UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA POLITÉCNICA

ARLO NÓBREGA DE ÁVILA

A aplicabilidade de *training images* a depósitos minerais

São Paulo
2018

ARLO NÓBREGA DE ÁVILA

A aplicabilidade de *training images* a depósitos minerais

Versão Corrigida

(Versão original encontra-se na unidade que aloja
o Programa de Pós-graduação)

Dissertação apresentada à Escola Politécnica da Universidade
de São Paulo para obtenção do título de Mestre em Ciências.

Área de Concentração: Engenharia Mineral

Orientador: Prof. Dr. Ricardo Cabral de Azevedo

São Paulo
2018

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, _____ de _____ de _____

Assinatura do autor: _____

Assinatura do orientador: _____

Catálogo-na-publicação

Ávila, Arlo Nóbrega de

A aplicabilidade de training images a depósitos minerais / A. N. Ávila --
versão corr. -- São Paulo, 2018.

120 p.

Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São
Paulo. Departamento de Engenharia de Minas e Petróleo.

1.Mineração 2.Geoestatística 3.Simulação multipontual 4.Training image
I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de
Engenharia de Minas e Petróleo II.t.

Aos meus pais, que sempre favoreceram e estimularam o meu desenvolvimento intelectual.

AGRADECIMENTOS

Aos membros do GGeo, pelas cavernadas e pelo companheirismo durante meus primeiros passos dentro da USP.

Ao Prof. Marcelo, do Instituto de Geociências, pela oportunidade de estágio PAE.

À Profa. Liliana, do Instituto de Astronomia, Geofísica e Ciências Atmosféricas, pelo acesso ao seu laboratório.

Ao USP Mining Team, pelos momentos divertidos em terras tupiniquins e na terra do Tio Sam.

Ao Prof. Ricardo, por ter acreditado no potencial do meu projeto de pesquisa.

Aos professores da UFRGS João Felipe e Vanessa, membros da minha banca de qualificação, pelas valiosíssimas sugestões.

E, principalmente, à minha namorada, por todo apoio e motivação.

“Ideas that seem good are often not;
conversely, crazy ideas often turn out to be good”
(PYRCZ; DEUTSCH, 2014, p. 397).

RESUMO

ÁVILA, Arlo Nóbrega de. **A aplicabilidade de *training images* a depósitos minerais**. 2018. 120 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mineral) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2018.

A simulação geoestatística por múltiplos pontos é um campo de pesquisa bastante ativo e tem sido aplicada com sucesso na indústria petrolífera. Entretanto, poucos estudos foram direcionados para o seu emprego em depósitos minerais. A simulação multipontual é um método promissor que supera as principais desvantagens dos métodos tradicionais. Por ser um método estocástico, ela gera diversas realizações equiprováveis que permitem a inferência de incertezas. E a integração de mapas de probabilidade local como dados secundários permite que a deficiência das simulações em precisão local seja superada. Além de tudo, diferentemente da krigagem e da simulação clássica, que são baseadas em estatísticas de segunda ordem (bipontuais), a simulação multipontual é capaz de representar estruturas geológicas complexas, ao extrair de *training images* padrões estatísticos de alta ordem. Nesta dissertação, os contatos litológicos dos envelopes de minério de três depósitos minerais reais e de um depósito sintético foram estimados por krigagem e simulados por um método de simulação tradicional e por um método de simulação multipontual. Constatou-se que a simulação multipontual pode ser facilmente aplicada a depósitos minerais e o desempenho dos três métodos foi comparado em situações de diferentes densidades amostrais. Apesar da melhor adequação teórica da simulação multipontual para a representação de geologias complexas, os resultados obtidos para um depósito complexo foram insatisfatórios. A solução para esse caso pode estar entre os diversos algoritmos de simulação multipontual que têm sido recentemente desenvolvidos. Por outro lado, a aplicação da simulação multipontual nos três depósitos de geologia mais simples foi muito exitosa. Os resultados mostraram contornos geologicamente plausíveis e muito mais definidos do que com os métodos tradicionais. Os modelos gerados foram tão precisos quanto os oriundos de métodos determinísticos e possibilitaram a avaliação de incertezas por meio de uma média de realizações, como qualquer método estocástico. Outra vantagem do método multipontual foi a incorporação de

mapas de probabilidade local como dados secundários que permitiram definir a zona de incerteza desejada nos modelos. Todo o procedimento empregado foi descrito e justificado detalhadamente.

Palavras-chave: Mineração. Geoestatística. Simulação multipontual. *Training image*.

ABSTRACT

ÁVILA, Arlo Nóbrega. **The applicability of training images to mineral deposits.** 2018. 120 p. Thesis (Master in Mineral Engineering) - Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2018.

Geostatistical multiple-point simulation (MPS) is a very active field of research that has been applied successfully in the oil industry. However, few studies about its application in mineral deposits have been conducted. MPS is a promising method that overcomes the main drawbacks of traditional methods. Because it is a stochastic method, it generates several equiprobable realizations that allow uncertainties inference. And the integration of local probability maps as secondary data allows the lack of local precision in simulations to be overcome. Furthermore, unlike kriging and classical simulation, which are based on second-order (two-point) statistics, a MPS is able to reproduce complex geological features by high-order statistical patterns extraction from training images. In this thesis, ore envelopes lithological contacts of three real mineral deposits and of a synthetic deposit were estimated by kriging and simulated by a traditional simulation method and by a MPS method. It was verified that the MPS can be easily applied to mineral deposits and the performances of the three methods were compared in situations of different sample densities. Despite the theoretical suitability of the MPS for the representation of complex geological structures, the results obtained for a complex deposit were unsatisfactory. The solution for this case may be among the several MPS algorithms that have been recently developed. On the other hand, the application of MPS in the three simple geology deposits was very successful. The results showed geologically plausible contours much more defined than those obtained through the traditional methods. The models created were as accurate as those derived from the deterministic methods and enabled the evaluation of uncertainties by means of a mean of realizations, like any stochastic method. Another advantage of the multiple-point method was the incorporation of local probability maps as secondary data that allowed setting the zone of uncertainty desired in the models. The entire procedure was described and explained in detail.

Keywords: Mining. Geostatistics. Multiple-point simulation. Training image.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	17
1.1 OBJETIVOS	17
2 REVISÃO DA LITERATURA.....	19
2.1 MODELAGEM GEOLÓGICA.....	19
2.2 SIMULAÇÃO GEOESTATÍSTICA DE MÚLTIPLOS PONTOS	21
2.2.1 O Algoritmo Snesim	24
2.2.2 Criação de Training Images	27
2.2.3 Estado da Arte em Depósitos Minerais	34
2.3 OS DEPÓSITOS MINERAIS MODELADOS	39
2.3.1 O Depósito Minnesota Natural Iron	39
2.3.2 O Depósito Minnesota Taconite	40
2.3.3 O Depósito Utah Iron	41
2.3.4 O Depósito Neves Corvo	44
3 METODOLOGIA E RESULTADOS – BANCOS DE DADOS REAIS.....	45
3.1 PREPARAÇÃO DOS DADOS	45
3.2 VARIOGRAFIA	51
3.3 SIMULAÇÃO MULTIPONTUAL.....	55
3.4 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	63
4 METODOLOGIA E RESULTADOS – BANCO DE DADOS SINTÉTICO.....	73
4.1 PREPARAÇÃO DOS DADOS	73
4.2 VARIOGRAFIA	75
4.3 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	76
5 CONCLUSÃO	83
REFERÊNCIAS.....	85
APÊNDICES	91

1 INTRODUÇÃO

O bom conhecimento da distribuição espacial geológica de um depósito mineral é um fator crítico na estimativa de teores. A modelagem convencional é bastante suavizada, pois é feita desenhando-se os contornos de unidades geológicas interpretadas subjetivamente. Esses modelos não avaliam a incerteza sobre os volumes delimitados, ocasionando inconsistências entre planejamento de mina e produção. Esse problema pode ser solucionado pela adoção de métodos de simulação estocástica, bastante utilizados na indústria petrolífera. Entretanto, esses métodos são incapazes de capturar complexidades geológicas não lineares, como falhas, canais fluviais e corpos magmáticos irregulares (OSTERHOLT; DIMITRAKOPOULOS, 2007).

Tanto os métodos determinísticos quanto os métodos estocásticos tradicionais de modelagem geológica têm tido desempenho insatisfatório na representação realista de depósitos minerais. A simulação por múltiplos pontos é uma promissora solução para esse problema, porém carece de mais estudos relativos à mineração. Entre os motivos para a aplicação da simulação multipontual na mineração ser impopular, está a dificuldade de se obter *training images* representativas, visto que os processos geológicos de deposição e alteração, nesse caso, costumam ser bem mais complexos do que os envolvidos na formação de reservatórios petrolíferos (SILVA; DEUTSCH, 2014).

A simulação por múltiplos-pontos tem sido empregada com sucesso na modelagem litológica de reservatórios de petróleo. Na indústria mineral, a grande quantidade de dados de furos de sonda disponíveis desestimula a exploração de técnicas de modelagem mais eficientes. No entanto, a excelente capacidade da simulação multipontual em representar objetos de geometria complexa é uma motivação para que pesquisas referentes a seu emprego na indústria mineral não findem. A simulação multipontual tem revelado grande potencial para a modelagem de envelopes mineralizados nas fases iniciais de pesquisa mineral, quando o número de informações disponíveis sobre o depósito ainda é pequeno.

1.1 OBJETIVOS

Os objetivos desta dissertação são:

- atestar que a simulação multipontual pode ser facilmente aplicada a depósitos minerais;
- comparar o desempenho da simulação multipontual perante um método determinístico e um método estocástico clássico e provar que ela abarca as vantagens dessas duas classes de métodos;
- verificar a influência de mapas de probabilidade de teores no aumento da precisão local de simulações multipontuais;
- analisar o impacto de diferentes parâmetros do algoritmo Snesim nas simulações resultantes, contribuindo com um guia na seleção desses parâmetros;
- avaliar o comportamento de três métodos geoestatísticos (um determinístico, um estocástico clássico e um estocástico multipontual) perante variações no número de dados disponibilizados para o condicionamento da modelagem de um depósito mineral de geologia complexa.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Neste capítulo, serão apresentados conceitos de modelagem geológica e de simulação por múltiplos pontos. Será explicado o funcionamento de um algoritmo de simulação multipontual e como são criadas as *training images* (input fundamental das simulações multipontuais). Então, será comentado o estado da arte da simulação multipontual em depósitos minerais. Por fim, será descrita a geologia dos quatro depósitos minerais modelados neste trabalho.

2.1 MODELAGEM GEOLÓGICA

Um plano de mineração é baseado em previsões de teores e tonelagem de minério que podem ser divididas em duas circunstâncias principais: íterim e final. Nas previsões em íterim, os dados são amplamente espaçados, em extensos períodos temporais ou áreas de produção, como em planos de longo prazo. A importância da precisão local é sobrepujada pela acurácia global nos cálculos de reservas recuperáveis. Nas previsões finais, há mais dados disponíveis e o propósito é selecionar frações de minério e estéril, em planos pouco flexíveis, devido a controles de teor. Nesse caso, a precisão local é mais valorizada, pois não são toleradas divergências entre valores esperados e recuperados. Estimações erradas em cálculos de recursos e reservas lavráveis podem prejudicar a viabilidade econômica de um projeto (ROSSI; DEUTSCH, 2014).

Métodos determinísticos são intensamente utilizados nos planejamentos da indústria mineral. Os principais métodos desse tipo são o *wireframing* e a krigagem. *Wireframing* consiste em desenhar os contornos de unidades geológicas interpretadas subjetivamente, cruzando-se seções geológicas (verticais, longitudinais e em planta) interpretadas a partir de dados de furos de sondagem. É um método lento e desprovido de precisão local por ser executado manualmente, com auxílio de softwares CAD (*computer-aided drawing*). Além disso, o *wireframing* precisa de muitos dados para criar os envoltórios de minérios. Já a krigagem, por ser uma ferramenta de interpolação, exige poucos dados e sua aplicação é rápida; mas não aproveita todo o conhecimento de um geomodelador. Ambos os métodos possuem as desvantagens de suavizarem os contornos geológicos e de não

avaliarem a incerteza sobre os volumes delimitados, ocasionando inconsistências entre planejamento de mina e produção.

O que torna uma mina viável não é apenas a tonelagem potencial de minério economicamente lavrável. O valor econômico de um bloco *in situ* depende do seu conteúdo metálico e do custo para acessá-lo e minerá-lo. O efeito de suavização dos métodos determinísticos não permite avaliar a real distribuição espacial de teores e propriedades morfológicas relevantes para um planejamento de lavra. A grande vantagem dos métodos determinísticos (exceto o *wireframing*) está na precisão local. Contudo, a precisão local é crítica apenas quando a mina já estiver em operação, que é o estágio em que há mais dados disponíveis para um melhor embasamento de estimativas. Próximo a locais amostrados, o efeito de suavização é menor (JOURNEL, 2007).

Métodos de simulação estocástica são bastante utilizados na indústria petrolífera e pouco empregados na indústria mineral. Simulação Indicadora Sequencial, Simulação Gaussiana Truncada, Simulação Plurigaussiana Truncada e Simulação Baseada em Objetos são exemplos dessa classe de métodos. A simulação estocástica avalia incertezas, mas não atende a exigência da mineração por modelos com precisão local, que é extremamente importante para previsões de diluição e perda de minério.

“O uso de estatística multipontual e métodos multivariados avançados tem crescido de modo a aprimorar o realismo na distribuição espacial de modelos e capturar as complexas relações mineralógicas presentes na maioria dos depósitos minerais. [...]” (ROSSI; DEUTSCH, 2014, p.325, tradução nossa). A simulação multipontual é um método promissor que supera as principais desvantagens dos métodos tradicionais. Por ser um método estocástico, ela captura padrões geológicos de pequena escala - pois não suaviza as transições litológicas - e gera diversas realizações equiprováveis que permitem a inferência de incertezas. A integração de mapas de probabilidade local como dados secundários nas simulações multipontuais permite que a deficiência das simulações em precisão local seja superada. Além de tudo, diferentemente da krigagem e da simulação clássica que são baseadas em estatísticas de segunda ordem (bipontuais), a simulação multipontual é capaz de representar estruturas geológicas complexas.

As geometrias curvilíneas típicas de depósitos minerais não são adequadamente modeladas por variogramas. A Figura 1 mostra três diferentes

distribuições de fácies binárias condicionadas às mesmas 30 amostras vistas na figura. Apesar das três distribuições serem claramente diferentes, seus variogramas exaustivos são muito semelhantes. Supondo que a fácies mais escura represente uma mineralização de alto teor, os variogramas levariam a lavras com diluições e recuperações distintas. (JOURNEL, 2007).

Figura 1 - Variogramas semelhantes de três padrões geológicos distintos

Fonte: Journel (2007).

2.2 SIMULAÇÃO GEOESTATÍSTICA DE MÚLTIPLOS PONTOS

As técnicas geoestatísticas baseadas em pares de amostras (e.g. krigagem) são incapazes de caracterizar satisfatoriamente depósitos com escassez de dados amostrais, grande variabilidade e/ou elevado grau de complexidade na sua formação (PASTI, 2012). Elas não caracterizam feições curvilíneas ou relações de ordenamento (exceto a Simulação Gaussiana Truncada), como sinuosidades fluviais, padrões de dispersão de lobos tributários e as transições naturais do eixo do canal para a margem de um rio. Essas técnicas são parametrizadas por amplitudes e direções, considerando apenas dois pontos de cada vez, a cada passo, impossibilitando a caracterização de feições curvilíneas (PYRCZ; DEUTSCH, 2014).

É possível ir além dos modelos gerados por estatísticas de pares de amostras, considerando-se múltiplos pontos simultaneamente, aumentando a

confiabilidade nos resultados. A simulação geoestatística de múltiplos pontos integra dados de furos de sonda e análises químicas (dados primários – *hard data*) com informações complementares (dados secundários – *soft data*) a respeito da área pesquisada, como dados geofísicos e mapas de probabilidade, permitindo uma análise simultânea de comparação entre diversas amostras (PASTI, 2012).

A estatística de múltiplos pontos exige imagens de referência que descrevam os padrões esperados de uma heterogeneidade geológica. As *training images* são simples representações gráficas de um conceito geológico ou estrutural, sem a necessidade de possuir informações coletadas em campo. Algoritmos de simulação baseados em objetos (*object-based*) e fotografias de afloramentos digitalizadas em *softwares* de CAD são fontes destas imagens (STREBELLE, 2006).

A modelagem de fácies de reservatórios petrolíferos por Simulação Geoestatística de Múltiplos Pontos permitiu introduzir complexidades geológicas nos modelos. A execução intuitiva, a flexibilidade para integração de dados secundários e a representação conceitual geológica por meio de *training images* popularizaram a simulação multipontual e tornaram-na em uma ativa área de pesquisa (PYRCZ; DEUTSCH, 2014).

Pyrcz e Deutsch (2014, p. 259, tradução nossa) explicam o funcionamento de uma simulação multipontual:

[...] De toda a informação disponível, incluindo dados de poços e sísmica, informações [geológicas] conceituais e experiências [anteriores], uma *training image* consistente e um modelo de tendências são construídos. Então, os dados de poços são alocados no *grid* de modelagem [para condicionamento da simulação]. A simulação prossegue percorrendo-se em uma ordem aleatória todos os nós do *grid* e, então, aplicando-se os seguintes passos: levantamento dos dados locais, amostragem de uma distribuição condicional construída a partir da *training image*, imposição da tendência local na distribuição condicional, aplicação de uma simulação de Monte Carlo [da função de probabilidade] e designação do valor simulado como dado do *grid*. Isso é repetido ao longo do caminho aleatório até que todos os nós do *grid* sejam visitados.

Mariethoz e Caers (2015, p. 156, tradução nossa) mostram o arquétipo de um algoritmo genérico de simulação multipontual, que sintetiza os elementos comuns à maioria dos algoritmos:

Dados de entrada

- A** Ao menos uma variável Z a ser simulada
- B** Grid de simulação GS , com nós (ou fragmentos) chamados x
- C** *Training image* TI
- D** [opcional] Conjunto de dados pontuais de condicionamento
- E** [opcional] Mapa de probabilidade local L
- F** Conjunto de parâmetros específicos do algoritmo

Etapas do algoritmo

- 1 Migrar os pontos de condicionamento para os nós de *grid* correspondentes.
- 2 Analisar *TI* para derivar banco de dados de padrões *BD*.
- 3 Definir um percurso de simulação.
- 4 **Fazer** até o critério de parada ser atingido:
 - 5 Definir o nó $\mathbf{x}$ a ser simulado.
 - 6 Encontrar V_x , a vizinhança de $\mathbf{x}$.
 - 7 Determinar a distribuição condicional de $Z(\mathbf{x})$ condicionada a V_x e a $L(\mathbf{x})$.
 - 8 Amostrar um valor dessa distribuição.
 - 9 Alocar esse valor no GS.
- 10 **Fim.**
- 11 Pós-processamento

Dados de saída

A GS, com variável Z conhecida em todos os nós

Figura 2 – Um evento de dados representado como vetores relacionando espacialmente nós e os valores que eles contêm

Fonte: Mariethoz e Caers (2015).

A *training image* (imagem de referência) é um repositório estatístico análogo a um variograma. Deriva-se dela um conjunto de padrões de dados (evento de dados – Figura 2) dentre os quais são procuradas replicatas para o cálculo da função de probabilidade condicional (distribuição de frequências). Essas replicatas de padrões (configurações geométricas idênticas e com valores iguais) são procuradas na vizinhança (dados e nós previamente simulados) de cada nó do *grid*. As *training images* (TIs) são perscrutadas por *templates* de reconhecimento de padrões. Esses *templates* de busca são um conjunto de nós (vizinhança) considerados na simulação de um nó “central”. A escolha do tamanho do *template* é de suma importância, pois afeta diretamente o tipo de estruturas que podem ser modeladas e a demanda computacional da simulação. Ele deve ser grande o suficiente para caracterizar as

heterogeneidades de interesse. Entretanto, se for muito grande relativamente ao tamanho da *training image*, resultará em replicatas complexas e em número insuficiente para uma inferência estatística aceitável. Por outro lado, se for muito pequeno, identificará pouca dependência espacial na *training image*. Os templates devem ter um formato flexível para o reconhecimento de uma grande variedade de padrões. Por isso, alguns algoritmos de simulação usam um formato fixo que é aninhado em diferentes escalas para mimetizar flexibilidade. Em suma, a função principal do *template* é organizar as probabilidades condicionais. Cada nova realização da simulação percorre um caminho aleatório de nós diferente a fim de se evitar artefatos (erros). A Figura 3 ilustra o processo de identificação de padrões em uma *training image*.

Figura 3 – Simulação no ponto u e probabilidades condicionais calculadas por quatro pontos e três réplicas identificadas na *training image*. Dois terços dos eventos possuem valor cinza claro e um terço possui valor cinza escuro, no local desconhecido u .

Fonte: Pyrcz e Deutsch (2014).

2.2.1 O Algoritmo Snesim

A simulação multipontual foi uma ideia revolucionária proposta por Guardiano e Srivastava (1993) que permaneceu estagnada por quase uma década e tornou-se

prática apenas quando Strebelle (2002) desenvolveu o algoritmo Single Normal Equation Simulation (Snesim). Desde então, a simulação multipontual conquistou grandes avanços e vários outros algoritmos.

O Snesim demandava menos CPU e RAM que algoritmos anteriores, extinguindo o fator limitante computacional que vinha restringindo o desenvolvimento da simulação geoestatística de múltiplos pontos. Além disso, os computadores se tornaram muito mais rápidos, facilitando a aplicação deste método. O algoritmo de Strebelle (2000, 2002, 2003) combinou os dois conjuntos de algoritmos de simulação para a modelagem de fácies até então existentes, incorporando a flexibilidade e facilidade de condicionamento dos algoritmos baseados em pontos com a habilidade dos algoritmos baseados em objetos para reproduzir formas. O autor obteve, então, um programa rápido, não iterativo e que não precisava ser reescrito para acomodar novas geometrias, como demandavam os programas antecessores (PASTI, 2012).

Figura 4 – *Training image* e eventos de dados que a compõem considerando um *template* de quatro nós

Fonte: Mariethoz e Caers (2015).

A grande contribuição de Strebelle (2002) foi a introdução de árvores de busca para o armazenamento de eventos de dados. As árvores de busca classificam elementos de bancos de dados de forma hierárquica. Uma árvore é organizada partindo-se de um ramo genérico (tronco) para ramos específicos (folhas). Cada

ramo contém informações sobre os ramos subsequentes, referentes a características em comum. Essas características em comum classificam os elementos do banco de dados por testes de verdadeiro ou falso. Sem a classificação em árvore, deveriam ser feitas lentas comparações sistemáticas de um dado com todos os outros dados, até um dado semelhante ser encontrado. A Figura 4 mostra uma TI e todos os eventos de dados que a compõem para um dado *template*. Todos os eventos de dados extraídos de uma TI são agrupados em conjuntos conforme o esquema da Figura 5.

Figura 5 - Árvore de busca para uma variável binária e um *template* de quatro nós

Fonte: Mariethoz e Caers (2015).

Strebelle (2006) explica que, inicialmente, o algoritmo Snesim define uma janela de busca de dados (*template*) e uma árvore de busca. Então, um caminho aleatório é percorrido passando-se por cada nó não amostrado de uma malha e considerando-se os dados amostrais de condicionamento. Em seguida, armazenam-se eventos de dados de condicionamento na árvore de busca, comparando-os com as informações presentes na *training image*. Iterações ocorrem até que todos os nós da malha sejam simulados, gerando uma imagem estocástica. Novas realizações surgem, quando diferentes caminhos aleatórios são percorridos.

2.2.2 Criação de Training Images

Training image (TI) é um modelo multipontual de continuidade espacial. Ela é uma representação exaustiva da heterogeneidade inferida de variáveis categóricas cujas feições devem ser significativamente representativas para que o *template* de busca seja capaz de capturar eventos de dados padronizados (PYRCZ; DEUTSCH, 2014).

Uma TI é capaz de representar padrões geológicos muito mais complexos do que um variograma. No entanto, uma TI muito complexa implica em poucas replicatas, durante o processo de extração da estatística multipontual que ela armazena, devido a nuances locais não estacionárias. E, apesar de serem adimensionais, as TIs devem estar na mesma escala da resolução desejada para a simulação, uma vez que cada bloco da TI equivale a um bloco da simulação. TIs muito grandes disponibilizam um maior número de replicatas para o cálculo das probabilidades condicionais multipontuais, ao custo de uma menor velocidade de simulação. Maharaja (2008, p.2, tradução nossa) descreve as características ideais de uma TI:

- Deve ser estacionária, i. e., não deve representar padrões ou agrupamentos de padrões específicos a qualquer subárea. Certamente, na simulação multipontual, os padrões da TI são reunidos e classificados em compartimentos ou árvores de busca, portanto, suas reais posições na TI são perdidas.
- Não deve ter nenhuma precisão local. Os padrões extraídos da TI podem ser reproduzidos em qualquer lugar sobre o campo de simulação, desde que os dados locais sejam considerados.
- Não deve incluir qualquer padrão considerado irrelevante para a simulação multipontual.

O processo de criação de TIs consiste em reconhecer padrões estatísticos em um processo natural. Representar um fenômeno natural estatisticamente significa ignorar possíveis complexas combinações de aleatoriedade, para se obter um modelo simplificado que procura fundamentar-se em leis físicas determinísticas. Na estatística tradicional, isso seria rotulado com termos de conotação negativa, como não estacionário, não Gaussiano e não heteroscedástico. Consequentemente, a estatística é insatisfatória para descrever processos naturais, uma vez que, na ausência de repetições (replicatas), ela é ineficaz. Dessa forma, embora a TI seja considerada uma admissível representação da realidade, ela não é estatisticamente representativa (MARIETHOZ; CAERS, 2015, p. 221).

Uma das formas de se construir TIs é com o emprego de simulações estocásticas baseadas em objetos. Esses métodos utilizam formas 2D ou 3D para popular um modelo. As formas devem obedecer a um conjunto de regras que definem suas probabilidades de ocorrência e as interações permitidas entre elas (MARIETHOZ; CAERS, 2015, p. 222). A Figura 6 exibe TIs criadas por esse método.

Figura 6 – Modelos baseados em objetos: à esquerda, estruturas em forma de canais obtidas pelo *software* TiGenerator; à direita: canais de espessura e profundidade variáveis e sinuosidade randômica obtidos pelo *software* Fluvsim

Fonte: Mariethoz e Caers (2015).

Modelos baseados em processos geológicos (*process-based*) representam a dinâmica temporal detalhada de acontecimentos geológicos. O domínio desses modelos é discretizado temporalmente e espacialmente e, em simulações computacionais, equações diferenciais parciais descrevem vários acontecimentos

geológicos. Alguns modelos são representações físicas como, por exemplo, um tanque de sedimentação que avalia a formação de canais e lobos fluviais. Nesses modelos, câmeras fotografam o experimento ao longo do tempo e escâneres a *laser* mapeiam a topografia gerada. Apesar das condições iniciais dos modelos baseados em processos serem conhecidas, sua evolução fica fora do controle do modelador, tornando difícil o condicionamento espacial de dados (MARIETHOZ; CAERS, 2015, p. 223).

Process-mimicking é uma metodologia similar à modelagem baseada em processos e que a tem superado por dispensar a resolução de equações físicas. Esse diferencial corresponde a uma demanda computacional frequentemente bastante inferior. Embora não sejam fisicamente realistas, esses modelos conseguem mimetizar o resultado final de modelos baseados em processos. (MARIETHOZ; CAERS, 2015, p. 222). A Figura 7 é um exemplo de TI criada por *process-mimicking*.

Figura 7 - Modelo *process-mimicking* de um reservatório aluvial

Fonte: Mariethoz e Caers (2015).

Conceitualizações de estruturas geológicas encontradas em livros didáticos são imagens 2D disponíveis para serem empregadas como TIs. Contudo, é importante e difícil encontrar uma forma de combinar essas imagens para se obter simulações 3D. Não existe uma forma consagrada para se transformar TIs 2D em 3D. Uma possibilidade seria utilizar o conceito de agregação de probabilidade apresentado por Caers (2006). Outro método consiste em encaixar dados 2D ortogonais compatíveis, i. e., cujos nós que têm em comum possuam o mesmo valor

(vide Figura 8). Comunian et al. (2012) comparou ambos os métodos - de agregação de probabilidade e encaixes ortogonais - e obteve melhores resultados com esse último. Um terceiro método foi proposto por Kessler et al. (2013) para casos específicos em que as seções ortogonais estejam no mesmo sistema de coordenadas. Ele compõe simulações 3D, ao gerar sucessivas realizações 2D perpendiculares entre si, conforme a Figura 9 (MARIETHOZ; CAERS, 2015).

Figura 8 – União de *data events* ortogonais compatíveis

Fonte: Comunian et al. (2012) e Mariethoz e Caers (2015).

Obter uma TI multivariada é um grande desafio. Modelos físicos (baseados em processos) são o principal meio para se criar essas TIs, pois costumam produzir variáveis adicionais. Outro artifício possível é derivar variáveis adicionais em uma TI univariada usando modelos de processos físicos que evidenciem interações entre padrões multivariados. A TI gerada possuirá acentuada não estacionaridade que deverá ser atenuada por zoneamento e emprego de “variáveis auxiliares”.

Figura 9 - Método de seções perpendiculares. (a) *Training images* ortogonais. (b) As primeiras seções simuladas são aquelas que se interceptam nos locais de dados de condicionamento (*hard data*). (c) As seções remanescentes são geradas sequencialmente até que (d) todo o volume seja simulado.

Fonte: Kessler et al. (2013) e Mariethoz e Caers (2015).

Os métodos geoestatísticos operam apenas sob a suposição de estacionariedade do domínio e; normalmente, as TIs são não estacionárias, principalmente se forem procedentes de observações diretas de campo ou baseadas em processos. Então, a divisão do domínio em zonas estacionárias requer TIs diferentes para cada zona. Nas extremidades de cada zona, os nós são simulados usando valores de vizinhos de outras zonas. Essa sobreposição de vizinhanças deve ser feita com o auxílio de variáveis auxiliares que indiquem uma transição gradual de uma zona a outra, conforme a Figura 10. Em alguns casos, os zoneamentos podem continuar sendo muito rígidos e as variáveis auxiliares são usadas sem a divisão do domínio, como na Figura 11 (MARIETHOZ; CAERS, 2015).

Figura 10 - Modelagem de não estacionaridade com zonas de transição contínua.
(b) Probabilidade de usar a TI1 (preto) ou TI2 (branco). (c) Realização resultante.
(d) Mapa posterior indicando qual TI foi usada na simulação de cada nó.

Fonte: Mariethoz e Caers (2015).

Figura 11 - Variáveis auxiliares indicando tendências regionais (b) e direcionais (c e d).

Fonte: Liu (2006) e Mariethoz e Caers (2015).

TiGenerator (MAHARAJA, 2008) é um programa gerador de imagens por simulação baseada em objetos, que atua como um *plug-in* escrito para o *software* SGeMS (REMY; BOUCHER; WU, 2009). O programa permite a utilização de quatro formas parametrizadas: senoide, elipsoide, semi-elipsoide e cuboide. É possível também simular formas não parametrizadas a partir de uma imagem *raster* do usuário. As dimensões, orientações e sinuosidade dos objetos podem ser mantidas

constantes ou adotar distribuições uniformes ou triangulares. As interações entre os objetos também podem ser especificadas com regras de erosão e sobreposição.

Tetris (BOUCHER et al., 2010) é um algoritmo gerador de TI por simulação booleana com muito mais recursos do que o TiGenerator. A maior flexibilidade de parametrização permite a representação de objetos geológicos mais complexos. O processo de criação é iniciado com formas pré-definidas básicas: semi-elipsoide, elipsoide, esférico, cuboide, cilíndrico, lobular ou sinusoide. O programa também permite que o usuário crie um objeto informando suas coordenadas relativas. Então, as formas podem ser transladadas, rotacionadas ou cisalhadas e submetidas a operações geométricas de diferença, união e intersecção, que criarão formas mais complexas. Por fim, tendências de posição, empilhamento e interações entre os objetos podem ser definidas.

2.2.3 Estado da Arte em Depósitos Minerais

A modelagem de reservatórios por simulação multipontual conta com uma facilidade inexistente para depósitos minerais: bibliotecas de *training images*. As bibliotecas são conjuntos de TIs construídas principalmente por algoritmos de simulação baseados em objetos. No entanto, a indisponibilidade de TIs ainda é um dos maiores desafios para o emprego da simulação multipontual, mesmo na indústria petrolífera. Os bancos de dados atuais são muito específicos e limitados a poucos domínios de aplicação. Para solucionar essa escassez de TIs, seria necessária a existência de um grande banco de dados disponibilizando TIs em abundância (MARIETHOZ; CAERS, 2015). Muitos esforços foram direcionados para facilitar a modelagem de reservatórios de sistemas fluviais e de águas profundas. Os programas Fluvsim (DEUTSCH; TRAN, 2002), Lobesim (DEUTSCH; TRAN, 2004) e Alluvsim (PYRCZ; BOISVERT; DEUTSCH, 2009) permitem a modelagem de diversas configurações desses reservatórios. Pyrcz, Boisvert e Deutsch (2008) desenvolveram uma biblioteca de TIs para ambos ambientes geológicos. Outro avanço significativo veio de Jung e Aigner (2012) e Colombera et al (2012), que constituíram sistemas de classificação de reservatórios carbonáticos e fluviais, respectivamente, com a intenção de facilitar o desenvolvimento de TIs. TIs podem ser criadas inserindo-se os parâmetros de modelagem definidos por esses sistemas em um algoritmo booleano (i.e., baseado em objetos). Enfim, os geradores de TI por

modelagem booleana TiGenerator (MAHARAJA, 2008) e Tetris (BOUCHER et al., 2010) são bem mais flexíveis do que os citados anteriormente por não serem destinados a nenhum ambiente geológico em particular.

Os processos deposicionais e de alteração dos depósitos minerais são bem mais complexos do que os envolvidos na formação de reservatórios petrolíferos. Os objetos geológicos são frequentemente maciços e não repetitivos (i.e., padrões escassos), como nos depósitos de ferro, de cobre do tipo pórfiro e em veios de ouro. Nesse contexto, a simulação multipontual não se popularizou na mineração, em parte, devido à dificuldade para se obter TIs representativas (SILVA; DEUTSCH, 2014). Por outro lado, há disponibilidade de modelos geológicos interpretados (montados com superfícies e *wireframes*, em *softwares* CAD) para serem usados como TIs. Osterholt e Dimitrakopoulos (2007) utilizaram como TI um modelo geológico de um trecho exaurido de uma mina de ferro. Goodfellow et al. (2012) converteram um *wireframe* em um modelo de blocos para retratar um envelope de minério de níquel. Pérez, Mariethoz e Ortiz (2014) e Rezaee et al. (2014) usaram modelos geológicos determinísticos já existentes de minas de cobre. Outros autores criaram TIs por algoritmos baseados em objetos, modelagem implícita e simulações. O algoritmo booleano Ellipsim (DEUTSCH; JOURNAL, 1998) foi usado por Bastante et al. (2008) para criar vários elipsoides de cinco dimensões e direções diferentes correspondentes a massas de ardósia ornamental. Pasti, Costa e Boucher (2012) criaram um objeto sinusoidal pelo TiGenerator, representando um depósito de ferro, no mesmo suporte do *grid*. Rasera (2014) usou o algoritmo Tetris para criar uma TI baseada nos padrões interpretados de seções geológicas de uma mina de ferro. Foram gerados três objetos esferoidais dos quais foram extraídos os padrões curvilíneos dos contatos entre três litologias. Boisvert et al. (2008) e Boisvert (2006) apresentaram soluções criativas com simulações, porém específicas para depósitos de veios mineralizados e depósitos lateríticos. Silva e Deutsch (2014) criaram duas TIs – uma determinística gerada em uma modelagem implícita e a outra por simulação indicadora sequencial -, que foram usadas simultaneamente, na simulação de uma jazida de zinco.

Silva e Deutsch (2014) explicam que TIs derivadas de dados reais reduzem a geração de artefatos e discrepâncias nas simulações; e que, na modelagem de depósitos minerais, é importante que as TIs sejam compatíveis com os dados a fim de garantir consistência e relevância local. Por isso, modelos conceituais devem ser

evitados. E a utilização de múltiplas TIs proposta pelos autores garante uma melhor aderência do repositório de padrões aos dados utilizados. A combinação de mais de uma TI propicia a captura de distintas heterogeneidades, variabilidades e padrões multipontuais. Individualmente, as TIs são menos representativas do que um conjunto delas, que pode até mesmo disponibilizar relações de alta ordem inexistentes em qualquer TI. Silva e Deutsch (2014) modificaram o código Snesim para processar múltiplas TIs e computar probabilidades condicionais por um mesmo evento de dados. A desvantagem do método é sua demanda computacional. Uma TI adicional duplica a exigência de memória que seria usada pelo Snesim original.

Usar um único modelo determinístico como TI possui desvantagens. Ele não é uma verdade absoluta, os contatos entre as categorias são suavizados e não considera incertezas. Então, na mineração, as TIs são usadas para modelar uma incerteza espacial. No entanto, por causa da grande quantidade de informação de furos de sondagem e de desmonte de rochas, a incerteza sobre a distribuição espacial litológica não é tão relevante quanto para a extração de petróleo. Em virtude disso, a simulação multipontual é usada para construir um modelo geológico mais rapidamente do que pelo método manual de *wireframing*. Contudo, é incoerente usar como TI um modelo geológico interpretado, quando se pretende evitar sua construção laboriosa (PÉREZ; ORTIZ; BOUCHER, 2015). Esse imbróglio pode ser resolvido por um método de simulação multipontual que dispensa a utilização de TIs. Direct Sampling é um método que aproveita a grande quantidade de dados da mineração (*training data sets* - TDs) para popular frequências de padrões multipontuais. Esses dados fazem uma inferência direta da estatística multipontual e, portanto, não padecem da subjetividade característica das TIs. Outras vantagens do método são a não estacionaridade das TDs, poder operar tanto variáveis categóricas quanto contínuas e usar vizinhanças mais flexíveis (em vez de *templates* rígidos) em dados posicionados irregularmente. Todavia, a costumaz falta de regularidade das TDs dificulta o trabalho de reconhecimento de padrões dos *templates*, por esses serem formados por nós alocados em posições fixas. Em virtude disso, apenas algumas partes das TDs se ajustarão ao formato do *template*. Ademais, frequentemente, as TDs possuem erros e distorções que podem vir a serem reproduzidos nas simulações (DIMITRAKOPOULOS et al., 2010; MUSTAPHA; DIMITRAKOPOULOS, 2011; MARIETHOZ; RENARD, 2010; PÉREZ; ORTIZ; BOUCHER, 2015).

A maioria dos algoritmos de simulação multipontual processa as *training images* como repositórios de padrões sem localização espacial específica e preferencialmente em *grids* maiores. No caso da mineração, essas TIs com limitada capacidade de condicionamento podem ser bem atreladas apenas a depósitos formados em veios (BOISVERT et al. 2008; BOUCHER et al., 2014). Osterholt e Dimitrakopoulos (2007) anunciaram problemas de conectividade e suavização ao simularem um depósito de ferro clástico com o algoritmo Snesim. Pasti, Costa e Boucher (2012) e Goodfellow et al. (2012), ao simularem um corpo mineral completamente maciço com o Snesim, precisaram aplicar uma etapa de pós-processamento para eliminar descontinuidades que interferiram na conectividade do modelo gerado. Eles aumentaram o número de nós no *template*, elevando o custo computacional, e removeram blocos de minério alocados aleatoriamente no modelo. A maioria dos modelos de depósitos minerais simulados por Snesim precisam de correções de conectividade, visto que há um conflito entre as proporções e as correlações espaciais dos dados e da TI (GOODFELLOW et al., 2012). Decerto, esta desavença inexistia nos modelos simulados por Direct Sampling. Todavia, nos estágios iniciais de pesquisa mineral, não há dados suficientes para uma *training data set*. Nesse caso, a utilização de uma *training image* seria mais conveniente.

Conforme discutido acima, o levantamento da localização das litologias de um depósito mineral é facilmente realizado. Portanto, as simulações são úteis apenas na definição da incerteza da geometria e da extensão dos corpos de minério. Pasti, Costa e Boucher (2012) perceberam que perturbar as zonas de incerteza de modelos geológicos interpretados é uma forma mais prática de avaliar suas incertezas. Os padrões mais relevantes para uma simulação multipontual estão nas transições entre litologias e não em uma escala que englobe um corpo mineral por inteiro. A definição de uma zona de incerteza envolvendo o contato litológico limita a região de interesse para o reconhecimento de padrões e na qual serão executadas as simulações. Aproveitando esse conceito, Boucher et al. (2014) desenvolveram o algoritmo Contactsim para examinar padrões em contatos litológicos. O Contactsim pressupõe que a incerteza geológica decresce com o distanciamento dos contatos litológicos e que uma zona de incerteza maior resulta em uma variação maior entre realizações. Ele age de forma similar ao algoritmo Dispat (HONARKHAH; CAERS, 2010) que permite que *training images* sejam perturbadas gradualmente até uma distância máxima entre a célula simulada e o padrão reconhecido. Os dados de

entrada requeridos pelo Contactsim são: um modelo geológico, dados de sondagem (se houver) e definição da zona de incerteza (BOUCHER et al., 2014).

A estatística espacial de uma simulação multipontual é extraída da TI, enquanto os dados de condicionamento (*hard data*) servem apenas para o reconhecimento de tendências locais. Por esse motivo, situações com dados muito adensados possibilitam contradições entre os dados e o modelo multipontual que podem produzir artefatos, reconhecidos por descontinuidades próximas aos dados (PYRCZ; DEUTSCH, 2014). Ao analisar um emprego bem sucedido do algoritmo Snesim em uma mina de cobre chilena, Pérez, Ortiz e Boucher (2015) concluíram que a escolha da *training image* teve pouco impacto nos resultados, devido a grande quantidade de dados disponíveis. Silva Júnior (2013) também observou que a TI foi bem menos influente nos seus resultados do que os parâmetros do Snesim testados. Pasti (2012) confirmou que os dados primários e secundários de condicionamento são muito mais importantes na modelagem de depósitos minerais do que as TIs. Na modelagem de reservatórios petrolíferos, as TIs são muito mais importantes porque os dados primários são escassos. Mesmo nas fases iniciais de exploração mineral, a quantidade de dados é geralmente maior do que na indústria petrolífera.

Rezaee et al. (2014, p. 1926, tradução nossa) registraram que os resultados que obtiveram com o Snesim foram “altamente dependentes da TI usada, reproduzindo nas realizações uma estatística muito próxima daquela da TI”. Somemos a isso o parecer de Pérez, Ortiz e Boucher (2015, p. 335, tradução nossa): “a continuidade espacial das litologias foi bem reproduzida nas realizações, até quando uma pequena proporção dos dados originais foi utilizada para condicionamento”. Essas duas constatações corroboram com a pertinência de se utilizar algoritmos de simulação multipontual baseados em TIs, quando há poucos dados disponíveis (nos estágios iniciais de pesquisa mineral). Contudo, existe um ponto de equilíbrio a partir do qual o grande número de dados torna as TIs inúteis e a simulação por Direct Sampling torna-se mais sensata. Pérez, Ortiz e Boucher (2015) tentaram identificar esse limiar, porém não puderam divulgar uma conclusão assertiva por terem baseado seus estudos em um depósito real. Um dos objetivos desta dissertação é delimitar esse ponto de equilíbrio, usando um banco de dados sintético. O conhecimento absoluto do domínio de simulação facilitará a elucidação da fronteira de aplicabilidade das TIs na mineração.

2.3 OS DEPÓSITOS MINERAIS MODELADOS

No presente trabalho, inicialmente, foram modelados três depósitos ferríferos reais e de geologia simples, localizados nos Estados Unidos: o Minnesota Natural Iron, o Minnesota Taconite e o Utah Iron. Em seguida, para certificar a aplicabilidade da simulação multipontual na mineração, modelou-se um depósito sintético de geologia complexa inspirado em dados da mina de sulfetos Neves Corvo, situada em Portugal.

2.3.1 O Depósito Minnesota Natural Iron

O depósito Minnesota Natural Iron está localizado no estado de Minnesota (EUA), mais especificamente na cordilheira Norte do distrito ferrífero Coluna. Mais de 106 milhões de toneladas de minério de ferro foram extraídos de Coluna, desde a descoberta de seu potencial mineral, em 1904, até o fim da mineração, em 1984. O distrito é formado por uma sequência dobrada de rochas pré-cambrianas pouco metamorfizadas, composta por argilito, ardósia, filito, formações ferríferas e menores quantidades de rochas clásticas grosseiras e tufos e derramamentos vulcânicos. A cordilheira Norte engloba três unidades estratigráficas: as formações Trommald, Rabbit Lake e Mahanomen. Trommald está interposta entre as outras duas, sua espessura varia de 45 a mais de 500 pés e é quase totalmente constituída por uma formação ferrífera bandada com finíssimas camadas de sedimentos clásticos. A formação Rabbit Lake é a mais superficial e possui mais de 2000 pés de espessura. Ela é composta por argilito e ardósia – parcialmente carbonatados e ferruginosos -, disseminadas lentes de formações ferríferas silicatadas e tufos e diques basálticos. Em parte da cordilheira Norte, há grossas camadas de ferro oxidado sobrepostas a finas camadas de ferro sílico-carbonatado (HUSTRULID; KUCHTA; MARTIN, 2013).

Schmidt¹ (1963, apud HUSTRULID; KUCHTA; MARTIN, 2013, p. 1243, tradução nossa) dá mais detalhes sobre a geologia do distrito geológico:

Exceto por poucos e pequenos corpos de minério dentro das lentes de formação ferrífera da Rabbit Lake, os minérios de ferro desenvolveram-se

¹ SCHMIDT, R.G. Geology and ore deposits of the Cuyuna North Range, Minnesota. U.S. Government Printing Office, 1963.

dentro da formação Trommald. Os minérios são residuais, tendo sido formados por lixiviação dos minerais originais da formação ferrífera (quartzo e um ou mais óxidos de ferro, silicatos ou carbonatos). Os minérios, que foram formados pela remoção de dióxido de carbono, sílica e magnésio, são porosos e ocos. Eles foram provavelmente formados em dois estágios. O primeiro estágio envolveu águas subterrâneas, possivelmente parcialmente hidrotermais, que afetaram a formação ferrífera a grandes profundidades. No segundo estágio, a alteração foi menos profunda e relacionada ao intemperismo de superfície. [...] Os corpos de minério mais importantes foram formados ao longo da extremidade sudeste da cordilheira Norte em fácies finas acamadadas. Outros depósitos importantes foram formados nas fácies grossas acamadadas da cordilheira Norte. Um número menor de corpos de minério lavráveis ocorrem nas fácies finas acamadadas do flanco nordeste da cordilheira Norte, na cordilheira Sul, e nas lentes das formações ferríferas da Rabbit Lake. [...] Acredita-se que a estrutura principal seja uma dobra anticlinal com o eixo virado para nordeste. O eixo da dobra aparenta ter sido quebrado por uma falha de empurrão de grandes proporções. A formação Trommald está exposta em uma faixa de 700 pés de extensão com direção N65°E e que geralmente mergulha abruptamente para o sudeste. [...]

2.3.2 O Depósito Minnesota Taconite

O depósito Minnesota Taconite está localizado na cordilheira ferrífera Mesabi, no nordeste de Minnesota (EUA). Mesabi é um cinturão de 110 milhas de comprimento, 1 a 3 milhas de largura e espessura de até 500 pés, aonde a mineração de ferro teve início no ano de 1892. Inicialmente, minério de altíssimo teor e fácil extração era produzido sem nenhum processamento. Paulatinamente, a porcentagem de minério que demandava algum tratamento aumentou, até que no ano de 1984 foi feito o último carregamento de minério natural. Assim, iniciaram-se estudos para o desenvolvimento de uma tecnologia que viabilizasse a recuperação da imensa quantidade de taconita (minério de ferro de baixo teor) presente em Mesabi (HUSTRULID; KUCHTA; MARTIN, 2013).

Figura 12 – Seção de visada a oeste mostrando a geologia da cordilheira Mesabi

Fonte: Hustrulid, Kuchta e Martin, (2013).

A geologia de Mesabi é simples e os corpos de minério são apenas camadas. A taconita de Minnesota Taconite pertence à formação ferrífera Biwabik, composta principalmente por óxidos de ferro (magnetita, hematita e/ou *goethita*), silicatos ferríferos e carbonatos ferríferos. A formação ferrífera Biwabik tem direção N65°E e mergulho de 6° (em média) para o sul-sudeste. Ela é subdividida, de baixo para cima, em Lower Cherty, Lower Slaty, Upper Cherty e Upper Slaty, conforme mostra a Figura 12. As duas camadas produtoras de minério são os membros Upper Cherty e Lower Cherty, sendo que essa última possui maior teor de ferro e menor concentração de sílica na sua parte inferior (HUSTRULID; KUCHTA; MARTIN, 2013). “A magnetita é o mineral-minério primário e ocorre em faixas irregulares e regulares, disseminações de cristais euédricos isolados e concentrações erráticas irregulares” (HOLGERS² et al., 1969 apud HUSTRULID; KUCHTA; MARTIN, 2013, p. 1254, tradução nossa).

2.3.3 O Depósito Utah Iron

O depósito Utah Iron está localizado no distrito ferrífero Iron Springs ao sudoeste do estado de Utah (EUA). Esse distrito é formado por três lacólitos de quartzo monzonito alinhados ao longo da direção nordeste, de formato oval e comprimentos entre três e cinco milhas. Os lacólitos interpuseram-se a estratos sedimentares mais antigos e, quando uma intrusão ígnea emergiu até a base da formação carbonática Homestake, fluidos ricos em ferro formaram corpos de magnetita e hematita (SEEGMILLER³, 1998 apud HUSTRULID; KUCHTA; MARTIN, 2013, tradução nossa). Os lacólitos contêm uma média de apenas 3% de ferro. O minério rico em ferro está entre os lacólitos e a Formação Homestake. Antes de substituir porções da Formação Homestake, o ferro esteve dentro do quartzo monzonito e foi lixiviado por fluidos hidrotermais ascendentes. Sem a formação carbonática, os fluidos teriam se dispersado por uma grande área e os depósitos ricos em ferro não teriam se formado. Os corpos de minério têm formato elipsoidal

² HOLGERS, R.H.; BAXTER, W.; FETZER, W.G. Thunderbird Mine of Eveleth Taconite Company. In: II INTERNATIONAL SURFACE MINING CONFERENCE. Proceedings... Minneapolis, 1969.

³ SEEGMILLER, J.B. Mining. In: A history of Iron county. Salt Lake: Utah State Historical Society, 1998.

de até 1000 pés de largura e comprimento, até 350 pés de espessura, concentrações de 50% a 65% de ferro e foram expostos à superfície por erosão (GUILBERT; PARK⁴, 1986 apud HUSTRULID; KUCHTA; MARTIN, 2013, tradução nossa).

2.3.4 O Depósito Neves Corvo

A Faixa Piritosa Ibérica é uma província de sulfetos maciços vulcânicos formada por sedimentações seguidas de eventos vulcânicos pontuais que resultaram em uma estreita cordilheira de fácies vulcânicas. Apesar de essa província comportar muitas unidades sedimentares e poucas unidades vulcânicas, nela, há cinco imensos depósitos de sulfetos maciços, cada um com mais de 100 Mt. Neves Corvo (Portugal) é um dos maiores e mais ricos desses depósitos, contendo mais de 300 Mt de sulfetos, dos quais 100 Mt contêm teor de 3.46% de cobre e 3.54% de zinco, e 50 Mt contêm 6% de zinco (RELVAS⁵, 2002, RELVAS⁶ et al., 2006 apud ROSA et al., 2008). As sucessões sedimentares de Neves Corvo possuem aproximadamente 600 m de espessura real, com predominância de xistos. A formação também inclui três unidades vulcânicas que, junto às camadas sedimentares, sofreram um processo de dobramento (ROSA et al., 2008). Os minérios abarcam teores de Cu, Zn, Pb, Ag e Sn, presentes em calcopiritas, esfaleritas, cassiteritas, galenas e minerais polimetálicos. Minérios complexos surgiram pelo intercrescimento de pirita nos sulfetos de metais básicos. A mina de Neves Corvo iniciou suas atividades em 1988, produzindo cobre (GASPAR; PINTO, 1991). A Figura 13 ilustra a sequência estratigráfica típica da região.

⁴ GUILBERT, J.M.; PARK JR, C.F. The geology of ore deposits. New York: W.H. Freeman and Company, 1986.

⁵ RELVAS, J. M. R. S. The Neves-Corvo deposit, Iberian pyrite belt, Portugal: impacts and future, 25 years after the discovery. *Economic Geology*, v. 9, p. 155-176, 2002.

⁶ RELVAS, J. M. R. S.; BARRIGA, F. J. A. S.; FERREIRA, A.; NOIVA, P. C.; PACHECO, N.; BARRIGA, G. Hydrothermal alteration and mineralization in the Neves-Corvo volcanic-hosted massive sulfide deposit, Portugal. *Economic Geology*, v. 101, n. 4, p. 753-790, 2006.

Figura 13 - Bloco-diagrama simplificado da geologia de Neves Corvo

Fonte: Carvalho (1986).

3 METODOLOGIA E RESULTADOS – BANCOS DE DADOS REAIS

Este capítulo expõe as seguintes etapas metodológicas empregadas nos três bancos de dados reais: preparação dos dados, variografia, krigagem, simulação indicadora sequencial, simulação por múltiplos pontos e discussão dos resultados.

3.1 PREPARAÇÃO DOS DADOS

Os dados utilizados são compostos por arquivos com informações de boca de furo (*collar*) e análises químicas de teores de minérios (*assay*) de testemunhos de sondagem de três depósitos de ferro reais que acompanham o *software* CSMine (HUSTRULID; KUCHTA; MARTIN, 2013). Os dados foram regularizados em compósitos de igual tamanho, por meio do CSMine, e transformados para o formato GSLib (Geo-EAS simplificado).

Os blocos de um modelo geológico de mineração podem ser tão pequenos quanto 5 x 5 x 5 m, para pequenos depósitos seletivos, e maiores que 25 x 25 x 25 m, para depósitos massivos. Portanto, a seletividade de uma mina determina como suas amostras serão compositadas. Entre as justificativas para se criar compósitos, está a grande variabilidade de pequenas amostras. Amostras maiores podem resultar em variogramas mais robustos e com menor efeito pepita. Por outro lado, compósitos menores aumentam a população estatística e permitem representações mais precisas dos contatos geológicos (ROSSI; DEUTSCH, 2014). Analogamente, ponderações como essas surgem ao se definir a resolução de um *grid* de simulação. Modelos mais discretizados são mais precisos, ao custo de maior demanda computacional.

Tendo em mente o exposto acima, as amostras foram regularizadas em compósitos de 10 ft (3 m), resultando em: 495 dados, para o depósito Minnesota Natural Iron (MNI); 1191 dados, para o Utah Iron (UI); 1210 dados, para o Minnesota Taconite (MT). E, levando em conta que o objetivo deste trabalho é apenas delimitar os envelopes de minério, a variável teor de ferro foi categorizada. Foram criadas as categorias minério, para amostras com algum teor de ferro, e estéril, para ausência “total” de ferro.

A importação desses dados para o *software* SGeMS (REMY; BOUCHER; WU, 2009) permitiu que suas distribuições espaciais pudessem ser visualizadas

graficamente, através de um painel interativo tridimensional. Desta forma, foi possível avaliar que as amostras dos três depósitos seguem um padrão espacial típico de pesquisas minerais. Todos os furos foram iniciados em altitudes próximas e são retilíneos. No entanto, quatro furos do depósito MNI e seis furos do depósito UI possuem trechos de descontinuidade amostral. Apesar disso, a ausência de dados em posições anômalas confere credibilidade aos três bancos de dados.

Figura 14 – Distribuição dos teores de ferro no depósito Minnesota Natural Iron

Fonte: Elaboração do autor.

As Figuras 14, 15 e 16 mostram histogramas dos três depósitos, que ostentam a típica assimetria negativa da distribuição de teores de depósitos ferríferos. Além disso, os três depósitos contabilizam teores máximos inferiores ao limite estequiométrico de ferro na hematita (70%) e na magnetita (72,4%). Em suma, os histogramas também corroboram a confiabilidade dos bancos de dados.

Figura 15 – Distribuição dos teores de ferro no depósito Utah Iron

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 16 – Distribuição dos teores de ferro no depósito Minnesota Taconite

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 17 - Mapa planimétrico da malha de sondagem do banco de dados Minnesota Natural Iron

Fonte: Elaboração do autor.

Os tamanhos dos *grids* foram ajustados de modo a englobar todas as amostras dos bancos de dados Minnesota Natural Iron (33 furos verticais), Utah Iron (98 furos verticais) e Minnesota Taconite (80 furos verticais). As áreas aproximadas das malhas de sondagem dos bancos de dados Minnesota Natural Iron (MNI), Utah Iron (UI) e Minnesota Taconite (MT) são de, respectivamente: 1300 ft x 520 ft, 1800 ft x 700 ft e 14600 ft x 5800 ft. As malhas de sondagem dos três depósitos são irregulares e os espaçamentos entre as perfurações variam entre as seguintes distâncias: 50 ft a 300 ft (MNI), 50 ft a 120 ft (UI) e 360 ft a 1030 ft (MT). As diferenças entre as cotas máximas e mínimas dos depósitos são de aproximadamente: 630 (MNI), 650 (UI) e 820 ft (MT). Os formatos das células foram conformados às direções de maior densidade amostral. Direções com maior densidade obtiveram dimensões menores e evitou-se criar células sem nenhuma amostra. Essas medidas evitam erros e suavizações excessivas nos cálculos de

krigagem e foram mantidas também nas simulações, para facilitar as comparações entre os resultados. Convém observar que Hustrulid, Kuchta e Martin (2013) aconselham que as dimensões horizontais de blocos não sejam inferiores a um quarto do espaçamento médio dos furos de sondagem. Sinclair e Blackwell (2002) são mais severos ao aconselhar que a krigagem de blocos não seja executada para blocos com dimensões inferiores à metade da malha de amostragem. Os métodos de simulação estocástica dispensam esse cuidado, pois expressam seus resultados no mesmo suporte dos dados de *input*. Em virtude disso, optou-se pelos seguintes tamanhos de células de *grid*, usados tanto nas krigagens quanto nas simulações, com o fim de facilitar comparações entre esses métodos: 30 ft x 80 ft x 20 ft (MNI), 60 ft x 70 ft x 20 ft (UI) e 400 ft x 400 ft x 80 ft (MT). Enfim, os *grids* totalizaram os seguintes números de células: 49 x 19 x 34 (MNI), 16 x 29 x 36 (UI) e 18 x 40 x 14 (MT). As Figuras 17, 18, 19, 20 e 21 mostram as malhas de sondagem e os *grids* criados para os três depósitos.

Figura 18 - *Grid* de simulação criado para o banco de dados Minnesota Natural Iron

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 19 - Mapa planimétrico das malhas de sondagem dos bancos de dados Utah Iron (à esquerda) e Minnesota Taconite (à direita)

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 20 - Grid de simulação criado para o banco de dados Utah Iron

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 21 - *Grid* de simulação criado para o banco de dados Minnesota Taconite

Fonte: Elaboração do autor.

3.2 VARIOGRAFIA

Calculou-se o variograma experimental para quatro direções no plano horizontal e para a direção vertical (direção do furo de sonda) do depósito Minnesota Natural Iron. Então, foi possível verificar a existência de anisotropia e identificar a direção de maior continuidade espacial. Por conseguinte, o variograma foi recalculado para duas direções horizontais perpendiculares e para a direção vertical, representando os eixos do elipsoide de anisotropia. Sobre esse variograma experimental, foi ajustado um modelo com duas estruturas esféricas, sem efeito pepita e de anisotropia mista. Normalmente, variogramas de teores de minério comportam-se linearmente próximos à origem, respaldando a escolha por um modelo esférico. E convém observar que a variância (patamar) ajustada para a estrutura correspondente à direção de maior continuidade possui valor próximo ao do histograma dos dados categorizados (Apêndice A). Os diagramas dos

variogramas e os parâmetros computacionais utilizados estão disponíveis nos Apêndices B a D.

O mesmo procedimento exposto acima foi aplicado aos outros dois bancos de dados. O depósito Minnesota Taconite resultou em um modelo com duas estruturas esféricas, anisotropia mista e efeito pepita de aproximadamente 16% do patamar. Na direção vertical, o variograma demonstrou um *hole effect*, que pode ser explicado pela característica alternância entre camadas mais e menos ricas em ferro do minério taconita. Devido à ausência de um maior número de ciclos de alternância, outra possível justificativa seria um pequeno número de pares de amostras disponíveis para o cálculo do variograma experimental. Essa segunda hipótese condiz com a má definição das estruturas do variograma do plano horizontal, que foram modeladas como quase isotrópicas. Por causa da dificuldade em se distinguir essas estruturas, adotou-se a direção da mineralização como direção principal e, para as estruturas horizontais, optou-se por modelar uma anisotropia quase geométrica (tipo mais comum em minérios), com amplitudes de dimensões apenas 6% diferentes. Contudo, o patamar das estruturas horizontais possui valor próximo ao da variância expressa no histograma do banco de dados (Apêndice E). Devido à incerteza sobre o motivo do *hole effect*, a estrutura vertical não foi modelada por uma função sinusoidal. Entretanto, há coerência na afirmação de que um furo vertical cruzando estratos distintos de uma formação ferrífera bandada apresente *hole effect* e que exista baixa variabilidade ao longo de um mesmo acamamento sedimentar, resultando em isotropia nesse plano. O fato de a topografia ser visivelmente pouco acidentada (percebido pela representação gráfica gerada no SGeMS) também se soma a essa argumentação. Os diagramas dos variogramas e os parâmetros computacionais utilizados estão disponíveis nos Apêndices F a I.

O depósito Utah Iron recebeu um modelo variográfico teórico formado por duas estruturas exponenciais, com anisotropia mista e efeito pepita equivalentes a 4% do patamar. No variograma de estruturas representando a direção vertical e diversas direções do plano horizontal, percebem-se padrões cíclicos típicos de *hole effect* e *trends*. Diferentemente dos dois depósitos anteriores, o depósito Utah Iron não é sedimentar. Portanto, a presença de *hole effect* não pode ser justificada pela primeira hipótese expressa para o depósito Minnesota Taconite. A respeito de *trends*, Rossi e Deutsch (2014) alegam que elas são comuns em depósitos minerais, implicam em não estacionaridade dos dados sobre o domínio e é difícil definir um

modelo robusto para elas. Os autores explicam que a melhor solução envolve remover a tendência dos dados, por estimativa. Eles também aconselham computar variogramas apenas em direções nas quais o *trend* é menos significativo. Portanto, a análise exploratória de anisotropia foi realizada em seis pares de direções e optou-se pelo par com melhor estrutura e menor influência do *trend*. Dessa forma, o par escolhido teve alcance definido como a distância até o patamar. Por fim, é pertinente comentar que a contribuição para o patamar modelada para a segunda estrutura do variograma da anisotropia coincide com a variância do histograma dos dados categorizados (Apêndice J). Os diagramas dos variogramas e os parâmetros computacionais utilizados estão disponíveis nos Apêndices K a Q.

Foram utilizados compósitos de dados de mesmo tamanho, ao longo do presente trabalho. Contudo, a dificuldade para se modelar as direções horizontais dos depósitos Minnesota Taconite e Utah Iron talvez possa ser reduzida com a utilização de compósitos de dados com tamanhos diferentes. “Suportes diferentes podem derivar diferentes modelos de variograma” (SINCLAIR; BLACKWELL, 2002, p. 199, tradução nossa). No entanto, é pouco provável que essa seja uma boa solução, pois foram utilizados grandes números de pares de amostras nos cálculos daqueles variogramas. Todavia, a krigagem é relativamente robusta a erros de modelagem de variogramas. Para erros de mais de 25% nos alcances modelados, a variância de krigagem costuma alterar-se em menos de 10%. Porém, a variância de krigagem é muito sensível ao efeito pepita relativo (relação entre variância aleatória e patamar), principalmente quando o efeito pepita relativo é baixo e o alcance mede de uma a três vezes a distância de espaçamento dos dados (BROOKER⁷, 1986 apud SINCLAIR; BLACKWELL, 2002). Apesar de os três depósitos terem efeito pepita relativo baixo, a amplitude modelada para todos eles é superior ao triplo da distância do espaçamento dos dados. Além de que, erros no cálculo do efeito pepita foram evitados calculando-se esse parâmetro a partir do variograma da direção vertical, que possui maior densidade amostral. Caso o complicador tenha sido uma tendência não modelada, a divisão do domínio em regiões estacionárias seria uma solução. Acima de tudo, Rossi e Deutsch (2014) comentam que os parâmetros de

⁷ BROOKER, P. I. A parametric study of robustness of kriging variance as a function of range and relative nugget effect for a spherical semivariogram. *Mathematical Geology*, v. 18, n. 5, p. 477-488, 1986.

krigagem (janela de busca, número de dados usados, quadrantes e octantes de busca, etc.) podem ser mais impactantes do que os modelos de variogramas.

A credibilidade dos variogramas modelados foi verificada pelo método de validação cruzada disponível no pacote de softwares GSLib (DEUTSCH; JOURNEL, 1998). Primeiramente, avaliou-se o modelo do depósito Minnesota Natural Iron. O eixo maior do elipsoide de busca foi alinhado à direção de maior continuidade do elipsoide de anisotropia modelado e a proporção direcional de anisotropia foi mantida. Isaaks e Srivastava (1989) defendem que um elipsoide de busca deve ser grande o suficiente para conter ao menos quatro amostras, sendo doze o número mínimo ideal de amostras. Para malhas irregulares de dados, os autores sugerem que o elipsoide de busca seja um pouco maior que o espaçamento médio entre amostras, calculado pela fórmula:

$$\text{espaçamento médio entre amostras} \approx \sqrt{\frac{\text{área total coberta pela amostragem}}{\text{número de amostras}}}$$

Para o MNI, a fórmula resulta em um elipsoide de busca de tamanho maior que 143 ft no plano horizontal. O número máximo de amostras é escolhido levando-se em conta o custo computacional que um maior número aflige e o enfraquecimento da suposição de estacionaridade causado por amostras mais distantes. Amostras adicionais sempre melhoram as estimativas de um modelo. Por outro lado, janelas de buscas muito grandes tornam o modelo menos representativo, o que é verificável pelas divergências entre as propriedades estatísticas do modelo e da realidade. Convém ressaltar que o raio de busca não precisa ser limitado pelo alcance do variograma. Em situações de poucos dados, amostras localizadas a distâncias além do alcance do variograma frequentemente melhoram as estimativas locais (ISAACS; SRIVASTAVA, 1989). Ciente de tudo isso, o raio de busca, o número mínimo e o número máximo de dados utilizados foram selecionados. Com a finalidade de reduzir o efeito negativo de *clusters* de dados, os blocos de krigagem foram discretizados e optou-se por dividir a região de busca em octantes. Por fim, aplicou-se krigagem ordinária dos indicadores para se evitar as consequências da suposição de estacionaridade própria da krigagem simples.

Foram testados diversos parâmetros de vizinhança, observando-se quais resultavam em melhores coeficientes de correlação. Os parâmetros escolhidos para os três depósitos resultaram nos seguintes coeficientes de correlação de Pearson e

Spearman, respectivamente: 0,95 e 0,87 (MNI); 0,82 e 0,73 (MT); 0,82 e 0,70 (UI). As médias dos dados estimados e reais não divergiram mais do que 1% para nenhum depósito. As variâncias divergiram em 13% (MNI), 50% (MT) e 42% (UI), revelando o grau do efeito de suavização da krigagem. O MNI e o MT tiveram todos os pontos estimados, enquanto o UI teve 98% do total de pontos estimados. Diagramas de dispersão entre valores reais e estimados, histogramas de erros e os parâmetros de vizinhança adotados para os três depósitos estão disponíveis nos Apêndices R, S e T.

3.3 SIMULAÇÃO MULTIPONTUAL

O advento da simulação multipontual causou uma quebra de paradigma na geoestatística. Antes, os métodos eram focados na reprodução de momentos estatísticos. Com a introdução dos conceitos de reprodução e processamento de imagem, diversos novos algoritmos foram criados. O SGeMS dispõe de dois algoritmos de simulação multipontual: o Snesim e o Filtersim (ZHANG; SWITZER; JOURNAL, 2006; WU; BOUCHER; ZHANG, 2008). Diferentemente do algoritmo Snesim, que reproduz padrões armazenados em uma árvore-de-busca e simula-os como *pixels* individuais, o Filtersim agrupa padrões com filtros e simula-os inteiros, tornando-o mais ágil. Apesar dessa vantagem, o Filtersim tem se mostrado inviável, devido a problemas de condicionamento, elevada demanda computacional e geração de artefatos (PYRCZ; DEUTSCH, 2014). O Dispat (HONARKHAH; CAERS, 2010) é um algoritmo similar e que tem mostrado um melhor desempenho. Na versão atual do SGeMS (2.5b), existe também a opção de utilizar o Snesim With Search Tree Partitioning. Esse algoritmo é indicado para simulações com TIs muito complexas, pois ele as divide em imagens menores distribuídas entre várias árvores-de-busca. Além de melhorar o reconhecimento de padrões, frequentemente, o algoritmo também aumenta a velocidade da simulação (BOUCHER, 2009).

A modelagem de incerteza volumétrica por simulação multipontual é muito promissora, pois os modelos gerados são geologicamente mais realistas. Com o objetivo de gerar modelos alternativos que flutuam no entorno de um modelo interpretado, é aceitável que esse modelo prévio seja uma TI. Por outro lado, se a finalidade for explorar interpretações de configurações geológicas alternativas, utilizar um modelo prévio da mesma área será inadequado (JONES; DOUGLAS;

JEWBALI, 2013). Uma TI oriunda de uma krigagem é tão determinística e suavizada quanto um modelo *wireframe* de seções geológicas. Esses modelos são capazes de refletir feições não lineares e contínuas de grande escala. Uma TI de simulação indicadora sequencial (SIS) não é tão contínua. Ela incorpora padrões de pequena escala, apesar de ser mais aleatória, fragmentada e desestruturada. Na SIS, a transição entre subdomínios de simulação é aleatória e não reproduz feições curvilíneas complexas. Em alguns domínios de transições aleatórias, isso não é um problema (SILVA; DEUTSCH, 2014). Outra possibilidade é criar TIs condicionadas pelos dados de sondagem combinadas a TIs conceituais. Os modelos de krigagem e SIS já são condicionados pelos variogramas modelados a partir de amostras. Com auxílio do algoritmo NuTauModel, presente no SGeMS, seria possível unir as informações de duas TIs em uma única.

Para mimetizar simulações multipontuais em um momento prematuro de pesquisa mineral (com poucos dados de sondagem e nenhum modelo geológico ainda interpretado) foram geradas TIs (Figuras 22 e 23) com o algoritmo booleano TiGenerator. As TIs foram validadas comparando suas estatísticas básicas (média e variância) e bipontuais (variogramas) – nas mesmas três direções do elipsoide anisotrópico - com a das amostras. As divergências entre essas estatísticas podem ser ajustadas pelo fator *servosystem*, que será apresentado adiante. É importante ainda que a TI seja de tamanho proporcional ao da maior estrutura presente no domínio e que seja construída no suporte (escala) da resolução desejada nas simulações. A ferramenta *image processing* do SGeMS pode ser usada para ajustar a escala da TI. Por fim, Silva Júnior (2013) alerta que TIs com formatos muito distintos da realidade do banco de dados têm um grande impacto na qualidade das simulações. As TIs precisam caracterizar as grandes estruturas do domínio geológico e não carecem de muito detalhamento. Elas são um banco de padrões e não uma analogia de formato. A qualidade de uma TI é definida pelo número de repetições de padrões que ela contém. Então, se a TI for muito pouco estacionária ou muito simples, não serão armazenados padrões suficientes na árvore-de-busca e a simulação será baseada apenas nos dados de condicionamento. As TIs elipsoidais criadas para os depósitos Minnesota Natural Iron e Utah Iron, embora sejam um único objeto maciço, são um repositório de padrões curvilíneos. Todavia, um único objeto dificilmente oferecerá repetições suficientes para a captura de padrões pelo Snesim. Em trabalhos futuros, convém testar o uso de TIs constituídas por vários

pequenos corpos maciços. O depósito Minnesota Taconite, diferentemente dos outros dois depósitos de ferro, não é maciço. Como pode ser visto na Figura 24, em alguns trechos, ele é composto por duas camadas destacadas de minério de ferro. Isso explica o breve *hole effect* detectado no seu variograma vertical. E a Figura 25 revela que o depósito comporta-se como camadas mineralizadas dobradas. Por conta disso, foi usada a TI ilustrada na Figura 26, pertencente à biblioteca de TIs de Mariethoz e Caers (2015).

Figura 22 - *Training image* semielipsoide criada para o depósito Minnesota Natural Iron

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 23 - *Training image* elipsoide criada para o depósito Utah Iron

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 24 – Detalhe do banco de dados Minnesota Taconite mostrando trechos do depósito mineral aonde há duas camadas isoladas de minério de ferro

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 25 – Seções horizontais do depósito Minnesota Taconite

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 26 - *Training image* usada nas simulações multipontuais do depósito Minnesota Taconite

Fonte: Mariethoz e Caers (2015).

Os três depósitos minerais foram simulados na versão 2.5b do SGeMS, utilizando o algoritmo Snesim. Pérez, Ortiz e Boucher (2015), ao empregarem o Snesim em uma mina de cobre chilena, perceberam que o uso de regiões com imposição de proporções locais não gerou mudanças significativas nos resultados. Por isso, os domínios simulados nesta dissertação não foram divididos em regiões. As simulações foram realizadas com *templates* de geometria igual à do elipsoide de busca da simulação sequencial indicadora. O *template* deve ter tamanho compatível com o da TI e seu nível de detalhe. *Templates* muito grandes não capturam pequenos detalhes de TIs relativamente menores. O *template* também deve ser grande o suficiente para a captura de padrões de grande escala. Na Figura 27, Jiang (2016) exemplifica estruturas de grande escala. Como as TIs utilizadas não possuem nenhum padrão dessa magnitude, o *template* pôde ser diminuto, tornando a simulação mais ágil e possibilitando a localização de um maior número de replicatas de padrões. Silva Júnior (2013) relata que obteve resultados superiores utilizando *templates* que não seguiam nem as direções nem as amplitudes nem a proporção anisotrópica verificada na modelagem de variogramas. Mariethoz e Caers (2015) alegam que *templates* isotrópicos (circulares ou esféricos) frequentemente rendem melhores resultados. Jiang (2016) constatou que o formato do *template* tem pouca influência nos resultados. O autor sugere que os *templates* sejam quadrados, a menos que a TI contenha objetos alongados dominantes, e que o raio de busca

seja proporcional ao objeto dominante na TI. Um grande número de nós de *template* de busca é imprescindível para a identificação de replicatas suficientes. Porém, os nós elevam drasticamente o uso de memória computacional. Remy, Boucher e Wu (2009) sugerem que sejam designados entre 80 a 100 nós, para simulações tridimensionais. Liu (2006) recomenda que o número mínimo de replicatas (*cmin*) esteja entre 10 e 20 e Mariethoz e Caers (2015) proclamam que o Snesim não é muito sensível ao *cmin*, mas um valor maior do que "1" deve ser fixado para se evitar um efeito de cópia verbatim. Como os três bancos de dados reais são constituídos por poucos dados e foram utilizadas TIs muito simples, optou-se por 80 nós e *cmin* igual a 10.

Figura 27 - *Training images* estacionárias, sem tendências de grande escala: (a) e (b). E *training images* não estacionárias, com variações de (b) grande escala e pouco repetitivas: (c) e (d)

Fonte: Jiang (2016).

As simulações com TIs geradas por algoritmos booleanos têm proporções muito distintas das proporções dos dados. Liu (2006) aconselha que não haja muita diferença entre as proporções da simulação (*target proportions*) e as das TIs. Foi ativado o fator *servosystem* para corrigir essa discordância. Esse parâmetro pode ser ajustado dentro do intervalo $[0, 1)$, em que 0 significa nenhuma correção. Valores muito próximos de 1 forçam a reprodução das proporções indicadas, sob o risco de falha na reprodução das estruturas da TI. Foram simuladas as proporções dos dados e o fator *servosystem* foi fixado em 0,3. De acordo com Silva Júnior (2013, p. 35):

Na modelagem de reservatório de petróleo, onde as amostras primárias são escassas, é conveniente utilizar a proporção da imagem de treinamento. Na modelagem de depósitos minerais, onde pode haver abundância de amostras advindas das sondagens, pode-se utilizar a proporção das amostras primárias com fatores de ajuste menores. A escolha errada desses parâmetros pode gerar resultados superestimados ou subestimados.

Silva Júnior (2013) percebeu que fatores *servosystem* inferiores a 0,5 resultaram em proporções que divergiam em até 2,5% das proporções dos dados de condicionamento. Quando as simulações foram parametrizadas com as proporções das TIs, as proporções divergiram em até 37% e as proporções das TIs não foram reproduzidas. As diferenças foram bem menores com fatores superiores a 0,75.

As simulações foram executadas com *grids* em cinco escalas diferentes. Múltiplos *grids* são usados para capturar estruturas de grande escala, com *templates* menores e menos nós. O número padrão de *grids* do SGeMS é três (um grosseiro, um mediano e um fino). No entanto, Jiang (2016) recomenda que sejam usados quatro ou cinco *grids*. Ademais, durante a simulação, caso o Snesim não consiga atender ao parâmetro *cmin*, ele ignora o dado de condicionamento (nó) mais distante e recomeça a procura por replicatas. Isso ocasiona perda de qualidade na reprodução de padrões e grande aumento do custo computacional. Para atenuar esse problema, foi ativado o uso de *subgrids*. O conceito de *subgrid* refere-se à divisão do *grid* de simulação em partes menores aplicadas a todos os múltiplos *grids*, exceto o primeiro (mais grosseiro). Em um *subgrid*, o *template* acata como dados de condicionamento somente aos nós simulados em *grids* anteriores (mais grosseiros) com certa configuração geométrica e a um dado número J' de nós próximos com uma segunda geometria e que já foram simulados. Cada novo *subgrid* sequenciado utiliza os nós dos tipos (geometrias) usados nos *subgrids* anteriores mais os J' nós mais próximos de um novo tipo. Os *subgrids* aceleram o Snesim ao aproveitar o tempo que todos os nós de um tipo levam para serem simulados. Os J' nós mais próximos pertencem a tipos de nós que ainda não foram completamente simulados. Foi designado o valor padrão do J' no SGeMS (4). Por fim, foi indicado o último parâmetro para a simulação. O *fator de expansão de template* dilata o *template* base e o *grid* de simulação do g -ésimo *grid* mais grosseiro, nas três direções, multiplicando-os pela constante 2^{g-1} . Optou-se por uma expansão isotrópica.

A facilidade para se integrar dados secundários (*soft data*) aos dados primários (*hard data*) é uma grande vantagem da simulação multipontual. Dados geofísicos são informações secundárias de baixa resolução, porém exaustivas, que apontam distribuições de probabilidade local. O pó de perfuratriz é outra possível fonte de dados secundários. No geral, os dados secundários não têm a mesma confiança que as amostras físicas. Entretanto, esses dados auxiliares podem

ajudar a comunicar ao algoritmo de simulação qual é a zona de incerteza de um depósito mineral. Nas simulações dos três depósitos de ferro, foram integrados mapas de probabilidade produzidos por um algoritmo de janelas móveis com filtros de médias. Esse algoritmo calcula o valor da média local de um parâmetro dentro de uma janela de busca especificada, que pode ser ajustada de acordo com a precisão (nível de incerteza) desejada nos resultados finais da simulação. Assim, uma TI terá uma zona de incerteza estabelecida para cada litologia que ela representa, interagindo também com o fator *servosystem* definido. A Figura 28 ilustra os mapas concebidos.

Figura 28 – Mapas de probabilidade criados para os três depósitos de ferro

Fonte: Elaboração do autor.

O condicionamento com malhas de amostragem irregulares é um problema relevante na simulação por Snesim. Em depósitos de ferro, geralmente acomodados em bacias sedimentares com limites bem definidos entre estéril e minério, a densidade amostral é maior nas regiões de minério. Apesar do conhecimento geológico da área permitir inferir a ausência de minério em amplas regiões não amostradas, a escassez amostral prejudica a operacionalização do algoritmo Snesim, segundo Silva Júnior (2013). Esse fato foi verificado pelo autor a partir da criação de um banco de dados com amostras concentradas em uma região preferencial. O algoritmo Snesim reproduziu os padrões da imagem de treinamento nas regiões não amostradas. Para contornar esse problema, o autor integrou informações geológicas nas simulações como dados secundários não absolutos, i.e., “verdades relativas”. Isso foi possível pela construção de mapas de probabilidades representativos das informações geológicas disponíveis e usados como probabilidades ponderadoras.

3.4 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Os parâmetros de vizinhança escolhidos após o processo de validação cruzada foram empregados na krigagem ordinária (KO) dos indicadores dos três bancos de dados. O algoritmo Kriging da versão 2.5b do SGeMS (2017) executou as estimativas nos seguintes tempos: 290275ms (MNI), 29484ms (MT) e 138241ms (UI). As poucas probabilidades obtidas com valores negativos ou acima de um foram corrigidas. Os modelos estimados dos três depósitos são exibidos nas Figuras 29, 30 e 31.

O SGeMS oferece dois algoritmos de simulação indicadora sequencial (SIS): o Sisim (Sequential Indicator Simulation) e o Cosisim (Sequential Indicator Co-Simulation). Aconselha-se a utilização do Cosisim para simulações de mais de três variáveis categóricas, pois o Sisim tem um mau desempenho nas correções das ordens de relação e reprodução das covariâncias indicadoras de muitas variáveis. Como será simulada apenas uma variável, optou-se pela utilização do Sisim, que demanda menor capacidade computacional. Procurou-se empregar os mesmos parâmetros de vizinhança escolhidos após o processo de validação cruzada. No entanto, a versão 2.5b do SGeMS não permite a definição de um número mínimo de dados de condicionamento no algoritmo Sisim.

A utilização de 100 realizações em projetos de simulação é prática comum na literatura geoestatística. Porém, o número ideal de realizações depende da ergodicidade do domínio simulado, que raramente é definida. A resposta que Deutsch e Journel (1998, p. 133) têm para quantas realizações utilizar é “definitivamente mais do que uma, para se ter alguma noção da incerteza”. Os autores também dizem que, enquanto um conjunto de imagens tiver resultados muito discrepantes, mais realizações devem ser feitas, até que a incerteza possa ser modelada.

Cada conjunto de 100 realizações obtido na simulação dos três bancos de dados foi pós-processado pelo *plug-in* Postsim do SGeMS. A ferramenta E-type produziu médias condicionais de equiprobabilidade das realizações, com precisão local. As 100 realizações dos bancos de dados foram executadas nos seguintes tempos: 19890ms (MNI), 21922ms (MT) e 13074ms (UI). As Figuras 32, 33 e 34 mostram médias e algumas realizações referentes à mesma perspectiva de vista.

Cem realizações dos três bancos de dados também foram efetuadas com o algoritmo Snesim de simulação multipontual. Os parâmetros utilizados foram justificados na seção anterior deste trabalho. A execução de cada uma das realizações durou, em média, os seguintes tempos: 70530ms (MNI), 142952ms (MT) e 89145ms (UI). Os resultados estão expostos nas Figuras 35, 36 e 37.

Figura 29 – Modelo estimado do depósito Minnesota Natural Iron. As manchas vermelhas representam o mineral-minério e as manchas azuis representam o estéril

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 30 – Seções no modelo estimado do depósito Minnesota Taconite. As manchas vermelhas representam o mineral-minério e as manchas azuis representam o estéril

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 31 – Modelo estimado do depósito Utah Iron. As manchas vermelhas representam o mineral-minério e as manchas azuis representam o estéril

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 32 – Algumas realizações (acima) e média de 100 realizações (abaixo) do algoritmo Sisim aplicado ao banco de dados Minnesota Natural Iron

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 33 – Algumas realizações (acima) e média de 100 realizações (abaixo) do algoritmo Sisim aplicado ao banco de dados Minnesota Taconite

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 34 - Algumas realizações (acima) e média de 100 realizações (abaixo) do algoritmo Sisim aplicado ao banco de dados Utah Iron

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 35 - Algumas realizações (acima) e média de 100 realizações (abaixo) do algoritmo Snesim aplicado ao banco de dados Minnesota Natural Iron

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 36 - Algumas realizações (acima) e média de 100 realizações (abaixo) do algoritmo Snesim aplicado ao banco de dados Minnesota Taconite

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 37 - Algumas realizações (acima) e média de 100 realizações (abaixo) do algoritmo Snesim aplicado ao banco de dados Utah Iron

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 38 – Seções na média de 100 realizações do algoritmo Snesim aplicado ao banco de dados Utah Iron

Fonte: Elaboração do autor.

Em cortes realizados no modelo do Utah Iron, nota-se um formato de ampulheta (Figura 38). No topo, há uma extensa área mineralizada que afunila com a profundidade e volta a crescer no trecho mais profundo do modelo. Os modelos dos três algoritmos confirmam essa mesma geometria. Contudo, esses contornos são muito melhor definidos no modelo do Snesim. E o modelo gerado por KO é muito menos difuso do que o modelo gerado por SIS. Isso se deve ao fato de a KO ter calculado médias de blocos e a SIS ter usado suportes pontuais. O desconhecimento da real forma do Utah Iron durante a seleção de sua TI não prejudicou os resultados de sua simulação multipontual. A TI elipsoidal utilizada forneceu padrões de continuidade e curvilinearidade que foram transmitidos para os resultados da simulação. Isso comprova a flexibilidade do Snesim na consideração dos padrões da TI. Assim como o depósito Minnesota Taconite, o Utah Iron também pode ser interpretado como possuindo duas camadas mineralizadas, porém com uma pequena conectividade central. Isso justifica o *hole effect* em seu variograma.

Nos depósitos Minnesota Natural Iron e Minnesota Taconite, também se observou que o modelo médio do Snesim é muito mais nítido do que o modelo da SIS. Os modelos da SIS mostram amplas áreas de incerteza com probabilidades próximas de 50%, principalmente nas regiões não amostradas, como é ilustrado na Figura 33. A menor nitidez na SIS e na KO pode ser atribuída a informações extras conferidas ao Snesim e não transmitidas para os outros dois algoritmos. A TI informou que os corpos minerais eram maciços e que, no caso do Minnesota Taconite, havia uma dobra. Na Figura 36, nota-se que o Snesim reproduziu ondulações de dobras. A TI deve ainda ter sido reforçada pelos mapas de probabilidade local. Em suma, apesar dos três depósitos minerais serem desprovidos de evidentes padrões repetitivos e complexidades em pequena escala que justifiquem o emprego de simulação multipontual, esse método mostrou-se vantajoso. Entretanto, os resultados deveriam ter sido melhor validados usando modelos de referência, como foi feito no próximo capítulo.

4 METODOLOGIA E RESULTADOS – BANCO DE DADOS SINTÉTICO

Este capítulo expõe as seguintes etapas metodológicas empregadas no banco de dados sintético: preparação dos dados, variografia, krigagem, simulação indicadora sequencial, simulação por múltiplos pontos e discussão dos resultados. A metodologia deste capítulo seguiu as mesmas considerações da parametrização dos algoritmos do capítulo anterior.

4.1 PREPARAÇÃO DOS DADOS

O banco de dados sintéticos Neves Corvo, que acompanha o software GeoMS (UNIVERSIDADE DO PORTO, 2017), foi construído similar à realidade da mina de sulfetos portuguesa Neves Corvo. Ele é composto por 900 furos verticais representando uma malha de sondagem irregular que cobre uma área superficial quadrada correspondente a 100 hectares. Os espaçamentos entre as perfurações variam de 30 m a 130 m. Cada furo mede 200 m e é composto por 40 amostras pontuais, distanciadas uma da outra por 5 metros. A Figura 39 mostra o histograma dos teores de cobre do banco de dados, no qual se nota uma assimetria negativa. Esse é um fato inesperado, pois, geralmente, teores de metais raros apresentam distribuições de frequências com assimetria positiva. As Figuras 40 e 41 mostram a malha de sondagem e o *grid* criado.

Figura 39 – Distribuição dos teores de cobre do banco de dados Neves Corvo

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 40 - Mapa planimétrico da malha de sondagem do banco de dados Neves Corvo

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 41 - Vista lateral dos furos de sondagem *em grid* (limitado por linha branca) criado para o banco de dados Neves Corvo.

Fonte: Elaboração do autor.

O banco de dados foi categorizado em minério e estéril, considerando um teor de corte de 3,3% de cobre. Em um *grid* de células 10 x 10 x 10, foi executada uma krigagem ordinária que resultou em um modelo contendo valores diversos dentro da faixa 0 e 1. As células com valores iguais ou acima de 0,5 foram categorizadas como minério, enquanto as outras células foram enquadradas como estéril, gerando o modelo da Figura 42. Desse modelo, foram coletados doze conjuntos de amostras em malhas regulares com as seguintes dimensões: 450 X 450 (9 furos), 300 X 300 (16 furos), 220 X 220 (25 furos), 180 X 180 (36 furos), 145 x 145 (49 furos); 126 x 126 (64 furos), 112 x 112 (81 furos), 100 x 100 (100 furos), 90 x 90 (121 furos), 80 x 80 (144 furos), 70 x 70 (169 furos) e 65 x 65 (196 furos). As doze malhas cobriram uma mesma área simbolizando 100 hectares, com furos verticais de 200 metros de profundidade, feitos a partir de uma mesma superfície horizontal plana.

Figura 42 – Cortes feitos nos modelos estimados com os 900 furos dos dados de Neves Corvo. As manchas vermelhas e azuis representam minério e estéril, respectivamente

Fonte: Elaboração do autor.

4.2 VARIOGRAFIA

Calculou-se o variograma experimental para quatro direções no plano horizontal do modelo exaustivo. Constatou-se a existência de anisotropia nas direções de azimuth 0° e 90° e maior continuidade no par 45° e 135°, pois essas direções são maiores (diagonais do quadrado). Por conseguinte, o variograma foi recalculado para as duas direções horizontais perpendiculares e para a direção vertical, representando os eixos do elipsoide de anisotropia. Então, ajustou-se um modelo com anisotropia mista, três estruturas (uma exponencial e duas esféricas) e sem efeito pepita. O mesmo procedimento foi aplicado aos doze conjuntos

amostrais. Com apenas 9 ou 16 furos, não houve pares de amostras suficientes para uma modelagem satisfatória do variograma, nem mesmo na direção vertical. A partir de 25 furos, foi possível modelar a estrutura correspondente à direção vertical. Com 36 furos, as três direções do elipsoide de anisotropia tinham estrutura, sendo, portanto, passíveis de modelagem. Foi possível modelar todos os conjuntos de furos com os mesmos parâmetros, que divergiram pouco dos parâmetros utilizados para o modelo exaustivo. Os histogramas, os diagramas dos variogramas e os parâmetros computacionais utilizados estão disponíveis nos Apêndices U a Z.

4.3 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

A parametrização dos algoritmos de estimativa e simulação seguiu as mesmas considerações feitas no capítulo anterior. Foram executadas 100 realizações por simulação indicadora sequencial e as proporções de probabilidades foram alteradas para cada conjunto de dados com base em seus respectivos histogramas. As modelagens por krigagem ordinária (KO) e simulação indicadora sequencial (SIS) com 36, 49 e 64 furos foram progressivamente mais condizentes com a realidade do modelo original (Figuras 43 e 44). Ambos os métodos reproduziram exatamente as mesmas feições litológicas, porém a KO gerou modelos muito mais difusos. Além disso, apesar das krigagens terem sido feitas em blocos, elas exibiram aspecto típico de krigagens de pontos, por mostrarem alguns contornos de furos de sondagem.

Um problema ausente na modelagem do depósito sintético e relevante na modelagem dos depósitos reais foi a malha de amostragem irregular desses últimos, na simulação multipontual. Conforme discutido no capítulo anterior, o emprego de mapas de probabilidade evita que padrões presentes na TI sejam replicados em áreas amplamente não amostradas, quando se sabe da ausência de minério nessas áreas. Portanto, na modelagem de Neves Corvo, os mapas serviriam apenas para garantir precisão local e maior continuidade nos modelos simulados. Por outro lado, por este ser um depósito de minério disseminado em veios, há padrões repetitivos suficientes para popular a função de probabilidade condicional. Assim, é improvável que se enfrente os ruídos de conectividade divulgados por Osterholt e Dimitrakopoulos (2007), Pasti, Costa e Boucher (2012) e Goodfellow et al. (2012), ao simularem depósitos de ferro.

Figura 43 – Seções no modelo original e nos modelos gerados por krigagem ordinária a partir dos conjuntos de dados com 64, 49 e 36 furos, respectivamente

Figura 44 – Médias de 100 realizações executadas por simulação indicadora sequencial a partir dos conjuntos de dados com 64, 49 e 36 furos, respectivamente

Na simulação multipontual, o modelo exaustivo foi empregado como *training image*, simulando a situação de disponibilidade de um modelo geológico interpretado, comum em diversos empreendimentos minerários. Os mapas de probabilidade (Figura 45) também foram criados a partir do modelo exaustivo, sendo o mapa de estéril uma inversão do mapa de minério. E as proporções marginais foram ajustadas pra cada conjunto de dados.

Figura 45 – Mapas auxiliares de probabilidade local de minério e estéril

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 46 – Médias de simulações multipontuais condicionada e não condicionada, respectivamente, por mapas de probabilidade

Fonte: Elaboração do autor.

Inicialmente, a simulação multipontual foi condicionada por 36 furos, que foi a menor quantidade de dados com os quais foi possível modelar um variograma satisfatório. Assim, seria possível confrontar os resultados do Snesim com os da KO e da SIS. A parametrização do Snesim foi exatamente igual à dos depósitos reais, embora o depósito modelado no atual capítulo seja muito mais complexo. Os mapas

de probabilidade tiveram enorme influência nos resultados (Figura 46). A média das simulações reproduziu rigorosamente todos os contornos dos mapas, diferenciando-se apenas no maior grau de precisão. Novas simulações, desta vez sem o uso dos mapas, mostraram resultados com contornos muito mais semelhantes aos obtidos com KO e SIS (Figura 46), porém surgiram vários artefatos ao redor dos furos. Então, aumentou-se o número de nós no *template* para 160 - conforme Rezaee et al. (2014) utilizou ao modelar um depósito mineral 3D - e o número de realizações foi reduzido pra 50. O maior número de nós tornou a média das simulações apenas sutilmente mais precisas. E a redução no número de realizações para a metade não impactou perceptivelmente nos resultados. Continuando as simulações, desativou-se a correção pelo fator *servosystem* e obtiveram-se resultados ligeiramente mais precisos. Como as proporções dos conjuntos de dados e da TI são muito similares, o fator *servosystem* seria pouco relevante e poderia estar induzindo artefatos. Em seguida, foram ajustados os valores dos parâmetros de re-simulação e condicionamento de *subgrids* utilizados por Rezaee et al. (2014), mas não houve alterações significativas nos resultados. Até então, as simulações estiveram sendo feitas com *templates* de dimensões iguais ao do elipsoide anisotrópico do depósito. A redução do tamanho do *template* para uma esfera de raio igual a 60m não influenciou a qualidade dos resultados e tornou as simulações bem mais rápidas. Em trabalhos futuros, seria pertinente testar *templates* menores e maiores do que os utilizados. Enfim, ampliou-se a zona de incerteza dos mapas auxiliares (de probabilidade local), sem relevante impacto nos resultados.

Os modelos gerados por SIS e KO foram mais realistas do que aqueles gerados por Snesim. Notou-se a presença de artefatos ao redor dos furos nas médias da SIS e do Snesim. Os artefatos do Snesim foram bem mais intensos, mesmo com o fator *servosystem* sendo nulo. Uma possível explicação para esse problema seria uma eventual grande proximidade entre os nós simulados e as amostras de furo de sonda.

Então, supôs-se que o mau desempenho do Snesim seria devido à grande complexidade da TI usada. É aconselhável que TIs muito complexas sejam simuladas com um algoritmo que particione a árvore de busca. Como a TI é apenas um repositório de padrões que não exige muito detalhamento, optou-se por suavizá-la com um filtro de médias móveis (Figura 47). A precisão dos resultados aumentou bastante, mas a sua acurácia continuou ruim. O Snesim reproduziu feições similares

às reais, porém em localizações erradas. A KO e a SIS reproduziram feições com formas mais similares, além de terem acertado a localização das mesmas (Figuras 43 e 44). Entretanto, as médias de simulações suavizam os resultados. Dessa forma, avaliando modelos isolados gerados pelo Snesim (Figura 48), observamos resultados de melhor qualidade.

Figura 47 – *Training image* suavizada (à esquerda) e média de simulações multipontuais condicionada pela *training image* suavizada e por 36 furos de sondagem (à direita)

Fonte: Elaboração do autor.

Figura 48 – Realizações de simulações multipontuais condicionadas por 36 furos de sondagem

Fonte: Elaboração do autor.

Rezaee et al. (2014) também enfrentaram entraves na aplicação do Snesim em um depósito de cobre. Os autores modelaram um complexo depósito entremeado por diversas camadas magmáticas e alterado por expressivos eventos

pós-mineralização. Apesar do vasto conhecimento geológico da área e da densa disponibilidade de dados, a TI criada por eles mostrou-se incompatível com os dados de que dispunham. Os padrões presentes na TI não foram satisfatoriamente reproduzidos nas realizações. Os autores presumiram que há várias razões possíveis para isso e que a principal delas deve ter sido a incapacidade do *template* utilizado em capturar as conhecidas estruturas de grande escala presentes no depósito. Um *template* quase duas vezes maior do que o sugerido na literatura foi insuficiente. *Templates* ainda maiores seriam impraticáveis devido ao enorme custo computacional. Rezaee et al. (2014), então, especularam que algoritmos de simulação multipontual baseados em mosaicos (*patch-based*), como o Simpat (ARPAT; CAERS, 2007), seriam uma possível solução.

Convém comentar que toda modelagem geológica deve ser baseada em uma densidade amostral proporcional aos tamanhos dos corpos geológicos visados. A compatibilidade da quantidade de informação disponível determina a qualidade da acurácia e da precisão dos resultados.

Durante a busca por resultados melhores, em certo momento, os dados secundários foram desprezados. Porém, é muito importante que as simulações não desperdicem essa valiosa fonte de informação sobre o depósito mineral. Os dados secundários utilizados aqui tinham uma distribuição contínua quase normal, conflitante com os valores dos dados de sondagem, divididos em apenas duas categorias. Apesar das médias desses dois tipos de dados ser bem próxima, é possível que a discrepância entre ambas as curvas de distribuição tenha induzido resultado ruins.

Os mapas de probabilidade podem ser utilizados pelo geomodelador para adicionar informações oriundas de conhecimento geológico, além das disponíveis nas amostras inseridas. Outra possibilidade similar está na criação de “furos fantasmas” (pontos amostrais fictícios) baseados em seções geológicas interpretadas, como foi feito por diversos autores já citados. Uma sugestão para trabalhos futuros seria avaliar o efeito da adição de informação de seções geológicas com espaçamentos regulares e poucos dados de sondagem.

5 CONCLUSÃO

Os resultados obtidos para o depósito complexo utilizando a simulação multipontual tiveram precisão razoável, porém fraca acurácia. Resultados melhores foram obtidos com os métodos tradicionais. Outros autores também não lograram sucesso na aplicação da simulação multipontual em depósitos minerais intrincados. No presente trabalho, apesar de não ter sido provado no depósito sintético que o algoritmo Snesim é uma opção de modelagem vantajosa, estudos a respeito da simulação multipontual não devem ser interrompidos. Diversos novos algoritmos de simulação multipontual surgiram após o Snesim, mas eles ainda estão em um estágio de desenvolvimento. O Snesim tem dificuldades no processamento de *training images* não estacionárias. Como o depósito sintético modelado é muito complexo, as suavizações realizadas na *training image* não a tornaram suficientemente estacionária, sem perder a representatividade. Além disso, o Snesim tem uma parametrização muito sensível e de difícil aplicação em depósitos complexos. Existem diversos parâmetros pouco compreendidos e com potencial para melhorar os resultados.

Por outro lado, a aplicação do Snesim nos três depósitos reais foi muito exitosa. Por serem depósitos de geologia muito simples (maciços e com limites muito bem delimitados), *training images* adequadas puderam ser facilmente criadas. Os resultados da simulação multipontual mostraram contornos geologicamente plausíveis e muito mais definidos do que com os métodos tradicionais. Os modelos do Snesim foram tão precisos quanto os oriundos de métodos determinísticos e possibilitaram a avaliação de incertezas por meio de uma média de realizações, como qualquer método estocástico. Outra vantagem do método multipontual foi a incorporação de mapas de probabilidade local como dados secundários que permitiram definir a zona de incerteza desejada nos modelos. Esses bons resultados evidenciam o potencial da simulação multipontual para superar os métodos tradicionais, em um futuro próximo.

REFERÊNCIAS

- ARPAT, G. B.; CAERS, J. Conditional simulation with patterns. **Mathematical Geology**, v. 39, n. 2, p. 177-203, 2007.
- BASTANTE, F. G.; ORDÓÑEZ, C; TABOADA, J; MATÍAS, J. M. Comparison of indicator kriging, conditional indicator simulation and multiple-point statistics used to model slate deposits. **Engineering Geology**, v. 98, n. 1-2, p. 50-59, 2008.
- BOISVERT, J. B. **Training images for weathered type deposits**. Technical report - University of Alberta, Edmonton, 2006.
- BOISVERT, J. B.; LEUANGTHONG, O; ORTIZ, J. M.; C.V.DEUTSCH. A methodology to construct training images for vein-type deposits. **Computers & Geosciences**, v. 34, n. 5, p. 491-502, 2008.
- BOUCHER, A. Considering complex training images with search tree partitioning. **Computers & Geosciences**, v. 35, n. 6, p. 1151-1158, 2009.
- BOUCHER, A.; GUPTA, R; CAERS, J.; SATIJA, A. **Tetris: a training image generator for SGeMS**. Technical report - Stanford University, Palo Alto, 2010.
- BOUCHER, A.; COSTA, J. F.; RASERA, L. G.; MOTTA, E. Simulation of geological contacts from interpreted geological model using multiple-point statistics. **Mathematical Geosciences**, v. 46, n. 5, p. 561-572, 2014.
- CAERS, J. A general algorithm for building 3D spatial laws from lower dimensional structural information. In: 19TH STANFORD CENTER FOR RESERVOIR FORECASTING MEETING, **Annual Report**... Palo Alto: Stanford University, 2006.
- CARVALHO, P. An introduction to Neves-Corvo copper mine. In: S.G.A. IBERIAN FIELD CONFERENCE, Portuguese Section, Lab. Geol. L S. T., 83-99, 1986.
- COLOMBERA, L.; FELLETTI, F.; MOUNTNEY, N. P.; MCCAFFREY, W. D. A database approach for constraining stochastic simulations of the sedimentary heterogeneity of fluvial reservoirs. **AAPG Bulletin**, v. 96, p. 2143-2166, 2012.
- COMUNIAN, A.; RENARD, P.; STRAUBHAAR, J. 3D multiple-point statistics simulation using 2D training images. **Computers & Geosciences**, v. 40, p. 49-65, 2012.
- DEUTSCH, C. V.; JOURNEL, A. G. **Geostatistical software library and user's guide**. 2ed. New York: Oxford University Press, 1998.
- DEUTSCH, C. V.; TRAN, T. T. Fluvsim: a program for object-based stochastic modeling of fluvial depositional systems. **Computers & Geosciences**, v. 28, n. 3, p. 525-535, 2002.

DEUTSCH, C. V.; TRAN, T. T. **Simulation of deepwater lobe geometries with object based modelling: Lobesim**. Technical report - University of Alberta, Edmonton, 2004.

DIMITRAKOPOULOS, R.; MUSTAPHA, H.; GLOAGUEN, E. High-order statistics of spatial random fields: exploring spatial cumulants for modeling complex non-Gaussian and non-linear phenomena. **Mathematical Geosciences**, v. 42, n. 1, p. 65, 2010.

GASPAR, O.; PINTO, A. The ore textures of the neves-Corvo volcanogenic massive sulphides and their implications for ore beneficiation. **Mineralogical Magazine**, v. 55, n. 380, p. 417-422, 1991.

GOODFELLOW, R.; CONSUEGRA, F. A.; DIMITRAKOPOULOS, R.; LLOYD, T. Quantifying multi-element and volumetric uncertainty, Coleman McCreedy deposit, Ontario, Canada. **Computers & Geosciences**, v. 42, p. 71-78, 2012.

GUARDIANO, F. B.; SRIVASTAVA, R. M. Multivariate geostatistics: beyond bivariate moments. In: SOARES, A. (Ed.). **Geostatistics-Troia**. v. 1. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1993.

HONARKHAH, M.; CAERS, J. Stochastic simulation of patterns using distance-based pattern modeling. **Mathematical Geosciences**, v. 42, n. 5, p. 487-517, 2010.

HUSTRULID, W. A.; KUCHTA, M.; MARTIN, R. K. **Open pit mine planning and design**. 3 ed. Boca Raton: CRC Press, 2013.

ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, M. R. **Applied geostatistics**. New York: Oxford University Press, 1989.

JIANG, C. **Practical implementation details of multiple point statistical simulation**. Dissertação (Mestrado) - University of Alberta, Edmonton, 2016.

JONES, P.; DOUGLAS, I.; JEWBALI, A. Modeling combined geological and grade uncertainty: application of multiple-point simulation at the Apensu gold deposit, Ghana. **Mathematical Geosciences**, v. 45, n. 8, p. 949-965, 2013.

JOURNAL, A. G. Roadblocks to the evaluation of ore reserves - the simulation overpass and putting more geology into numerical models of deposits. In: DIMITRAKOPOULOS, R. (Org.). **Orebody Modelling and Strategic Mine Planning**. 2 ed. Melbourne: The Australasian Institute of Mining and Metallurgy, 2007.

JUNG, A.; AIGNER, T. Carbonate geobodies: hierarchical classification and database – a new workflow for 3D reservoir modelling. **Journal of Petroleum Geology**, v. 35, n.1, p. 49-65, 2012.

KESSLER, T. C.; COMUNIAN, A.; ORIANI, F.; RENARD, P.; NILSSON, B.; KLINT, K. E.; BJERG, P. L. Modeling fine-scale geological heterogeneity – examples of sand lenses in tills. **Groundwater**, v. 51, p. 692-705, 2013.

LIU, Y. Using the Snesim program for multiple-point statistical simulation. **Computers & Geosciences**, v. 32, n. 10, p. 1544-1563, 2006.

MAHARAJA, A. TiGenerator: object-based training image generator. **Computers & Geosciences**, v. 34, n. 7, p. 1753-1761, 2008.

MARIETHOZ, G.; RENARD, P. Reconstruction of incomplete data sets or images using direct sampling. **Mathematical Geosciences**, v. 42, n. 3, p. 245-268, 2010.

MARIETHOZ, G.; CAERS, J. **Multiple-point geostatistics: stochastic modeling with training images**. Chichester: John Wiley & Sons, 2015.

MUSTAPHA, H.; DIMITRAKOPOULOS, R. Hosim: A high-order stochastic simulation algorithm for generating three-dimensional complex geological patterns. **Computers & geosciences**, v. 37, n. 9, p. 1242-1253, 2011.

OSTERHOLT, V.; DIMITRAKOPOULOS, R. Simulation of orebody geology with multiple-point geostatistics: application at Yandi channel iron ore deposit. WA and implications for resource uncertainty. In: DIMITRAKOPOULOS, R. (Org.). **Orebody Modelling and Strategic Mine Planning**. 2 ed. Melbourne: The Australasian Institute of Mining and Metallurgy, 2007.

PASTI, H. A. **Geoestatística de múltiplos pontos como ferramenta para a modelagem geológica de depósitos minerais**. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2012.

PASTI, H. A.; COSTA, J. F. C. L.; BOUCHER, A. Multiple-point geostatistics for modeling lithological domains at a Brazilian iron ore deposit using the single normal equations simulation algorithm. In: ABRAHAMSEN P.; HAUGE R.; KOLBJORNSSEN O. (Eds.). **Geostatistics Oslo**. Dordrecht: Springer, 2012.

PÉREZ, C.; ORTIZ, J. M.; BOUCHER, A. Geological resources modeling in mining. In: MARIETHOZ, G.; CAERS, J. **Multiple-point geostatistics: stochastic modeling with training images**. Chichester: John Wiley & Sons, 2015.

PÉREZ, C.; MARIETHOZ, G.; ORTIZ, J. M. Verifying the high-order consistency of training images with data for multiple-point geostatistics. **Computers & Geosciences**, v. 70, p. 190-205, 2014.

PYRCZ, M. J.; BOISVERT, J. B.; DEUTSCH, C. V. A library of training images for fluvial and deepwater reservoirs and associated code. **Computers & Geosciences**, v. 34, n. 5, p. 542-560, 2008.

PYRCZ, M. J.; BOISVERT, J.; DEUTSCH, C. V. Alluvsim: a conditional event-based fluvial model. **Computers & Geosciences**, v. 35, n. 8, p. 1671-1685, 2009.

PYRCZ, M. J.; DEUTSCH, C. V. **Geostatistical reservoir modeling**. 2ed. New York: Oxford University Press, 2014.

RASERA, L. G. **Geoestatística de múltiplos pontos aplicada à simulação de modelos geológicos em grids estratigráficos**. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2014.

REMY, N.; BOUCHER, A.; WU, J. **Applied geostatistics with SGeMS: a user's guide**. Cambridge: Cambridge University Press, 2009.

REZAEI, H.; ASGHARI, O.; KONESHLOO, M.; ORTIZ, J. M. Multiple-point geostatistical simulation of dykes: application at Sungun porphyry copper system, Iran. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, v. 28, n. 7, p. 1913-1927, 2014.

ROSA, C. J. P.; MCPHIE, J.; RELVAS, J. M. R. S.; PEREIRA, Z.; OLIVEIRA, T.; PACHECO, N. Facies analyses and volcanic setting of the giant Neves Corvo massive sulfide deposit, Iberian Pyrite Belt, Portugal. **Mineralium Deposita**, v. 43, n. 4, p. 449-466, 2008.

ROSSI, M. E.; DEUTSCH, C. V. **Mineral resource estimation**. Springer, 2014.

SGEMS. **Stanford Geostatistical Modeling Software**. Disponível em: <<http://sgems.sourceforge.net/>>. Acesso em: 18 jun. 2017.

SILVA, D. A.; DEUTSCH, C. V. A multiple training image approach for spatial modeling of geologic domains. **Mathematical Geosciences**, v. 46, n. 7, p. 815-840, 2014.

SILVA JÚNIOR, A. A. **Simulação de litotipos de depósito de minério de ferro com geoestatística de múltiplos pontos**. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2013.

SINCLAIR, A. J.; BLACKWELL, G. H. **Applied mineral inventory estimation**. Cambridge: Cambridge University Press, 2002.

STREBELLE, S. B. **Sequential simulation drawing structures from training images**. Tese (Doutorado) - Stanford University, Palo Alto, 2000.

_____. Conditional simulation of complex geological structures using multiple-point statistics. **Mathematical Geology**, v. 34, n. 1, p. 1-21, 2002.

_____. New multiple-point statistics simulation implementation to reduce memory and CPU-time demand. In: IAMG. **Proceedings...** Portsmouth, 2003.

_____. Sequential simulation for modeling geological structures from training images. In: T. C. COBURN, T. C.; YARUS, J. M.; CHAMBERS, R. L. (Eds.). **Stochastic modeling and geostatistics: Principles, methods, and case studies, Volume II**. Tulsa: American Association of Petroleum Geologists, 2006.

UNIVERSIDADE DO PORTO. **Geostatistics Modeling Software**. Centro de Recursos Naturais e Ambiente, Instituto Superior Técnico. Disponível em: <<https://sites.google.com/site/cmrapsoftware/>>. Acesso em: 16 out. 2017.

WU, J.; BOUCHER, A.; ZHANG, T. A SGeMS code for pattern simulation of continuous and categorical variables: FILTERSIM. **Computers & Geosciences**, v. 34, p. 1863-1876, 2008.

ZHANG, T.; SWITZER, P.; JOURNAL, A. Filter-based classification of training image patterns for spatial simulation. **Mathematical Geology**, v. 38, n. 1, p. 63-80, 2006.

APÊNDICES

APÊNDICE A - Histograma dos dados categorizados
do depósito Minnesota Natural Iron

APÊNDICE B - Variograma indicador experimental calculado para as cinco direções avaliadas na análise exploratória dos dados do depósito Minnesota Natural Iron e arquivo de parâmetros usados

```

<parameters> <algorithm name="point_set_variogram" />
  <lag_tol_ value="60" />
  <num_lags_ value="10" />
  <lag_sep_ value="150" />
  <directions_count_ value="5" />
  <angle_table_ value="0 0 22.5 100
45 0 22.5 100
90 0 22.5 100
135 0 22.5 100
0 90 10 20 " />
  <standardize_checkbox_ value="0" />
</parameters>

```

APÊNDICE C - Modelo variográfico teórico ajustado às estruturas correspondentes à direção vertical, ao eixo maior e ao eixo médio (respectivamente) do variograma experimental que representa o elipsoide de anisotropia do depósito Minnesota Natural Iron

APÊNDICE D - Arquivo de parâmetros usados no cálculo do variograma experimental e na modelagem do variograma teórico que representa o elipsoide de anisotropia do depósito Minnesota Natural Iron

```

<experimental_variograms>
<variogram>
  <title>variogram - azth=0, dip=90</title>
  <direction>3.7494e-033 6.12323e-017 -1 </direction>
  <x>150 300 450 600 750 900 1050 1200 1350 1500 </x>
  <y>0.288233 0.335857 0.315873 0 -9e+099 -9e+099 -9e+099 -9e+099 -9e+099 -9e+099 </y>
  <pairs>4793 1255 315 15 0 0 0 0 0 </pairs>
</variogram>
<variogram>
  <title>variogram - azth=45, dip=0</title>
  <direction>0.707107 0.707107 -0 </direction>
  <x>150 300 450 600 750 900 1050 1200 1350 1500 </x>
  <y>0.0455975 0.151542 0.191549 0.227118 0.228043 0.245554 0.248033 0.249246 0.252701
0.325472 </y>
  <pairs>636 8463 7194 10587 16043 10122 19824 21228 11201 2756 </pairs>
</variogram>
<variogram>
  <title>variogram - azth=135, dip=0</title>
  <direction>0.707107 -0.707107 -0 </direction>
  <x>150 300 450 600 750 900 1050 1200 1350 1500 </x>
  <y>0.0853107 0.211069 0.263486 0.279747 0.29912 0 -9e+099 -9e+099 -9e+099 -9e+099 </y>
  <pairs>1770 14102 5932 2849 2046 1 0 0 0 0 </pairs>
</variogram>
</experimental_variograms>

<variogram_model nugget="0" structures_count="2" >
  <structure_1 contribution="0.248" type="Spherical" >
    <ranges max="795" medium="720" min="172" />
    <angles x="45" y="0" z="0" />
  </structure_1>
  <structure_2 contribution="0.067" type="Spherical" >
    <ranges max="1e+030" medium="720" min="172" />
    <angles x="45" y="0" z="0" />
  </structure_2>
</variogram_model>

```

APÊNDICE E – Histograma dos dados
categorizados do depósito Minnesota Taconite

APÊNDICE F - Variograma indicador experimental calculado para as cinco direções avaliadas na análise exploratória dos dados do depósito Minnesota Taconite e arquivo de parâmetros usados

```
<parameters> <algorithm name="point_set_variogram" />
```

```
<lag_tol_ value="200" />
```

```
<num_lags_ value="12" />
```

```
<lag_sep_ value="500" />
```

```
<directions_count_ value="5" />
```

```
<angle_table_ value="0 90 10 20
```

```
0 0 22.5 250
```

```
45 0 22.5 250
```

```
90 0 22.5 250
```

```
135 0 22.5 250 " />
```

```
<standardize_checkbox_ value="0" />
```

```
</parameters>
```

APÊNDICE G – Modelos variográficos teóricos ajustados
às estruturas correspondentes aos azimutes 45° e 135° de
variograma experimental do depósito Minnesota Taconite

plot 3: variogram - azth=45, dip=0

plot 5: variogram - azth=135, dip=0

APÊNDICE H – Modelo variográfico teórico ajustado às estruturas correspondentes à direção vertical, ao eixo maior e ao eixo médio (respectivamente) do variograma experimental que representa o elipsoide de anisotropia do depósito Minnesota Taconite

APÊNDICE I – Arquivos de parâmetros usados no cálculo do variograma experimental e na modelagem do variograma teórico que representa o elipsoide de anisotropia do depósito Minnesota Taconite

```
<parameters> <algorithm name="point_set_variogram" />
  <lag_tol_ value="200" />
  <num_lags_ value="12" />
  <lag_sep_ value="500" />
  <directions_count_ value="3" />
  <angle_table_ value="0 90 10 20
0 0 45 300
90 0 45 300 " />
  <standardize_checkbox_ value="0" />
</parameters>
```

```
<variogram_model nugget="0.045" structures_count="2" >
  <structure_1 contribution="0.185" type="Spherical" >
    <ranges max="1700" medium="1700" min="170" />
    <angles x="0" y="0" z="0" />
  </structure_1>
  <structure_2 contribution="0.045" type="Spherical" >
    <ranges max="1e+030" medium="1e+030" min="170" />
    <angles x="0" y="0" z="0" />
  </structure_2>
</variogram_model>
```

APÊNDICE J – Histograma dos dados categorizados do depósito Utah Iron

APÊNDICE K – Arquivo de parâmetros e variograma indicador experimental calculado para os azimutes 0° e 90°, durante a análise exploratória dos dados do depósito Utah Iron

```

<parameters> <algorithm name="point_set_variogram" />
  <lag_tol_ value="30" />
  <num_lags_ value="20" />
  <lag_sep_ value="70" />
  <directions_count_ value="2" />
  <angle_table_ value="0 15 45 60
90 350 45 60 " />
  <standardize_checkbox_ value="0" />
</parameters>

```

APÊNDICE L – Arquivo de parâmetros e variograma indicador experimental calculado para os azimutes 15° e 105° , durante a análise exploratória dos dados do depósito Utah Iron

```
<parameters> <algorithm name="point_set_variogram" />
  <lag_tol_ value="30" />
  <num_lags_ value="20" />
  <lag_sep_ value="70" />
  <directions_count_ value="2" />
  <angle_table_ value="15 15 45 60
105 350 45 60 " />
  <standardize_checkbox_ value="0" />
</parameters>
```

APÊNDICE M – Arquivo de parâmetros e variograma indicador experimental calculado para os azimutes 30° e 120°, durante a análise exploratória dos dados do depósito Utah Iron

```

<parameters> <algorithm name="point_set_variogram" />
  <lag_tol_ value="30" />
  <num_lags_ value="20" />
  <lag_sep_ value="70" />
  <directions_count_ value="2" />
  <angle_table_ value="30 10 45 60
120 355 45 60 " />
  <standardize_checkbox_ value="0" />
</parameters>

```


APÊNDICE N – Arquivo de parâmetros e variograma indicador experimental calculado para os azimutes 45° e 135°, durante a análise exploratória dos dados do depósito Utah Iron

```

<parameters> <algorithm name="point_set_variogram" />
<lag_tol_ value="30" />
<num_lags_ value="20" />
<lag_sep_ value="70" />
<directions_count_ value="2" />
<angle_table_ value="45 10 45 60
135 355 45 60 " />
<standardize_checkbox_ value="0" />
</parameters>

```

APÊNDICE O – Arquivo de parâmetros e variograma indicador experimental calculado para os azimutes 75° e 165°, durante a análise exploratória dos dados do depósito Utah Iron

```

<parameters> <algorithm name="point_set_variogram" />
  <lag_tol_ value="30" />
  <num_lags_ value="20" />
  <lag_sep_ value="70" />
  <directions_count_ value="2" />
  <angle_table_ value="75 350 45 60
165 345 45 60 " />
  <standardize_checkbox_ value="0" />
</parameters>

```

APÊNDICE P – Modelo variográfico teórico ajustado à estrutura correspondente à direção vertical, ao eixo maior e ao eixo médio (respectivamente) do variograma experimental que representa o elipsoide de anisotropia do depósito Utah Iron

APÊNDICE Q – Arquivos de parâmetros usados no cálculo do variograma experimental e na modelagem do variograma teórico que representa o elipsoide de anisotropia do depósito Utah Iron

```
<parameters> <algorithm name="point_set_variogram" />
  <lag_tol_ value="30" />
  <num_lags_ value="20" />
  <lag_sep_ value="70" />
  <directions_count_ value="3" />
  <angle_table_ value="0 90 10 20
60 355 45 60
150 355 45 60 " />
  <standardize_checkbox_ value="0" />
</parameters>
```

```
<variogram_model nugget="0.01" structures_count="2" >
  <structure_1 contribution="0.08" type="Exponential" >
    <ranges max="576" medium="576" min="90" />
    <angles x="150" y="355" z="355" />
  </structure_1>
  <structure_2 contribution="0.19" type="Exponential" >
    <ranges max="1800" medium="1500" min="500" />
    <angles x="150" y="355" z="355" />
  </structure_2>
</variogram_model>
```

APÊNDICE R - Diagrama de dispersão, histograma de erros e parâmetros de vizinhança adotados na validação cruzada do modelo variográfico do depósito Minnesota Natural Iron

Parameters for KT3D

START OF PARAMETERS:

-1E+21 1E+21	-trimming limits
1	-option: 0=grid, 1=cross, 2=jackknife
49 0 30	-nx, xmin, xsize
19 0 80	-ny, ymin, ysize
34 0 20	-nz, zmin, zsize
2 2 2	-x, y and z block discretization
4 8	-Min and max data for kriging
3	-Max per octant (0-> not used)
800 720 172	-Maximum search radii
45 0 0	-Angles for search ellipsoid
1 0	-0=SK, 1=OK, 2=non-st SK, 3=exdrift
0 0 0 0 0 0 0 0	-drift: x,y,z,xx,yy,zz,xy,xz,zy
0	-Variable; 1, estimate; trend
2 0	-nst, nugget NOFILE
1 0.248 45 0 0	-it, cc, ang1, ang2, ang3
795 720 172	-a_hmax, a_hmin, a_vert
1 0.067 45 0 0	-it, cc, ang1, ang2, ang3
1E+30 720 172	-a_hmax, a_hmin, a_vert

APÊNDICE S - Diagrama de dispersão, histograma de erros e parâmetros de vizinhança adotados na validação cruzada do modelo variográfico do depósito Minnesota Taconite

Parameters for KT3D

START OF PARAMETERS:

-1E+21 1E+21	-trimming limits
1	-option: 0=grid, 1=cross, 2=jackknife
18 0 400	-nx, xmin, xsize
40 0 400	-ny, ymin, ysize
14 0 80	-nz, zmin, zsize
2 2 2	-x, y and z block discretization
4 24	-Min and max data for kriging
6	-Max per octant (0-> not used)
1700 1700 170	-Maximum search radii
0 0 0	-Angles for search ellipsoid
1 0	-0=SK, 1=OK, 2=non-st SK, 3=exdrift
0 0 0 0 0 0 0 0	-drift: x,y,z,xx,yy,zz,xy,xz,zy
0	-Variable; 1, estimate; trend
2 0.045	-nst, nugget NOFILE
1 0.185 0 0 0	-it, cc, ang1, ang2, ang3
1700 1700 170	-a_hmax, a_hmin, a_vert
1 0.045 0 0 0	-it, cc, ang1, ang2, ang3
1E+30 1E+30 170	-a_hmax, a_hmin, a_vert

APÊNDICE T - Diagrama de dispersão, histograma de erros e parâmetros de vizinhança adotados na validação cruzada do modelo variográfico do depósito Utah Iron.

Parameters for KT3D

START OF PARAMETERS:

-1E+21 1E+21	-trimming limits
1	-option: 0=grid, 1=cross, 2=jackknife
16 0 60	-nx, xmin, xsize
29 0 70	-ny, ymin, ysize
36 0 20	-nz, zmin, zsize
2 2 2	-x, y and z block discretization
4 8	-Min and max data for kriging
2	-Max per octant (0-> not used)
1800 576 90	-Maximum search radii
150 355 355	-Angles for search ellipsoid
1 0	-0=SK, 1=OK, 2=non-st SK, 3=exdrift
0 0 0 0 0 0 0 0	-drift: x,y,z,xx,yy,zz,xy,xz,zy
0	-Variable; 1, estimate; trend
2 0.01	-nst, nugget NOFILE
2 0.08 150 355 355	-it, cc, ang1, ang2, ang3
576 576 90	-a_hmax, a_hmin, a_vert
2 0.19 150 355 355	-it, cc, ang1, ang2, ang3
1800 1500 500	-a_hmax, a_hmin, a_vert

APÊNDICE U - Histograma dos dados do modelo Neves Corvo

APÊNDICE V - Variograma experimental calculado para as cinco direções avaliadas na análise exploratória do modelo Neves Corvo

APÊNDICE W - Modelo variográfico teórico ajustado às estruturas correspondentes à direção vertical, ao eixo maior e ao eixo médio (respectivamente) do variograma experimental que representa o elipsoide de anisotropia do modelo Neves Corvo

APÊNDICE X - Modelo variográfico teórico ajustado às estruturas correspondentes à direção vertical, ao eixo maior e ao eixo médio (respectivamente) do variograma experimental que representa o elipsoide de anisotropia dos 36 furos do modelo Neves Corvo

APÊNDICE Y - Modelo variográfico teórico ajustado às estruturas correspondentes à direção vertical, ao eixo maior e ao eixo médio (respectivamente) do variograma experimental que representa o elipsoide de anisotropia dos 196 furos do modelo Neves Corvo

APÊNDICE Z – Arquivos de parâmetros usados na modelagem dos variogramas teóricos do elipsoide de anisotropia e dos elipsoides de anisotropia dos conjuntos de 36 a 196 furos do modelo Neves Corvo

```
<variogram_model nugget="0" structures_count="3" >
  <structure_1 contribution="0.202" type="Exponential" >
    <ranges max="200" medium="150" min="50" />
    <angles x="90" y="0" z="0" />
  </structure_1>
  <structure_2 contribution="0.055" type="Spherical" >
    <ranges max="1e+030" medium="1e+030" min="140" />
    <angles x="90" y="0" z="0" />
  </structure_2>
  <structure_3 contribution="0.055" type="Spherical" >
    <ranges max="1e+030" medium="1e+030" min="120" />
    <angles x="90" y="0" z="0" />
  </structure_3>
</variogram_model>
```

```
<variogram_model nugget="0" structures_count="3" >
  <structure_1 contribution="0.24" type="Exponential" >
    <ranges max="190" medium="160" min="100" />
    <angles x="0" y="0" z="0" />
  </structure_1>
  <structure_2 contribution="0.05" type="Spherical" >
    <ranges max="1e+030" medium="1e+030" min="30" />
    <angles x="0" y="0" z="0" />
  </structure_2>
  <structure_3 contribution="0.05" type="Spherical" >
    <ranges max="1e+030" medium="1e+030" min="200" />
    <angles x="0" y="0" z="0" />
  </structure_3>
</variogram_model>
```