

INTRODUÇÃO AO GEOPROCESSAMENTO: LABORATÓRIO 5 ANÁLISE ESPACIAL DE DADOS GEOGRÁFICOS

Bruno Menini Matosak

Tarefa componente das atividades avaliativas da disciplina Introdução ao Geoprocessamento do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), ministrada pelo Dr. Antônio Miguel Vieira Monteiro.

INPE São José dos Campos

2019

1. Introdução

A geoestatística se mostra como uma ferramenta poderosa de análise e exploração de dados, ao permitir que mapas de erro possam ser estabelecidos junto aos mapas de interpolação gerados. Neste laboratório, são trabalhados na prática os conceitos de geoestatística trabalhados em sala de aula, visando cimentar os conceito básicos que regem este ramo da estatística.

O exemplo aqui apresentado refere-se à análise da variação espacial do teor de argila sobre a área da Fazenda Canchim. Considera-se o teor de argila ao longo do perfil, classificado do seguinte modo:

- MUITO ARGILOSO: solos que apresentam 59% ou mais de argila;
- ARGILOSO: solos que apresentam de 35% a 59% de argila;
- MÉDIO: solos que apresentam de 15% a 35% de argila;
- ARENOSO: solos que apresentam menos de 15% de argila.

2. Carregar os dados no sistema SPRING

Ao final desta etapa, o seguinte conjunto de dados pôde ser visualizado no SPRING (Figura 1).



Figura 1 – Visualização de dados ao final da etapa 2.

Fonte: Produção do Autor.

3. Etapas da análise geoestatística

As etapas a serem desenvolvidas nesta parte do trabalho devem seguir o seguinte fluxograma (Figura 2):

Figura 2 – Fluxograma de operações a serem feitas em dados espaciais para a aplicação de geoestatística.



4. Análise exploratória

Nesta etapa do laboratório, uma análise exploratória é feita sobre os dados, de forma a conhecer as estatísticas e comportamento dos dados trabalhados. Como resultados, temse as estatísticas, o histograma e o gráfico da probabilidade normal para a classe *argila* (Figuras 3, Figura 4 e Figura 5).





Fonte: Produção do Autor.



Figura 4 – Histograma gerado pelo SPRING para a classe argila.



Figura 5 – Gráfico da probabilidade normal para a classe *argila*, onde a linha vermelha representa a distribuição gaussiana e a linha azul representa os dados.



5. Caso isotrópico

Nesta etapa é construído o semivariograma de forma empírica para o ajuste dos dados. Esta etapa é dividida em cinco passos a seguir.

5.1. Análise da variabilidade espacial por semivariograma

Nesta etapa, os dados são analisados de forma a encontrar qual o semivariograma que melhor se adapta aos dados estudados. Na Figura 6 pode ser visto um primeiro estudo do

comportamento dos dados, onde o semivariograma criado a partir dos dados de entrada é mostrado para uma melhor compreensão de como estes dados se comportam.





Fonte: Produção do Autor.

5.2. Modelagem do semivariograma experimental

Nesta parte,o semivariograma já teve seus parâmetros definidos de acordo com os dados da Figura 7, e na Figura 8 pode ser visto o semivariograma ajustado construído para o conjuntos de dados.

Figura 7 – Relatório de dados gerados pelo SPRING, material auxiliar para a definição do semivariograma ajustado.

| 📠 Relatório o | de Dados | | | | | | | |
|---|---|--|--------------|-------------------------------|----------------------------------|---------|--------|--|
| Sumário: Arquivo No. de No. de No. de Parâmetros Efeito Para mo Contri Alcano Modelo de | A J U S T E D O ************************************ | S E M I V A R I V *********************************** | D G R A M A | ∵÷)_SaoCarlos/Canchim, | /GeoStatistic/ar | -gila_0 |). var | |
| NO. | Akaike | Efeito Pepita | Contribuição | Alcance | | | | |
| 1 2 3 | -28.290 -28.858 -30.258 | 107.27 173.35 112.43 | 5 5 3 | 174.231 113.798 174.780 | 1329.062 2696.205 2549.876 | | - | |
| | | | Salvar | | | | | |
| | Apagar | | Fechar | | Ajuda | | | |

Fonte: Produção do autor.



Figura 8 – Semivariograma ajustado para os dados da classe argila.

Fonte: Produção do Autor.

5.3. Validação do modelo de ajuste

Esta etapa precede as técnicas de Krigeagem, e seu principal objetivo é a avaliação do modelo que foi proposto. Dentre as formas de avaliação criadas, destacam-se a distribuição espacial do erro (Figura 9), o histograma do erro (Figura 10), estatísticas do erro (Figura 11) e um diagrama de valores observados vs. os valores estimados (Figura 12).

Figura 9 – Distribuição espacial do erro para a classe *argila* de acordo com o semivariograma estabelecido.



Figura 10 – Histograma do erro para a classe *argila* de acordo com o semivariograma estabelecido.



Fonte: Produção do autor.

Figura 11 – Estatísticas do erro para a classe *argila* de acordo com o semivariograma estabelecido.

| ľ | ESTATÍSTICAS DO ERRO |
|---|---|
| | <pre>=> Plano de Informação: argila => Número de amostras</pre> |
| | Salvar |
| _ | Apagar Eachar Aiuda |

Fonte: Produção do autor.

Figura 12 – Diagrama que relaciona os dados observados para a classe *argila* de acordo com o semivariograma estabelecido.



5.4. Interpolação por krigeagem ordinária

Realizada a verificação do semivariograma, pode então ser executada a krigeagem dos dados. Na primeira parte, uma grade regular foi gerada, como mostrado na Figura 13.

Figura 13 – Grade regular gerada para o processo de krigeagem.



5.5. Visualização da superfície de argila

Nesta etapa, uma visualização é feita para os dados interpolados (Figura 14). Os dados são então classificados e recortados (Figura 15).

Figura 14 – Resultado para a krigeagem das amostras de acordo com o semivariograma estabelecido.



Fonte: Produção do Autor.



Figura 15 – Fatiamento feito sobre a krigeagem feita para a classe argila.

Fonte: Produção do Autor.

6. Caso anisotrópico

Os resultados obtidos até agora foram obtidos considerando que a natureza dos dados é isotrópica. Para um melhor entendimento de todos os conceitos, é necessário conhecer como identificar a ocorrência deste tipo de dado.

6.1. Detecção da anisotropia

O SPRING possui, surpreendentemente, uma ferramenta iterativa e robusta para a identificação da direção da anisotropia. Uma ilustração desta ferramenta pode ser vista na Figura 16.

Figura 16 – Ferramenta do SPRING para a identificação das direções do semivariograma direcional.



Fonte: Produção do Autor.

6.2. Geração dos semivariogramas direcionais

Com os dados do passo anterior, o semivariograma bidirecional pode ser calculado (Figura 17).





6.3. Modelagem dos semivariogramas direcionais

Os resultados desta etapa podem ser vistos nas Figuras 18,19, 20 e 21.





Fonte: Produção do Autor.





45.297 36.026 37.710 185.245 193.834 192.780

1962.191 1845.464 1885.529

1 2 3

-70.937 -71.325 -71.376



6.4. Modelagem da anisotropia

Nesta etapa, os valores dos semivariogramas foram estabelecidos, como mostrado na Figura 22.

Figura 22 – Parâmetros para o semivariograma bidirecional.



Fonte: Produção do Autor.

6.5. Validação do modelo de ajuste

Para a validação do modelo, foram obtidos os seguintes produtos estatísticos (Figuras 23, 24 e 25).



Fonte: Produção do Autor.



6.6. Interpolação por krigeagem ordinária

Nesta etapa, a krigeagem é realizada para o modelo, e então classificada de acordo com as classes definidas (Figura 25).

Figura 25 – Mapa de classificação para a krigeagem feita para os dados.



7. Análise dos resultados

Nesta etapa, foi feita a comparação e análise dos resultados.

Referências

CAMARGO, E. C. G. Análise Espacial de Dados Geográficos. Instruções do Laboratório **5 de SER300: Análise Espacial de Dados Geográficos**, São José dos Campos: INPE, 40 p., 2000.