m, (c) 40 m vs 120 m e (d) 100 m vs 120 m.

Comparando os gráficos (a), (b) e (c), verifica-se que à medida que a distância entre os pares de pontos aumenta, as nuvens tornam-se mais dispersas e afastadas da bissetriz, podendo constatar-se uma diminuição da correlação espacial entre as medidas com o aumento da distância. Este fato está de acordo com o aumento da salinidade que se verifica com a dispersão da pluma. O elevado grau de correlação entre os pares de pontos das linhas dos 100 m vs 120 m que se observa no gráfico (d) indica que a estas distâncias do difusor praticamente já não se detecta grande variação de salinidade cujos valores são próximos dos do meio, significando que a diluição está a ocorrer mais lentamente.



**Figura 5 - Biplots das linhas dos (a) 40 vs 60, (b) 40 vs 80, (c) 40 vs 120 e (d) 100 vs 120 m.**

Como se esperava, apesar de se encontrarem à mesma distância, os pares de pontos das linhas dos 40 m vs 60 m (gráfico (a)) apresentam uma menor correlação espacial que os pares de pontos das linhas dos 100 m vs 120 m (gráfico (d)). Este fato é devido à variação dos valores de salinidade em função da distância ser tanto maior quanto maior a proximidade destes com o difusor.

### Construção e Modelagem do Semivariograma Experimental

Verificada a continuidade espacial dos dados, o passo seguinte consiste na construção do semivariograma experimental. A Figura 6 mostra o semivariograma experimental calculado para as direções 0°, 45°, 90° e 135°, utilizando para o cálculo um "lag" de ~12 m e um total de 7 "lags".

O ponto de corte considerado no cálculo do semivariograma experimental deverá ser inferior à metade da maior distância entre as observações (Soares, 2000). Como se pode observar na Figura 6, o fenômeno apresenta um comportamento semelhante nas quatro direções estudadas, mostrando-se ser isotrópico.

Uma vez calculado o semivariograma experimental, o passo seguinte consiste em ajustá-lo a um modelo teórico que traduza o comportamento espacial dos dados.

Este modelo é utilizado posteriormente no cálculo das semivariâncias na estimação por krigagem.

Os modelos esférico, exponencial e gaussiano foram ajustados ao semivariograma experimental omnidirecional (ver Figura 7).

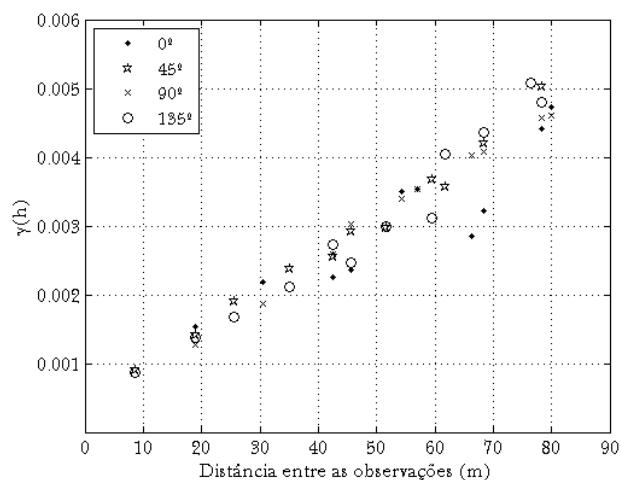


Figura 6 - Semivariograma experimental direcional.

O efeito pepita ou nugget ( $C_0$ ), patamar ( $C_1 + C_0$ ) e alcance ( $a$ ) de cada um dos modelos ajustados mostram-se na Tabela 2.

Tabela 2 - Parâmetros dos modelos do semivariograma.

Parâmetros	Esférico	Exponencial	Gaussiano
$C_0$	0.0002	0	0.0008
$C_1 + C_0$	0.0039	0.0036	0.0042
$a$	73.50	83.50	80.00
$C_0/C_1 + C_0$ (%)	5.1	0	19.0

De acordo com Wei et al. (2007), o grau de dependência espacial da variável em estudo pode ser avaliado através da razão efeito pepita/patamar. Um valor desta razão inferior a 25% sugere que a variável possui uma forte dependência espacial; um valor desta razão entre 25% e 75% sugere que a variável possui uma moderada dependência espacial; e um valor desta razão superior a 75% sugere que a variável possui uma fraca dependência espacial. Como pode ser observado na Tabela 2, os valores da razão efeito pepita/patamar encontrados são baixos e todos inferiores a 25%, sugerindo que as medidas de salinidade possuem uma forte dependência espacial e que as variações locais, como se esperava, puderam ser capturadas.

Observa-se que para os três modelos o valor de EM é próximo de zero e os valores de REQM e RVKM são pequenos, como é desejável. Pode afirmar-se que os valores de RESQM para os modelos esférico e gaussiano são próximos de 1.

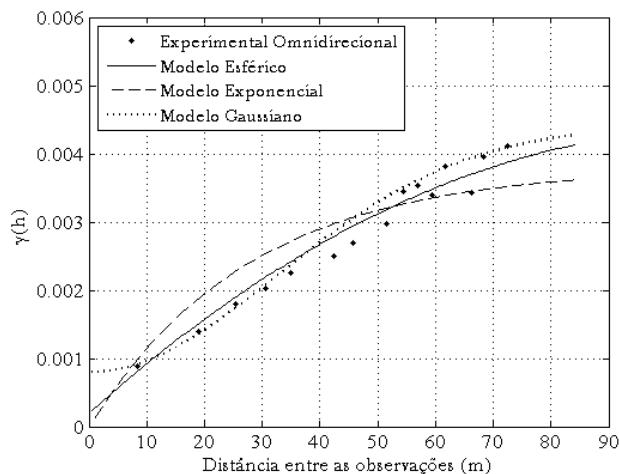
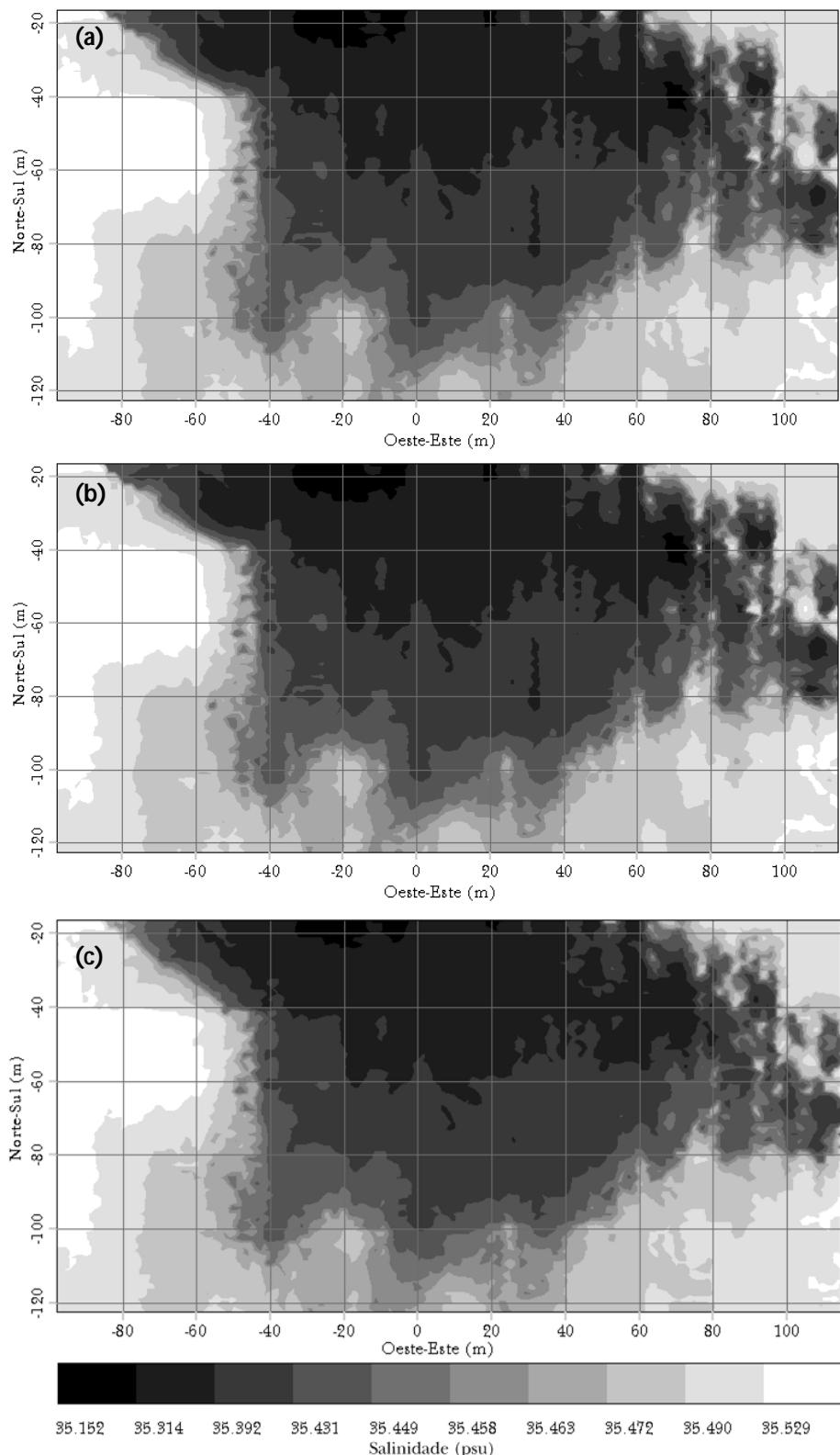


Figura 7 - Semivariograma experimental omnidirecional e modelos ajustados.



**Figura 8 - Mapa da salinidade da secção horizontal dos 2 m de profundidade utilizando a krigagem ordinária e os modelos: (a) esférico, (b) exponencial e (c) gaussiano.**

Os resultados da Tabela 2 e da Tabela 3 sugerem que o modelo esférico é o mais adequado para ser utilizado no processo de estimativa por krigagem.

### **Validação do Modelo do Semivariograma**

Para avaliar e comparar o desempenho dos três modelos de semivariograma ajustados foi utilizada a técnica de validação cruzada. A Tabela 3 mostra os indicadores estatísticos desta validação relativos a esses modelos.

**Tabela 3 - Indicadores estatísticos da validação cruzada relativos aos modelos ajustados.**

Indicadores	Esférico	Exponencial	Gaussiano
EM	1.084e-7	-6.814e-7	-2.23e-4
REQM	0.01583	0.01417	0.02107
RVKM	0.01545	0.008511	0.02902
ESM	-0.000123	-0.0000552	-0.007719
RESQM	1.023	1.665	0.7267

### **Resultados**

A Figura 8 (ver anexo) mostra os mapas estimados por krigagem de salinidade da secção horizontal dos 2 m obtidos com os modelos esférico, exponencial e gaussiano. Todos os mapas mostram claramente a variação espacial da salinidade na área estudada. Nesses mapas é possível identificar de forma não ambígua a pluma e sua dispersão ao longo da direção da corrente (norte-sul). O efluente evidencia-se como uma região de salinidade inferior à das águas do meio circundante à mesma profundidade. É possível observar a fronteira da pluma visto que a largura do campo de fluído é inferior à da área observada. Pode afirmar-se que os resultados obtidos com os três modelos são semelhantes, porém, na estimativa obtida utilizando o modelo gaussiano não foram capturadas certas variações locais. As diferenças de salinidade entre a pluma e o meio circundante aos 2 m de profundidade começam por ser de ~0.455 psu nas linhas dos 20 e 40 m perpendiculares à direção da corrente, diminuindo para ~0.293 psu na linha dos 60 m, para ~0.215 psu na linha dos 80 m, para ~0.176 psu na linha dos 100 m, sendo quase inexistentes na linha dos 120 m onde a diferença registrada é de ~0.071 psu. Washburn et al. (1992) observou diferenças de salinidade entre a pluma e o meio circundante na ordem de 0.1 psu, enquanto que Petrenko et al. (1998) observou dife-

renças na ordem de 0.2 psu. Pode observar-se um elevado gradiente de salinidade na fronteira da pluma que vai diminuindo à medida que a diluição aumenta. Constatou-se que o campo de fluido se encontra praticamente centrado na área amostrada, o que indica que a estratégia de coleta adotada foi bem sucedida. A utilização de traçadores artificiais na detecção de plumas de esgoto pode ser dispensada quando a pluma atinge a superfície no final do campo próximo. Neste caso a diluição é habitualmente superior, a salinidade do efluente é inferior ao da água do mar, e quando atinge a superfície ocorreu grande diluição aumentando o valor da salinidade.

### **CONCLUSÕES**

A análise geoestatística de um conjunto de dados de salinidade, obtidos através de um veículo submarino autônomo em uma campanha de monitoramento, permitiu produzir o mapa da dispersão da pluma de esgoto na área estudada. A variabilidade espacial do conjunto de observações foi analisada previamente calculando-se os indicadores estatísticos clássicos. Os resultados indicaram uma distribuição aproximadamente normal para o conjunto de dados, o que era desejado. Assim, o estimador clássico de Matheron foi usado para o cálculo do semivariograma experimental sob diferentes direções. Não foi encontrada variabilidade em nenhuma direção específica, mostrando-se o fenômeno ser isotrópico. O semivariograma experimental foi ajustado aos modelos teóricos: esférico, exponencial e gaussiano. Os indicadores estatísticos da validação cruzada relativos aos três modelos sugeriram o modelo mais adequado de entre os candidatos. Finalmente, as estimativas de salinidade em locais não amostrados foram obtidas por krigagem ordinária. Os mapas estimados por krigagem mostram claramente a variabilidade espacial da salinidade na área estudada, indicando que a pluma não atingiu as praias mais próximas localizadas a uma distância de ~3 km. Este estudo demonstra que a geoestatística pode ser utilizada com sucesso para a determinação de estimativas da dispersão de efluentes, que constituem informações valiosas para a avaliação do impacto ambiental e o gerenciamento das descargas de águas residuais. Além disso, uma vez que medidas precisas de diluição de plumas são raras, estes estudos podem ser muito úteis, no futuro, para a validação de modelos de dispersão.

## AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Laboratório de Sistemas e Tecnologia Subaquática da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto os dados utilizados neste estudo.

## REFERÊNCIAS

- CAEIRO, S., PAINHO, M., GOOVAERTS, P., COSTA, H., SOUSA, S. (2003). Spatial sampling design for sediment quality assessment in estuaries. *Environmental Modelling & Software*, 18, pp. 853–859.
- CRESSIE, N. (1993). Statistics for spatial data. A Wiley Interscience Publication, New York, 900p.
- CHILÈS, J.P.; PIERRE, D. (1999). Geostatistics: Modeling Spacial Uncertainty. New York (USA), A Wiley Interscience Publication, 695p.
- CLARK, I.; HARPER W. (2000). Practical Geostatistics 2000. USA, Ecosse North America Llc, 342p.
- ISAAKS, E.H., SRIVASTAVA, R.M., (1989). Applied Geostatistics. Oxf University , New York, 561p.
- KITANIDIS, P. (1997). Introduction to geostatistics: Applications in hydrogeology. New York (USA), Cambridge University Press, 249p.
- LOPHAVEN, S., CARSTENSEN, J.; ROOTZEN, H. (2002). "Methods for estimating the semivariogram. In Symposium i Anvendt Statistik." January 21-23, pp. 128-144.
- MATHERON, G. (1965). Les variables régionalisées et leur estimation: une application de la théorie des fonctions aléatoires aux sciences de la nature. Paris. France: Masson; 305p.
- MURRAY, C.J., LEEB, H.J., HAMPTON, M.A. (2002). Geostatistical mapping of effluent-affected sediment distribution on the Palos Verdes shelf. *Continental Shelf Research*, 22, pp. 881-897.
- PETRENKO, A. A., JONES, B. H., DICKEY, T. D. (1998). Shape and Initial Dilution of Sand Island, Hawaii Sewage Plume. *Journal of Hydraulic Engineering*, ASCE, 124, pp. 565-571.
- POON, K.F., WONG R.W. H., LAM, M.H.W., YEUNG, H.Y., CHIU, T.K.T. (2000). Geostatistical modelling of the spatial distribution of sewage pollution in coastal sediments. *Water Research*, 34, pp. 99-108.
- RAMOS, P. (2005). Advanced Mathematical Modeling for Outfall Plume Tracking and Management using Autonomous Underwater Vehicles based Systems. PhD Thesis, University of Porto.
- ROBERTS, P. J. W. (1996). Environmental Hydraulics. V. P. Singh and W. H. Hager Edn., Kluwer Academic Press Publishers, Printed in Netherlands, Chapter Sea Outfalls, pp. 63-110.
- SABY, N., ARROUAYS, D., BOULONNE, L., JOLIVET, C., POCHOT, A. (2006). Geostatistical assessment of Pb in soil around Paris, France. *Science of the Total Environment*, 367, pp. 212-221.
- SOARES, A. (2000). Geoestatística para as Ciências da Terra e do Ambiente, IST Press, Lisboa, 206p.
- SHOJI, T. (2006). Statistical and geostatistical analysis of wind. A case study of direction statistics. *Computers & Geosciences*, 32, pp 1025-1039.
- SHOJI, T., KITAURA, H. (2006). Statistical and geostatistical analysis of rainfall in central Japan. *Computers & Geosciences*, 32, pp. 1007-1024.
- WACKERNAGEL, H. (2003). Multivariate geostatistics: An introduction with applications. Berlin, Springer, 291p.
- WASHBURN, L., JONES, B. H., BRATKOVICH, A., DICKEY, T. D., CHEN, M., (1992). Mixing, Dispersion, and Resuspension in Vicinity of Ocean Wastewater Plume. *Journal of Hydraulic Engineering*, ASCE, 118, pp. 38-58.
- WEI, H., DAI, L., WANG, L. (2007). Spatial distribution and risk assessment of radionuclides in soils around a coal-fired power plant: A case study from the city of Baoji, China. *Environmental Research*, 104, pp. 201-208.

### *Evaluation of the Environmental Impact of Wastewater Discharges Using a Geostatistical Methodology*

#### ABSTRACT

The main purpose of this study was to analyze the applicability of geostatistical modeling to evaluate the environmental impact of wastewaters from sea outfalls. The set of data was obtained in a monitoring campaign of the sea outfall of S. Jacinto, in the region of Aveiro on the West coast of Portugal. The data were collected close to the discharge using an Autonomous Underwater Vehicle (AUV – Veículo Submarino Autônomo). Matheron's classical estimator was used to calculate the experimental semivariogram, and this was adjusted to the spherical, exponential and Gaussian theoretical models. The cross-validation technique suggested the most appropriate model and ordinary kriging was used to obtain the estimates of salinity at non-sampled points. The map estimated by kriging clearly shows the plume dispersion in the area studied, indicating that the effluent did not reach the closest beaches. This study suggests that a strategy for optimized AUV from the standpoint of geostatistics may supply better estimates com-

*pared to other interpolation methods that do not supply the errors associated with the estimates, for instance Inverse Distances Weighting (IDW), Global Polynomial, Local Polynomial, and others. Besides, since accurate measures for plume dilution are rare, these studies may be very useful in future to validate dispersion models.*

*Key-words:* Ordinary kriging, wastewater discharge, plume dispersion, autonomous underwater vehicle (AUV).