

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE
MINAS, METALÚRGICA E DE MATERIAIS

Uso de estimativas não lineares e anisotropia local na modelagem de recursos minerais

SILVIA PENNA MISK

Porto Alegre
2023

SILVIA PENNA MISK

Uso de estimativas não lineares e anisotropia local na modelagem de recursos minerais

Documento submetido ao programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e Materiais da Escola de Engenharia da UFRGS, para a obtenção ao título de Mestre em Engenharia.

Orientador: Prof. Dr. João Felipe Coimbra Leite Costa

Porto Alegre
2023

Silvia Penna Misk

Uso de estimativas não lineares e anisotropia local na modelagem de recursos minerais

Documento submetido ao programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e Materiais da Escola de Engenharia da UFRGS, para a obtenção ao título de Mestre. em Engenharia.

Trabalho aprovado. Porto Alegre, 23 de agosto de 2023:

Prof. Dr. João Felipe Coimbra Leite Costa
Orientador

Prof. Dra. Vanessa Koppe
PPGE3M – UFRGS

Dr. Roberto Rolo
Geovariances/ PPGE3M – UFRGS

Dra. Cristina Araujo
Geovariances

Porto Alegre
2023

RESUMO

Métodos de estimativa linear são amplamente utilizados para avaliação de recursos. Dentre os métodos de estimativa linear existentes, a (Co)-krigagem ordinária (Co-OK) é conhecida como o melhor estimador para determinar o teor médio em cada bloco. No entanto, a OK é inadequada para modelar blocos pequenos em relação ao espaçamento dos dados, resultando em modelos excessivamente suavizados. Devido a essa limitação, métodos de estimativa não lineares foram desenvolvidos para gerar uma distribuição dos teores de minério para cada bloco, fornecendo informações importantes para a tomada de decisão. Esta tese apresenta a aplicabilidade de estimadores não lineares na estimativa de recursos de longo prazo para melhorar a acurácia, a precisão e a estimativa do recurso recuperável em uma mina de cobre. Além disso, é avaliado o uso de anisotropia local para a modelagem de recurso. Os resultados do recurso recuperável do modelo de curto prazo, que tem uma boa reconciliação com a planta, são comparados com modelos estimados gerados pelo método tradicional, ou seja, a (Co)-krigagem ordinária (Co-OK), e métodos não lineares: condicionamento uniforme localizado (LUC), (Co)-krigagem de indicadores múltiplos de indicadores (MIK) e (Co)-krigagem de indicadores múltiplos localizados (LMIK). Conclui-se que os métodos não lineares melhoram a acurácia e a precisão do modelo de longo prazo quando comparado ao modelo gerado por Co-OK e que o uso de anisotropia local é essencial para modelagem da tendência dos teores.

Palavras-chaves: Estimativa de recursos. Estimativa não linear. Condicionamento uniforme localizado. Krigagem múltipla dos indicadores. Reconciliação. Modelo de longo prazo.

ABSTRACT

Linear estimation methods are widely used for resource evaluation. Among the existing linear estimation methods, (Co)-kriging was accepted as the best estimator to determine the average ore grade of each block. However, (Co)-kriging is inadequate for modeling small blocks in relation to data spacing, resulting in over-smoothed models. Due to this limitation, non-linear estimation methods have been developed to generate a distribution of possible ore grade values for each block, providing important information supporting decision-making. This thesis presents the applicability of non-linear estimators in long-term resource estimation to improve the accuracy and precision of estimates and metal recovery prediction in a copper mine. In addition, the use of local anisotropy for feature modeling is evaluated. The results of the recoverable resource from the short-term model, which has a good reconciliation with the plant, are compared to estimated models generated by the traditional method, i.e., Co-ordinary kriging (Co-OK), and non-linear methods: localized uniform conditioning (LUC), multiple indicator kriging of indicators (MIK) and the localized multiple indicator kriging (LMIK). The conclusion is that non-linear methods improve the accuracy and precision of the long-term model when compared to the model generated by Co-OK.

Key-words: Resource modelling, non-linear estimator. Localized uniform conditioning. Multiple indicator kriging. Reconciliation. Long-term model.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Fluxograma da Co-OK.....	13
Figura 2- Fluxograma do LUC.	14
Figura 3- Fluxograma do MIK.	14
Figura 4 - Processo de localização usando a relação metal contido (Q) e Tonelagem (T) dada pelo condicionamento uniforme.....	23
Figura 5 - Mapa de localização das amostras V.	25
Figura 6 - Histograma V com peso de desagrupamento.....	25
Figura 7 - Histograma da variável V exaustiva reblocada no suporte dos SMU.	26
Figura 8 - Histograma do modelo LUC.	27
Figura 9 - Histograma do modelo MIK.	29
Figura 10 - Histograma do modelo LMIK.....	30
Figura 11 - Histograma do modelo OK.	30
Figura 12 - Mapa do modelo de MIK, LMIK, LUC, OK e True V.	31
Figura 13 - Curvas de teor-tonelagem dos modelos OK, MIK, LUC e LMIK vs True V.	33
Figura 14 - Esboço de quatro painéis em um modelo localizado unidimensional com uma tendência crescente da esquerda para a direita. As linhas vermelhas representam os teores de SMU localizados dentro de cada painel, evidenciando as discontinuidades nos limites do painel. (Modificado de DANIELS, E., & DEUTSCH, C. V. 2014).....	34
Figura 15 - Domínios mineralógicos: oxidado (amarelo), supérgeno (verde), hipógeno (azul) e não mineralizado (cinza).	36
Figura 16 – Gráfico de dispersão entre o TCu e SAPCu, SASCu e SCNCu para o domínio oxidado.	39
Figura 17- Zonas de estimativas e tendencia do teor de cobre.	42
Figura 18 - Boxplots das análises de cobre, TCu, SAPCu, SASCu e SCNCu, por domínio - mc_5 = hipógeno, mc_2 = oxidado, mc_4 = supérgeno, mc_0 = não mineralizado.....	43
Figura 19 -Análise para definição de truncamento de teor — teores analisados desde percentil 90 até 100. A) Teor médio de TCu vs valores de truncamento de teor aplicado. B) Desvio padrão vs valores de truncamento de teor. C) Coeficiente de variação vs valores de truncamento de teor.....	46
Figura 20 - Valores do teor máximo por geomet para o TCu no domínio oxidado.	46
<i>Figura 21- Seção Z= 156 m do modelo de curto prazo (CPPV) com setas mostrando às mudanças na tendência azimutal do teor de TCu. Linha em azul delimita a zona fase 6 e a linha em verde a zona fase 8.....</i>	<i>47</i>

<i>Figura 22- Seção Z= 156 m do modelo de curto prazo (CPPV) mostrando as mudanças na tendência azimutal do teor de TCu para cada setor do depósito de Piedras Verdes. Os polígonos com diferentes cores correspondem as zonas com os distintos azimutes.</i>	48
Figura 23 - Seção N-S (X=69865m) dos domínios mineralógicos. Oxidado (amarelo), supérgeno (verde), hipógeno (azul) e não mineralizado (cinza).....	48
Figura 24- Seção horizontal Z = 156 m A) Seção do modelo CPPV B) Seção do modelo LUC. C) Seção do modelo LMIK D) Seção do modelo Co-OK Local. E) Seção do modelo MIK. F) Co- OK Global. Todas as seções está destacado a zona com as maiores diferenças.	56
Figura 25 - Swath plot com médias locais calculados a cada 50 m na direção N0 e N90, e 24 m na direção vertical e que comparam a média dos dados e média dos blocos dos modelos definidos pelo modelo de LUC, LMIK, MIK e OK no domínio oxidado. Eixo vertical esquerda - Teor de TCu. Eixo vertical direita - Número de blocos estimados. Cores das linhas: Preto - Composta, vermelho - LUC, azul - MIK, verde - LMIK e amarelo – Co-OK Local e laranja Co-OK Global	61
Figura 26 -Swath plots para o TCu dos modelos LUC (7-TCU-cap-L.U.C), LMIK, MIK e OK Local (OK) e OK Global (OK-g) vs modelo de curto prazo.....	66
Figura 27 Tonelagem recuperada e diferença entre a tonelagem recuperada em relação ao modelo de curto prazo CPPV - Fase 6 para teores de corte de 0.1, 0.2, 0.3 e 0.4 para os modelos estimados por LUC, LMIK, MIK Co-OK Local e Co-OK Global.	67

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Parâmetros de modelo de variograma da variável V.	26
Tabela 2 - Parâmetros de modelo de variograma V gaussiano.....	27
Tabela 3 – Indicadores da variável V.....	28
Tabela 4- Parâmetros dos variogramas dos indicadores	28
Tabela 6 - Estatística descritiva dos modelos estimados.	32
Tabela 7 - Recurso recuperável para teor limite de 600.	33
Tabela 7 - Equação de relação linear entre TCu e análises parciais de cobre por domínio.....	38
Tabela 8 - Estatística descritiva das amostras das análises parciais de cobre antes (bruta) e depois da imputação dos dados por domínio.....	41
Tabela 10 - Correlação entre o TCu e cada um dos ensaios parciais de cobre - dados brutos e banco de dados completo, ou seja, após a imputação dos dados.....	41
Tabela 11 - Estatística dos dados brutos e compositados - domínio oxidado.	42
Tabela 12 - Estatísticas descritivas das compostas das análises de cobre, ponderados e brutas, para domínio oxidado a Fase 6.	44
Tabela 13– Critérios de codificação Geometalúrgica – GEOMET.	45
Tabela 14 - Geometria do modelo de blocos (SMU).....	47
Tabela 15 - Parâmetros do modelo dos variogramas diretos e cruzados definido por três estruturas- efeito pepita e duas estruturas exponenciais - para o domínio oxidado.....	49
Tabela 16 -Parâmetros de estratégia de busca para (Co)-krigagem ordinária no painel e SMU.50	
Tabela 17 – Indicadores e seu correspondente percentil para o TCu no domínio oxidado.	51
Tabela 18 - Parâmetros de variogramas dos indicadores do TCu, para o domínio oxidado.	52
Tabela 20-Expoentes para extrapolação da cauda superior e inferior para o as análises de cobre no domínio oxidado.	52
Tabela 21 – Expoente superior e inferior e coeficiente de f para cada variável e domínio usados no pós processamento para estimativa por LMIK.	54
Tabela 22 - Parâmetros de busca globais para estimativa por (Co)-krigagem ordinária no suporte das SMU.	55
Tabela 23- Estatística descritiva do TCu para os domínios de minério – Coluna Dif corresponde a diferença relativa entre as médias dos dados e os modelos. Para MIK e LMIK diferença calculada entre composta sem peso e para LUC e Co-OK entre Truncamento com peso.....	65

LISTA DE SIGLAS

Azi – Azimute

CV – Coeficiente de variação

CO-OK – (Co)-krigagem ordinária

CV – Coeficiente de variação

D1- Direção principal

D2 – Direção intermediária

D3 – Direção de menor continuidade

DH - Sondagem

f- fator de correção de variação de volume

Infill - amostras faltantes

LMIK – Krigagem múltipla do Indicador Localizada

M- Teor médio

Max-Valor máximo.

Min- Valor mínimo

MGD - Modelo Gaussiano Discreto

MIK - Krigagem múltipla dos indicadores

Nº - Número

OK – (Co)-krigagem ordinária

UC – Condicionamento uniforme

SAPCu - short-assay-procedure copper

SASCu - sequential acid-soluble copper

SCNCu - sequential cyanide soluble copper

SMU - menor unidade seletiva de lavra (SMU)

STD – Desvio padrão

T- Tonelagem

TCu - Cobre total

Z(V)* - Teores do painel

SUMÁRIO

1.	Introdução	11
1.1.	Contextualização	11
1.2.	Justificativa	12
1.3.	Objetivos Gerais	13
1.4.	Metodologia	13
1.4.1.	Fase 1: Avaliação do banco de dados.....	13
1.4.2.	Fase 2: Aplicação do método de (Co)-krigagem ordinária (Co-OK) com o uso de anisotropia local	13
1.4.3.	Fase 3: Aplicação do método de Condicionamento Uniforme Localizado com o uso de anisotropia local	14
1.4.4.	Fase 4: Aplicação do método de Krigagem múltipla dos Indicadores (MIK) com o uso de anisotropia local	14
1.4.5.	Fase 5: Validação e comparação dos resultados.....	15
1.5.	Organização e estrutura	15
2.	Revisão bibliográfica	16
2.1.	SMU	16
2.2.	Painel	16
2.3.	Métodos de estimativa	16
2.4.	Mudança de suporte	18
2.5.	Anisotropia na Geoestatística	19
2.6.	Métodos não lineares.....	19
2.7.	Krigagem múltipla dos indicadores	20
3.	Estudo de Caso 1: Walker Lake	24
3.1.	Banco de dados	24
3.2.	A Distribuição de Referência na Escala do SMU	26
3.3.	Modelagem Geoestatística	26
3.4.	Conclusões	33
4.	Estudo de caso real	35
4.1.	Contextualização geológica	35
4.2.	Apresentação e definição dos domínios de mineralógicos.....	35
4.3.	Apresentação e validação dos dados	37
4.4.	Análise exploratória de dados	41
4.5.	Estimativa de recursos	46
4.6.	Anisotropia local	47
4.7.	Estimativa	49

4.10.	Discussão dos resultados.....	67
5.	Conclusões e recomendações	69
5.1.	Conclusões	69
6.	Referência	71
7.	Anexo.....	75

1. Introdução

1.1. Contextualização

Métodos de estimativa lineares são amplamente usados para avaliação de recursos de um depósito mineral. Dentre os métodos de estimativa lineares existentes, o algoritmo de (Co)-krigagem ordinária (Co-OK) (Matheron, 1963) é amplamente utilizado na estimativa de recursos minerais. Esta metodologia é considerada o melhor estimador para determinar o teor médio para o bloco estimado. Entretanto, a (Co)-krigagem ordinária é considerada inadequada para modelar os teores em blocos de dimensões pequenas em relação ao espaçamento dos dados (Armstrong e Champigny, 1989), porque os pesos assinalados para cada amostra são definidos de maneira otimizada para garantir a variância mínima da estimativa considerando o modelo de variograma e configuração dos dados vs bloco. Assim, dado o modelo de variabilidade espacial, os pesos são definidos condicionados a ele em que, para satisfazer a condição de não viés, o resultado da estimativa é suavizado.

Contudo, embora seja conhecido que a utilização da (Co)-krigagem ordinária resulta numa suavização da distribuição dos teores 'in situ' maior do que a variabilidade esperada para a estimativa na escala do bloco, esse método é amplamente usado para estimativa de recursos. Usualmente, para opor-se a isso, parâmetros de busca podem ser ajustados limitando a estimativa para uma escala local, através de um processo iterativo, por passadas, em que a distribuição desejada pode ser aproximada por meio do ajuste do tamanho do elipsoide de busca e o número de amostras usadas. Entretanto, esta prática resolve em partes o problema da suavização do histograma e, em contrapartida, pode gerar um considerável viés condicional.

Além da suavização, outra limitação da (Co)-krigagem ordinária é o fato de fornecer um teor único para cada bloco e não a distribuição dos teores. Devido a isso, esse método não é adequado para estimativa de recursos recuperáveis, ou seja, para fazer uma previsão do metal contido e tonelagem recuperada para um determinado teor de corte analisado. Outra deficiência da (Co)-krigagem ordinária é na utilização da estimativa de variáveis erráticas como cobre e ouro. Na estimativa linear, os pesos independem dos teores das amostras e, a presença de valores extremos, desestabiliza o sistema de estimativa podendo resultar em modelos enviesados. A maneira mais usual de lidar com isso é usar truncamento de teor que, é um método amplamente utilizado que modifica o banco de dados original ao limitar o teor máximo da variável em questão visando desconsiderar os outliers para obter um variograma melhor estruturado e um sistema de estimativa mais estável. No entanto, essa prática pode comprometer a avaliação do metal contido do depósito e ainda gerar modelos suavizados de teor. Nesse contexto, conhecer a distribuição dos teores no bloco pode ajudar na predição do seu teor médio com maior exatidão.

Do ponto de vista matemático, o mais adequado para estimar teores nos blocos, em situação de baixa densidade amostral, é usar funções não lineares que resultam na esperança condicional do teor (Vann and Guibal, 2000). Os modelos gerados por métodos não lineares geram uma medida de incerteza para cada bloco, ou seja, uma distribuição de valores possíveis. Isso fornece informações importantes que podem embasar tomada de decisão, permitindo calcular não só um único valor para o recurso e reserva, mas uma gama de possibilidades que podem se apresentar no momento da mineração.

Outro ponto em que se tornou atrativo o uso de estimadores não lineares é que, por mais seletiva que seja a mina, ela não pode atingir a seletividade no suporte equiparado ao das amostras. Por isso, deve-se considerar a mudança de suporte entre os dados e o suporte da

estimativa, o que equivale a prever como a distribuição dos teores muda em relação à escala que se conhece, de pontos, para a escala de interesse. Isso é particularmente necessário para obter um resultado consistente ao fazer análises de sensibilidade de metal contido e tonelagem utilizando diferentes teores de corte no suporte que de fato se dará a lavra.

Existem muitos métodos disponíveis para fazer estimativas locais de tais distribuições, a maioria são resumidas e discutidas por Vann and Guibal, 2000. Os que têm maior uso na indústria de mineração formam uma lista mais restrita e incluem: 1. krigagem disjuntiva – DK – (Matheron, 1976; Armstrong and Matheron, 1986a, 1986b); 2. krigagem dos indicadores – IK – (Journel, 1983) e suas variantes Krigagem Múltipla dos indicadores, krigagem dos Indicadores pela Mediana etc.); e 3. Condicionamento uniforme – UC – (Remacre, 1987).

A argumentação contra todos os modelos gerados por esses métodos que quantificam a incerteza local do teor do bloco, é o estresse computacional e a complexidade da implementação. Porém, com as melhorias nos processos computacionais e implementações de ferramentas amigáveis em softwares especializados, isso não pode ser mais um argumento em contraposição. Outro forte argumento, é a dificuldade de usá-los para computar recursos, reservas e até mesmo fazer planejamento de mina. Realmente, embora saber a distribuição dos teores seja útil para estimar recurso recuperável, esse não é um formato de dados particularmente prático, pois o teor médio para cada tamanho de bloco lavrável, chamado de SMU, não é fornecido. Como uma forma de evitar fazer operações com esse modelo de incertezas, desenvolveram-se metodologias que são uma simples extensão das estimativas não lineares, e que fornecem uma solução prática para localizar os teores no suporte da SMU.

Por consequência, tais metodologias ganharam atenção significativa já que é uma possível alternativa à (Co)-krigagem ordinária na proposta de gerar um único modelo na escala SMU sem a suavização excessiva do histograma. Esse é o caso do pós-processamento chamado Condicionamento Uniforme Localizado (LUC) (Abzalov, 2006) ou de simplesmente estimar por Krigagem múltipla dos indicadores (MIK) no suporte do SMU. Embora a proposta desses métodos seja atraente, esses processos podem gerar artefatos desagradáveis e precisão local questionáveis.

1.2. Justificativa

O objetivo dessa dissertação é avaliar a aplicabilidade de estimadores não lineares na estimativa de recurso de longo prazo para melhorar a precisão e acurácia da estimativa de recursos de uma mina de cobre. Neste estudo, serão comparados os resultados da estimativa usando o método tradicional (Co)-krigagem ordinária, com os métodos não lineares: condicionamento uniforme localizado (LUC), a Krigagem múltipla dos indicadores no suporte do SMU (MIK) e a localização da Krigagem múltipla dos indicadores.

Neste estudo será avaliado:

- O efeito da suavização das estimativas nos métodos lineares e não lineares;
- Os artefatos visuais no processo de localização dos teores na estimativa por condicionamento uniforme e Krigagem múltipla dos indicadores; e
- O impacto da suavização das estimativas nos métodos lineares usando parâmetros de busca locais versus parâmetros globais;

1.3. Objetivos Gerais

O objetivo dessa dissertação é avaliar a aplicabilidade de estimadores não lineares na estimativa de recurso de longo prazo. Para tal, será comparado o resultado da estimativa usando o método tradicional, por (Co)-krigagem ordinária, e os não lineares que são o condicionamento uniforme localizado, a Krigagem múltipla dos indicadores no suporte do SMU e a localização da Krigagem múltipla dos indicadores.

A (Co)-krigagem ordinária é conhecida por ser o melhor estimador para determinar o teor médio para o bloco estimado. Esse único e determinístico modelo, não possibilita entender possíveis deficiências ou excessos resultados da estimativa imprecisa. Outro grupo de métodos de estimativas, conhecido como não lineares, gera todos os possíveis teores para cada bloco, o que possibilita quantificar as incertezas em cada bloco estimado. Dentre os estimadores desse grupo, os que vêm sendo amplamente usados são a Krigagem múltipla dos indicadores (MIK) e o condicionamento uniforme (UC). O MIK é um método não paramétrico que exige um trabalho complexo de modelar a continuidade espacial e estimar diversos indicadores para interpolar as distribuições locais e, o UC, é um método paramétrico que utiliza uma transformação gaussiana, em conjunção com uma suposição bivariada gaussiana, para prever a mudança de suporte e a redução na variância na escala de bloco. Existem prós e contras para cada uma dessas metodologias, tanto em relação à aplicação, quanto às premissas que serão discutidas neste trabalho.

Além disso, será avaliado o impacto de considerar a mudança de suporte na estimativa usando métodos não lineares na escala dos SMU já que é conhecido que na estimativa pelo método tradicional, a suavização do histograma é geralmente maior do que o esperado pela mudança de suporte.

1.4. Metodologia

A partir do banco de dados de cobre, o estudo foi construído da seguinte forma:

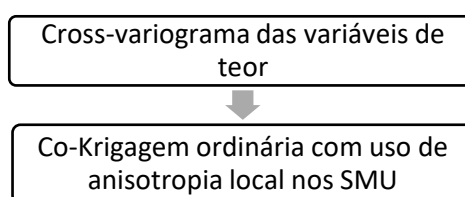
1.4.1. Fase 1: Avaliação do banco de dados

Análise exploratória dos dados para entender os domínios estabelecidos e sua relação com os quatro teores de cobre analisados, cobre total (TCu), “*short-assay-procedure copper*” (SAPCu), “*sequential acid-soluble copper*” (SASCu) e “*sequential cyanide soluble copper*” (SCNCu). Além disso, a partir da análise visual da distribuição dos teores ao longo dos domínios, estabeleceu-se a necessidade de estimar usando a anisotropia local.

1.4.2. Fase 2: Aplicação do método de (Co)-krigagem ordinária (Co-OK) com o uso de anisotropia local

Estimativa por (Co)-krigagem ordinária com o uso de anisotropia local foi realizada como mostra o fluxograma da Figura 1.

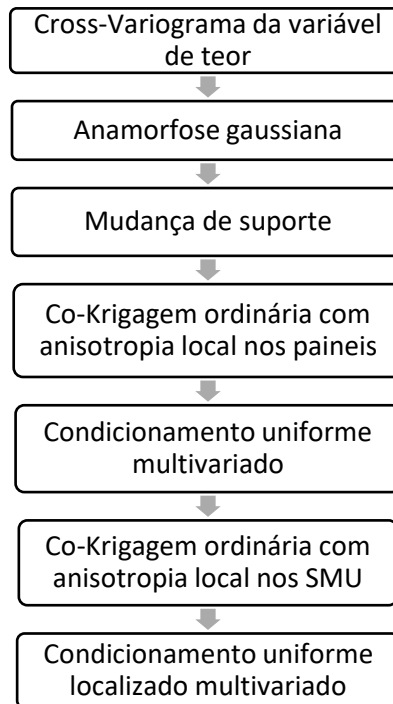
Figura 1 - Fluxograma da Co-OK



1.4.3. Fase 3: Aplicação do método de Condicionamento Uniforme Localizado com o uso de anisotropia local

A estimativa por condicionamento uniforme localizado (LUC) com o uso de anisotropia local foi concluída como mostra o fluxograma da Figura 2.

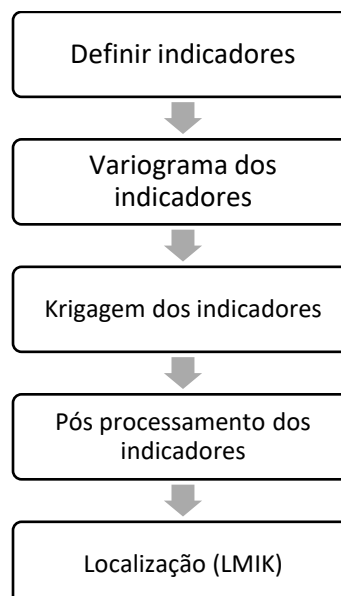
Figura 2- Fluxograma do LUC.



1.4.4. Fase 4: Aplicação do método de Krigagem múltipla dos Indicadores (MIK) com o uso de anisotropia local

A estimativa por Krigagem múltipla dos indicadores (MIK) com o uso de anisotropia local foi aplicada como mostra o fluxograma da Figura 3.

Figura 3- Fluxograma do MIK.



1.4.5. Fase 5: Validação e comparação dos resultados

É necessária uma comparação prática dos resultados obtidos (validação) com os métodos analisados. A modelagem dos teores no depósito de cobre com cada técnica mostrará as vantagens e desvantagens de cada método. Os benefícios da quantificação da incerteza são demonstrados através das devidas validações da estimativa e também com a reconciliação dos teores obtidos com o modelo de curto prazo.

1.5. Organização e estrutura

O capítulo 2 abordará a revisão bibliográfica, com conceitos e fundamentos teóricos de Geoestatística relacionados à metodologia de estimativa por (Co)-krigagem ordinária, por condicionamento uniforme localizado e Krigagem múltipla dos indicadores. Além de explicar sobre essas metodologias, é necessário fazer uma revisão dos aspectos de implementação da modelagem na menor unidade seletiva de lavra (SMU) e sobre os métodos de avaliação de mudança de suporte, detalhando para cada, as premissas em relação ao comportamento da distribuição dos teores definidos (Matheron, 1989; Chilès and Delfiner 1999, Wackernagel 2003): o modelo difuso e o modelo mosaico; aprofundando sobre suas implicações na estimativa por métodos não lineares.

No capítulo 3, será apresentada a metodologia das técnicas de estimativas empregadas, com explicação e validação no banco de dados de domínio público usado em pesquisa no tema de Geoestatística: Walker Lake.

O Capítulo 4 apresentará o banco de dados, definição dos domínios de estimativa e sua correlação com as análises de cobre, além de mostrar o processo de estimativa das análises de Cu pelos métodos propostos, (Co)-krigagem ordinária, condicionamento uniforme localizado e Krigagem múltipla dos indicadores e localização da Krigagem múltipla dos indicadores. Além disso, nesse capítulo será avaliado e comparado a aplicabilidade de cada um dos métodos não lineares com a metodologia tradicional para a estimativa de recursos de longo prazo, discutindo os resultados para cada técnica.

O Capítulo 5 aborda as conclusões e recomendações sobre implementação e resultados dos métodos lineares em comparação entre os não lineares no banco de dados Walker Lake e para o banco de dados de Cu.

2. Revisão bibliográfica

Inicialmente, é necessária uma revisão dos aspectos de implementação da modelagem na menor unidade seletiva de lavra (SMU) e do painel e, também sobre os métodos de avaliação de mudança de suporte. Além disso, é preciso fazer uma revisão bibliográfica de conceitos e fundamentos teóricos da (Co)-krigagem ordinária e pelos métodos de estimativa não lineares por Krigagem múltipla dos indicadores e condicionamento uniforme localizado.

2.1. SMU

Idealmente, o modelo de longo prazo é estimado na escala da menor unidade seletiva de mineração (SMU) para gerar uma estimativa de tonelagem e teor semelhante ao que será encontrado no momento da lavra. Para isso, o tamanho do SMU deve ser compatível com o processo de lavra, de forma que cada SMU deve representar o menor volume de rocha em que se consegue classificar minério e estéril com base nas informações e equipamentos disponíveis (Parker, 1980).

A geometria da SMU depende do método de lavra, tamanho do equipamento, o impacto do movimento da detonação e características de seletividade do depósito. O tamanho vertical de cada bloco pode ser determinado pelo método de lavra, de forma que em um cenário a céu aberto, SMU's com altura igual ao da bancada são úteis para o planejamento de mina, enquanto em uma mina subterrânea sua altura deve ser equivalente ao tamanho de cada galeria (Rossi e Deutsch, 2014). Essas considerações permitirão que a estimativa e quantificação da incerteza estejam em uma escala relevante para a lavra futura.

2.2. Painel

Para alguns métodos de estimativa, além de determinar um tamanho do SMU é necessário definir um tamanho para o painel. Journel e Huijbregts (1978) sugerem que seu tamanho deve ser a metade a um terço do espaçamento dos dados como diretriz para o tamanho na horizontal. Um painel pode ser definido como um grupo de SMU em que ambos os modelos devem ter a mesma origem e as SMU's não devem ser divididas entre vários painéis.

2.3. Métodos de estimativa

Os métodos de estimativa lineares são amplamente usados na estimativa de recursos. Neste caso, um único valor é estimado para cada local não amostrado, resultado da média ponderada de amostras nas proximidades. O desafio nesta metodologia é determinar um esquema de ponderação apropriado resultando em menor viés e imprecisão à estimativa. Métodos baseados somente na distância, como inverso da distância ou vizinho mais próximo, não incorporam a estrutura espacial e detalhes de redundância dos dados. O método por (Co)-krigagem, calcula pesos com base em um modelo de variograma, que quantifica a relação espacial entre quaisquer pares de amostras. Muitas referências referentes a diversas formas de (Co)-krigagem estão disponíveis para uma explicação mais detalhada, incluindo Journel e Huijbregts (1978), Isaaks e Srivastava (1989), Deutsch e Journel (1998), e Rossi e Deutsch (2014).

A (Co)-krigagem é uma técnica padrão em geoestatística para estimativa e modelagem de incerteza. Usualmente, o método por (Co)-krigagem é chamado do tipo "BLUE" (Best Linear Unbiased Estimator - Melhor Estimador Linear não-Enviesado) já que é um método de estimativa linear porque as suas estimativas são combinações lineares ponderadas dos dados existentes; não é enviesada, pois procura que a média dos erros (desvios entre o valor real e o valor estimado) seja nula; e é o melhor método linear porque os erros da estimativa apresentam uma variância mínima. Portanto, existem algumas categorias de (Co)-krigagem, mas todas estão derivadas do mesmo estimador linear geral:

$$z^*(u_\alpha) = \sum_{\alpha=1}^n \lambda_\alpha z(u_\alpha) \quad \forall u \in A \quad (1)$$

em que $z(u_\alpha)$ são os dados conhecidos, λ_α são os pesos ótimos e $z^*(u_\alpha)$ é a estimativa na localização não amostrada u_α , para todas as localizações no domínio geológico A (Rossi e Deutsch, 2014).

2.3.1. (Co)-krigagem simples

(Co)-krigagem simples é a forma mais básica de (Co)-krigagem. Nesse método, assume-se que as médias são constantes em um domínio. A média do domínio é utilizada para cada estimativa local, em conjunto com as amostras vizinhas estabelecidas como necessários para a estimativa. Em muitos cenários práticos, é difícil assumir um domínio completamente estacionário, ou seja, que as médias locais são praticamente constantes, o que torna a (Co)-krigagem simples impraticável para a maioria das situações.

2.3.2. (Co)-krigagem ordinária

A (Co)-krigagem ordinária permite uma definição menos estrita de estacionaridade, além de não assumir uma média conhecida. Ao restringir que a soma dos pesos seja igual a um, a imparcialidade é alcançada e o requisito de estacionaridade satisfaz uma suposição mais local do que global. Assim, a (Co)-krigagem ordinária é uma técnica que assume uma média constante dentro de cada vizinhança de busca local. Por isso, devido a essa natureza 'não' estacionária global, esse método é o mais usado para estimativa de recursos.

2.3.2.1. Suavização do Histograma e Efeito da Vizinhança

Todos os métodos de estimativa produzem uma distribuição relativamente mais suave da estimativa em relação aos dados (Rossi e Deutsch, 2014). Dessa forma, os valores altos e baixos no domínio modelado não são reproduzidos, o que pode resultar em uma estimativa errada da tonelagem e teor. Ao limitar a vizinhança de busca para uma estimativa mais local, a suavização do histograma pode ser corrigida a um custo. Através de um processo iterativo, em que se determina o número de amostras selecionadas, a distribuição SMU pode ser reproduzida com maior precisão. No entanto, limitar o número de amostras disponíveis para cada estimativa pode induzir um viés condicional significativo (McLennan e Deutsch, 2002).

2.3.2.2. Viés condicional

Conforme descrito por McLennan e Deutsch (2002), um modelo é considerado condicionalmente enviesado quando o teor verdadeiro (Z_V) não é igual ao teor estimado (Z_V^*) para todas as faixas de teor, z ou seja:

$$E\{Z_V | Z_V^* = z\} \neq z \quad (2)$$

O viés condicional pode ser minimizado usando uma vizinhança de busca grande, ao custo de suavização do histograma. Um raio de busca limitado, aumenta o viés condicional por superestimar valores altos e subestimar valores baixos para aumentar artificialmente, a variabilidade das estimativas. Isso pode ser verificado por validação cruzada.

Ao considerar um modelo estimado para planejamento de lavra, é impossível alcançar tanto a distribuição correta de teor quanto um modelo condicionalmente imparcial (Isaaks e

Srivastava (1989). Dessa forma, tem-se duas opções; optar por fazer uma estimativa por passadas, limitando o número de amostras para gerar a distribuição dos teores mais aderente aos dados ou, minimizar o viés condicional usando um raio de busca grande na condição de obter um modelo suavizado dos teores.

Se a primeira opção for escolhida, as toneladas e teores acima do teor de corte podem ser estimados com precisão para o planejamento de lavra, mas os teores estimados são condicionalmente tendenciosos. Já a segunda opção, minimiza o viés condicional, mas as toneladas e o teor estimados não serão precisos devido à suavização do histograma. As técnicas de estimativa forçam a escolha entre um modelo imparcial ou uma distribuição precisa dos teores de cada SMU. Para alcançar ambos, métodos que quantificam a incerteza dos teores devem ser considerados.

2.3.2.3. Problema do 'bloco pequeno'

Em geral, estimar blocos que são consideravelmente menores do que o espaçamento médio dos furos é potencialmente arriscado. Há uma infinidade de trabalhos na literatura contra estimativa de blocos relativamente pequenos, em relação ao tamanho da malha amostral, por métodos lineares (Armstrong e Champigny, 1989; David, 1972; David, 1988; Journel, 1980, 1983, 1982; Journel e Huijbregts, 1978; Krige, 1994, 1996a, 1996b, 1997; Matheron, 1976, 1984; Ravenscroft e Armstrong, 1990; Rivoirard, 1994; Royle, 1979). Porém, para determinar o tamanho adequado é preciso conhecer a variabilidade dos dados, ou seja, o variograma. Por exemplo, em situações em que a variável em questão tem um efeito pepita muito alto, estimar blocos com dimensões próximas ao espaçamento de sondagem, ainda pode ser altamente arriscado. Vitry et al. (2007) sugere que o painel geralmente deve ter dimensões próximas ao espaçamento dos furos e somente em circunstâncias em que a variável tem continuidade muito alta, é que podem ser especificados tamanho de blocos significativamente menores que o espaçamento médio dos furos.

A estimativa não linear fornece uma alternativa para o problema do 'bloco pequeno' por fornecer a proporção de blocos do tamanho de uma SMU acima de um teor de corte especificado, dentro de um painel. Assim, o conceito de mudança de suporte é crítico na maioria das aplicações práticas de estimativa não linear.

2.4. Mudança de suporte

Suporte é um termo usado em geoestatística para denotar o volume sobre o qual os teores médios são medidos. Um modelo de mudança de suporte consiste em um procedimento para alterar o histograma desde a escala das amostras, que se conhece, para representá-lo em uma escala maior. Normalmente, uma distribuição de probabilidade com os dados dos furos de sondagem é alterada para representar a distribuição de probabilidades na escala das SMU's.

Calcular a mudança de suporte é necessária porque os dados disponíveis para a estimativa de recursos, representam uma escala pequena em relação ao volume relevante para mineração. Como os teores em suportes menores são considerados mais dispersos do que os teores em suportes maiores (Isaaks & Srivastava, 1989), considerar a mudança de suporte das amostras para uma escala do SMU é importante para a estimativa de recursos recuperáveis, para ter uma boa predição da tonelagem e teor médio acima de um teor de corte especificado.

Os modelos de mudança de suporte usuais são o modelo *affine*, *log-normal* e o modelo gaussiano discreto. O modelo *affine* (Journel e Huijbregts, 1978) é o mais simples, já que não

assume nenhuma mudança na forma do histograma de dados, apenas redução na variância, mantendo a média. No entanto, sabe-se que a distribuição dos teores muda de forma à medida a variável é reescalada em suportes maiores, portanto, a correção *affine* é limitada a fatores de correção relativamente pequenos.

A mudança log-normal (Isaaks e Srivastava, 1989) assume que as amostras e as distribuições de blocos têm distribuições log-normal. Essa mudança é considerada mais realista do que *affine* já que pode assumir forma arbitrária. No entanto, essa suposição é limitada, particularmente quando o histograma das amostras não corresponde a distribuição log-normal.

Para ambos os modelos, *affine* e *lognormal*, o fator de correção f é calculado pela razão entre a variância dos blocos sobre a variância dos pontos, numa escala global, e para uma escala local, sugere que o f deve ser calculado baseando o fator de redução da variância dos blocos dentro de um painel.

O modelo Gaussiano Discreto (DGM) (Matheron, 1978) é um modelo mais robusto para mudança de suporte. Ele não faz suposições sobre as distribuições de ponto e bloco. Essa correção é realizada transformando os dados de ponto para o espaço normal e ajustando a distribuição de pontos do espaço normal pelos polinômios de Hermite. Uma das vantagens do modelo gaussiano discreto é que ele permite que as distribuições dos volumes de bloco tornem-se mais simétricas à medida que o tamanho do bloco aumenta.

Uma maneira de determinar o modelo de mudança de suporte que deve ser usado é compreender o comportamento da distribuição dos teores. Tem-se definidos em Geoestatística duas formas dessa distribuição (Matheron, 1989a; Chilès e Delfiner 1999): o modelo difuso, que corresponde a variáveis que apresentam uma mudança espacial gradual, e o modelo mosaico, marcado por mudanças abruptas na transição de uma zona de alto para outra de baixo teor. Exemplos de modelo difuso é o modelo gerado por condicionamento uniforme localizado que cumprem a condição de multigaussianidade e, os modelos do tipo mosaico, podem ser representados por métodos de estimativa por Krigagem múltipla dos indicadores.

2.5. Anisotropia na Geoestatística

A anisotropia na geoestatística refere-se à análise da continuidade espacial. A construção de semivariogramas revela direções de continuidade variáveis, dando origem a dois principais tipos de anisotropia. O primeiro é a anisotropia geométrica, que envolve variações no alcance do semivariograma em diferentes direções espaciais. O segundo é a anisotropia zonal, que se relaciona com mudanças na variância do fenômeno (sill) conforme a direção analisada. Geralmente, a anisotropia é tratada globalmente, usando o mesmo elipsoide de anisotropia para todo o domínio. Isso funciona em casos simples, mas pode ser problemático quando as distinções locais da anisotropia são significativas.

2.6. Métodos não lineares

A modelagem geoestatística é comumente baseada em dados amplamente espaçados, levando à inevitável incerteza dos teores estimados. Métodos probabilísticos são disponíveis para quantificar a incerteza e gerar uma distribuição dos possíveis valores para cada local não amostrado. Krigagem múltipla dos indicadores e condicionamento uniforme localizado são métodos amplamente utilizados para quantificar tal incerteza.

2.7. Krigagem múltipla dos indicadores

A Krigagem múltipla dos indicadores (MIK) é um método não paramétrico que envolve a (Co)-krigagem de indicadores em mais de um teor de corte (Journel, 1983 e Carvalho, D., & Deutsch, C. V., 2017). Esse método tem o objetivo de modelar mineralizações complexas, incluindo variáveis com distribuições assimétricas e, embora sua principal aplicação seja para estimativa de recursos recuperáveis, ela também pode ser utilizada para estimativa de recursos *in situ*.

O uso de indicadores é uma estratégia para realizar análise variográfica para caracterizar a distribuição espacial dos teores em diferentes teores limites. A variável transformada não contém valores extremos, já que possui uma distribuição binária (tudo agora é 1 ou 0), e assim, o variograma para um teor de corte especificado z_c , é interpretado por caracterizar a continuidade espacial de amostras com teores superiores à z_c .

Uma variável indicadora $I(x, z_c)$ é definida, em um local x , para o teor limite z_c como a função binária que assume o valor 0 ou 1 nas seguintes condições:

$$I(x, z_c) = 0 \quad \text{se } Z(x) \leq z_c \quad (3)$$

$$I(x, z_c) = 1 \quad \text{se } Z(x) > z_c \quad (4)$$

Escolher os indicadores é o primeiro passo para implementação do MIK. Para isso, o histograma é discretizado em n classes, cada uma delimitada por um indicador superior e inferior. O critério para a escolha dos indicadores é importante para garantir qualidade na estimativa. Considerar poucos indicadores, pode acarretar baixa resolução das distribuições na estimativa e muitos, pode induzir mais problemas de relação de ordem, que será explicado adiante. Geralmente, os indicadores são selecionados conforme os percentis da distribuição dos dados, entretanto, essa escolha pode acabar por não representar uma parte crítica do histograma, que seria a sua cauda superior e, que corresponde, a grande parte do metal contido do depósito. Abordagens alternativas incluem discretização adicional dessas partes críticas ou discretização de tal forma que aproximadamente a mesma quantidade de metal esteja contida em cada classe definida.

Como os indicadores são estimados separadamente, é comum acontecer uma inconsistência nos resultados chamado relação de ordem. Isso acontece quando é estimado mais metal recuperado acima de teor corte z_{c2} do que para um teor de corte inferior z_{c1} , onde $z_{c1} < z_{c2}$, e assim, os valores dos histogramas estimados podem não satisfazer as relações de ordem para um histograma válido (Journel, 1983). Uma forma de remediar isso é usar a mesma estratégia de busca para estimativa de todos os indicadores ou, estimar todos os indicadores por (Co)-krigagem. Entretanto, se essas inconsistências persistirem, a maioria dos softwares com MIK corrigem esses problemas a partir da suavização da relação teor-tonelagem.

Após a correção da relação de ordem, é necessário interpolar entre os valores estimados para cada indicador, além de extrapolar a cauda inferior e superior do histograma para obter uma distribuição completa dos teores para cada bloco. Modelos lineares são os mais usados para ligar os pontos das probabilidades de cada estimativa de cada indicador e os modelos de potência e hiperbólicos são usados para extrapolar as caudas inferiores e superiores, respectivamente. A forma e a distribuição dos teores nos blocos são finalmente corrigidas aplicando o modelo de mudança de suporte *affine* ou log-normal.

Em Geovaerts (1997), são apresentadas variações em torno da (Co)-krigagem dos indicadores. O mais usual é a (Co)-krigagem múltipla dos indicadores em que realiza a (Co)-

krigagem das variáveis indicadoras com seus próprios variogramas, e a (Co)-krigagem do indicador pela mediana que supõe que todas as variáveis indicadoras tenham o mesmo variograma; isto é, o variograma do indicador com base no teor da mediana. A Krigagem múltipla dos indicadores é preferível por considerar a correlação espacial dos entre as diferentes classes de *teor limites* pelos variogramas de cada indicador.

O resultado do MIK é apresentado pela distribuição dos teores para cada bloco sendo útil para estimativa de recursos recuperáveis. Para estimativa *in situ*, é necessário definir um teor para cada bloco o que pode ser obtido calculando-se a média a partir do histograma gerado na escala do SMU ou, outra abordagem, é utilizar essa incerteza de bloco fornecida pelo MIK no suporte dos painéis, e, através de um procedimento de localização (LMIK -Krigagem múltipla do Indicador Localizada), fornecer um valor único por SMU que reproduza a distribuição dos teores em painéis maiores (Hardtke, Allen, & Douglas, 2011).

2.8. Condicionamento Uniforme

O condicionamento uniforme (UC) é um método de estimativa paramétrico e não linear, que modela a distribuição condicional dos teores dos SMU's dentro dos painéis. Os resultados de UC, apresentados como a tonelagem (T) e teor médio (M) de recurso recuperável acima de vários teores de corte, são obtidos usando o teor estimado do painel e o modelo de mudança de suporte.

Como os teores verdadeiros do painel não são conhecidos, são considerados os teores do painel $Z(V)^*$ estimados por (Co)-krigagem (OK). Geralmente, os dados disponíveis estão amplamente espaçados, por isso, estima-se na escala de painel para obter resultados confiáveis do teor.

Além disso, os dados são coletados em uma escala muito pequena, que não é representativa em relação ao volume relevante para mineração. O UC usa o modelo gaussiano discreto (DGM) para calcular a mudança de suporte, primeiro de ponto para SMU e o segundo modelo é uma anamorfose ponto a painel.

DGM vem depois da anamorfose gaussiana, modelada por um conjunto de polinômios de Hermite, ponderados com um conjunto de coeficientes de Hermite. Uma descrição completa dos polinômios de Hermite e como estes podem ser calculados é detalhada por Rivoirard (1994).

Assim, fluxograma para implementação do UC envolve as seguintes etapas:

i. Anamorfose Gaussiana

A anamorfose gaussiana envolve o mapeamento da variável Z para a variável gaussiana, Y e vice-versa:

$$Z(u) = \Phi(y(u)) \quad (5)$$

$$\sim \sum_{n=0}^{np} \phi_n H_n[y(u)] \quad (6)$$

onde np é o termo de ordem mais alta na expansão polinomial, ϕ_n é um coeficiente ajustado para cada termo e $H_n [y(u)]$ é o valor do polinômio hermite definido pelo termo da expansão e o valor y .

ii. Anamorfose de bloco

A função de anamorfose gaussiana pode ser modificada para considerar a mudança de suporte de ponto para bloco, pela adição de um coeficiente de mudança de suporte (r):

$$Z(u) = \Phi(y(u)) \quad (7)$$

$$\sim \sum_{n=0}^{np} r^n \phi_n H_n[y(u)] \quad (8)$$

Assim, ao definir o valor do coeficiente de mudança de suporte r , podemos determinar a distribuição dos teores para suportes maiores que as amostras. Esse cálculo requer saber a variância em suporte maiores que as amostras o que pode ser definido, usando o variograma modelado. Pela teoria da variância de dispersão temos a seguinte relação:

$$\sigma_v^2 = \sigma_u^2 - \gamma \bar{v}, v \quad (9)$$

em que v é o volume no suporte dos SMU's e u no suporte das amostras, σ_u^2 é a variância das amostras e σ_v^2 a variância no suporte dos blocos e $\gamma \bar{v}, v$, chamado de gamma-bar, corresponde a variância interna de dispersão dos pontos nos blocos de suporte v , determinado usando o variograma.

Como na anamorfose gaussiana, os coeficientes ϕ_n^2 ajustados devem satisfazer a seguinte igualdade $\text{Var}\{Z(u)\} = \sum_{n=0}^{np} \phi_n^2$ em que $\text{Var}\{Z(u)\}$ é a variância de Z no suporte das amostras, essa mesma igualdade deve ser verdadeira para o suporte do bloco. Ao incluir r na igualdade, a equação se torna:

$$\text{Var}\{Z(v)\} = \sigma_v^2 \quad (10)$$

$$= \sigma_u^2 - \gamma \bar{v}, v \quad (11)$$

$$= \sum_{n=0}^{np} r^n \phi_n^2 \quad (12)$$

Em que $\text{Var}\{Z(v)\}$ é a variância de Z no suporte SMU.

Como o único parâmetro desconhecido é o coeficiente de mudança de suporte, r ele pode ser calculado para determinar a distribuição dos teores no suporte em questão. O DGM é feito para considerar a mudança de suporte de ponto para SMU e ponto para painel.

iii. Cálculos da tonelagem e metal contido

Com base nestes modelos de mudança de suporte e a estimativa robusta dos painéis, são calculadas a tonelagem recuperada (T) e o metal contido (Q) conforme mostra abaixo:

$$T(z_c) = E[I_{Z(v) > z_c} | Z^*(V)] = \quad (13)$$

$$Q(z_c) = E[Z(v) I_{Z(v) > z_c} | Z^*(V)] = \quad (14)$$

$$\sum_{k=1}^n \left(\frac{S}{r}\right)^k H_k(Y_v^*) \sum_{j=1}^n \phi_j r^j \int_{y_c}^{+\infty} H_j(y) g(y) dy \quad (15)$$

em que

$$Y_v^* = \phi_V^{-1}(Z^*(V)) \text{ e } y_c = \phi_V^{-1}(z_c) \quad (16)$$

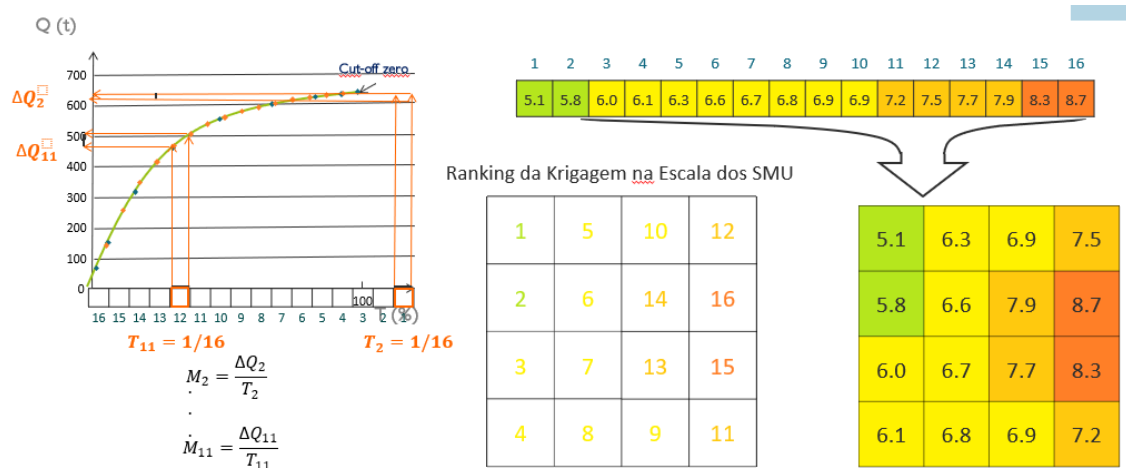
Por fim, estima-se o teor médio (M) da mineralização recuperada cujos teores de SMU estão acima de um determinado teor limite (z_c).

$$M = \frac{Q(z_c)}{T(z_c)} \quad (17)$$

Aplicando vários teores de corte (z_c), a distribuição teor-tonelagem é calculada para cada painel. No entanto, o teor médio de cada SMU não é determinado pelo método de UC, o que é uma grande desvantagem, restringindo sua aplicação apenas para estimativa de recursos recuperáveis.

O método de condicionamento uniforme localizado (LUC) foi desenvolvido com a intenção contornar essa limitação do UC (Abzalov, 2006). Abzalov (2006) apresenta o LUC como uma simples extensão do UC que fornece uma solução prática para obter os teores no suporte dos SMU's em que a distribuição teor-tonelagem UC é decomposta em uma série de classes de teores plausíveis localizados em um modelo SMU. Para tal localização, é feita uma estimativa linear nos SMU's a fim de identificar para cada painel onde estão os SMU's de teores mais altos e baixos e, assim, os valores dos SMU's são definidos pelos valores definidos pela decomposição da curva teor-tonelagem (. Isso resulta em um modelo de teor no suporte dos SMU's que respeita as distribuições de teor-tonelagem dos painéis vinda do UC.

Figura 4 - Processo de localização usando a relação metal contido (Q) e Tonelagem (T) dada pelo condicionamento uniforme.



3. Estudo de Caso 1: Walker Lake

Métodos de estimativa não lineares são usualmente empregados para prever, com precisão, as toneladas e o metal contido recuperável conforme o teor de corte analisado. Geralmente, os dados disponíveis constituem uma fração muito pequena do volume estimado, impossibilitando, portanto, uma estimativa exata dos recursos. No entanto, os modelos gerados por métodos não lineares fornecem uma medida de incerteza em cada bloco estimado, permitindo calcular uma gama de cenários que podem se apresentar no momento da lavra.

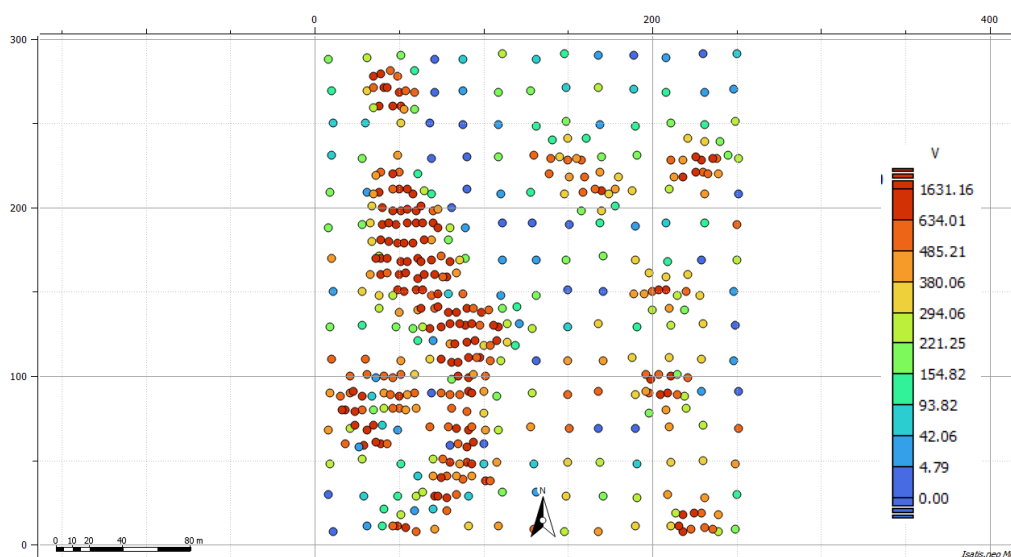
Apesar desses modelos fornecerem informações valiosas para análises de risco e tomadas de decisões, eles não geram um valor determinístico para cada SMU, restringindo sua aplicação para estimativa de recursos. Técnicas de localização foram desenvolvidas como uma alternativa quando um único modelo é necessário para modelagem de recursos. Ao contrário dos métodos de estimativa lineares, localizar teores em SMU's em um modelo de incerteza pode reproduzir o histograma sem problemas de viés condicional ou suavização. Inicialmente, esta técnica foi desenvolvida como uma extensão do Condicionamento Uniforme (Abzalov, 2006), mas em seguida, a localização foi estendida também para Krigagem múltipla dos Indicadores (Hardtke et al., 2011). Entretanto, apesar do benefício de um único modelo e reprodução de histograma, essa localização pode apresentar artefatos de efeito de borda em cada um dos painéis (Boisvert e Deutsch, 2012).

A intenção deste capítulo é fornecer uma visão geral do processo das técnicas de estimativas não lineares, LUC, MIK, LMIK e comparar o resultado com a OK, usando um banco de dados sintético exaustivo.

3.1. Banco de dados

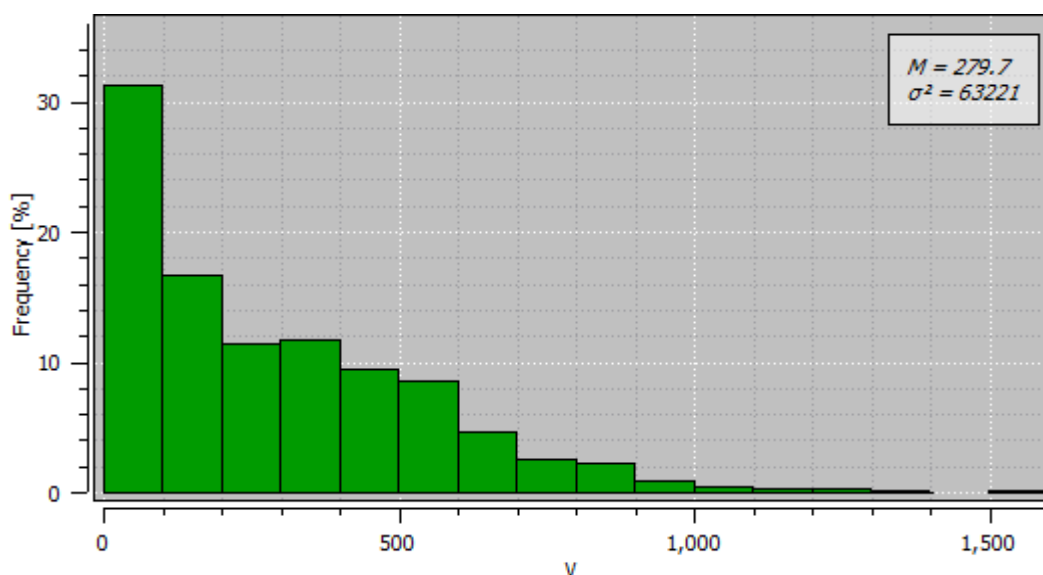
O conjunto de dados é derivado de um modelo de elevação do terreno no oeste dos Estados Unidos, na área de Walker Lake, em Nevada. Esse banco de dados foi transformado para representar teores econômicos de um depósito hipotético em que se tem dois conjuntos de dados, um exaustivo contendo 78.000 amostras espaçadas de 1m x 1m, e outro resultante de 'campanhas sucessivas de sondagem', contendo 470 amostras. Esse é um banco de dados 2D e será considerado somente a variável V. O mapa de localização das amostras V está apresentado na Figura 5.

Figura 5 - Mapa de localização das amostras V.



O espaçamento médio entre os furos de sondagem é de 20x20 metros, embora haja uma amostragem irregular, com preferência para áreas de alto teor. Em decorrência dessa irregularidade, torna-se essencial realizar a "desagrupação" dos dados para obter uma distribuição mais realista dos teores de V. O método empregado para desagrupar consiste no uso de janelas móveis, onde o peso de cada amostra é determinado com base no número de amostras dentro da janela ótima, centrando-se em cada amostra específica. Neste estudo, foi aplicado o método das janelas móveis com um tamanho equivalente ao espaçamento médio dos furos de sondagem nas zonas desagrupadas de 20x20 m, conforme as diretrizes sugeridas por Rossi e Deutsch (2014). A aplicação dos pesos de desagrupamento produz o histograma desagrupado conforme Figura 6.

Figura 6 - Histograma V com peso de desagrupamento.



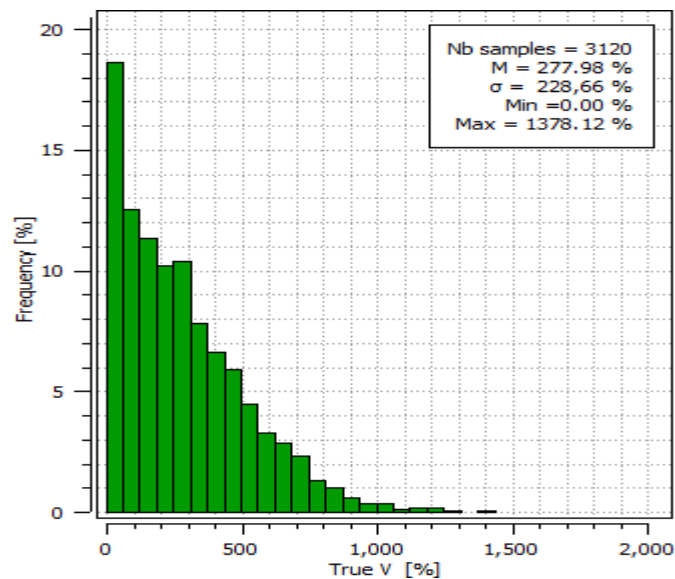
O histograma na Figura 6 mostra que a distribuição dos teores de V possui assimetria positiva com uma média desagrupada de 279.7 (média original de 436.35) e desvio padrão de 251.44. Tanto pelo mapa quanto pela diferença entre a média dos dados desagrupados e originais, pode-se ver que existe amostragem preferencial na zona de alto teor.

3.2. A Distribuição de Referência na Escala do SMU

Neste estudo de caso, o bloco de 5m x 5m será o tamanho de bloco da menor unidade de lavra seletiva (SMU). A estimativa de recursos recuperáveis será baseada neste suporte de bloco de 5m x 5m; mas primeiro, a estimativa de recursos *in situ* será feita em painéis de 20m x 20m para uma estimativa mais robusta.

Como temos acesso a um conjunto de dados exaustivo de toda a área a ser minerada, podemos supor que conhecemos os “valores verdadeiros” para qualquer tamanho de suporte, calculando a média das amostras do conjunto exaustivo no suporte desejado. O histograma resultante no suporte do SMU é exibido na Figura 7.

Figura 7 - Histograma da variável V exaustiva reblocada no suporte dos SMU.



3.3. Modelagem Geoestatística

Quatro técnicas geoestatísticas serão aplicadas para avaliação de recursos. Elas incluem, Condicionamento Uniforme Localizado, Krigagem múltipla dos indicadores, Localização da (Co)-krigagem dos indicadores e (Co)-krigagem ordinária.

3.3.1. Condicionamento Uniforme Localizado (LUC)

O primeiro método considerado, Condicionamento Uniforme Localizado, é realizado conforme a descrição no Capítulo 2. Inicialmente, o variograma, dados originais e gaussianos, são modelados em duas direções no plano horizontal, com as direções de máxima e menor continuidade igual a N135° e N45°, respectivamente. Os parâmetros do modelo de variograma estão descritos na Tabela 1 e Tabela 2.

Tabela 1 - Parâmetros de modelo de variograma da variável V.

Estrutura	Contribuição	Max. Alcance (m)	Min Alcance (m)
Efeito pepita	8159		
1ª estrutura - Esférica	20714	30	20
2ª estrutura - Esférica	34348	75	50

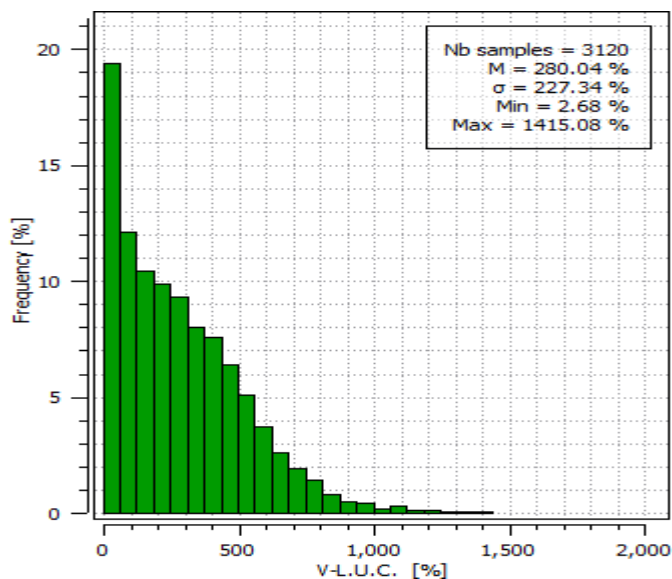
Tabela 2 - Parâmetros de modelo de variograma V gaussiano.

Estrutura	Contribuição	Max. Alcance (m)	Min Alcance (m)
Efeito pepita	0.13		
1ª estrutura - Esférica	0.22	40	27
2ª estrutura - Esférica	0.66	82	53

A anamorfose gaussiana é necessária para ajustar a mudança de suporte usando o DGM no suporte do SMU e do painel. A estimativa por (Co)-krigagem ordinária é feita no suporte do painel usando uma única estratégia de busca. Os parâmetros de busca incluem um elipsoide de busca de 70 m x 40 m, com oito setores angulares, número mínimo de uma amostra e número máximo de oito amostras totais. Esse elipsoide de busca está orientado conforme a direção de máxima continuidade da variável V.

O UC é calculado na escala dos painéis usando a estimativa por (Co)-krigagem ordinária nos painéis, e a mudança de suporte no suporte do SMU e painel. O próximo passo é fazer a localização dos teores nos blocos usando, além do resultado de UC, a estimativa por (Co)-krigagem ordinária no suporte dos SMU realizada usando os mesmos parâmetros utilizados no suporte dos painéis. O histograma do LUC está apresentado na Figura 8.

Figura 8 - Histograma do modelo LUC.



Pelo histograma na escala do SMU pode-se ver que o desvio padrão da estimativa é de 227.37 e a média é de 280.04, o que é próximo ao modelo exaustivo mostrando acurácia no modelo.

3.3.2. Krigagem múltipla dos indicadores

A Krigagem múltipla dos indicadores é o segundo método empregado para ser comparado com os demais. Conforme detalhado no capítulo 2, esse é um método trabalhoso que envolve a estimativa de uma série de indicadores de modo a estimar a distribuição de probabilidades dos teores em cada bloco.

O primeiro passo é definir os indicadores, escolhidos com base na contribuição do metal contido (ver Tabela 3).

Tabela 3 – Indicadores da variável V.

Percentil (%)	10	20	30	40	50	60	70	80	90	95	98	99
Indicador	184	268	342	429	483	536	601	700	832	959	1069	1216

Cada indicador foi variografado com as direções de maior e menor continuidade igual a N135º e N45º, respectivamente. Os variogramas foram definidos estabelecendo a seguinte relação, à medida que o indicador aumenta, a continuidade espacial diminui e o efeito pepita aumenta. Os parâmetros do modelo de variograma para cada indicador está descrito na

Tabela 4.

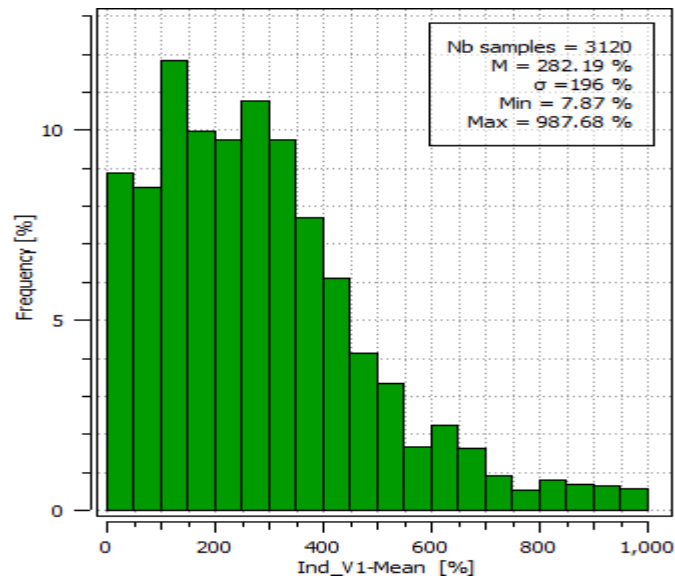
Tabela 4- Parâmetros dos variogramas dos indicadores

Variável	Efeito pepita	Patamar 1	Max Alcance 1 (m)	Min Alcance 1 (m)	Patamar 2	Max Alcance 1 (m)	Min Alcance 1 (m)
Ind_V[184.00]	0.02	0.05	30	25	0.11	105	60
Ind_V[268.00]	0.03	0.08	23	25	0.11	90	50
Ind_V[342.00]	0.04	0.09	23	25	0.11	85	42
Ind_V[429.00]	0.05	0.09	17	15	0.11	70	35
Ind_V[483.00]	0.05	0.08	15	13	0.11	65	30
Ind_V[536.00]	0.06	0.07	12	8	0.1	62	20
Ind_V[601.00]	0.06	0.07	12	8	0.09	45	17
Ind_V[700.00]	0.05	0.05	12	8	0.06	25	10
Ind_V[832.00]	0.03	0.02	12	8	0.03	15	8
Ind_V[959.00]	0.02	0.01	10	6	0.01	10	6
Ind_V[1069.00]	0.01	0.01	7	5	0.01	7	5
Ind_V[1216.00]	0.003	0.001	7	3	0.003	7	3

A estimativa dos indicadores foi feita no suporte dos SMU usando uma discretização dos blocos de 4x4x1. Para cada bloco, o resultado da krigagem do indicador é a proporção do bloco acima de cada indicador usado no suporte de pontos. Para tal estimativa, foram usados os mesmos parâmetros de busca descritos para cálculo do UC.

No pós processamento, foi corrigido erros de relação de ordem, valores da estimativa dos indicadores acima de 1 e menor que 0 e correção de suporte de pontos para blocos. A função de potência foi usada para interpolar entre as estimativas dos indicadores com expoente de 3.00, para a cauda inferior do histograma usou-se uma função de potência com expoente de 1.20 e, para a cauda superior, usou-se uma função hiperbólica com expoente de 2.00. O resultado desse pós processamento é a distribuição dos teores em cada SMU e, a partir dela, calcula-se a média que corresponde ao teor de cada bloco. O resultado do MIK está apresentado na Figura 9.

Figura 9 - Histograma do modelo MIK.



Pelo histograma, pode-se ver que o desvio padrão da estimativa é de 196 e média de 282.19.

3.3.3. Localização da Krigagem múltipla dos indicadores

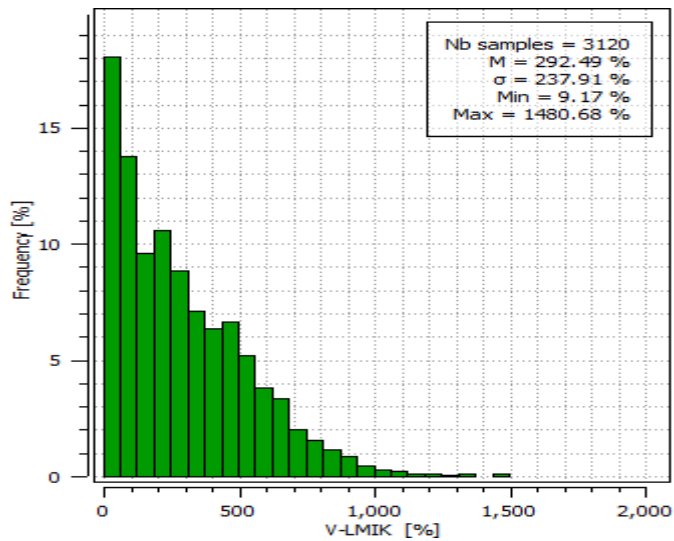
A localização da Krigagem múltipla dos indicadores é uma extensão da Krigagem múltipla dos indicadores que localiza os teores dos SMU's a partir da distribuição dos teores na escala dos painéis.

Para implementação, usou-se os mesmos indicadores, variogramas, e elipsoide de busca definidos para a estimativa por MIK. A estimativa dos indicadores foi realizada no suporte dos painéis e, em seguida, para os pós processamento, foi usado a função linear para interpolar entre os resultados das estimativas dos indicadores e, para a cauda inferior do histograma, usou-se uma função de potência com expoente de 0.60 e, para a cauda superior, usou-se uma função hiperbólica com expoente de 6.8. Além disso, considerou a mudança de suporte, optando pelo modelo *affine*. Para esse modelo, deve-se calcular o fator de correção de variação de volume (f) que corresponde a razão da variância no suporte de bloco em relação à variância no suporte de ponto (Equação **Erro! Fonte de referência não encontrada.**). A variância dos SMU é calculada pela teoria da variância de dispersão que depende do variograma, a variância do pontos e o suporte calculado.

$$f = \frac{Var\ SMU}{Var\ amostras} = \frac{49414}{63189} = 0.78 \quad (18)$$

O passo seguinte é fazer a localização dos SMU's partir da distribuição dos teores no suporte dos painéis. A localização usa o mesmo princípio de que o LUC, em que utiliza estimativa por (Co)-krigagem da variável V no suporte dos SMU e a distribuição dos teores obtidos por MIK na escala dos painéis. Para a estimativa por (Co)-krigagem ordinária nos SMU's, foi usando os mesmos parâmetros de variograma e elipsoide de busca descritos na metodologia do LUC. O histograma do resultado do LMIK está apresentado na Figura 10.

Figura 10 - Histograma do modelo LMIK.

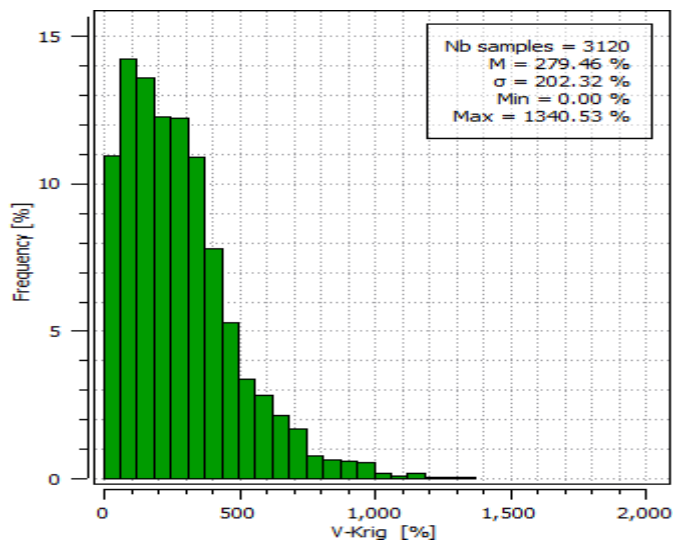


Pelo histograma na escala do SMU, pode-se ver que ao desvio padrão é de 237.91 e a média é de 292.49.

3.3.4. (Co)-krigagem ordinária

A (Co)-krigagem ordinária é implementada conforme a descrição no Capítulo 2. A estimativa foi feita no suporte do SMU usando o mesmo variograma e parâmetros de elipsoide de busca descritos na seção do LUC. O resultado da OK está mostrada na Figura 11.

Figura 11 - Histograma do modelo OK.



3.3.5. Análise e resultado

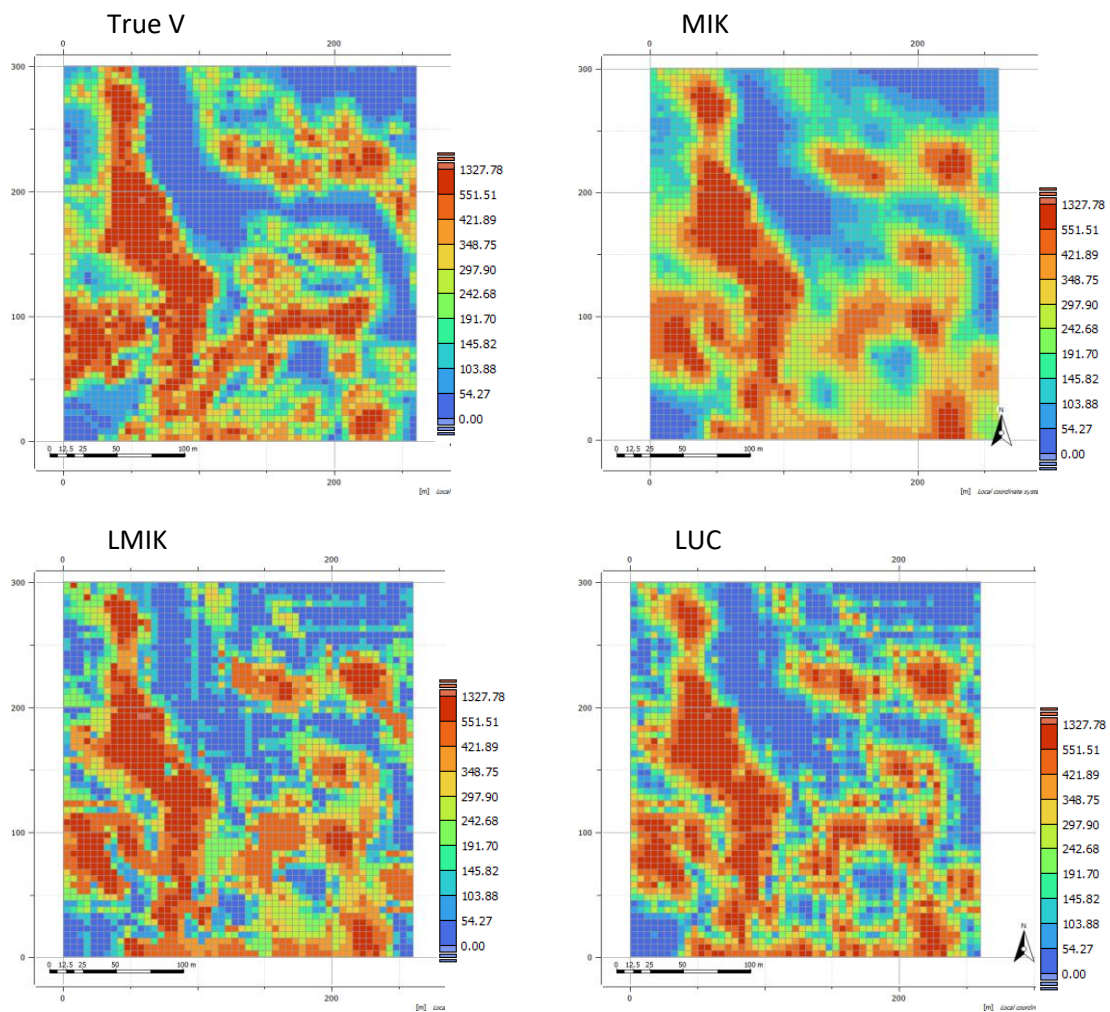
Neste estudo de caso, cada técnica de estimativa gerou um modelo de teor, todos na escala das SMU's. A abordagem padrão para verificação de modelos é a reprodução global de histogramas e inspeção visual, sendo assim, primeiro, é fornecida uma visão geral dos resultados em uma escala mais global, seguida por uma validação visual e, finalmente, o resultado para estimativa de recursos recuperáveis de cada modelo é analisado e comparado.

3.3.5.1. Inspeção visual

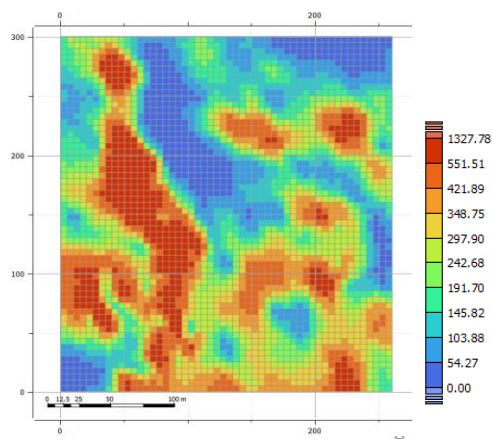
O mapa de visualização de cada um dos métodos está apresentado na PODE-se perceber que o resultado pelo método MIK, OK é visualmente mais harmônico, e com zonas de alto e baixos teores consistentes com que vemos no modelo True V, porém o modelo OK está ligeiramente mais suavizado. Além disso, pode-se perceber os artefatos visuais do modelo LUC e L-MIK devido ao processo de localização.

Figura 12. Pode-se perceber que o resultado pelo método MIK, OK é visualmente mais harmônico, e com zonas de alto e baixos teores consistentes com que vemos no modelo True V, porém o modelo OK está ligeiramente mais suavizado. Além disso, pode-se perceber os artefatos visuais do modelo LUC e L-MIK devido ao processo de localização.

Figura 12 - Mapa do modelo de MIK, LMIK, LUC, OK e True V.



OK



3.3.5.2. Escala Global

Os resultados globais de cada modelo são reportados na escala SMU. Para ser consistente, esses resultados são comparados com a distribuição dos dados exaustivos re-blocados no suporte do SMU (True V). A média e a variância de cada modelo, estão tabulados na Tabela 5.

Tabela 5 - Estatística descritiva dos modelos estimados.

Modelo	Nº	Min.	Max.	Média	Var.	Std	cv
True V	3120	0.00	1378.12	277.98	52287.00	228.66	0.82
LMIK	3120	42.54	1518.16	279.19	51143.00	226.15	0.81
MIK	3120	36.80	3483.66	282.80	71408.00	267.22	0.94
OK	3120	0.00	1327.78	278.85	40787.00	201.96	0.72
L.U.C.	3120	3.60	1382.07	275.01	50613.00	224.97	0.82

A média e a variância reportada por cada modelo são similares. Entretanto, pode-se ver que o modelo que melhor e pior reproduz a variabilidade dos dados é o LMIK e o MIK, respectivamente, sendo que o LUC tem uma variância também muito próxima aos dados. Em relação à média, todos os modelos possuem média global próximas a dos dados exaustivos, sendo o que possui maior e menor diferença é o MIK e o OK.

3.3.5.3. Avaliação de recursos

Para avaliação de recursos recuperáveis, foram geradas curvas de teor-tonelagem para cada modelo para ser comparado com os dados exaustivos no suporte dos SMU's (Figura 13). Além disso, determinou-se um teor de corte de 600, para ser usado para definir quais SMU's seriam minério e estéril. A partir das SMU's avaliadas como minério, uma tonelagem total e teor médio acima do teor de corte é calculada assumindo uma espessura para todos os blocos de 1 m (veja Figura 13).

Figura 13 - Curvas de teor-tonelagem dos modelos OK, MIK, LUC e LMIK vs True V.

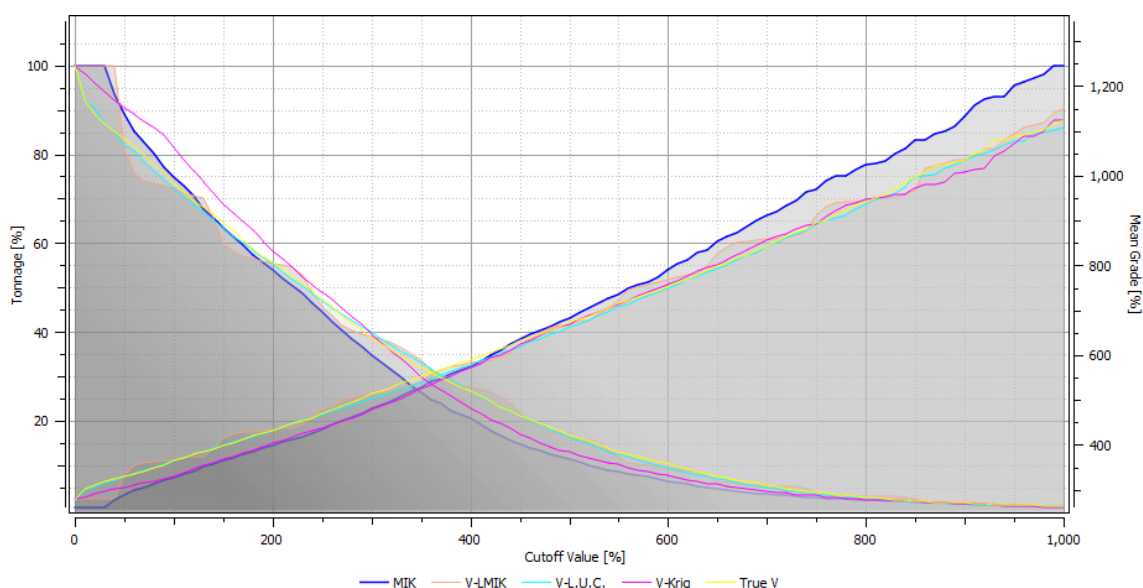


Tabela 6 - Recurso recuperável para teor limite de 600.

Modelo	Cutoff	Tonelagem	Metal V	Teor V	Dif. Teor V	Dif. Metal V	Dif. Tonelagem V
MIK	600	8.46	65.61	775.43	-18%	-16%	-16%
LMIK	600	11.7	89.24	762.84	13%	14%	14%
LUC	600	9.62	72.43	753.22	-7%	-7%	-7%
OK	600	7.82	59.28	757.96	-25%	-24%	-24%
True V	600	10.38	77.95	750.67			

3.4. Conclusões

O estudo de caso apresentado demonstra a implementação prática de três técnicas disponíveis para modelagem de incerteza, MIK, LMIK e LUC, além da (Co)-krigagem ordinária usando para todos os métodos, as mesmas estratégias de busca e direção dos variogramas.

As diferenças entre os modelos tornam-se mais aparentes nas etapas de avaliação de recursos. Quando comparamos as curvas de teor-tonelagem, pode-se ver que os modelos LMIK e LUC tem uma distribuição muito parecida aos dados exaustivos (True V) e que o modelo de OK e MIK estão mais suavizados. Isso é comprovado ao aplicar um teor limite de 600, em que a diferença relativa entre os modelos gerados e o True V para tonelagem recuperada é maior para os modelos de OK e MIK.

Assim, ao comparar os resultados de cada um dos modelos, pode-se observar que as metodologias de estimativa não lineares que consideram a mudança de suporte e que também utilizam a técnica de localização, como o LMIK e o LUC, resultam em modelos de teor no suporte dos SMU's que reproduzem bem as distribuições de teor-tonelagem dos painéis e assim geram resultados precisos de tonelagem e teor médio recuperável.

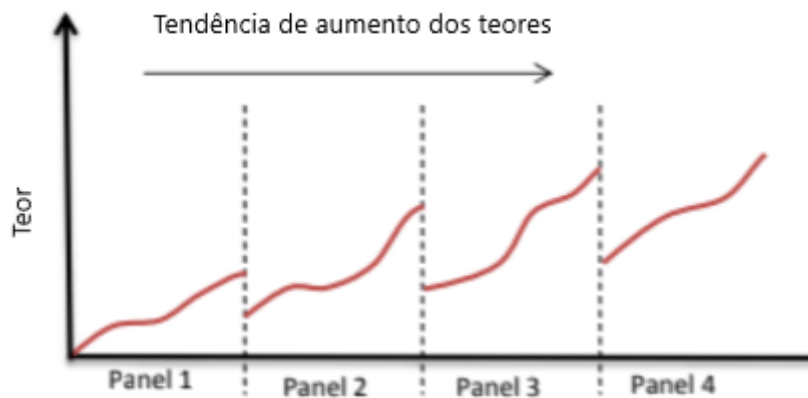
O resultado do OK foi o que tem o teor médio global mais próximo aos teores médios dos dados exaustivos no suporte do SMU o que é esperado já que a (Co)-krigagem é conhecida por gerar modelos não enviesados honrando o teor médio global do depósito. Entretanto, ao considerar o recurso recuperável para teor limites altos, o modelo krigado faz uma previsão imprecisa da tonelagem e metal contido recuperada, reflexo da suavização da estimativa. Isso

exemplifica o risco de utilizar os modelos gerados por (Co)-krigagem ordinária, em contextos em que o tamanho de blocos é relativamente pequeno em relação à densidade amostral.

O teor médio de cada SMU no modelo MIK corresponde à média do histograma de pontos, gerado a partir da estimativa dos indicadores. A utilização do MIK é recomendada para estimativa de recursos de variáveis muito erráticas, com assimetria positiva, em que ao definir uma lista de indicadores, a estimativa destes torna-se uma alternativa para lidar com os valores extremos e conseguir reproduzi-los proporcionalmente em cada bloco sem a necessidade de usar o truncamento de teor. Para a estimativa do recurso recuperável ao aplicar um teor limite de 600, o modelo MIK apresentou resultados um pouco melhores que o modelo OK tanto teor médio recuperável, quanto para a tonelagem.

Ainda, em relação ao resultado do LMIK e LUC, embora as distribuições espaciais de teor para tais modelos estejam semelhantes ao do True V, pode-se perceber pela inspeção visual alguns artefatos visuais aparentes em todo o modelo. Essas descontinuidades são causadas devido à localização independente de cada painel em que a presença de uma tendência se estenda por vários painéis, é inevitável que as SMU's de maior teor em um painel justaponham a SMU's de menor valor em um painel vizinho, causando artefatos nos limites de cada painel, conforme exemplificado na Figura 14.

Figura 14 - Esboço de quatro painéis em um modelo localizado unidimensional com uma tendência crescente da esquerda para a direita. As linhas vermelhas representam os teores de SMU localizados dentro de cada painel, evidenciando as descontinuidades nos limites do painel. (Modificado de DANIELS, E., & DEUTSCH, C. V. 2014)



4. Estudo de caso real

Este capítulo apresenta a aplicação prática da modelagem geoestatística, usando as técnicas mencionadas nos capítulos anteriores, para caracterização do modelo de longo prazo de um depósito de cobre localizado no noroeste do México.

Inicialmente, será realizada a apresentação da área de estudo, com sua contextualização geológica. Em seguida, são apresentadas as variáveis e suas análises exploratórias além da definição de domínios de estimativa. Por fim, as metodologias investigadas serão aplicadas e os resultados serão discutidos e avaliados.

4.1. Contextualização geológica

Piedras Verdes está localizada na porção sul da província entre o Golfo da Califórnia e a Serra Madre Ocidental. O planalto de Serra Madre Ocidental, com tendência norte-sul, é composto por tufo silíceos relativamente planos com idade terciária e, a oeste da Serra Madre, próximo de Piedras Verdes, existe um grande batólito de granodiorito de idade cretácea e, intrusivo nestas rochas mais antigas, tem-se o complexo de pórfiro intrusivo de Piedras Verdes. Esta sequência de intrusões foi controlada por uma grande estrutura de mega cisalhamento ou falha de tendência leste-oeste.

A jazida de Piedras Verdes é um depósito alongado de pórfiro de cobre com 4 km de extensão na direção leste-oeste e cerca de 500 m de largura na direção norte-sul. A mineralização está predominantemente associada a um pórfiro de granodiorito de 62 milhões de anos que, ao intrudir unidades metassedimentares do Triássico-Jurássico, acabou mineralizando essas rochas em maior ou menor proporção, próximo ao contato.

A mineralização primária de sulfetos no pórfiro intrusivo é pirita e calcopirita e possui teor de cobre total (TCu) muito baixo para ser de interesse econômico. No entanto, a oxidação e lixiviação dessa mineralização primária resultaram na formação de zonas de enriquecimento supergênico na forma de calcocita disseminada e são estas zonas de enriquecimento que representam a principal parte do corpo de minério. A expressão superficial do depósito é demarcada por uma capa lixiviada e oxidada de coloração marrom-avermelhada causada por óxidos de ferro. A capa lixiviada varia em espessura de 0 a 200 m e é normalmente desprovida de mineralização econômica.

A oxidação de sulfetos primários e secundários gerou crisocola, tenorita, limonita, cuprita, cobre nativo e pequenas quantidades de malaquita e azurita. A mineralização secundária de cobre em Piedras Verdes mostra os efeitos da oxidação *in situ*, bem como lixiviação e enriquecimento supergênico. Mais de um episódio de lixiviação é indicada, em que se observa considerável remobilização de cobre ao longo das falhas. Essa informação foi obtida em relatório técnico.

4.2. Apresentação e definição dos domínios de mineralógicos

As designações de minério, chamado de códigos mineralógicos, são representados por quatro grupos, conforme a mineralogia do cobre: não mineralizado, óxido, supergênico e hipógeno. Essa classificação é feita conforme observações mineralógicas durante a descrição de sondagens além de quatro tipos de análises de cobre:

- TCu (análise de cobre total): analisa o teor de cobre total recuperado na amostra.
- SAPCu (*short-assay-procedure*): procedimento parcial de ensaio de cobre, sendo um bom indicador de cobre recuperável por lixiviação em pilha com ácido sulfúrico. Essa

análise dá boa resposta na presença de minerais oxidados como crisocola, tenorita, limonita, cuprita, além de calcocita que é um mineral supergênicos. Entretanto, ela não da boa recuperação na presença de covelita.

- SeqCu (análise de cobre sequencial): que corresponde a soma de dois ensaios químicos:
 - SASCu (*sequential acid soluble copper*): em que os maiores teores médios de SASCu ocorre na presença de minerais oxidados.
 - SCNCu, (*sequential cyanide soluble copper*): que corresponde a análise do resíduo da análise SASCu. A presença de teores altos de SCNCu indica a presença de minerais supérgenos como calcocita e covelita.

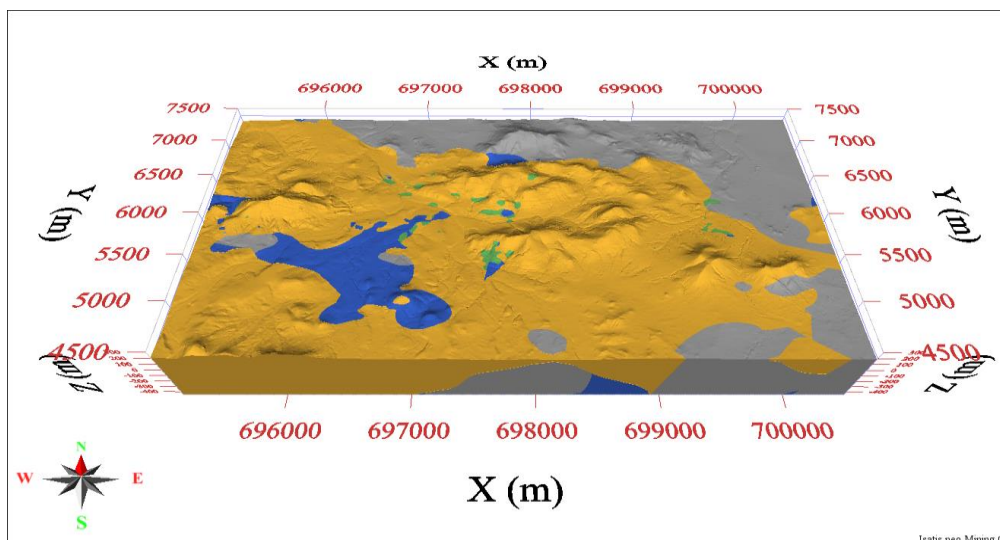
Geralmente, a análise de SAPCu é mais eficiente que a SeqCu, exceto na presença de covelita, importante mineral supérgeno. Devido a isso, é esperado que o SeqCu tenha teores mais altos que a análise de SAPCu no domínio supérgeno e, no domínio oxidado e hipógeno, geralmente o SAPCu possui maiores teores que o SeqCu. Assim, é estabelecido uma relação entre o teor de SAPCu e o SeqCu com a mineralogia associada, para determinar a recuperação do minério. Com essa relação é determinado o cobre solúvel (Culix), que serve como uma previsão do teor recuperado de cobre, definido pela seguinte regra:

$$Culix = SeqCu \quad se \quad SeqCu > SAPCu \quad (19)$$

$$Culix = SAPCu \quad se \quad SAPCu > SeqCu \quad (20)$$

Com base nas análises de cobre, os domínios mineralógicos foram definidos pela equipe de Cobre del Mayo como: oxidado (mc_2), supérgeno (mc_4), hipógeno (mc_5) e não mineralizado (mc_0) (Figura 15). Portanto, assumiu-se que os sólidos modelados são consistentes com a mineralogia associada no depósito e tendência de teores. Em geral, o domínio oxidado está no topo com teores relativamente altos de cobre, seguido do domínio supérgeno e na base tem-se o hipógeno. O domínio supérgeno é onde se têm maiores teores de cobre e, a zona oxidado e dos hipógenos, tem teores menores, mas em compensação perfazem a maioria do corpo de minério da mina. Além disso, como o depósito de Piedras Verdes é altamente estruturado devido a falhamentos locais, apesar de os sólidos terem maior amplitude na direção W-E, localmente existem algumas variações na tendência principal, reflexo da orientação de algumas falhas.

Figura 15 - Domínios mineralógicos: oxidado (amarelo), supérgeno (verde), hipógeno (azul) e não mineralizado (cinza).



4.3. Apresentação e validação dos dados

O banco de dados considerado neste estudo é constituído por amostras oriundas de testemunhos de sondagem rotativa diamantada e possuem quatro ensaios de cobre — T_{Cu}, S_{APCu}, S_{ASCu} e S_{CNCu}, expressos em porcentagens, conforme descrito no item 4.2.

A análise de T_{Cu} foi realizado para todas as amostras. Os ensaios de S_{APCu}, S_{ASCu} e S_{CNCu} começaram a ser realizados a partir de 2011, apenas para as amostras que T_{Cu} for teor acima do econômico, que varia entre 0,1% e 0,06%. É importante ressaltar, que este protocolo de análises químicas assumido pela empresa, tem dois impactos importantes no modelo de estimativa de teores: i) envia o banco de dados e conseqüentemente os modelos de estimativas de teores já que os ensaios de S_{APCu}, S_{ASCu} e S_{CNCu} foram realizados apenas na região com teor econômico favorável, ii) o modelo não será capaz de mapear a correlação do T_{Cu} e o S_{APCu}, S_{ASCu} e S_{CNCu} em todo espectro dos teores.

Para os intervalos não amostrados de S_{APCu}, S_{ASCu} e S_{CNCu}, o protocolo da empresa é de que quando o teor de T_{Cu} é abaixo do teor econômico, é estabelecido um teor de 0.001%. Este protocolo é assumido para as amostras de longo e curto prazo.

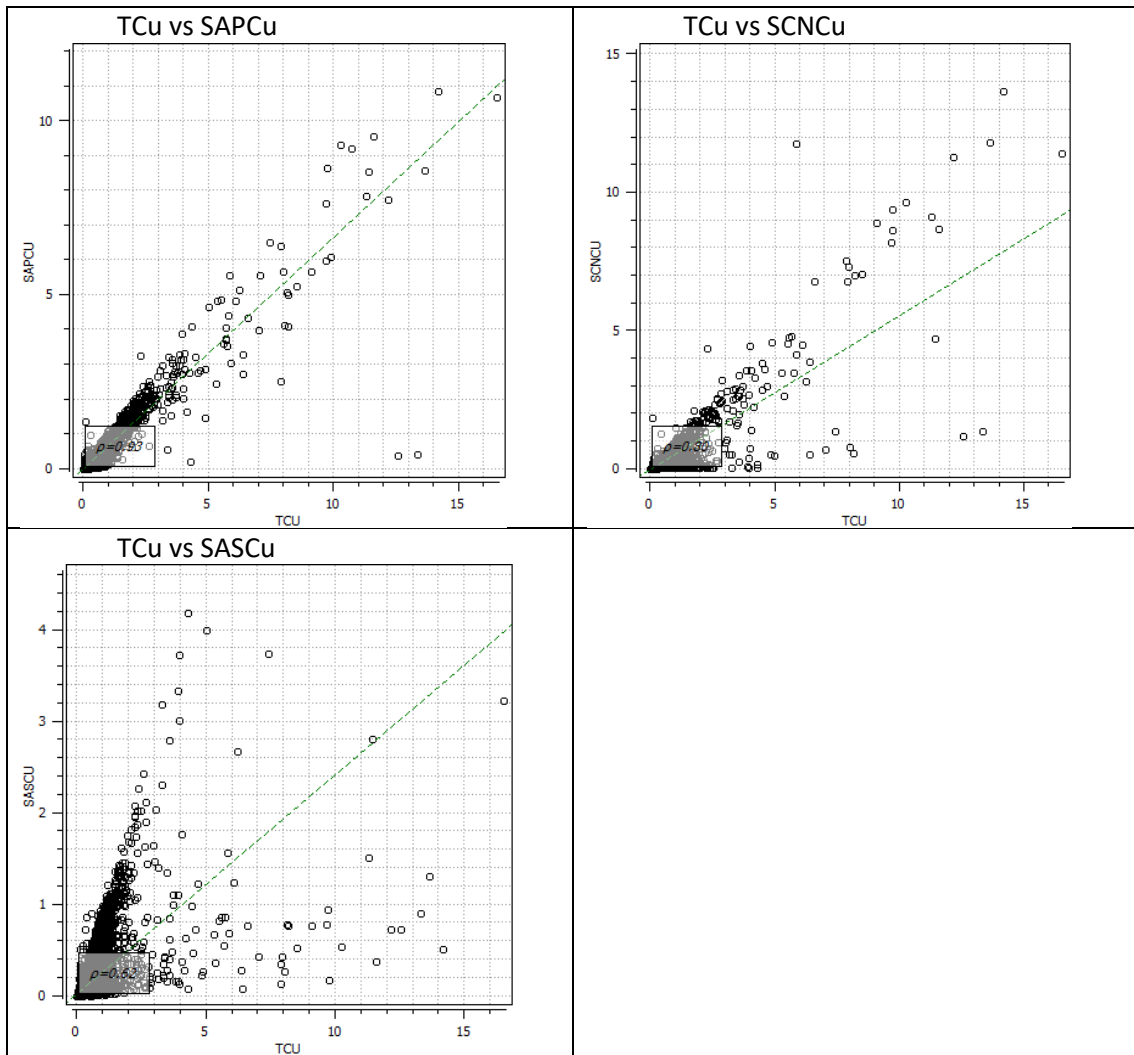
Para campanhas anteriores a 2011, existem alguns intervalos não analisados quando o teor de T_{Cu} está acima do econômico. Esses intervalos foram estimados por regressão definida pela relação linear entre o T_{Cu} e cada um dos ensaios parciais de cobre. No total, 2068 amostras tiveram teores calculadas por regressão linear, representando cerca de 1% de todos os intervalos amostrais. Os parâmetros usados estão resumidos na Tabela 7 e a

Figura 16 exemplifica a relação linear entre o TCu e as outras análises de cobre.

Tabela 7 - Equação de relação linear entre TCu e análises parciais de cobre por domínio.

Domínio Mineralógico	Variável		
	SAPCu	SASCu	SCNCu
não mineralizado (mc_0)	$0,53 * TCu - 0,0002$	$0,37 * TCu - 0,024$	$0,04 * TCu + 0,016$
óxido (mc_2)	$0,69 * TCu - 0,0415$	$0,27 * TCu + 0,0032$	$0,57 * TCu - 0,0747$
supérgeno (mc_4)	$0,58 * TCu + 0,0342$	$0,10 * TCu + 0,0307$	$0,72 * TCu + 0,0046$
hipógeno (mc_5)	$0,27 * TCu - 0,0173$	$0,07 * TCu - 0,0063$	$0,31 * TCu - 0,0301$

Figura 16 – Gráfico de dispersão entre o TCU e SAPCu, SASCu e SCNCu para o domínio oxidado.



A

Tabela 8 mostra a estatística descritiva dos dados brutos e com as amostras faltantes estimadas (*Infill*). Observa-se, que no geral, a média global e o desvio padrão das amostras depois da imputação dos dados diminui, o que é esperado devido à inserção do valor estabelecido de 0.001 para todas as amostras quando o teor de TCu era abaixo do teor de corte.

A Tabela 9 mostra a correlação entre o TCu vs SAPCu, TCu vs SASCu e TCu vs SCNCu antes e depois da imputação dos dados (*Infill*). Observa-se que a correlação das amostras para os domínios de minério, teve uma ligeira diminuição da correlação entre as análises de cobre. Entretanto, é satisfatório o resultado da estimativa dos dados faltantes utilizada.

Tabela 8 - Estatística descritiva das amostras das análises parciais de cobre antes (bruta) e depois da imputação dos dados por domínio.

Variável	Domínio	Tipo	No. Amostras	Média	STD	C.V	Min	Max
SAPCu	Não mineralizado	Infill	3437	0.00	0.02	7.78	0.00	0.67
	Não mineralizado	Bruta	446	0.01	0.06	4.07	0.00	0.67
SASCu	Não mineralizado	Infill	3437	0.00	0.01	8.38	0.00	0.46
	Não mineralizado	Bruta	38	0.05	0.12	2.11	0.00	0.46
SCNCu	Não mineralizado	Infill	3437	0.00	0.01	3.97	0.00	0.23
	Não mineralizado	Bruta	38	0.02	0.04	1.71	0.00	0.23
SAPCu	oxidado	Infill	102426	0.05	0.18	3.40	0.00	10.80
	oxidado	Bruta	46561	0.11	0.25	2.26	0.00	10.80
SASCu	oxidado	Infill	102425	0.03	0.10	3.35	0.00	4.10
	oxidado	Bruta	32885	0.07	0.15	2.13	0.00	4.10
SCNCu	oxidado	Infill	102425	0.02	0.13	5.23	0.00	10.80
	oxidado	Bruta	32885	0.06	0.20	3.52	0.00	10.80
SAPCu	supérgeno	Infill	34571	0.16	0.41	2.66	0.00	16.80
	supérgeno	Bruta	20777	0.25	0.50	1.99	0.00	16.80
SASCu	supérgeno	Infill	34571	0.04	0.10	2.49	0.00	5.44
	supérgeno	Bruta	16528	0.07	0.13	1.85	0.00	5.44
SCNCu	supérgeno	Infill	34571	0.14	0.39	2.86	0.00	15.30
	supérgeno	Bruta	16528	0.25	0.52	2.06	0.00	15.30
SAPCu	hipógeno	Infill	42632	0.01	0.04	3.21	0.00	3.76
	hipógeno	Bruta	17307	0.03	0.06	2.05	0.00	3.76
SASCu	hipógeno	Infill	42632	0.00	0.01	3.73	0.00	1.32
	hipógeno	Bruta	13109	0.01	0.02	2.73	0.00	1.32
SCNCu	hipógeno	Infill	42632	0.01	0.04	3.67	0.00	3.76
	hipógeno	Bruta	13109	0.03	0.06	2.36	0.00	3.76

Tabela 9 - Correlação entre o TCu e cada um dos ensaios parciais de cobre - dados brutos e banco de dados completo, ou seja, após a imputação dos dados.

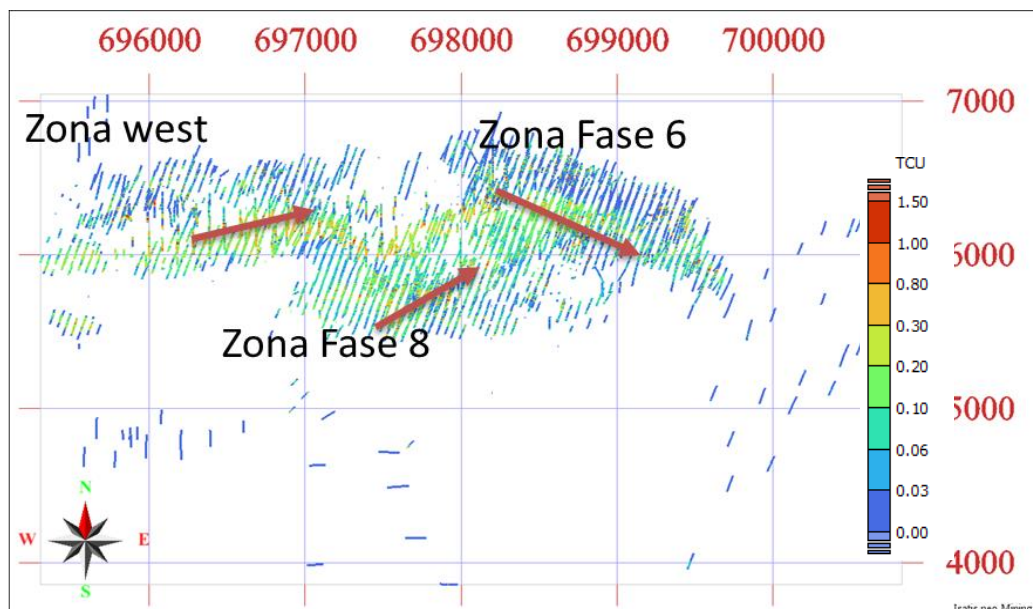
Domínio	Variável	Bruta				Imputação dos dados (Infill)			
		TCu	SAPCu	SASCu	SCNCu	TCu	SAPCu	SASCu	SCNCu
Não mineralizado	TCu	1	0.91	0.89	0.45	1	0.94	0.92	0.26
Oxidado	TCu	1	0.96	0.73	0.85	1	0.95	0.65	0.83
supérgeno	TCu	1	0.97	0.71	0.95	1	0.96	0.66	0.94
hipógeno	TCu	1	0.71	0.53	0.67	1	0.67	0.49	0.63

4.4. Análise exploratória de dados

O banco de dados utilizado neste estudo de caso é composto por 185.237 amostras, distribuídas em 2180 furos inclinados, dispostos em uma malha irregular com espaçamento médio de 40x40 (Figura 17). Podemos verificar que a continuidade espacial do cobre total (TCu) varia ao longo do depósito devido às falhas locais. Portanto, definiram-se três zonas: zona fase

6, zona fase 8 e zona west e, cada uma dessas foram separadas em domínios mineralógicos. A partir da análise do mapa de localização, assumiu-se que os domínios de estimativa são uma combinação das zonas, estabelecidas pelas tendências de teores e pelos blocos estruturais, com os códigos mineralógicos que refletem os teores médios e recuperação.

Figura 17- Zonas de estimativas e tendencia do teor de cobre.



4.4.1. Regularização

As amostras foram regularizadas para comprimentos de 6m, que correspondem a metade da altura da bancada da mina. A regularização começa a partir do início de cada furo respeitando os domínios de estimativa. Para segmentos de amostras menores que 3m, no final de cada domínio, foram mesclados à amostra anterior. A Tabela 10 mostra as estatísticas antes e depois da regularização somente para o domínio oxidado na Fase 6, verifica-se que a média dos dados regularizados ficou ligeiramente mais alta, e o desvio padrão diminuiu, conforme esperado. No Anexo 1, está a tabela completa para todos os domínios.

Tabela 10 - Estatística dos dados brutos e compostados - domínio oxidado.

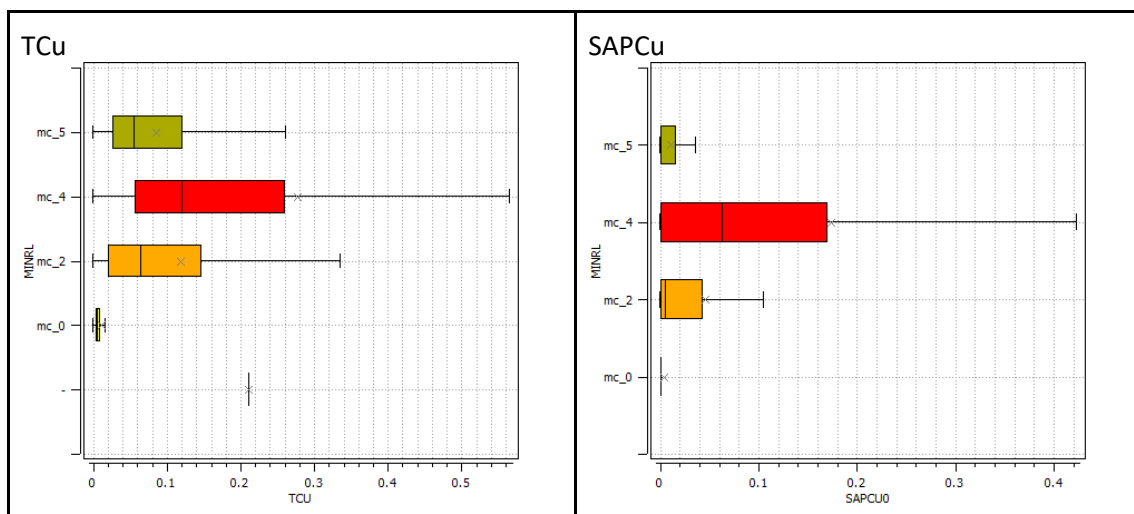
Modelo	Fase	Domínio	Variável	Nº Amostras	Min	Max	Média	Std
Composta	6	oxidado	SAPCu	17884	0.00	5.57	0.05	0.13
Dados Brutos	6	oxidado	SAPCu	58871	0.00	10.84	0.04	0.17
Composta	6	oxidado	SASCu	17884	0.00	2.40	0.03	0.08
Dados Brutos	6	oxidado	SASCu	58871	0.00	3.99	0.02	0.09
Composta	6	oxidado	SCNCu	17884	0.00	5.44	0.02	0.09
Dados Brutos	6	oxidado	SCNCu	58871	0.00	10.84	0.02	0.12
Composta	6	oxidado	TCu	17883	0.00	9.04	0.12	0.20

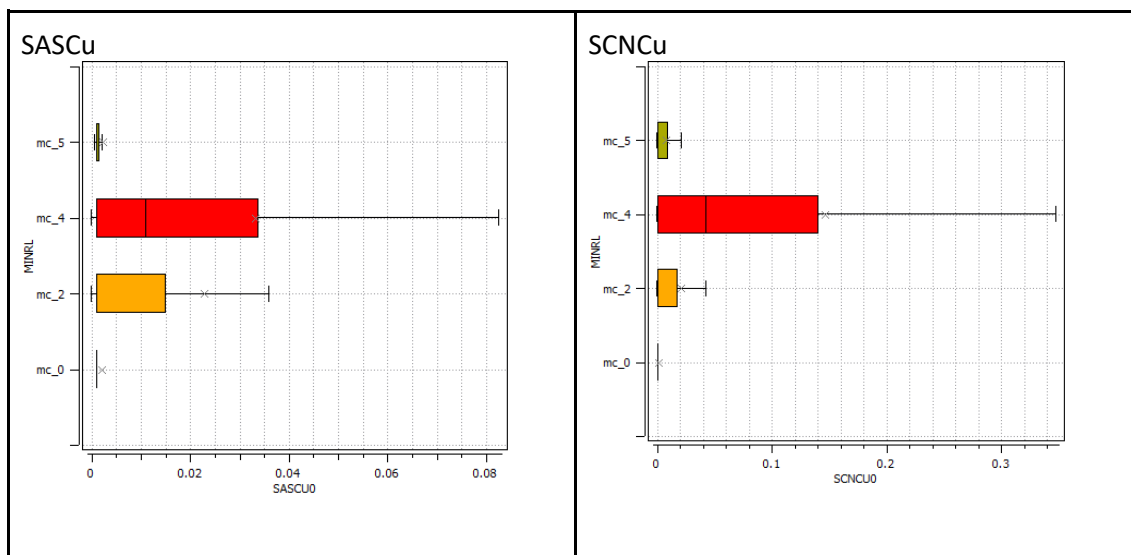
Dados Brutos	6	oxidado	TCu	58868	0.00	14.19	0.12	0.24
--------------	---	---------	-----	-------	------	-------	------	------

A Figura 18 mostra os *boxplots* das compostas de TCu, SAPCu, SASCu e SCNCu por domínio mineralógico. Pelos *boxplots*, percebe-se que a distribuição das variáveis é assimétrica positiva, com a média maior que a mediana, e que o domínio supérgeno é o que possui maiores teores e maior dispersão. O *boxplot* do SAPCu mostra que o domínio que apresenta maior teor é o supergênico (0.14) de SAPCu, seguido do oxidado (0.05) e o hipógeno (0.01). A alta variabilidade dos teores de SAPCu, no domínio supergênico, pode ser reflexo da presença de valores extremos, mas também indica que pode haver algum problema na sua classificação. Para as amostras de SASCu e SCNCu, o domínio supergênico também apresenta teores relativamente mais altos, e no domínio oxidado, pode-se perceber que o SASCu tem teores relativamente mais altos do que o SCNCu. Isso acontece, porque as análises de SASCu e SCNCu são análises sequenciais de cobre, em que o SASCu tem boa resposta na presença de minerais oxidados, enquanto o SCNCu tem melhor resposta na presença de minerais supérgenos.

Neste estudo, será apresentado a estimativa na zona fase 6 para cada um dos domínios, supérgeno, oxidado, hipógeno e não mineralizado, já que essa é uma zona representativa do depósito.

Figura 18 - *Boxplots* das análises de cobre, TCu, SAPCu, SASCu e SCNCu, por domínio - mc_5 = hipógeno, mc_2 = oxidado, mc_4 = supérgeno, mc_0 = não mineralizado.





4.4.2. Desagrupamento

Os pesos desagrupados são calculados usando o método do vizinho mais próximo (Deutsch, 1989) já que o método de janelas móveis tem a limitação quando os furos têm diferentes orientações como é observado nessa mina. O princípio do uso da declusterização por vizinho mais próximo é gerar um modelo de blocos relativamente pequeno em relação ao espaçamento amostral e, atribuir o valor do bloco a amostra mais próxima. Dessa forma, cria-se a zona de influência de cada amostra, que acaba considerando possíveis agrupamentos amostrais.

As estatísticas das compostas para o TCu, ponderados e agrupadas, por domínio, são apresentadas na Tabela 11 e para as demais análises de cobre estão no Anexo 2. As diferenças entre as médias do TCu com e sem o peso de declusterização é devido ao efeito de cluster, já que nas zonas de alto teor tem-se um adensamento amostral para detalhar melhor a zona mineralizada.

Tabela 11 - Estatísticas descritivas das compostas das análises de cobre, ponderados e brutas, para domínio oxidado a Fase 6.

Variável	Domínio	Média sem peso	Média com peso	Diferença
TCu	Hipógeno	0.08	0.06	32.53%
TCu	oxidado	0.12	0.07	42.86%
TCu	Supérgeno	0.28	0.20	29.93%

4.4.3. Truncamento de teores- Estudo dos valores atípicos

As distribuições de teor para as variáveis de cobre, TCu, SAPCu, SCNCu e SASCu, em todos os domínios de estimativa, apresentam assimetria positiva em que uma pequena proporção de amostras, representa grande parte do metal total contido. Embora esses valores extremos sejam, em muitos casos, medições reais do metal contido em uma amostra, a estimativa em suportes de blocos usando esses valores extremos, podem resultar em teores de blocos muito altos, que são irreais em qualquer cenário de mineração.

O truncamento de teor não foi realizado antes da composição, devido à diferença nos comprimentos das amostras variando no entorno de 3 a 1.5 m, de 1992 a 2010, o tamanho

médio era de 3 m, de 2011 a 2015 o comprimento médio era de 1,5 m, e de 2015 a 2020 o comprimento médio foi de 3 metros.

As análises de *boxplots* dos compósitos para os teores de TCu, SAPCu, SASCu e SCNCu (Figura 18), mostram que os domínios supérgenos e oxidados apresentam alta variabilidade. Isso é um indicativo da presença de valores extremos na distribuição dos teores nesses domínios, o que na maioria pode ser reflexo da diluição entre esses dois domínios, ou seja, presença de amostras do domínio supérgeno, como, por exemplo, veios de calcosita no domínio dos óxidos e vice-versa. Sabe-se que é impossível ter tal seletividade no modelamento dos sólidos geológicos ou durante a lavra. Como esses dois domínios possuem teores médios de cobre relativamente diferentes, ao aplicar o truncamento de teor no domínio dos óxidos, isso se restringiria principalmente às amostras supérgeno nesse domínio. Dessa forma, para tentar reproduzir essas misturas de populações, o truncamento de teor foi estabelecido com base numa classificação geometalúrgica nas amostras conforme sugerido pelos geólogos da mina de CDM (Tabela 12).

Tabela 12– Critérios de codificação Geometalúrgica – GEOMET.

GEOMET	Descrição	TCu	SAPCu/TCu	SCNCu/TCu
1	Lixiviado	<0.1	0 a 1.0	0 a 1.00
2	FeOx-Cu	≥0.1	<0.35	<0.40
3	Oxido impuro	≥0.1	≥0.35 a <0.6	<0.40
4	Oxido	≥0.1	≥0.6 a <1.0	<0.40
5	Mixed Calcocita	≥0.1	≥0.55 a <1.0	≥0.40 a <0.65
6	Calcosita	≥0.1	≥0.55 a <1.0	≥0.65 a <1.00
7	Covellite-Bornite	≥0.1	<0.55	≥0.40 a <1.00
8	Calcopirita	≥0.1	<0.35	<0.40
8	Calcopirita	≥0.1	-	-
9	Indefinido	<0.1	-	-

A partir dessa classificação nas compostas, utilizou-se uma combinação de histograma, gráficos de probabilidade, análise de decil, para identificar valores atípicos e determinar os limites de truncamento de teor por domínio geomet. Todos os teores foram examinados: TCu, SAPCu, SASCu, SCNCu. Para cada domínio analisado, o teor de corte usado correspondente ao mesmo percentil para todas as análises de cobre, com o objetivo de manter a correlação entre os diferentes ensaios de cobre. A Figura 19 exemplifica as análises para o TCu no domínio oxidado, geomet 2 e 3, e um resumo dos valores de truncamento de teor escolhidos para o TCu, é apresentada na Figura 20. O

Anexo 3 contém todos os valores de truncamento de teor para as análises de cobre por domínio.

Figura 19 - Análise para definição de truncamento de teor — teores analisados desde percentil 90 até 100. A) Teor médio de TCu vs valores de truncamento de teor aplicado. B) Desvio padrão vs valores de truncamento de teor. C) Coeficiente de variação vs valores de truncamento de teor. C) Coeficiente de variação vs valores de truncamento de teor.

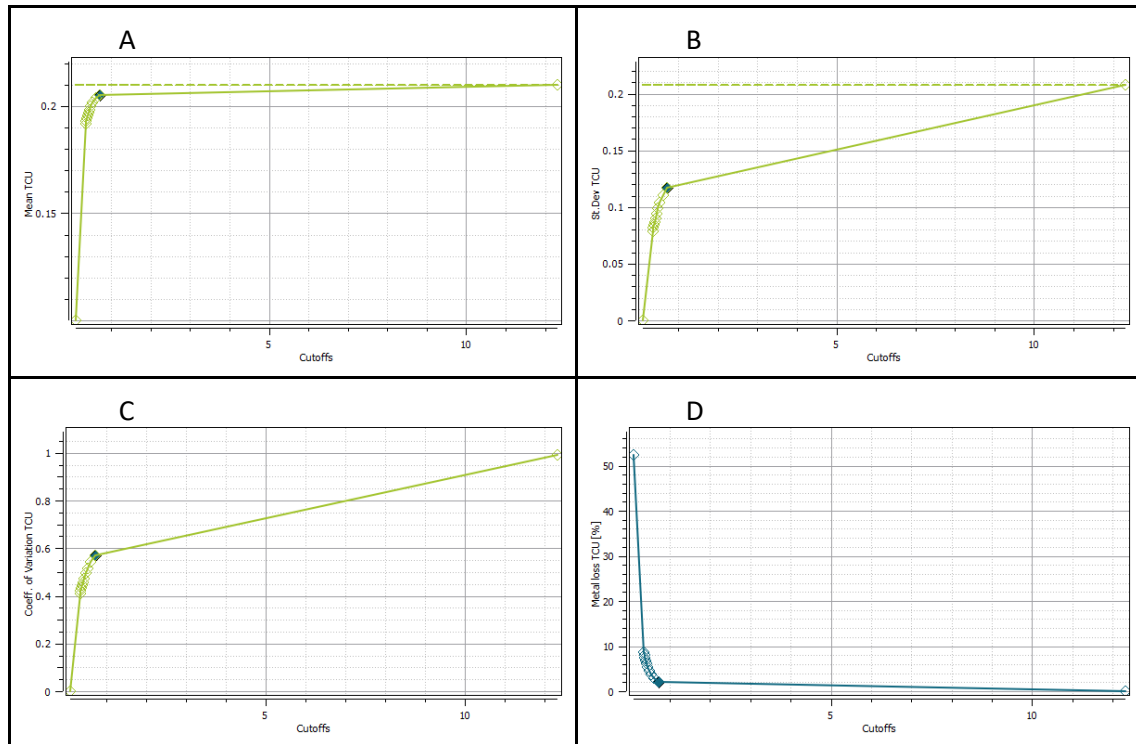


Figura 20 - Valores do teor máximo por geomet para o TCu no domínio oxidado.

Domínio	Geomet	Variável	Truncamento de teor	Percentil
oxidado	1	TCu	0.10	p99
oxidado	2 e 3	TCu	0.72	p99
oxidado	4	TCu	1.37	p99
oxidado	5	TCu	3.82	p99
oxidado	6 e 7	TCu	5.62	p99

4.5. Estimativa de recursos

4.5.1. Modelo de blocos

O modelo de blocos de Piedras Verdes foi construído com painéis de 20 m x 20 m x 12 m, e os SMU correspondem a blocos de tamanho de 10 m x 10 m x 12 metros. O modelo de bloco tem 6 km por 3 km, e um pouco menos de 1 km na vertical. A Tabela 13 mostra a geometria do SMU.

O tamanho do SMU foi de 10x10x12m. O tamanho do SMU na vertical corresponde ao tamanho da bancada e na horizontal está condizente ao impacto do movimento da detonação e características de seletividade do depósito. Já o tamanho do Painel foi definido de acordo com

o espaçamento médio dos furos que varia entre 30-50 m e por isso, ele tem o tamanho de 20x20x12m.

Tabela 13 - Geometria do modelo de blocos (SMU).

Dimensões	X	Y	Z
Mínimo (m)	694500	4500	-336
Máximo (m)	700500	7500	528
Extensão (m)	6000	3000	864
Tamanho do Bloco (m)	10	10	12
Número de Blocos	600	300	72

Três técnicas geoestatísticas para modelagem de incerteza serão aplicadas aqui para avaliação de recursos. Elas incluem LUC (Condicionamento Uniforme Localizado), MIK (Krigagem múltipla de Indicadores), LMIK (Krigagem múltipla dos Indicadores Localizada) e Co-OK ((Co)-krigagem ordinária). Cada domínio de estimativa foi estimado separadamente usando limites rígidos.

4.6. Anisotropia local

A tendência de teor da mina de Piedras Verdes é influenciada pelo sistema de falhas e, por isso, todos os domínios de estimativa foram estimados com anisotropia local, para considerar essas mudanças na tendência dos teores. No método de interpolação com anisotropia dinâmica, os blocos são estimados rotacionando tanto os ângulos do elipsoide de busca individualmente para cada bloco, alinhado à estruturação da mineralização, quanto a direção dos variogramas, para manter a coerência na estimativa.

O azimute foi definido com base no modelo de curto prazo que, pela quantidade de dados amostrais, pode-se perceber muito bem essas anisotropias locais (Figura 21 e Figura 22). O mergulho foi diferente para cada domínio. Para o oxidado, definiu-se mergulho de 90 graus devido presença de diversos veios mineralizados de cobre verticalizados, e que representam a parte principal do minério desse domínio. Já para o domínio supérgeno, assumiu-se o mergulho de 60 graus segundo análises de seções do contato entre o domínio supérgeno no topo e o hipógeno na base (Figura 23). No domínio hipógeno, assumiu-se mergulho de 30 graus.

Figura 21- Seção Z= 156 m do modelo de curto prazo (CPPV) com setas mostrando às mudanças na tendência azimutal do teor de TCu. Linha em azul delimita a zona fase 6 e a linha em verde a zona fase 8.

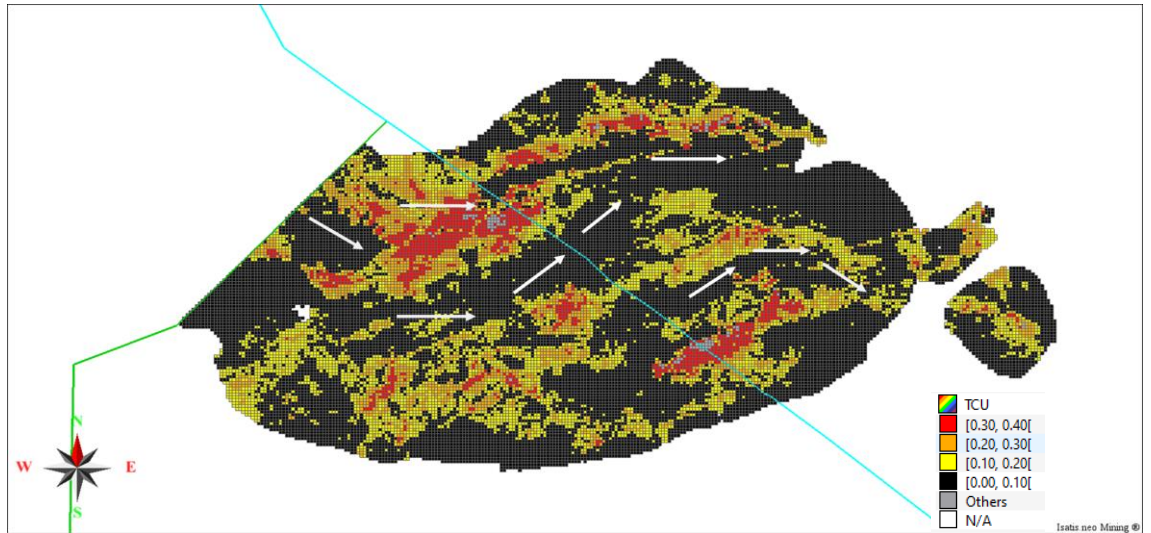


Figura 22- Seção Z= 156 m do modelo de curto prazo (CPPV) mostrando as mudanças na tendência azimutal do teor de TCU para cada setor do depósito de Piedras Verdes. Os polígonos com diferentes cores correspondem as zonas com os distintos azimutes.

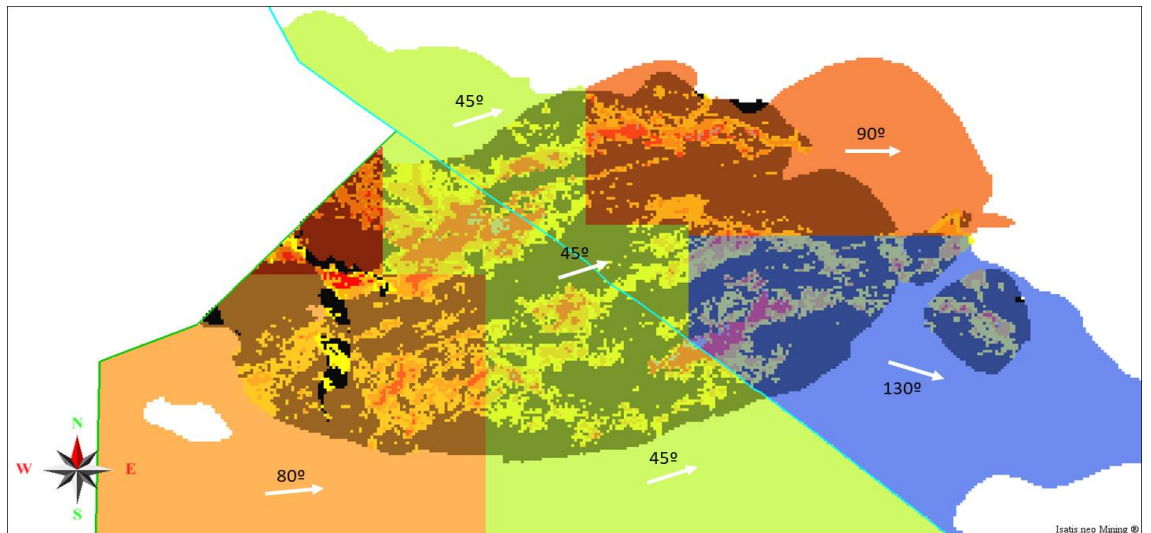
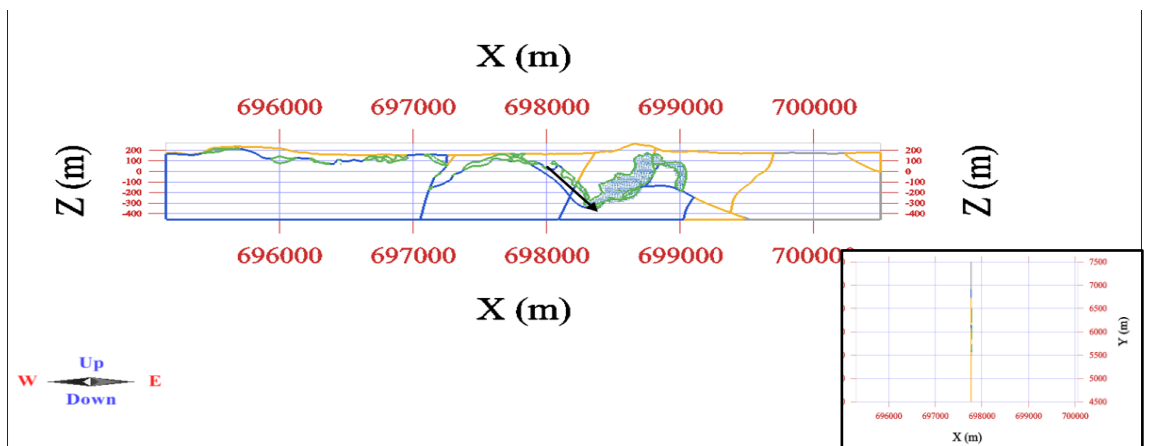


Figura 23 - Seção N-S (X=69865m) dos domínios mineralógicos. Oxidado (amarelo), supérgeno (verde), hipógeno (azul) e não mineralizado (cinza).



4.7. Estimativa

4.7.1. Condicionamento Uniforme Localizado (LUC)

Conforme descrito no Capítulo 2, o condicionamento uniforme (UC) utiliza para modelar a incerteza dos teores em cada painel, a estimativa por (Co)-krigagem ordinária na escala dos painéis e a mudança de suporte no SMU e no painel. A localização dos teores em cada SMU é feita a partir do resultado do UC e a estimativa por OK na escala dos SMU.

A avaliação dos valores de TCu, SAPCu, SASCu e SCNCu nos painéis foi conduzida por meio da técnica de (Co)-krigagem ordinária (Co-OK), utilizando o Modelo Linear de Corregionalização (MLC). Nesse modelo, tanto as relações diretas quanto cruzadas são expressas como combinações lineares das mesmas estruturas básicas. A abordagem de (Co)-krigagem adotada pressupõe que a soma dos pesos atribuídos às variáveis primárias e secundárias seja igual a um (*rescaled co-kriging*).

A escolha da (Co)-krigagem foi motivada pela alta correlação nas análises de cobre. Dessa forma, a (Co)-krigagem tem a vantagem de reproduzir de maneira mais fiel a correlação entre as variáveis em questão. Além disso, destaca-se que a (Co)-krigagem tende a fornecer estimativas de teores mais precisas em comparação com a krigagem ordinária.

O primeiro passo é calcular a correlação espacial dos dados compositados com truncamento dos teores, quantificada pelo cross variograma. Os cross variogramas foram modelados em três direções: duas direções no plano principal e uma normal a ele. O cross variograma é válido segundo o modelo de corregionalização linear. As direções de continuidade máxima e mínima no plano principal escolhidas foram azimute 120 e 30 graus, respectivamente o mergulho de 90 graus para o domínio oxidado. Para os demais domínios, foram utilizadas as mesmas direções no plano principal, alterando o mergulho 60 para o domínio supérgeno e 30 graus para domínio hipógeno. Tais direções foram definidas com base no conhecimento da geologia local de Piedras Verdes e análises visuais da tendência dos teores de cobre. Para os modelos de cross variograma, foram usadas duas estruturas exponenciais ademais do efeito pepita.

A Tabela 14 mostra os parâmetros do modelo de cross variograma para o domínio oxidado.

Tabela 14 - Parâmetros do modelo dos variogramas diretos e cruzados definido por três estruturas- efeito pepita e duas estruturas exponenciais - para o domínio oxidado.

Domínio	Variável direta e cruzada	Efeito pepita	Dip	Azi	Pitch	Patamar 1	Alcance 1			Patamar 2	Alcance 2		
							D1	D2	D3		D1	D2	D3
oxidado	TCu	0.009	90	120	90	0.023	50	80	25	0.004	200	150	50
oxidado	TCu e SAPCu	0.006	90	120	90	0.015	50	80	25	0.002	200	150	50
oxidado	TCu e SASCu	0.001	90	120	90	0.008	50	80	25	0.001	200	150	50
oxidado	TCu e SCNCu	0.006	90	120	90	0.005	50	80	25	0.003	200	150	50
oxidado	SAPCu	0.004	90	120	90	0.011	50	80	25	0.002	200	150	50

oxidado	SAPCu e SASCu	0.001	90	120	90	0.006	50	80	25	0.001	200	150	50
oxidado	SAPCu e SCNCu	0.004	90	120	90	0.004	50	80	25	0.002	200	150	50
oxidado	SASCu	0.001	90	120	90	0.004	50	80	25	0.001	200	150	50
oxidado	SASCu e SCNCu	0.001	90	120	90	0.001	50	80	25	0.001	200	150	50
oxidado	SCNCu	0.004	90	120	90	0.003	50	80	25	0.003	200	150	50

A (Co)-krigagem ordinária foi realizada sobre o painel definido por blocos de 20x20x12 metros. O tamanho do painel foi escolhido com base no espaçamento médio dos furos conforme sugerido por Vitry et al. (2007) e o tamanho do SMU é de 10x10x12 m, devido a parâmetros operacionais.

As estimativas do painel e no SMU foram realizadas em quatro passadas conforme os parâmetros utilizados mostrado na Tabela 15. O tamanho do elipsoide de busca foi definido com base no espaçamento amostral tendo como referência o alcance do variograma como tamanho máximo para a terceira passada. Para a quarta passada, usou-se um elipsoide de busca de 5000 m x 5000m x 1000 m com restrição de uma amostra para garantir que todos os blocos sejam estimados. Esses parâmetros foram definidos fazendo algumas análises de sensibilidade analisando os impactos dos critérios na estimativa. Para todos os domínios, a orientação do elipsoide de busca e variograma foram ajustados segundo anisotropias locais. Os blocos foram discretizados para considerar a estimativa no suporte do painel.

Tabela 15 - Parâmetros de estratégia de busca para (Co)-krigagem ordinária no painel e SMU.

Domínio	Passada	Tamanho			Nº Setores	Nº Max. Amostras	Nº Min Amostras	Num Max DH
		D1	D2	D3				
oxidado	1	25	16	20	1	4	4	3
oxidado	2	40	25	35	1	5	5	3
oxidado	3	70	30	65	1	6	5	3
supérgeno	1	25	16	20	1	4	4	3
supérgeno	2	35	25	35	1	5	5	3
supérgeno	3	55	25	50	1	5	5	3
hipógeno	1	40	16	35	1	6	5	3
hipógeno	2	50	25	40	1	6	5	3
hipógeno	3	75	40	70	1	8	4	3

A anamorfose gaussiana é necessária para ajustar o DGM (Modelo Discreto Gaussiano) na escala da SMU e do painel para considerar a mudança de suporte. Pela mudança de suporte e os resultados das estimativas por (Co)-krigagem ordinária no painel foi definido o UC para cada uma das variáveis: TCu, SAPCu, SASCu e SCNCu, as quais são a distribuição dos teores em cada painel.

O último passo foi definir os teores de cada SMU pelo método de Condicionamento uniforme localizado (LUC) a partir do Condicionamento Uniforme (UC) e a Co-OK no SMU. Para

o LUC multivariado, a localização é feita usando a estimativa do TCu no SMU para os demais elementos.

4.7.2. Krigagem múltipla de indicadores (MIK)

Para a definição dos indicadores, o histograma do TCu, SAPCu, SASCu e SCNCu foi discretizado em n classes, cada uma delimitada por um valor limite de corte superior e inferior. Os limites foram definidos com base nos decis da distribuição, além de uma discretização adicional da cauda superior do histograma, pois boa parte do metal contido está presente nessa parte da distribuição. O teor de cada bloco estimado por MIK é a média do da curva de distribuição dos indicadores na escala de pontos.

Tabela 16 – Indicadores e seu correspondente percentil para o TCu no domínio oxidado.

Percentil	40%	60%	70%	80%	90%	95%	97.50%	99%	99.50%	99.80%
Indicadores	0.03	0.08	0.11	0.15	0.24	0.36	0.51	0.73	0.91	1.73

Os variogramas para cada um dos indicadores foram modelados e as direções de continuidade máxima e mínima no plano horizontal e vertical foram as mesmas descritas para estimativa por Condicionamento Uniforme Localizado descrito no item 4.6.1. Para todos os variogramas foram usadas duas estruturas esféricas além do efeito pepita, de forma que nas transições entre os variogramas dos indicadores para teores mais altos, o efeito pepita aumenta e o range diminui progressivamente. Nota-se uma desestruturação nos variogramas de indicadores de teores mais altos, porém mesmo com esses variogramas poucos estruturados, tentou-se manter essa relação de aumentar progressivamente o efeito pepita e diminuir o alcance do variograma à medida que o indicador aumenta. A Tabela 17 apresenta os parâmetros de variogramas dos indicadores do TCu para o domínio oxidado.

Anexo 5 apresenta os parâmetros do modelo de variograma para cada indicador do TCu, SAPCu, SASCu e SCNCu por domínio, na Fase 6.

Tabela 17 - Parâmetros de variogramas dos indicadores do TCu, para o domínio oxidado.

Domínio	Variável	Indicador	Efeito pepita	Patamar 1	Alcance 1			Patamar 2	Alcance 2		
					D1	D2	D3		D1	D2	D3
oxidado	TCu	0.03	0.01	0.03	43	39	20	0.06	270	260	140
oxidado	TCu	0.08	0.02	0.08	43	39	20	0.13	250	240	135
oxidado	TCu	0.11	0.03	0.08	30	35	20	0.13	220	200	130
oxidado	TCu	0.15	0.03	0.08	25	30	20	0.11	200	170	110
oxidado	TCu	0.24	0.03	0.07	20	28	20	0.07	180	100	90
oxidado	TCu	0.36	0.02	0.04	20	20	20	0.04	100	65	50
oxidado	TCu	0.51	0.01	0.02	15	10	15	0.02	70	55	35
oxidado	TCu	0.91	0.01	0.01	15	11	10	0.01	45	40	30
oxidado	TCu	1.73	0.01	0.01	11	10	9	0.01	30	31	27

As estimativas dos indicadores para as variáveis TCu, SAPCu, SASCu e SCNCu foram realizadas em quatro passadas em suporte de ponto nos SMU's (**Erro! Fonte de referência não encontrada.**). Para a quarta passada, usou-se um elipsoide de busca de 5000 m x 5000m x 1000 m com restrição de uma amostra para garantir que todos os blocos sejam estimados. Para todos os domínios, a orientação do elipsoide de busca e variograma foram ajustados segundo anisotropias locais. Os parâmetros dos elipsoides de busca foram os mesmos detalhados para estimativa por Condicionamento Uniforme localizado descrito no item 4.6.1. Foi usada a mesma estratégia de busca para todos os indicadores do mesmo domínio para conter erros de correlação de ordem.

O pós processamento é necessário para corrigir erros de relação de ordem e resultados da estimativa dos indicadores que estão acima de 1 e menor que 0. A função linear foi usada para interpolar entre as estimativas dos indicadores e, para a cauda inferior do histograma, usou-se uma função potência e, para a cauda superior, usou-se uma função hiperbólica. Os expoentes escolhidos para as análises de cobre para cada domínio estão detalhados na Tabela 18. Tais expoentes foram escolhidos a partir de testes variando os valores dos expoentes. A partir desse pós processamento, foi definido o histograma de pontos para cada SMU e, o modelo MIK, é definido a partir da média desses histogramas.

Tabela 18-Expoentes para extrapolação da cauda superior e inferior para o as análises de cobre no domínio oxidado.

Variável	Domínio	Expoente Superior	Expoente Inferior
TCu	oxidado	2.37	0.4
SAPCu	oxidado	3.896	0.244
SASCu	oxidado	2.1	0.4Van
SCNCu	oxidado	2.471	1.009
TCu	supérgeno	2.714	0.232
SAPCu	supérgeno	3.013	0.286
SASCu	supérgeno	3.769	0.204

SCNCu	supérgeno	2.1	1.354
TCu	Hipógeno	2.118	0.9
SAPCu	Hipógeno	2.1	0.9
SASCu	Hipógeno	2.87	0.15
SCNCu	Hipógeno	3.112	1.2

4.7.3. (Co)-krigagem dos Indicadores Múltipla Localizada (LMIK)

Nesse método, a (Co)-krigagem dos indicadores é feita na escala dos painéis e, a partir da distribuição dos teores estimada para cada painel, o teor no suporte do SMU é obtido pelo mesmo processo de localização usado para o modelo por LUC.

Para implementação, usou-se os mesmos indicadores, variogramas, e elipsoide de busca definidos para a estimativa por MIK. Primeiro, a estimativa dos indicadores foi realizada no suporte dos painéis e, em seguida, para o pós processamento, também foi usado a função linear para interpolar entre os resultados das estimativas dos indicadores e, para a extrapolação da cauda superior e inferior, usou-se as funções potência e hiperbólica e, os expoentes estão detalhados na Tabela 19.

Enquanto no modelo MIK, o teor do bloco é definido pela média do histograma de pontos gerados pela estimativa dos indicadores nos SMU's, no modelo LMIK, o teor de cada SMU é calculado pelo processo de localização da incerteza de bloco fornecida pelo MIK no suporte dos painéis. A correção da distribuição dos teores dos painéis foi calculada pelo modelo *Indirect lognormal*. Para esse modelo de mudança de suporte, o fator de correção de variação de volume (f) é estimado pela razão entre a variância dos painéis e o SMU e a variância no suporte de ponto. Como para a maioria dos domínios e variáveis o fator f foi menor que 0.7 optou-se pelo modelo *Indirect lognormal* ao invés do *affine*. A mudança de suporte para os painéis foi calculada para cada domínio, a partir dos cross variogramas das variáveis no domínio em questão (

Anexo 4), usando a ferramenta de *Support Correction* no Isatis.neo®. A Equação 1 exemplifica o cálculo do fator de correção (f) para o TCU no domínio oxidado e a Tabela 19 mostra o coeficiente f para todas as variáveis por domínios de minério.

Neste caso, é preciso saber como é a variância dos teores dos SMU's dentro dos Painel. O valor relativamente baixo de f é um indicativo que o tamanho do painel é grande em relação a variância dos teores de cobre. Com isso, boa parte da variância é absorvida pelo bloco gerando modelos mais suavizados.

$$\text{Equação 1 - Fator } f \text{ para o TCU para o suporte dos painéis- domínio oxidado - Fase 6 - } \bar{\gamma}(v, v) = \text{SMU} / \bar{\gamma}(V, V) = \text{Painel}$$

$$f = \frac{\text{Var Blocos}}{\text{Var Pontos}} = 1 - \frac{\bar{\gamma}(v, v)}{\bar{\gamma}(V, V)} = 1 - \frac{0.0170}{0.02211} = 0.23 \quad (21)$$

Tabela 19 – Expoente superior e inferior e coeficiente de f para cada variável e domínio usados no pós processamento para estimativa por LMIK.

Variável	Domínio	Expoente Superior	Coeficiente 'f'	Expoente Inferior
TCU	oxidado	2.37	0.228	0.4
SAPCU0	oxidado	3.896	0.228	0.244
SASCU0	oxidado	2.1	0.299	0.4
SCNCU0	oxidado	2.471	0.162	1.009
TCU	supérgeno	2.714	0.233	0.232
SAPCU0	supérgeno	3.013	0.239	0.286
SASCU0	supérgeno	3.769	0.318	0.204
SCNCU0	supérgeno	2.1	0.232	1.354
TCU	Hipógeno	2.118	0.233	0.9
SAPCU0	Hipógeno	2.1	0.239	0.9
SASCU0	Hipógeno	2.87	0.318	0.15
SCNCU0	Hipógeno	3.112	0.232	1.2

O passo seguinte é fazer a localização dos SMU's partir da distribuição dos teores no suporte dos painéis. O processo de localização é o mesmo que foi aplicado para a estimativa por LUC em que usa a estimativa por (Co)-krigagem da variável em questão no suporte dos SMU para ranquear as SMUs, e a distribuição dos teores obtidos por MIK na escala dos painéis. A estimativa por (Co)-krigagem ordinária nos SMU's para localização foi a mesma usada no modelo LUC.

4.7.4. (Co)-krigagem ordinária (Co-OK)

Foram gerados dois modelos por (Co)-krigagem ordinária não tradicional que estabelece que a soma dos pesos das variáveis é igual a um. Um modelo foi estimado usando parâmetros mais locais, e outro modelo com parâmetros mais globais, com finalidade de analisar o impacto dessas duas abordagens. Ambas as estimativas foram realizadas no suporte dos SMU's.

A estimativa usando parâmetros locais está descrita no item 4.6.1. da estimativa por LUC. Para a estimativa por (Co)-krigagem usando parâmetros globais, usou-se os mesmos cross

variogramas descritos no item 4.6.1., e os parâmetros de elipsoide de busca estão detalhados na Tabela 20.

Tabela 20 - Parâmetros de busca globais para estimativa por (Co)-krigagem ordinária no suporte das SMU.

Domínio	Passada	Tamanho			Nº Setores	Nº Max. Amostras	Nº Min Amostras	Nº Max DH
		D1	D2	D3				
oxidado	1	35	35	35	1	12	6	3
oxidado	2	60	60	60	1	12	8	3
oxidado	3	90	90	90	1	12	8	3
supérgeno	1	35	35	35	1	12	6	3
supérgeno	2	60	60	60	1	12	8	3
supérgeno	3	90	90	90	1	12	8	3
hipógeno	1	35	35	35	1	12	6	3
hipógeno	2	60	60	60	1	12	8	3
hipógeno	3	90	90	90	1	12	8	3

4.7.5. Estimativa do domínio não mineralizado

O domínio não mineralizado foi estimado por média móvel já que possui poucas amostras, insuficiente para gerar um variograma. A estimativa foi realizada em passada única, usando elipsoide de busca com tamanho de 2500 m X, 2500 m Y e, 2000 m Z com um número mínimo de duas amostras.

4.8. Cálculo de cobre sequencial e culix

A recuperação do teor do cobre depende da mineralogia, ou seja, se está associado a minerais de óxidos, supérgenos ou hipógenos. Justamente por isso, são feitas as diferentes análises de cobre, já que cada uma dá uma resposta à mineralogia associada.

Para manter a relação dos teores das variáveis na estimativa, é feita uma correção em que:

$$\text{Se } SAPCu \text{ ou } SASCu > TCu, SAPCu \text{ e } SASCu = TCu \quad (22)$$

$$\text{Se } SCNCu + SASCu > TCu, SCNCu = TCu - SASCu \quad (23)$$

O cobre sequencial foi calculado pela soma da estimativa do SASCu e SCNCu e, a variável Culix funciona como sendo a resposta do teor recuperado de cobre é calculada pela seguinte relação:

SAPCu for maior que o SeqCu, Culix é igual a SAPCu e,
SeqCu for maior que SAPCu, o Culix é igual ao SeqCu.

Conforme a relação entre as estimativas de SAPCu e SeqCu em cada um dos domínios de minério, ou seja, oxidado, supérgeno e hipógeno, o Culix foi definido para os modelos gerados por LUC, LMIK, MIK e OK.

4.9. Validação dos modelos

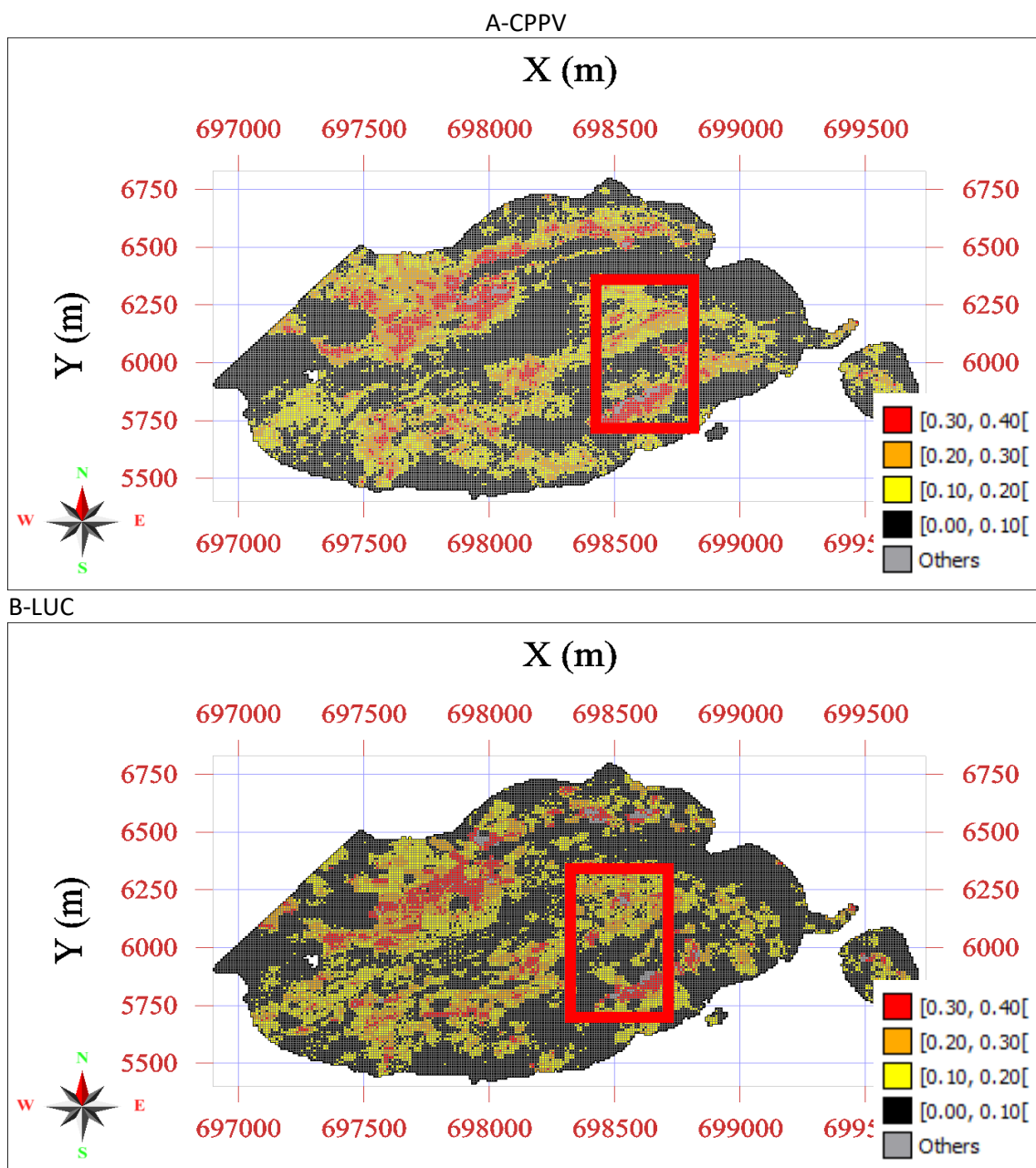
A validação dos modelos estimados por LUC, MIK, LMIK e Co-OK foram feitas usando: inspeção visual dos blocos estimados, gráfico de tendência para três direções de continuidade espacial comparando a média das compostas desagrupadas e blocos estimados, comparação

das estatísticas globais para as compostas com peso da declusterização e os blocos estimados e reconciliação entre os modelos de longo prazo estimados e o modelo de curto prazo.

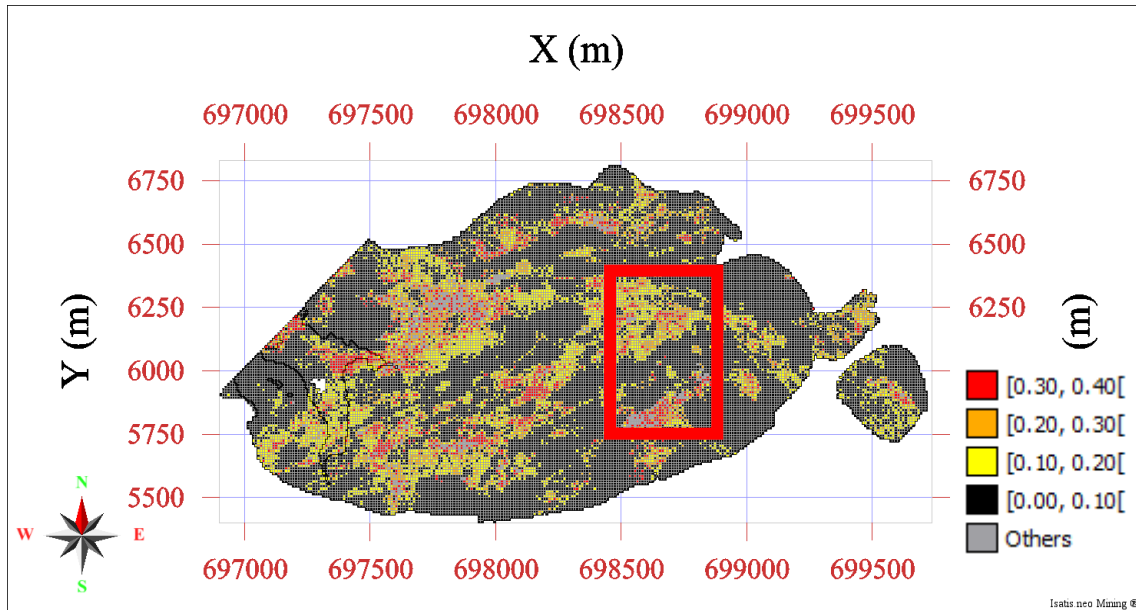
4.9.1. Inspeção visual

Pela seção horizontal (Figura 24), pode-se ver que os modelos seguem as tendências locais de teor do TCU do modelo de curto prazo e, deve-se a isso, ao uso das anisotropias locais nas estimativas. Para as seções geradas nos modelos de longo prazo, considerou os blocos com estimativa no modelo CPPV. Os modelos que usam os métodos de localização, LMIK e LUC, aparentam ser mais erráticos com dispersões mais bruscas de teores, ao contrário dos modelos gerados por Co-OK e MIK em que tem uma distribuição difusa dos teores.

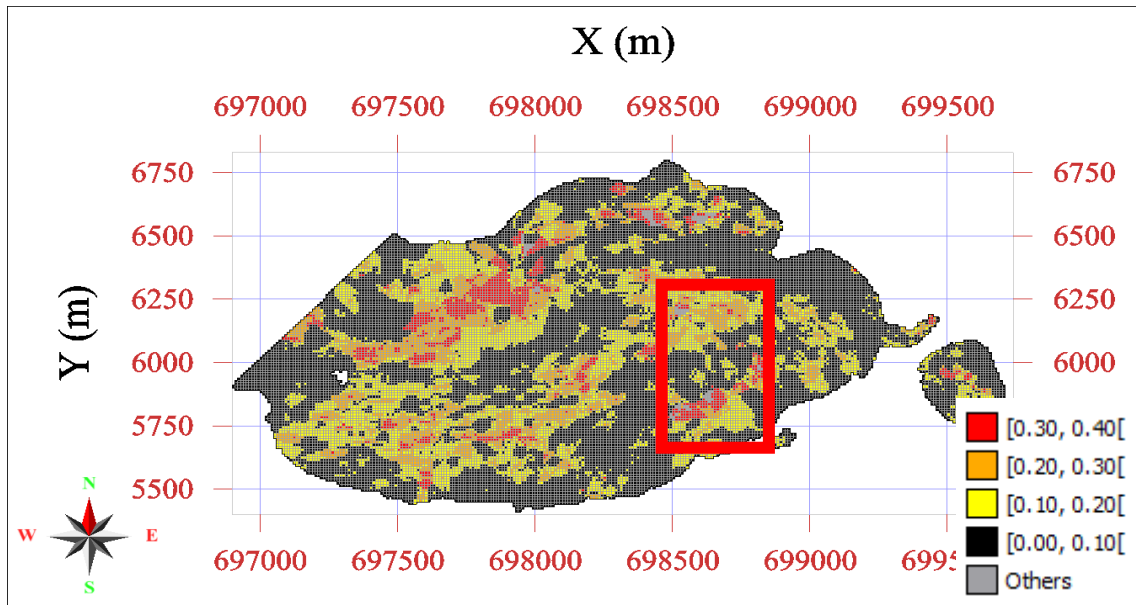
Figura 24- Seção horizontal | Z = 156 m A) Seção do modelo CPPV B) Seção do modelo LUC. C) Seção do modelo LMIK D) Seção do modelo Co-OK Local. E) Seção do modelo MIK. F) Co- OK Global. Todas as seções estão destacado a zona com as maiores diferenças.



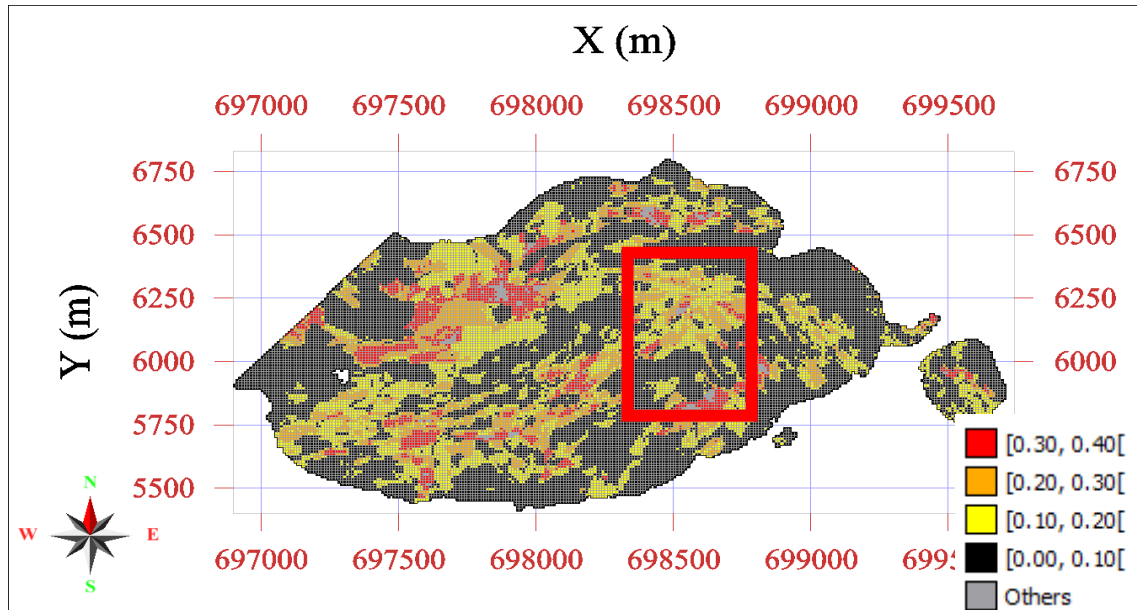
C-LMIK



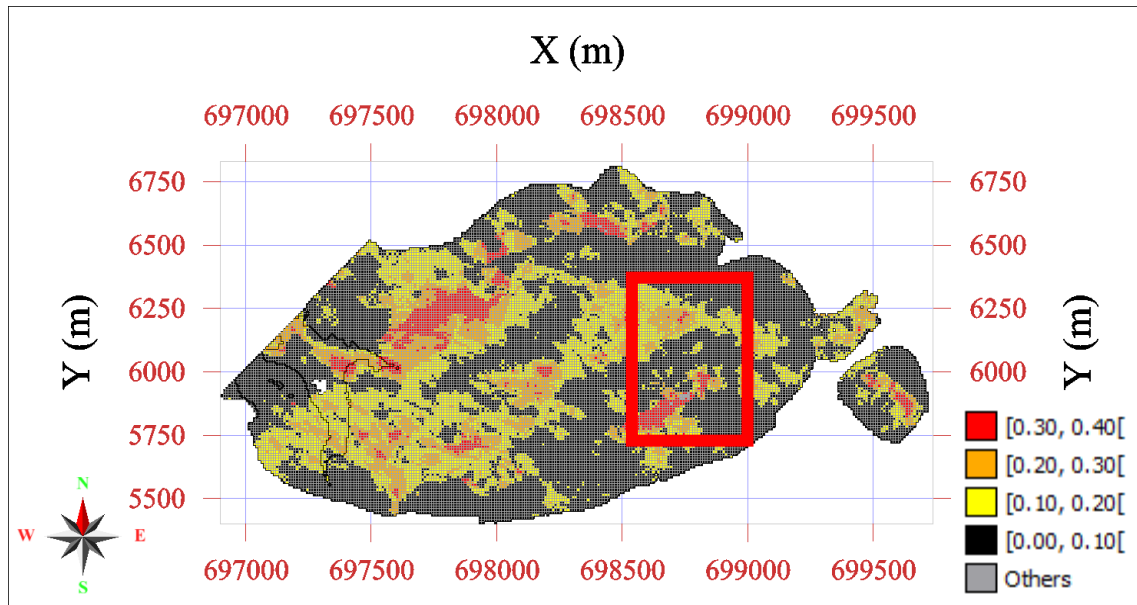
D-Co-OK Local



E-MIK



F-Co-OK Global



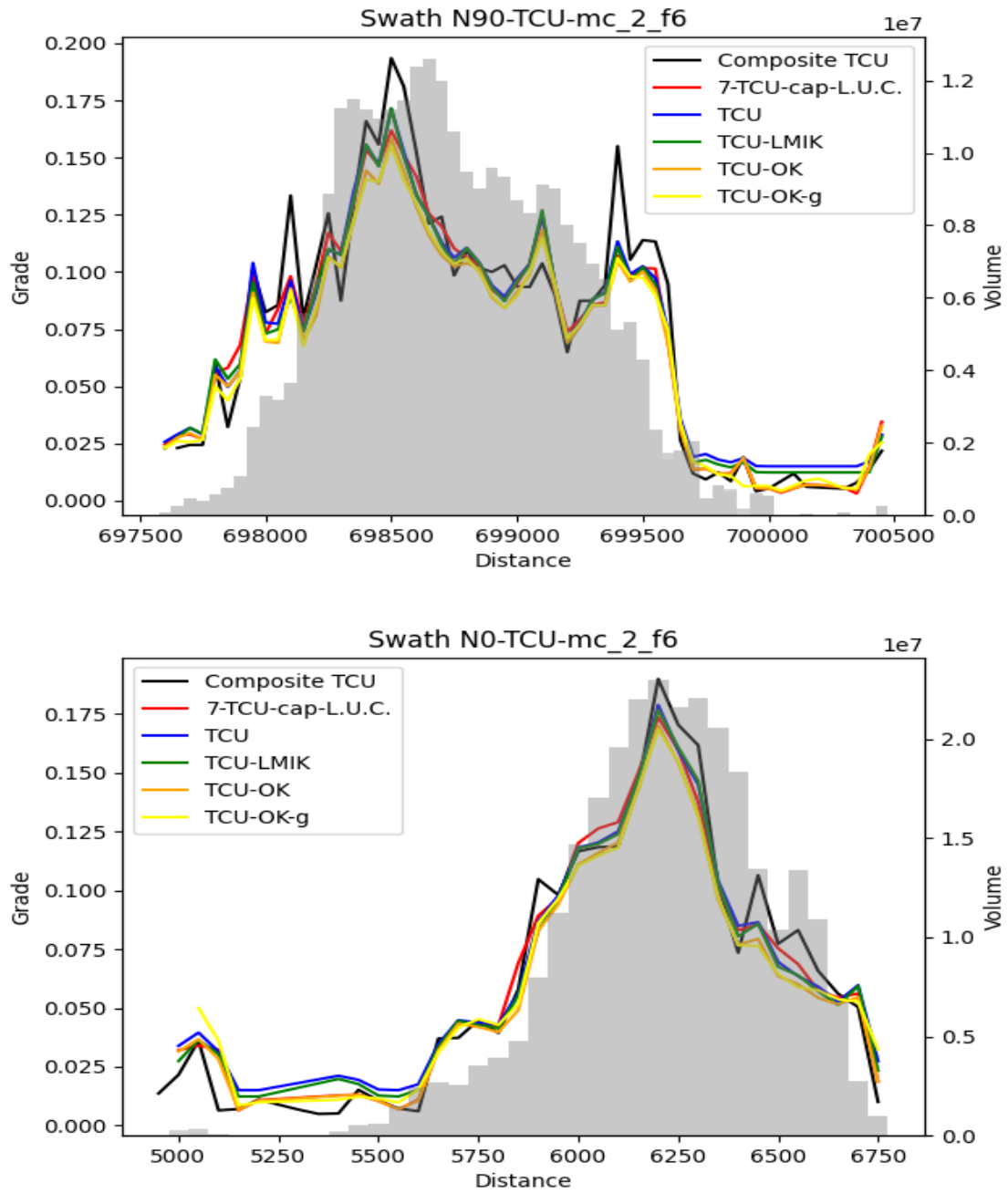
4.9.2. Gráfico de tendência para três direções comparando a média das compostas e blocos estimados.

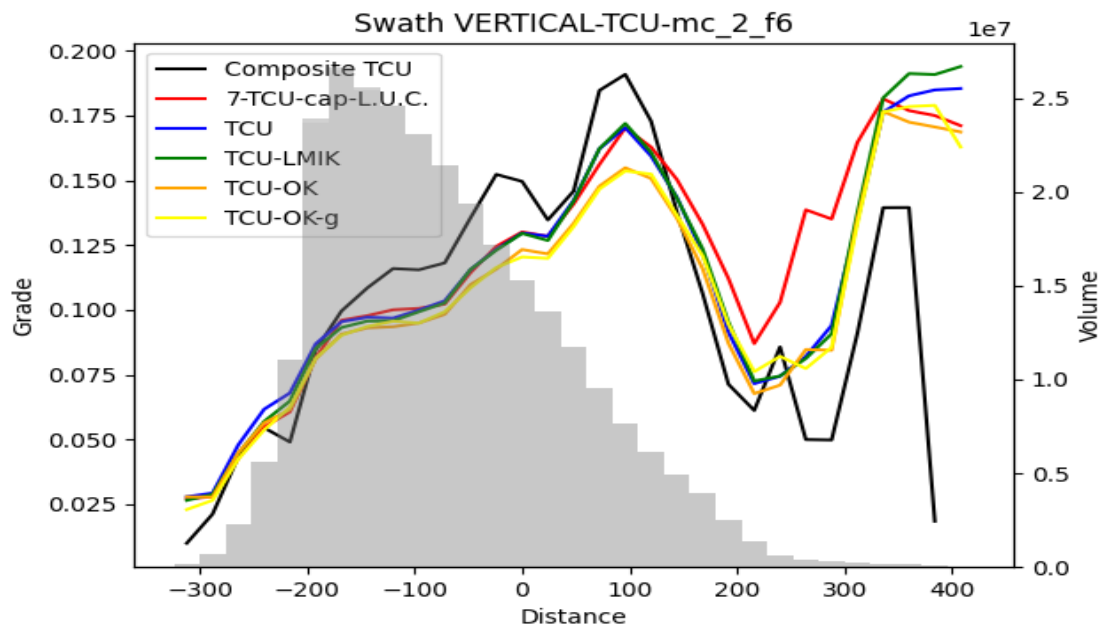
Na

Figura 25, *swath plot* com médias locais desagrupadas calculados a cada 50 m na direção N0 e N90, e 24 m na direção vertical comparam a média dos dados brutos desagrupados com a média dos blocos para os modelos definidos por LUC, LMIK, MIK e Co-OK local e Co-OK global no domínio oxidado. Os blocos contemplam a estimativa até a terceira passada. O gráfico de *swath plot* para os demais domínios e variáveis de cobre é apresentado no

Anexo 6. Os gráficos de *swath plot* mostram que os blocos estimados para todos os modelos apresentam boa aderência as médias dos compósitos ao longo das três direções principais. As bordas do depósito apresentam menor reprodução entre as médias dos dados e os modelos estimados, mas essas zonas a relação entre o número de blocos e amostras é menor e justifica essa pior validação.

Figura 25 - Swath plot com médias locais calculados a cada 50 m na direção N0 e N90, e 24 m na direção vertical e que comparam a média dos dados e média dos blocos dos modelos definidos pelo modelo de LUC, LMIK, MIK e OK no domínio oxidado. Eixo vertical esquerda - Teor de TCU. Eixo vertical direita - Número de blocos estimados. Cores das linhas: Preto - Composta, vermelho - LUC, azul - MIK, verde - LMIK e amarelo - Co-OK Local e laranja Co-OK Global.





4.9.3. Comparação das estatísticas globais para os compósitos com peso da declusterização e os blocos estimados.

As comparações entre as estatísticas de compósitos com peso da declusterização e das estimativas para os domínios de minério estão apresentadas na

Tabela 21 e os demais domínios e variáveis estão no

Anexo 7. Comparando as estatísticas do TCu para compósitos e modelos de estimativa por Co-OK Global e local, MIK, LMIK e LUC, observamos que em termos globais os modelos estimados estão com médias muito próximas as dos dados compostados e com peso.

Uma diferença relativa entre as médias locais dos modelos e os dados com peso era esperada porque os modelos gerados usam estratégias de buscas locais que visam minimizar a suavização da estimativa, horando médias locais, como foi visto pelos gráficos de tendência, ao custo de ter um viés condicional. Somente o modelo gerado por Co-OK Global usou uma estratégia de busca global, com elipsoide de busca maior e aceitando um alto número de amostras por setor. Entretanto, ao comparar as médias globais dos dados, não se observou muita melhora em relação ao modelo gerado por Co-OK local.

Observa-se que o modelo MIK e o LMIK tende a ter teores médios ligeiramente mais altos que os modelos de Co-OK e LUC, mas isso deve-se ao fato de que os modelos MIK e LMIK são usadas as amostras brutas e para os modelos Co-OK e LUC usam-se as amostras com truncamento de teor.

Além disso, pode-se ver que os modelos gerados por estimativas não lineares que usam os métodos de localização, o LUC e o LMIK apresentam maiores desvios padrões, comparado os modelos por (Co)-krigagem ordinária e o MIK que foram estimados diretamente no suporte do SMU.

Tabela 21- Estatística descritiva do T_{Cu} para os domínios de minério – Coluna Dif corresponde a diferença relativa entre as médias dos dados e os modelos. Para MIK e LMIK diferença calculada entre composta sem peso e para LUC e Co-OK entre Truncamento com peso.

Modelos	Min.	Max.	Média	Std	% Dif
TCu					
oxidado					
Truncamento com peso	0.00	5.62	0.07	0.13	
Truncamento sem peso	0.00	12.32	0.07	0.15	
Co-OK Global	0.00	1.55	0.07	0.08	5%
Co-OK Local	0.00	2.42	0.07	0.10	2%
L.U.C.	0.00	2.90	0.07	0.11	7%
LMIK	0.02	2.44	0.07	0.12	8%
MIK	0.02	1.93	0.07	0.10	9%
hipógeno					
Truncamento com peso	0.00	0.64	0.06	0.06	
Truncamento sem peso	0.00	1.21	0.06	0.06	
Co-OK Global	0.00	0.54	0.06	0.05	1%
Co-OK Local	0.00	0.57	0.05	0.05	-3%
L.U.C.	0.00	0.60	0.05	0.05	-3%
LMIK	0.01	0.40	0.06	0.06	9%
MIK	0.01	0.41	0.06	0.05	6%
supérgeno					
Truncamento com peso	0.00	4.06	0.20	0.32	
Truncamento sem peso	0.00	5.64	0.20	0.33	
Co-OK Global	0.00	2.05	0.20	0.20	3%
Co-OK Local	0.00	2.64	0.20	0.24	1%
L.U.C.	0.00	3.03	0.20	0.25	-1%
LMIK	0.03	3.36	0.21	0.31	6%
MIK	0.03	3.84	0.21	0.26	7%
não mineralizado					
Composta com peso	0.00	1.11	0.01	0.05	
OK	0.01	0.01	0.01	0.00	

4.9.4. Reconciliação entre os modelos estimados de longo prazo e curto prazo.

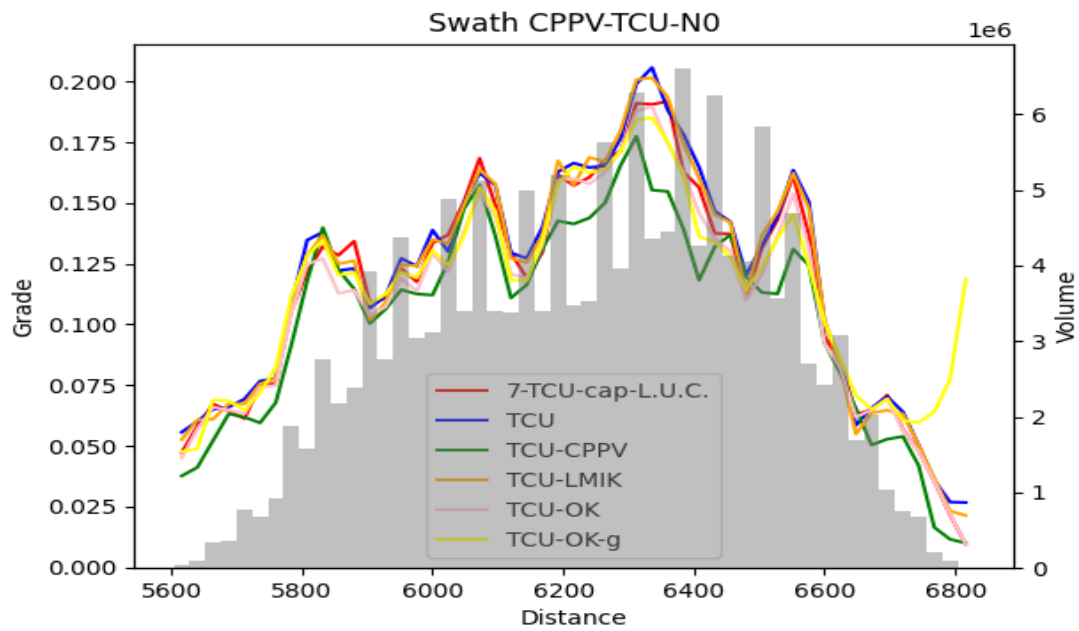
O modelo de curto prazo de Cobre del Mayo foi construído com base em blocos de 5 m x 5 m x 12 m usando furos de RC a cada 5 m x 5 m x 12 metros. Os modelos de bloco de longo prazo são comparados ao modelo de bloco de curto (CPPV). Vale ressaltar que como ambos os

modelos são criados usando base de dados diferentes, espera-se que eles sejam diferentes. Entretanto, como o modelo de curto prazo reconcilia bem com a planta, quanto menor for essa diferença, melhor.

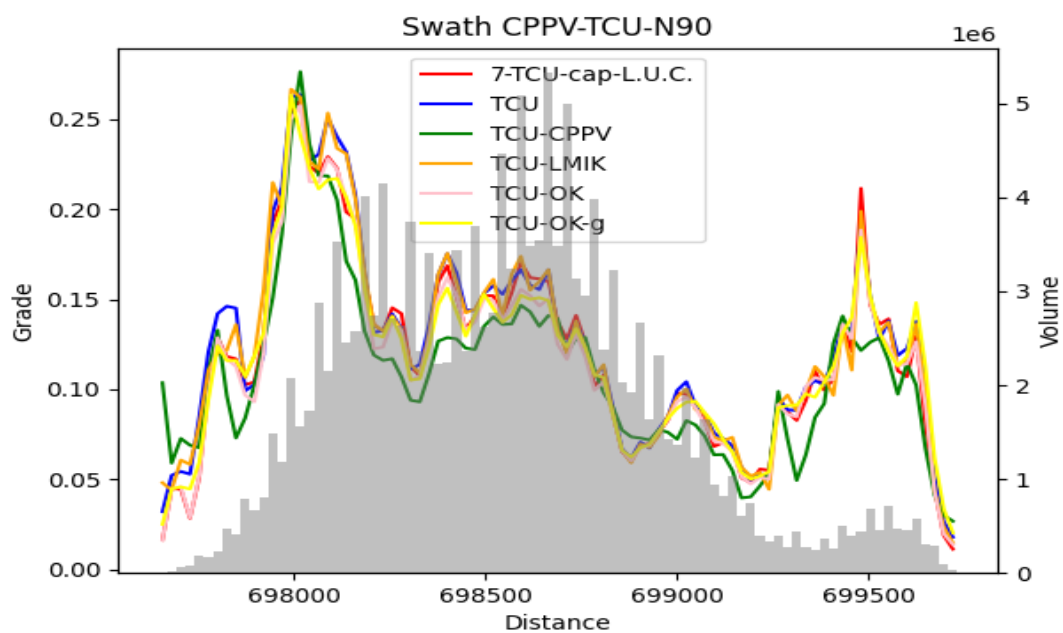
A primeira comparação foi em relação aos gráficos de tendência, com médias locais calculadas a cada 24 m na direção N0 e N90, e vertical. A Figura 26 mostra os *swath plots* para o TCU. Pode-se ver, que os modelos de longo prazo estão um pouco superestimados, mas eles seguem a tendência de teores do modelo CPPV.

Figura 26 -Swath plots para o TCU dos modelos LUC (7-TCU-cap-L.U.C), LMIK, MIK e OK Local (OK) e OK Global (OK-g) vs modelo de curto prazo.

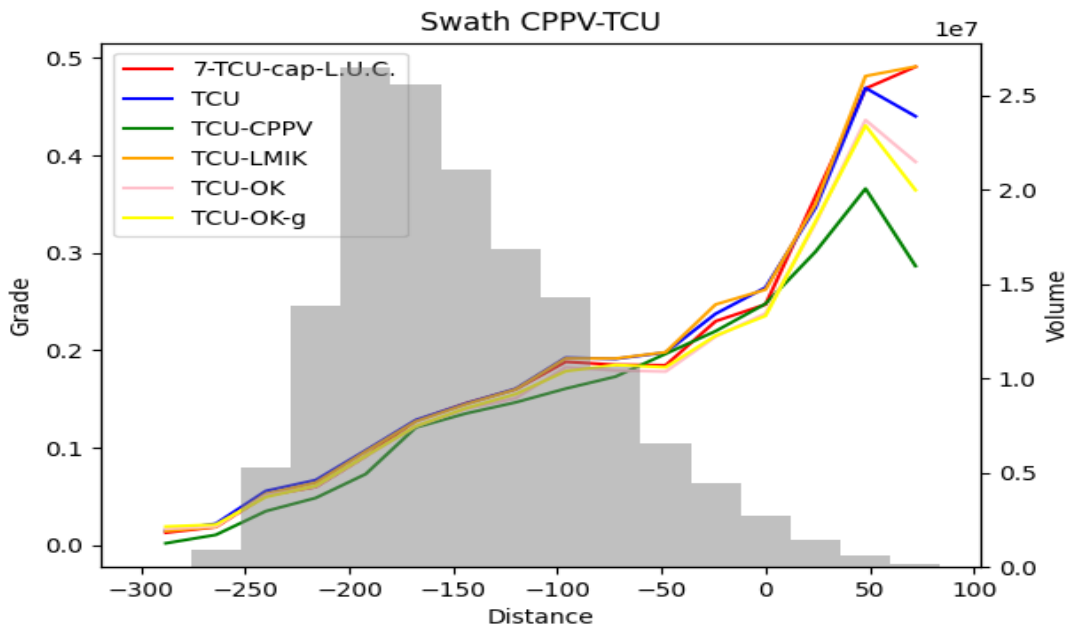
Direção-N0



Direção -N90

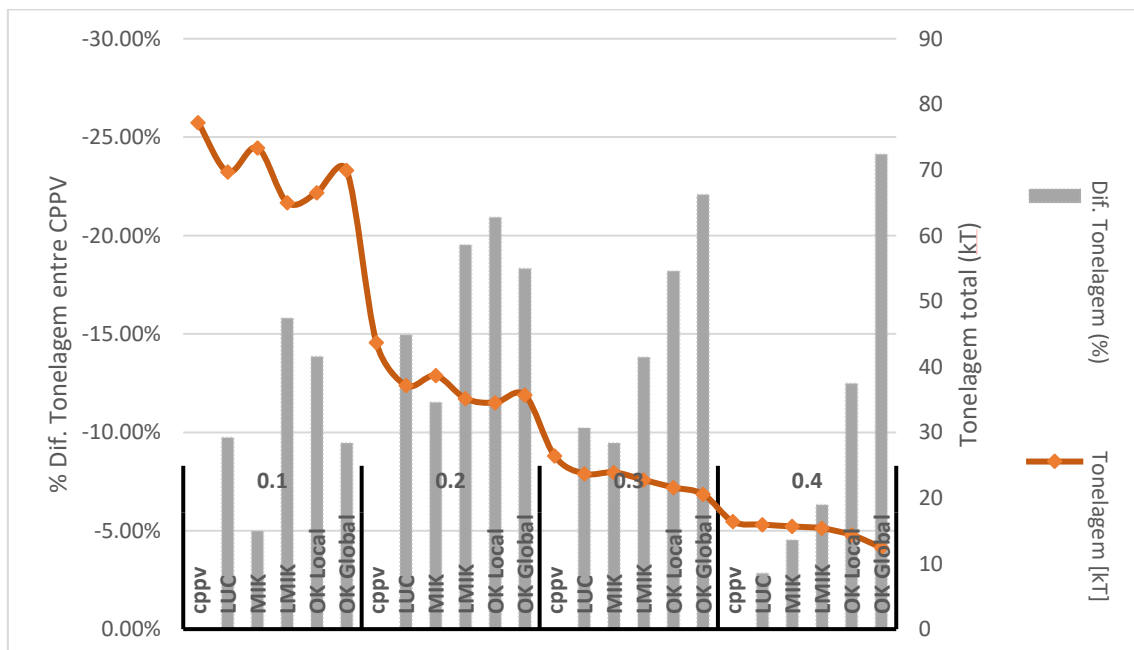


Direção-Vertical



A reconciliação da tonelagem recuperada para os teores limites de 0.1 %, 0.2 %, 0.3 % e 0.4% em TCU para os modelos, LUC, LMIK, CO-OK Global e Local e o MIK vs o modelo CPPV está detalhado na Figura 27. Pela análise, temos que o modelo com melhor aderência em relação ao modelo CPPV para tonelagem recuperada é o MIK, seguido do LUC. Além disso, é perceptível que o erro relativo da tonelagem recuperada para os modelos gerados por (Co)-krigagem ordinária fica cada vez maior à medida que aumenta o teor de corte.

Figura 27 Tonelagem recuperada e diferença entre a tonelagem recuperada em relação ao modelo de curto prazo CPPV - Fase 6 para teores de corte de 0.1, 0.2, 0.3 e 0.4 para os modelos estimados por LUC, LMIK, MIK Co-OK Local e Co-OK Global.



4.10. Discussão dos resultados

Embora os mesmos domínios e variáveis de cobre tenham sido estimados nos modelos LUC, LMIK, MIK e Co-OK local e global, observaram-se algumas diferenças nos resultados,

destacando vantagens e desvantagens para cada modelo. Essas particularidades estão relacionadas tanto à validação das médias globais e locais quanto ao processamento e implementação dos modelos.

O modelo LUC apresentou resultados satisfatórios tanto na validação das médias locais quanto na reconciliação. No entanto, a inspeção visual revelou alguns artefatos visuais decorrentes da localização independente de cada painel, onde as unidades de maior teor em um painel se sobrepõem às de menor valor em um painel vizinho, gerando limites irregulares e artefatos, especialmente em blocos estimados nas passadas maiores da estimativa.

Já o modelo de (Co)-krigagem local obteve resultados satisfatórios, seguindo bem a tendência dos teores em comparação aos dados declusterizados. Visualmente, esse modelo é mais harmonioso do que o LUC, não apresentando artefatos visuais. No entanto, em relação à reconciliação, o modelo de (Co)-krigagem local apresentou má aderência em relação ao modelo de curto prazo, especialmente para os *cutoffs* mais altos, indicando uma possível suavização excessiva da estimativa.

O modelo de (Co)-krigagem ordinária usando parâmetros globais teve resultados insatisfatórios para a tonelagem recuperada, o que era esperado devido à tendência da (Co)-krigagem de gerar modelos mais suavizados em contextos de baixa densidade amostral. Em comparação com o modelo de (Co)-krigagem local, o desempenho na tonelagem recuperada foi inferior.

Quanto ao modelo MIK, a inspeção visual não revelou artefatos e a reconciliação da estimativa foi a melhor em termos de tonelagem recuperada, mostrando-se promissor para a aplicação.

Por outro lado, o modelo LMIK apresentou mais artefatos visuais e resultados mais desfavoráveis na reconciliação. Esses problemas podem estar relacionados a erros embutidos em diferentes etapas da implementação, desde a escolha dos indicadores para estimativa e variografia até o pós-processamento, que envolve a seleção dos expoentes das caudas superiores e inferiores do histograma, bem como o coeficiente de mudança de suporte. Testou-se vários expoentes para obtenção de resultados, mas o LMIK pode ter sofrido com inadequações nesse sentido. Além disso, o uso do modelo de mudança de suporte *log-normal* pode ter impactado a distribuição dos teores de cobre em cada domínio, levando a um modelo do tipo mosaico, o qual é geralmente representado por métodos de estimativa por Krigagem múltipla dos indicadores.

Em resumo, cada modelo apresentou resultados distintos, com suas próprias vantagens e desvantagens. O LUC se destacou na validação das médias locais e reconciliação, mas apresentou artefatos visuais devido à localização independente dos painéis. A (Co)-krigagem local mostrou resultados satisfatórios na tendência dos teores e na ausência de artefatos visuais, mas teve aderência problemática à reconciliação de curto prazo. A (Co)-krigagem ordinária global teve resultados ruins na tonelagem recuperada devido à suavização excessiva. O modelo MIK se destacou na ausência de artefatos visuais e teve bom desempenho na reconciliação da tonelagem recuperada. Por fim, o LMIK teve problemas com artefatos visuais e desempenho desfavorável na reconciliação, possivelmente relacionados a erros na implementação do modelo.

5. Conclusões e recomendações

Neste capítulo será dedicado as conclusões sobre o uso de metodologias não lineares e da (Co)-krigagem ordinária para estimativa de longo prazo.

5.1. Conclusões

Diferentes usos podem ser atribuídos ao modelo estimado, mesmo se for um modelo de longo prazo. Seria para planejamento de longo prazo em que é definido a cava máxima do depósito delimitando o que deve ser extraído e processado, ou seria para planejamento de curto prazo, no qual são definidas as zonas que vão ser mineradas no ano seguinte necessitando assim uma maior precisão local do teor.

Por isso, conforme a finalidade do modelo estimado, existem diferentes metodologias de estimativa e, estratégias de busca. A (Co)-krigagem ordinária é conhecida por ser o melhor estimador para determinar o teor médio para o bloco estimado, entretanto o modelo gerado não possibilita entender possíveis deficiências ou excessos, resultando em uma estimativa suavizada para modelos de longo prazo em um contexto em que não se tem uma alta densidade amostral. Outro grupo de métodos de estimativas, conhecido como não lineares, gera todos os possíveis teores para cada bloco, o que possibilita quantificar as incertezas em cada bloco estimado e por isso, ele é recomendado para fazer estimativa precisa de recursos recuperáveis.

Sobre a estratégia de busca, existem duas abordagens que estão relacionadas ao viés condicional e suavização da estimativa. Um critério usa um elipsoide de busca relativamente maior e com muitas amostras, o que é recomendado para minimizar a incerteza e o viés condicional, mas que ele gera estimativas suavizadas. O outro critério, usa um elipsoide de busca menor e com menos amostras, o que aumenta a variabilidade das estimativas dos blocos, na esperança de reproduzir a verdadeira variância de dispersão do teor no bloco. O preço dessa abordagem, no entanto, são estimativas que são condicionalmente tendenciosas.

Essa dissertação de mestrado se propôs a verificar metodologias de estimativa para melhorar a precisão e acurácia na estimativa de recursos de longo prazo em uma mina de cobre. Assim, foram avaliados:

- Implementação das estimativas não lineares, Condicionamento uniforme Localizado (LUC), Krigagem múltipla dos indicadores (MIK), Localização da Krigagem múltipla dos indicadores (LMIK) e a estimativa por (Co)-krigagem ordinária não tradicional usando parâmetros locais e globais;
- O efeito da suavização das estimativas nos métodos lineares e não lineares;
- Artefatos visuais na estimativa por LUC e LMIK;
- Impacto da suavização das estimativas nos métodos lineares usando parâmetros locais versus parâmetros globais.

Todos esses pontos avaliados têm a finalidade de testar e analisar dentro das diversas estratégias disponíveis, qual modelo gerado apresenta uma melhor reconciliação entre o modelo de curto prazo, ou seja, qual têm uma melhor precisão local.

O Capítulo 3 demonstra a implementação prática de três técnicas disponíveis para modelagem de incerteza, MIK, LMIK e LUC, além da (Co)-krigagem ordinária, usando para todos os métodos, as mesmas estratégias de busca e direção dos variogramas em um banco de dados fictício, o Walker Lake. Já no Capítulo 4 foi apresentada a aplicação prática da modelagem geoestatística, usando as técnicas de LUC, LMIK, MIK além da (Co)-krigagem ordinária testando

parâmetros locais e mais globais, para caracterização do modelo de longo prazo de um grande depósito de cobre localizado no noroeste do México.

A (Co)-krigagem ordinária mostrou ser um método menos adequado para estimativa de recursos recuperáveis e que pode ser problemático na utilização da estimativa de variáveis erráticas, como o cobre. Ao usar parâmetros mais globais, o modelo de cobre apresentou uma curva de teor-tonelagem mais suavizada, comparada com o modelo gerado usando parâmetros mais locais. Isso, deve-se ao fato de que ao usar um número maior de amostras a reprodução dos teores extremos fica comprometida e, assim, a estimativa de recursos recuperáveis para teor de cortes mais altos.

O MIK apresentou boa reconciliação com o modelo de curto prazo para a mina de cobre e o modelo LMIK foi o método que teve o pior resultado para reconciliação na estimativa para o depósito de cobre em relação aos modelos não lineares, com uma seletividade das distribuições locais sistematicamente superestimada. Assim como o MIK, a implementação do LMIK envolve vários passos que podem gerar inconsistências na estimativa, são elas: definição dos indicadores, estimativa dos indicadores, pós-processo e mudança de suporte, além do processo de localização. A etapa do pós processo para extrapolação da cauda superior do histograma por exemplo, pode introduzir viés no modelo pela escolha do expoente superior.

Os modelos gerados por LUC reproduzem bem o histograma dos dados, sem problemas de viés condicional ou suavização, e, portanto, apresentam boa reconciliação. Isso se deve ao fato de que nesse modelo, a estimativa é feita em um tamanho de bloco compatível com o espaçamento dos furos, utiliza o modelo gaussiano discreto (DGM) para a correção de suporte e emprega o processo de localização para determinar os teores em cada SMU.

Embora o LUC tenha mostrado boa reconciliação, validação em relação aos dados e seja relativamente simples de implementar, ele possui artefatos visuais. Essa é a uma grade limitação desses métodos que utilizam o processo de localização. Como já detalhado, esses artefatos são resultado do efeito de borda entre os painéis. O motivo de ter mais artefatos no modelo LMIK que no LUC pode ser devido ao modelo de mudança de suporte usando em cada um dos modelos. O modelo de mudança de suporte utilizado no LMIK foi o *Indirect Lognormal*. Esse tipo de modelo de mudança de suporte, ao contrário do DGM usado no LUC, não assume nenhuma mudança na forma do histograma, somente diminuição da variância ao mudar para um suporte maior, o que permite modelos com padrões do tipo mosaico, que aceitam mudanças abruptas de teor de um bloco para o outro.

6. Referência

ABZALOV, M. (2006). Localized uniform conditioning: a new approach for direct modeling of small blocks. *Mathematical Geology*, 38(4):393–411.

BLEINES, C., DERAISME, J., GEFFROY, F., PERSEVAL, S., RAMBERT, F., RENARD, D., TOUFFAIT, Y., AND WAGNER, L. 2012. ISATIS software manual. Geovariances and Ecole des Mines de Paris. 531 pp.

CARVALHO, D., & DEUTSCH, C. V. (2017). An Overview of Multiple Indicator Kriging. In J. L. Deutsch (Ed.), *Geostatistics Lessons*.

CHAMPIGNY, N., ARMSTRONG, M. (1989) Estimation of fault-controlled deposits. In: Armstrong, M. (ed.) *Proceedings of the Third International Geostatistics Congress*, Avignon. Kluwer, London New York, 2:971–983

CHILES, J. AND DELFINER, P. (1999) *Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty*. Wiley, New York, 695 p.

DE-VITRY, C., VANN, J., and ARVIDSON, H. 2007. A guide to selecting the optimal method of resource estimation for multivariate iron deposits. *Proceedings of Iron Ore 2007*, Perth, Australia. Australasian Institute of Mining and Metallurgy, Melbourne. pp. 67–77.

DANIELS, E., & DEUTSCH, C. V. (2014). Case study on localization. *CCG Annual Report* (16).

DAVID, M, 1972. Grade tonnage curve: use and misuse in ore reserve estimation, *Trans IMM*, Sect A, 81:129-132.

DAVID, M, 1988. Handbook of applied advanced geostatistical ore reserve estimation. *developments in Geomathematics* 6, 216 p

DEUTSCH, C. V. (1989). DECLUS: A Fortran 77 program for determining optimum spatial declustering weights. *Computers & Geosciences*, 15(3), 325–332.

DEUTSCH, C. V.; JOURNEL, A. G. *GSLIB – Geostatistical software library and user’s guide*. 2.ed. Oxford: Oxford University Press, 1998. 369p.

GEOVAERTS, P. *Geostatistics for Natural Resources Evaluation*. Nova Iorque. Oxford University Press. 1997. 483p.

ERIC BUTLER DANIELS, 2015 Prediction of Local Uncertainty for Resource Evaluation

HARDTKE, W., ALLEN, L., & DOUGLAS, I. (2011). Localized indicator kriging. In 35th apcom symposium (p. 141-147).

ISAAKS, E H AND SRIVASTAVA, R M, 1989. *Applied Geostatistics*, 561 p (Oxford University Press: New York).

JOURNEL, A.G. & HUIJBREGTS, C.J. (1978). *Mining Geostatistics*. London, Academic Press, 600p.

JOURNEL, A G, 1980. The lognormal approach to predicting local distributions or selective mining unit grades, *Mathematical Geology*, 12(4):285-303.

JOURNEL, A G, 1983. Non-parametric estimation of spatial distributions, *Mathematical Geology*, 15(3):445-468.

JOURNEL, A G, 1982. The indicator approach to estimation of spatial data, in *Proceedings 17th APCOM*, pp 793-806 (Port City Press: New York).

JOURNEL, A G, 1985. Recoverable reserves – the geostatistical approach, *Mining Engineering*, June 1985, pp 563-568.

KRIGE, D G, 1994. An analysis of some essential basic tenets of geostatistics not always practiced in ore valuations, in *Proceedings of the Regional APCOM, Slovenia*.

KRIGE, D G, 1996A. A basic perspective on the roles of classical statistics, data search routines, conditional biases and information and smoothing effects in ore block valuations, in *Proceedings of the Regional APCOM, Slovenia*.

KRIGE, D G, 1996B. A practical analysis of the effects of spatial structure and data available and accessed, on conditional biases in ordinary kriging, in *Geostatistics Wollongong '96*, in *Proceedings 5th International Geostatistical Congress, Wollongong, NSW, Australia, September 1996*, pp 799-810.

KRIGE, D G, 1997. Block kriging and the fallacy of endeavoring to reduce or eliminate smoothing, in *Proceedings of the Regional APCOM, Moscow*.

MATHERON, G. Principles of geostatistics. *Economic Geology*, v.58, p.1246-1266, 1963.

MATHERON, G. (1965). *Les Variables Régionalisées et leur Estimation*. Paris, Masson. 212p.

MATHERON, G. (1985). Change of support for diffusion-type random functions. *Mathematical Geology*, 17(2):137–165.

MATHERON, G, 1976. A simple substitute for conditional expectation: The disjunctive kriging, in *Advanced Geostatistics in the Mining Industry. Proceedings of NATO ASI*. (Ed: M Guarascio) pp 221-236

Matheron, G, 1984. Selectivity of the distributions and 'the second principle of geostatistics', in *Geostatistics for natural resources characterization* (Eds: G Verly et al) pp 421-433

MCLENNAN, J.A. AND C. V. DEUTSCH, Conditional Bias of Geostatistical Simulation for Estimation of Recoverable Reserves, *CIM Vancouver 2002*, April 28 to May 1, 2002

PARKER, H. M. (1980). The volume-variance relationship: A useful tool for mine planning. In *Geostatistics* (pp. 61–91). McGraw Hill.

RAVENS-CROFT, P J AND ARMSTRONG, M, 1990. Kriging of block models – the dangers re-emphasized, in *Proceedings of APCOM XXII, Berlin*, pp 577-587.

REMACRE, A.Z., 1987: Conditioning by the panel grade for recovery estimation of nonhomogeneous ore bodies. In Matheron, G. and Armstrong, M., editors, *Geostatistical case studies*, pages 135–148. D. Reidel Publishing, Dordrecht, Holland.

RIVOIRARD, J, 1994. Introduction to disjunctive kriging and non-linear geostatistics, 180 p (Clarendon Press: Oxford).

ROYLE, A G, 1979. Estimating small blocks of ore, how to do it with confidence, World Mining, April 1979.

ROSSI, M.; DEUTSCH, C.V. 2014 Mineral Resource Estimation - Dordrecht, Springer. 332p.

VANN, J., AND GUIBAL, D. (2000). Beyond ordinary kriging: An overview of nonlinear estimation. In: Mineral Resource and Ore Reserve Estimation: The AusIMM guide to good practice (Monograph 23): pp. 249-256. The Australasian Institute of Mining and Metallurgy: Melbourne.

VANN, J., GUIBAL, D., and HARLEY, M., (2000). Multiple Indicator Kriging: is it suited to my deposit? In: 4th International Mining Geology Conference, Coolumb, Queensland, 14-17 May, 2000: pp. 9-17. The Australasian Institute of Mining and Metallurgy: Melbourne

7. Anexo

Anexo 1 - Estatísticas descritivas dos dados brutos e das compostas das análises de cobre, ponderados e brutas, para todos os domínios.

Modelo	Fase	Domínio	Variável	Nº Amostras	Min	Max	Média	STD
Composta	6	Hipógeno	SAPCu	2463	0	0.333	0.01	0.02
Dados Brutos	6	Hipógeno	SAPCu	7285	0	0.62	0.009	0.021
Composta	6	não mineralizado	SAPCu	874	0	0.64	0.003	0.028
Dados Brutos	6	não mineralizado	SAPCu	2849	0	0.67	0.002	0.023
Composta	6	oxidado	SAPCu	17884	0	5.572	0.047	0.134
Dados Brutos	6	oxidado	SAPCu	58871	0	10.84	0.044	0.166
Composta	6	Supérgeno	SAPCu	5917	0	10.19	0.18	0.386
Dados Brutos	6	Supérgeno	SAPCu	18419	0	15.28	0.166	0.461
Composta	6	Hipógeno	SASCu	2463	0	0.06	0.003	0.004
Dados Brutos	6	Hipógeno	SASCu	7285	0	0.13	0.002	0.005
Composta	6	não mineralizado	SASCu	874	0	0.43	0.002	0.019
Dados Brutos	6	não mineralizado	SASCu	2849	0	0.46	0.002	0.015
Composta	6	oxidado	SASCu	17884	0	2.401	0.025	0.075
Dados Brutos	6	oxidado	SASCu	58871	0	3.99	0.024	0.089
Composta	6	Supérgeno	SASCu	5917	0	4.195	0.039	0.096
Dados Brutos	6	Supérgeno	SASCu	18419	0	5.44	0.037	0.104
Composta	6	Hipógeno	SCNCu	2463	0	0.333	0.008	0.018
Dados Brutos	6	Hipógeno	SCNCu	7285	0	0.62	0.007	0.019
Composta	6	não mineralizado	SCNCu	874	0	0.115	0.001	0.006
Dados Brutos	6	não mineralizado	SCNCu	2849	0	0.228	0.001	0.005

Composta	6	oxidado	SCNCu	17884	0	5.44	0.023	0.094
Dados Brutos	6	oxidado	SCNCu	58871	0	10.84	0.022	0.122
Composta	6	Supérgeno	SCNCu	5917	0	10.19	0.161	0.365
Dados Brutos	6	Supérgeno	SCNCu	18419	0	15.28	0.15	0.44
Composta	6	Hipógeno	TCu	2463	0	1.209	0.083	0.09
Dados Brutos	6	Hipógeno	TCu	7285	0	1.575	0.074	0.087
Composta	6	não mineralizado	TCu	874	0	1.108	0.011	0.048
Dados Brutos	6	não mineralizado	TCu	2849	0	1.207	0.01	0.039
Composta	6	oxidado	TCu	17883	0	9.043	0.119	0.2
Dados Brutos	6	oxidado	TCu	58868	0	14.19	0.116	0.244
Composta	6	Supérgeno	TCu	5917	0	21.13	0.284	0.607
Dados Brutos	6	Supérgeno	TCu	18419	0	28.8	0.266	0.743

Anexo 2 – Composta com peso de declusterização por NN

Suporte	domínio	variável	média	var	std	cv	Min.	Max.
Composta com peso NN	oxidado	TCu	0.069	0.021	0.1451	2.108	0	12.317
Composta com peso NN	oxidado	SAPCu	0.027	0.008	0.0886	3.257	0	5.500
Composta com peso NN	oxidado	SASCu	0.014	0.002	0.0493	3.470	0	1.807
Composta com peso NN	oxidado	SCNCu	0.013	0.004	0.0607	4.539	0	5.440
Composta com peso NN	supérgeno	TCu	0.199	0.109	0.3294	1.653	0	5.642
Composta com peso NN	supérgeno	SAPCu	0.121	0.053	0.2309	1.909	0	3.650
Composta com peso NN	supérgeno	SASCu	0.026	0.002	0.0493	1.906	0	1.503
Composta com peso NN	supérgeno	SCNCu	0.109	0.047	0.2174	1.996	0	3.650
Composta com peso NN	hipógeno	TCu	0.056	0.003	0.0589	1.060	0	1.209
Composta com peso NN	hipógeno	SAPCu	0.006	0.000	0.0109	1.993	0	0.333
Composta com peso NN	hipógeno	SASCu	0.002	0.000	0.0024	1.393	0	0.060
Composta com peso NN	hipógeno	SCNCu	0.004	0.000	0.0102	2.358	0	0.333

Anexo 3 - Valores de Truncamento de teor por domínio / Geomet - TCu, SAPCu, SASCu e SCNCu - Fase 6.

Domínio	Geomet	Variável	Truncamento de teor	Percentil
Hipógeno	-	SCNCu	0.1031	p99
Hipógeno	-	TCu	0.4652	p99
Hipógeno	-	SAPCu	0.128	p99
Hipógeno	-	SASCu	0.0338	p99
oxidado	1	SCNCu	0.0133	p97
oxidado	2 e 3	SCNCu	0.125	p97
oxidado	4	SCNCu	0.24	p97
oxidado	5	SCNCu	1.5454	p97
oxidado	6 e 7	SCNCu	1.3431	p97
supérgeno	1	SCNCu	0.0488	p97
supérgeno	2 e 3	SCNCu	0.2379	p97
supérgeno	4	SCNCu	0.3596	p98.5
supérgeno	5	SCNCu	1.5251	p98.5
supérgeno	6 e 7	SCNCu	1.8071	p98.5
oxidado	1	TCu	0.0948	p97
oxidado	2 e 3	TCu	0.526	p97
oxidado	4	TCu	1.121	p97
oxidado	5	TCu	2.8851	p97
oxidado	6 e 7	TCu	2.0729	p97
supérgeno	1	TCu	0.0961	p97
supérgeno	2 e 3	TCu	0.8861	p97
supérgeno	4	TCu	1.6691	p98.5
supérgeno	5	TCu	2.8061	p98.5
supérgeno	6 e 7	TCu	2.5333	p98.5
oxidado	1	SAPCu	0.0307	p97
oxidado	2 e 3	SAPCu	0.2254	p97
oxidado	4	SAPCu	0.9147	p97
oxidado	5	SAPCu	1.8695	p97
oxidado	6 e 7	SAPCu	1.4396	p97
supérgeno	1	SAPCu	0.06	p97
supérgeno	2 e 3	SAPCu	0.3094	p97
supérgeno	4	SAPCu	1.2363	p98.5
supérgeno	5	SAPCu	1.7695	p98.5

supérgeno	6 e 7	SAPCu	1.8991	p98.5
oxidado	1	SASCu	0.0134	p97
oxidado	2 e 3	SASCu	0.1507	p97
oxidado	4	SASCu	0.7739	p97
oxidado	5	SASCu	0.4118	p97
oxidado	6 e 7	SASCu	0.2987	p97
supérgeno	1	SASCu	0.0217	p97
supérgeno	2 e 3	SASCu	0.1472	p97
supérgeno	4	SASCu	0.8031	p98.5
supérgeno	5	SASCu	0.369	p98.5
supérgeno	6 e 7	SASCu	0.2808	p98.5

Anexo 4 - Parâmetros de modelo de Cross variograma por domínio na Fase 6. – Azimute =300 e Pitch = 90.

Domínio	Variável	Efeito pepita	Dip	Patamar 1	Alcance 1			Patamar 2	Alcance 2		
					D1	D2	D3		D1	D2	D3
oxidado	TCu-cap	0.009	90	0.02	50	80	25	0.0001	200	150	50
oxidado	TCu-cap&SAPCu-cap	0.006	90	0.02	50	80	25	0.0001	200	150	50
oxidado	TCu-cap&SASCu-cap	0.001	90	0.01	50	80	25	0.0001	200	150	50
oxidado	TCu-cap&SCNCu-cap	0.006	90	0.01	50	80	25	0.0001	200	150	50
oxidado	SAPCu-cap	0.004	90	0.01	50	80	25	0.0001	200	150	50
oxidado	SAPCu-cap&SASCu-cap	0.001	90	0.01	50	80	25	0.0001	200	150	50
oxidado	SAPCu-cap&SCNCu-cap	0.004	90	0	50	80	25	0.0001	200	150	50
oxidado	SASCu-cap	0.001	90	0	50	80	25	0.0001	200	150	50
oxidado	SASCu-cap&SCNCu-cap	0.001	90	0	50	80	25	0.0001	200	150	50
oxidado	SCNCu-cap	0.004	90	0	50	80	25	0.0001	200	150	50
supérgero	TCu-cap	0.041	60	0.1	30	20	45	0.07	190	125	60
supérgero	TCu-cap&SAPCu-cap	0.028	60	0.08	30	20	45	0.05	190	125	60
supérgero	TCu-cap&SASCu-cap	0.002	60	0.01	30	20	45	0.01	190	125	60

supérge no	TCu- cap&SCNC u-cap	0.026	60	0.07	30	2 0	4 5	0.04	19 0	12 5	60
supérge no	SAPCu-cap	0.019	60	0.06	30	2 0	4 5	0.03	19 0	12 5	60
supérge no	SAPCu- cap&SASC u-cap	0.001	60	0.01	30	2 0	4 5	0.01	19 0	12 5	60
supérge no	SAPCu- cap&SCNC u-cap	0.018	60	0.05	30	2 0	4 5	0.03	19 0	12 5	60
supérge no	SASCu-cap	0	60	0	30	2 0	4 5	0	19 0	12 5	60
supérge no	SASCu- cap&SCNC u-cap	0.001	60	0.01	30	2 0	4 5	0.01	19 0	12 5	60
supérge no	SCNCu-cap	0.018	60	0.05	30	2 0	4 5	0.03	19 0	12 5	60
hipóge no	TCu-cap	0	30	0.01	10 0	2 0	9 0	0	15 0	80	10 0
hipóge no	TCu- cap&SAPC u-cap	0	30	0	10 0	2 0	9 0	0	15 0	80	10 0
hipóge no	TCu- cap&SASC u-cap	0	30	0	10 0	2 0	9 0	0	15 0	80	10 0
hipóge no	TCu- cap&SCNC u-cap	0	30	0	10 0	2 0	9 0	0	15 0	80	10 0
hipóge no	SAPCu-cap	0	30	0	10 0	2 0	9 0	0	15 0	80	10 0
hipóge no	SAPCu- cap&SASC u-cap	0	30	0	10 0	2 0	9 0	0	15 0	80	10 0
hipóge no	SAPCu- cap&SCNC u-cap	0	30	0	10 0	2 0	9 0	0	15 0	80	10 0
hipóge no	SASCu-cap	0	30	0	10 0	2 0	9 0	0	15 0	80	10 0

hipógeno	SASCu- cap&SCNC u-cap	0	30	0	10 0	2 0	9 0	0	15 0	80	10 0
hipógeno	SCNCu-cap	0	30	0	10 0	2 0	9 0	0	15 0	80	10 0

Anexo 5 - Indicadores para TCu, SAPCu, SASCu e SCNCu para domínio oxidado, supérgeno e hipógeno. - Fase 6.

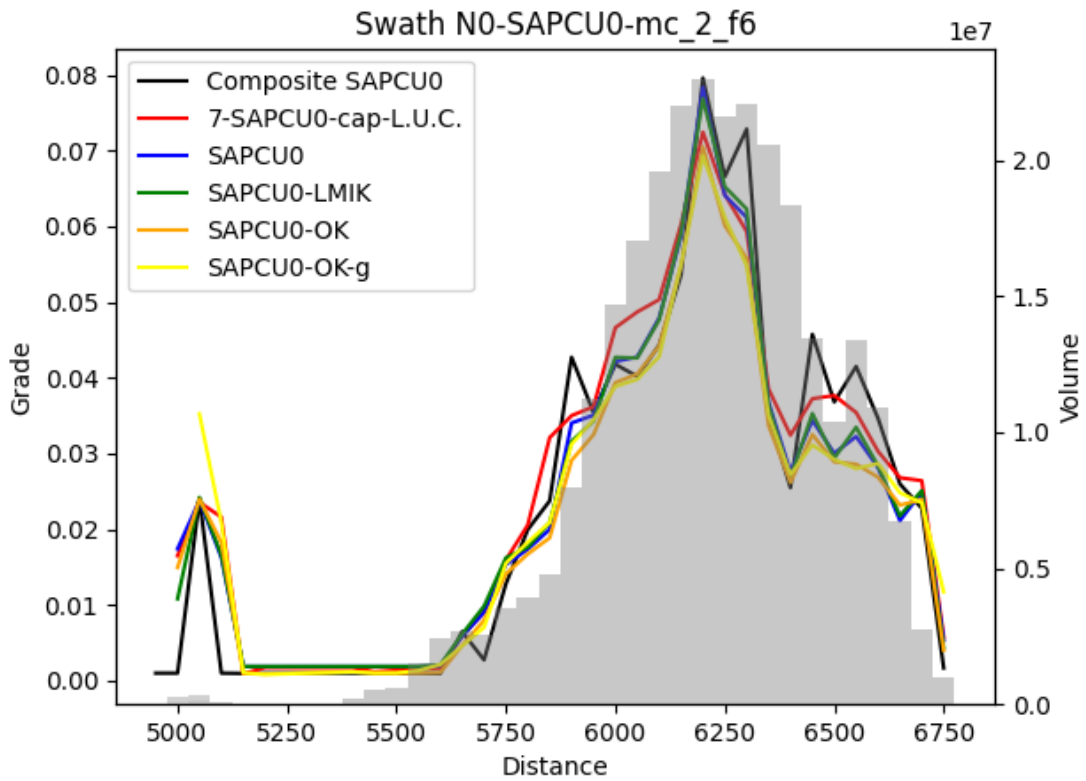
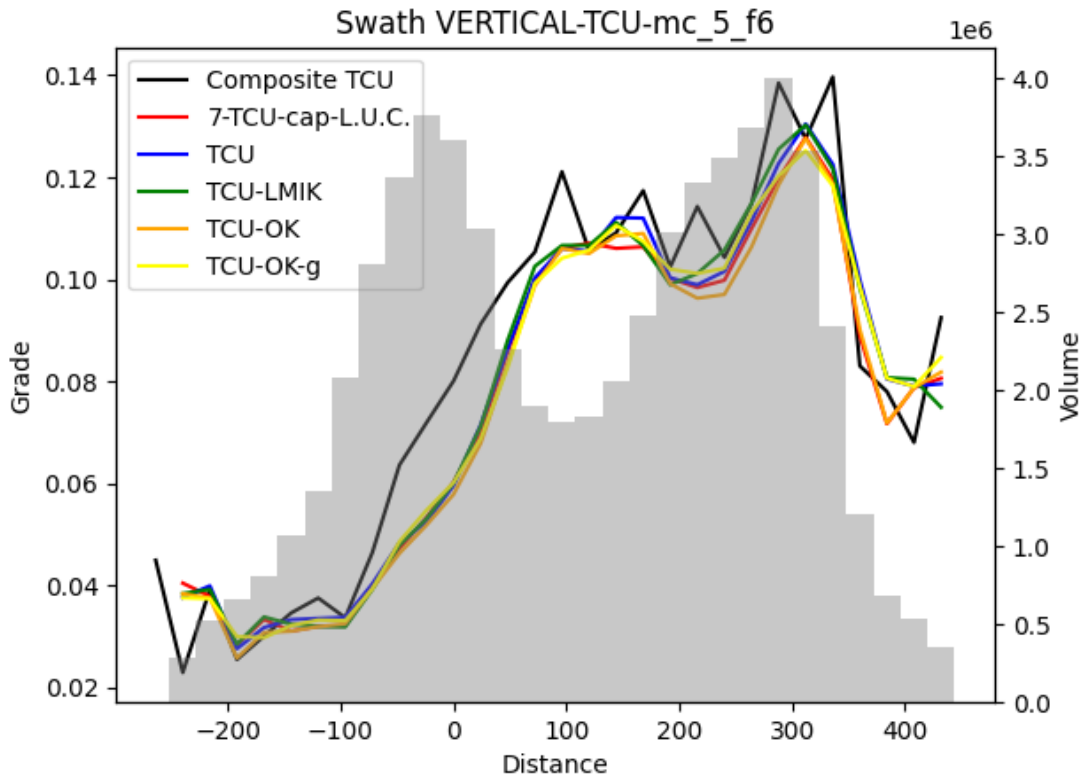
Domínio	Variável	Indicador	Efeito pepita	Dip	Patamar 1	Alcance 1			Patamar 2	Alcance 2		
						D1	D2	D3		D1	D2	D3
hipógeno	TCu	0.02	0.016	30	0.061	65	20	36	0.075	175	155	135
hipógeno	TCu	0.04	0.028	30	0.078	65	20	36	0.096	170	150	135
hipógeno	TCu	0.07	0.037	30	0.087	50	20	35	0.11	150	145	130
hipógeno	TCu	0.09	0.042	30	0	57	70	30	0.125	135	120	100
hipógeno	TCu	0.19	0.027	30	0.019	57	30	10	0.053	70	65	70
hipógeno	TCu	0.23	0.009	30	0.005	30	30	10	0.015	43	40	60
hipógeno	TCu	0.28	0.01	30	0.005	25	25	8	0.015	40	37	55
hipógeno	TCu	0.019	0.016	30	0.061	65	20	36	0.075	175	155	135
supérgeno	TCu	0.09	0.04	60	0.11	36	23	23	0.091	110	100	90
supérgeno	TCu	0.15	0.046	60	0.112	26	21	21	0.092	100	90	85
supérgeno	TCu	0.21	0.041	60	0.109	17	16	21	0.09	95	85	80
supérgeno	TCu	0.3	0.041	60	0.068	15	15	19	0.063	70	60	75
supérgeno	TCu	0.57	0.028	60	0.037	13	15	14	0.034	68	55	62
supérgeno	TCu	0.96	0.015	60	0.019	13	15	14	0.017	57	47	37
supérgeno	TCu	1.48	0.003	60	0.003	11	15	9	0.003	23	28	30
supérgeno	TCu	2.38	0.001	60	0.001	11	15	9	0.001	19	14	15
supérgeno	TCu	0.065	0.025	60	0.074	38	23	23	0.061	140	110	95
oxidado	TCu	0.08	0.025	90	0.081	43	39	20	0.132	250	240	135
oxidado	TCu	0.11	0.029	90	0.083	30	35	20	0.135	220	200	130
oxidado	TCu	0.15	0.029	90	0.081	25	30	20	0.107	200	170	110
oxidado	TCu	0.24	0.032	90	0.074	20	28	20	0.071	180	100	90
oxidado	TCu	0.36	0.019	90	0.042	20	20	20	0.04	100	65	50
oxidado	TCu	0.51	0.013	90	0.022	15	10	15	0.021	70	55	35

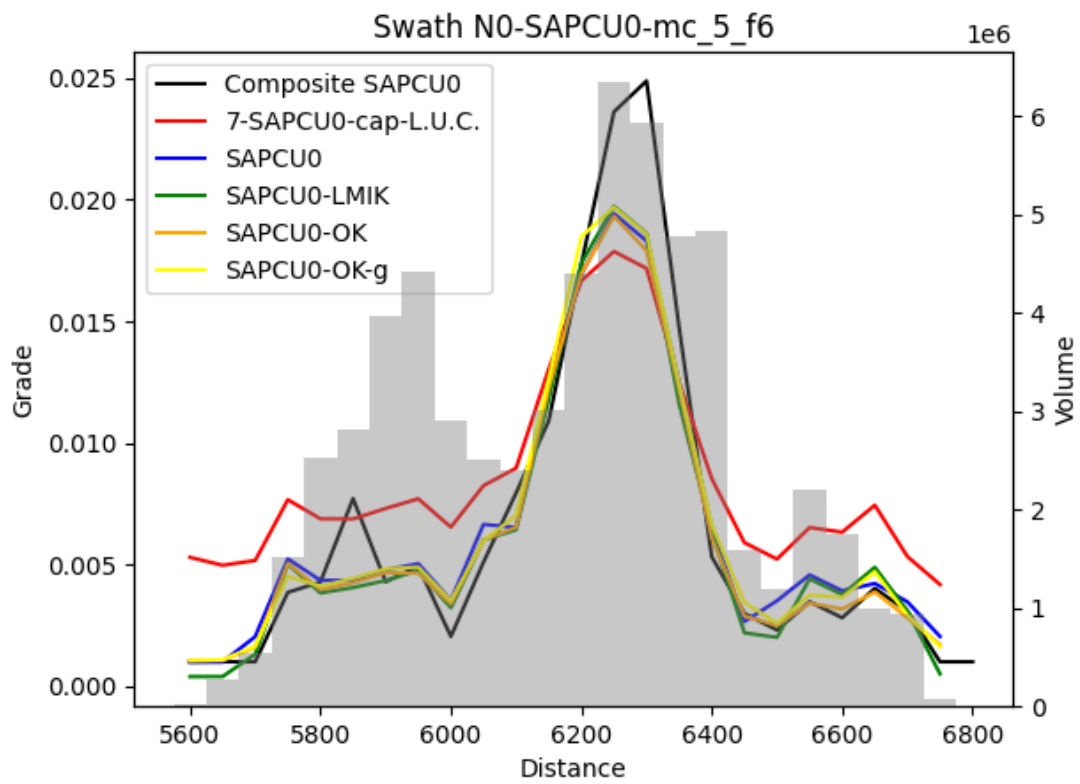
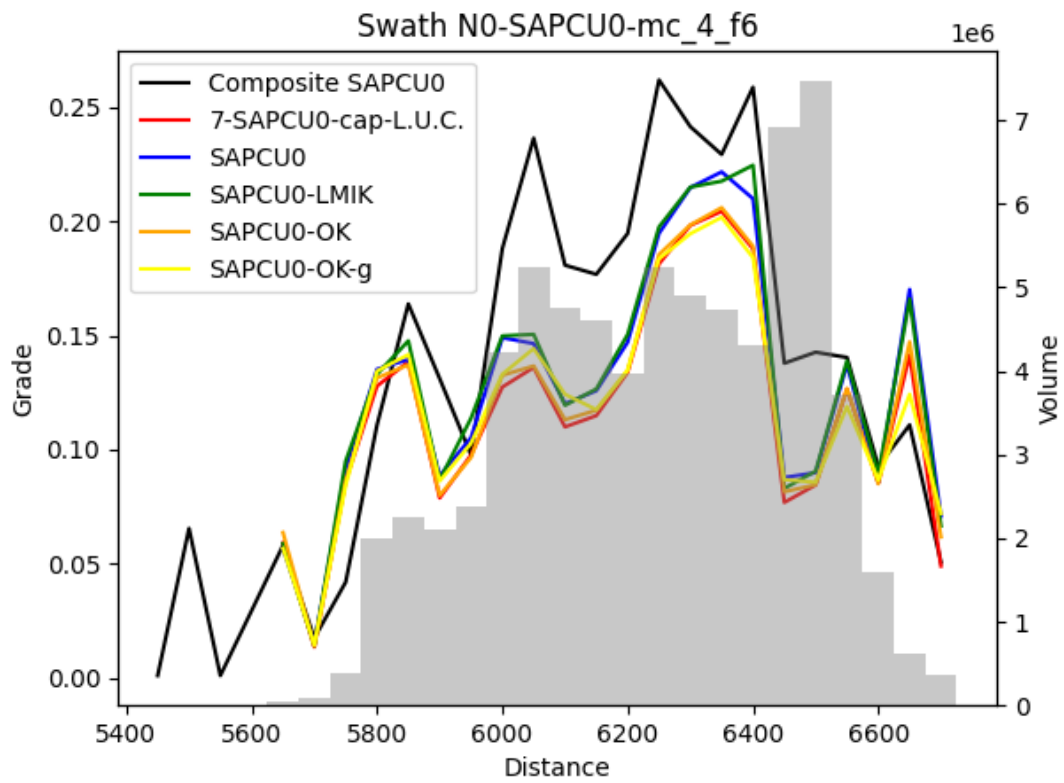
oxidado	TCu	0.91	0.008	90	0.011	15	11	10	0.011	45	40	30
oxidado	TCu	1.73	0.002	90	0.002	11	10	9	0.002	30	31	27
oxidado	TCu	0.024	0.025	90	0.081	43	39	20	0.132	25 0	24 0	13 5
hipógeno	SCNCu	0.01	0.02	30	0.055	18	13	20	0.027	24 0	19 3	11 0
hipógeno	SCNCu	0.02	0.004	30	0.009	26	10	17	0.004	19 5	10 0	10 0
hipógeno	SCNCu	0.03	0.002	30	0.003	14	10	17	0.001	90	33	70
hipógeno	SCNCu	0.05	0	30	0.001	14	10	13	0	20	17	20
hipógeno	SCNCu	0.07	0	30	0.001	14	10	12	0	15	15	17
hipógeno	SCNCu	0.15	0	30	0.001	13	9	10	0	14	14	15
supérgeno	SCNCu	0.03	0.042	60	0.113	15	17	23	0.088	11 0	12 0	12 5
supérgeno	SCNCu	0.08	0.044	60	0.093	10	15	30	0.072	10 5	10 5	78
supérgeno	SCNCu	0.12	0.038	60	0.069	15	15	24	0.054	98	95	75
supérgeno	SCNCu	0.19	0.024	60	0.038	15	15	20	0.029	85	75	60
supérgeno	SCNCu	0.36	0.014	60	0.02	15	15	15	0.015	55	50	45
supérgeno	SCNCu	0.61	0.007	60	0.01	15	15	12	0.008	45	40	40
supérgeno	SCNCu	1.07	0.004	60	0.006	15	15	12	0.005	40	35	33
supérgeno	SCNCu	1.64	0.003	60	0.004	15	15	12	0.003	30	27	25
supérgeno	SCNCu	2.59	0.002	60	0.002	15	15	13	0.001	24	20	18
oxidado	SCNCu	0.01	0.049	90	0.086	20	20	63	0.115	20 0	14 5	11 1
oxidado	SCNCu	0.03	0.047	90	0.077	18	20	50	0.103	11 0	10 0	10 5
oxidado	SCNCu	0.05	0.043	90	0.06	17	17	40	0.081	10 0	95	10 0
oxidado	SCNCu	0.09	0.034	90	0.045	16	17	30	0.06	90	90	90
oxidado	SCNCu	0.13	0.023	90	0.038	13	15	24	0.027	70	70	60
oxidado	SCNCu	0.23	0.013	90	0.021	15	14	20	0.016	55	50	45
oxidado	SCNCu	0.47	0.007	90	0.01	10	13	10	0.007	30	30	25
oxidado	SCNCu	1.3	0.001	90	0.001	10	10	8	0.001	10	10	8
oxidado	SCNCu	1.94	0	90	0	8	8	5	0	8	8	5
hipógeno	SASCu	0.001	0.047	30	0.09	31	20	55	0.106	16 0	14 5	14 5
hipógeno	SASCu	0.003	0.046	30	0.072	25	15	35	0.093	14 5	12 0	13 0

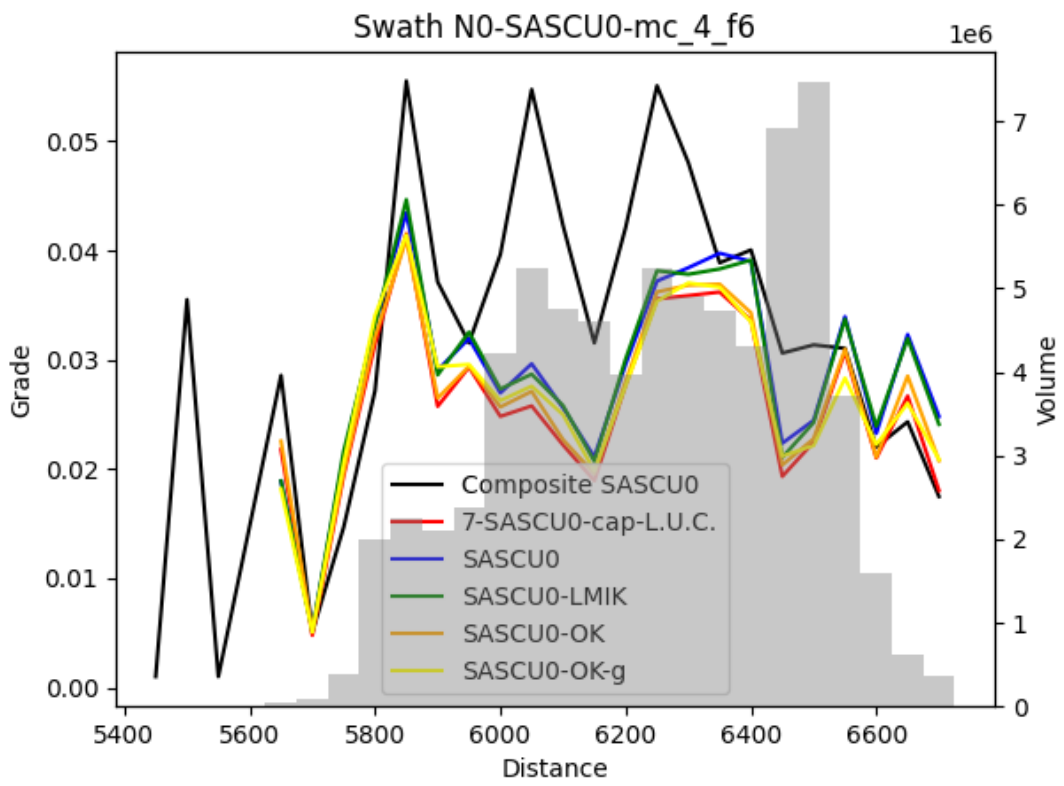
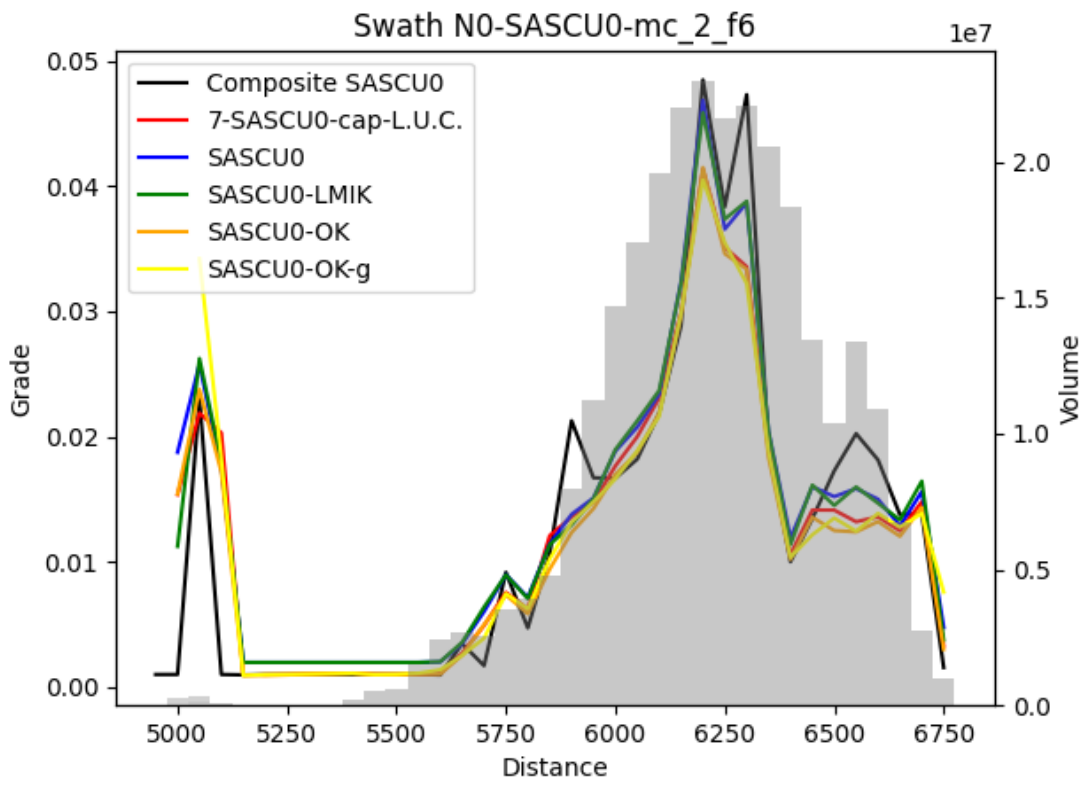
hipógeno	SASCu	0.005	0.035	30	0.055	25	7.5	32	0.049	105	95	105
hipógeno	SASCu	0.013	0.01	30	0.02	25	7.5	14	0.008	80	50	50
supérgeno	SASCu	0.01	0.04	60	0.118	25	20	23	0.092	125	125	145
supérgeno	SASCu	0.03	0.039	60	0.103	15	20	23	0.08	110	120	115
supérgeno	SASCu	0.05	0.032	60	0.071	10	15	30	0.056	100	110	80
supérgeno	SASCu	0.08	0.019	60	0.041	10	12	20	0.032	95	100	60
supérgeno	SASCu	0.13	0.011	60	0.02	10	12	20	0.016	75	70	50
supérgeno	SASCu	0.2	0.007	60	0.01	10	12	15	0.008	70	55	40
supérgeno	SASCu	0.33	0.002	60	0.002	10	12	7	0.002	30	40	26
supérgeno	SASCu	0.58	0.001	60	0.001	10	12	7	0.001	23	34	17
supérgeno	SASCu	0.9	0	60	0	10	12	7	0	14	16	7
oxidado	SASCu	0.01	0.033	90	0.08	18	20	36	0.117	230	200	140
oxidado	SASCu	0.02	0.028	90	0.07	16	20	24	0.071	190	120	130
oxidado	SASCu	0.05	0.015	90	0.04	12	20	19	0.03	160	88	117
oxidado	SASCu	0.1	0.009	90	0.023	11	20	19	0.017	140	80	80
oxidado	SASCu	0.18	0.006	90	0.013	11	17	15	0.008	100	70	60
oxidado	SASCu	0.31	0.004	90	0.008	10	12	12	0.006	60	55	42
oxidado	SASCu	0.27	0.003	90	0.005	9	12	10	0.004	40	35	25
oxidado	SASCu	0.55	0.001	90	0.003	7	12	10	0	12	12	15
oxidado	SASCu	0.8	0	90	0.001	6	7	5	0	7	7	5
hipógeno	SAPCu	0.001	0.024	30	0.099	45	20	27	0.104	155	130	150
hipógeno	SAPCu	0.015	0.033	30	0.106	20	20	25	0.096	155	100	140
hipógeno	SAPCu	0.025	0.028	30	0.071	24	20	18	0.064	120	95	120
hipógeno	SAPCu	0.038	0.017	30	0.04	24	17	12	0.029	110	80	100
hipógeno	SAPCu	0.053	0.01	30	0.021	24	15	12	0.015	105	75	70
hipógeno	SAPCu	0.083	0.007	30	0.012	20	17	12	0.008	85	70	45
supérgeno	SAPCu	0.02	0.023	60	0.073	20	25	26	0.06	135	110	100

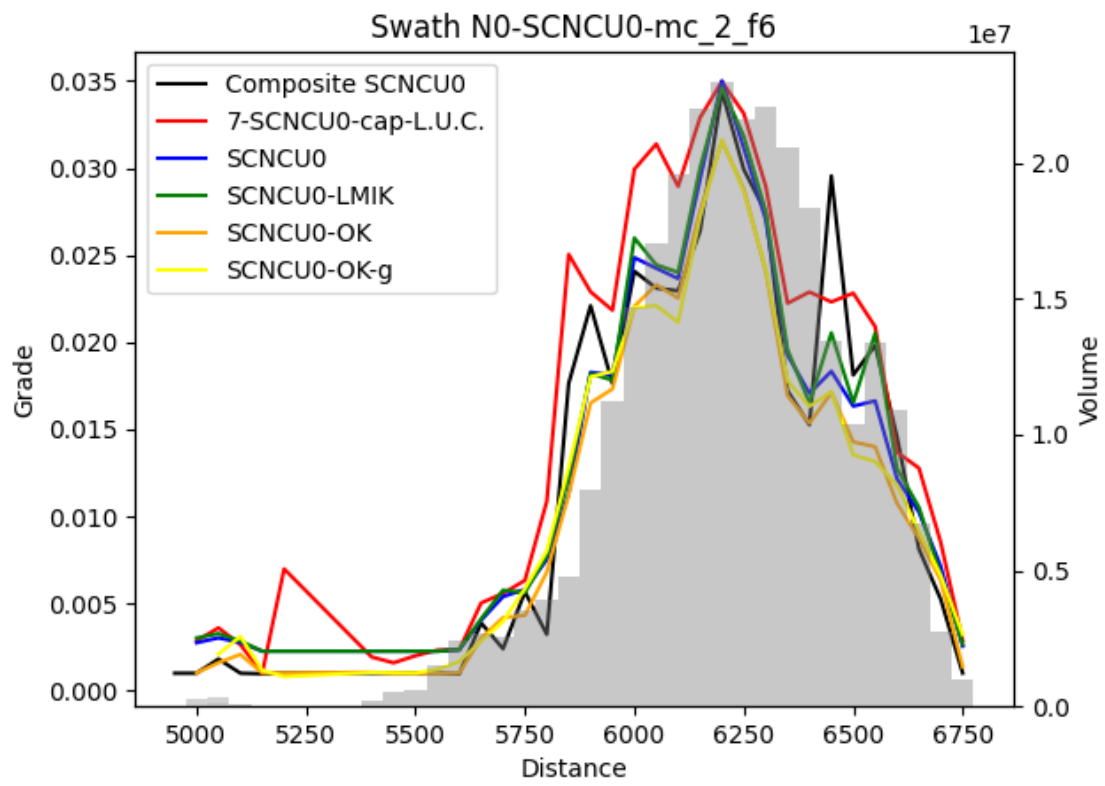
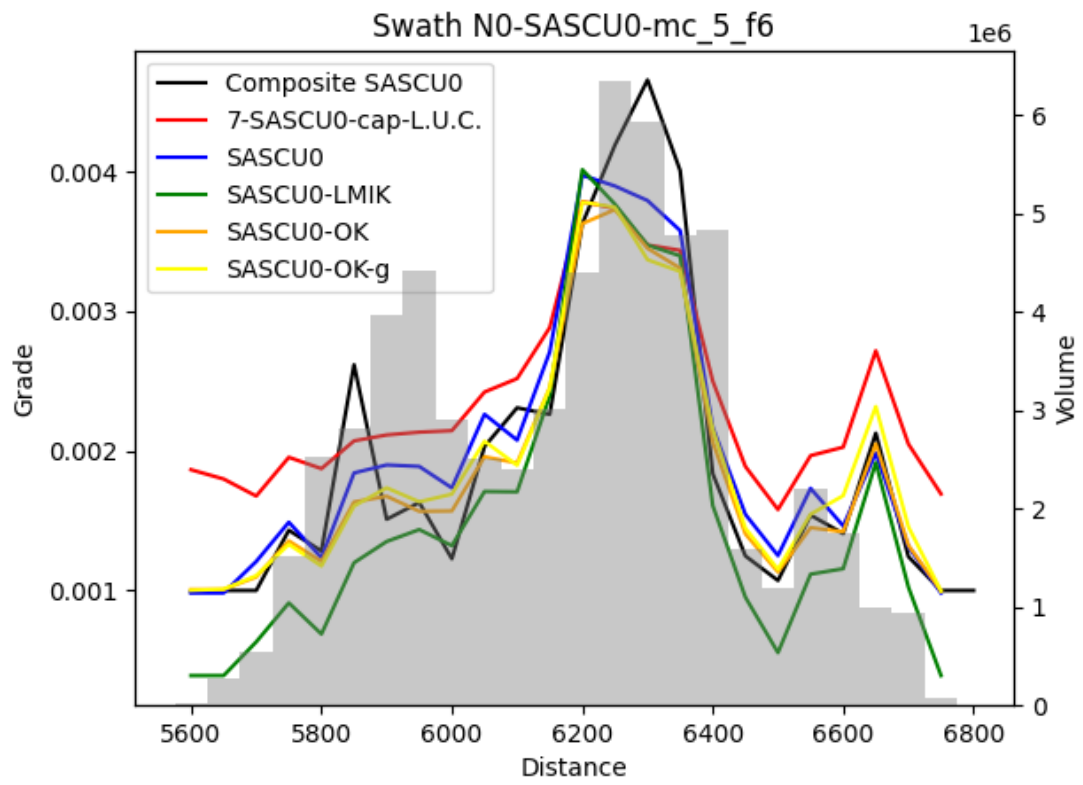
supérgeno	SAPCu	0.06	0.041	60	0.111	20	20	26	0.091	120	100	90
supérgeno	SAPCu	0.09	0.045	60	0.112	20	20	26	0.092	110	90	95
supérgeno	SAPCu	0.13	0.048	60	0.109	15	15	26	0.086	95	95	80
supérgeno	SAPCu	0.2	0.047	60	0.093	13	15	25	0.073	90	90	75
supérgeno	SAPCu	0.4	0.026	60	0.036	20	12	17	0.029	85	65	50
supérgeno	SAPCu	0.68	0.015	60	0.019	10	12	15	0.015	75	40	35
supérgeno	SAPCu	1.05	0.003	60	0.004	10	12	15	0.003	45	28	30
supérgeno	SAPCu	1.64	0.001	60	0.001	10	12	15	0.001	30	20	20
oxidado	SAPCu	0.01	0.023	90	0.063	23	22	40	0.13	260	230	100
oxidado	SAPCu	0.03	0.032	90	0.089	12	21	30	0.118	230	180	100
oxidado	SAPCu	0.05	0.033	90	0.075	10	20	25	0.1	170	150	95
oxidado	SAPCu	0.1	0.03	90	0.083	15	15	22	0.066	110	115	115
oxidado	SAPCu	0.19	0.02	90	0.045	15	14	15	0.036	90	90	80
oxidado	SAPCu	0.31	0.013	90	0.021	14	13	15	0.017	65	60	42
oxidado	SAPCu	0.49	0.008	90	0.011	13	12	12	0.009	40	30	20
oxidado	SAPCu	1.02	0.003	90	0.005	12	10	10	0.004	12	12	15
oxidado	SAPCu	1.51	0.001	90	0.001	11	10	10	0.001	7	7	5

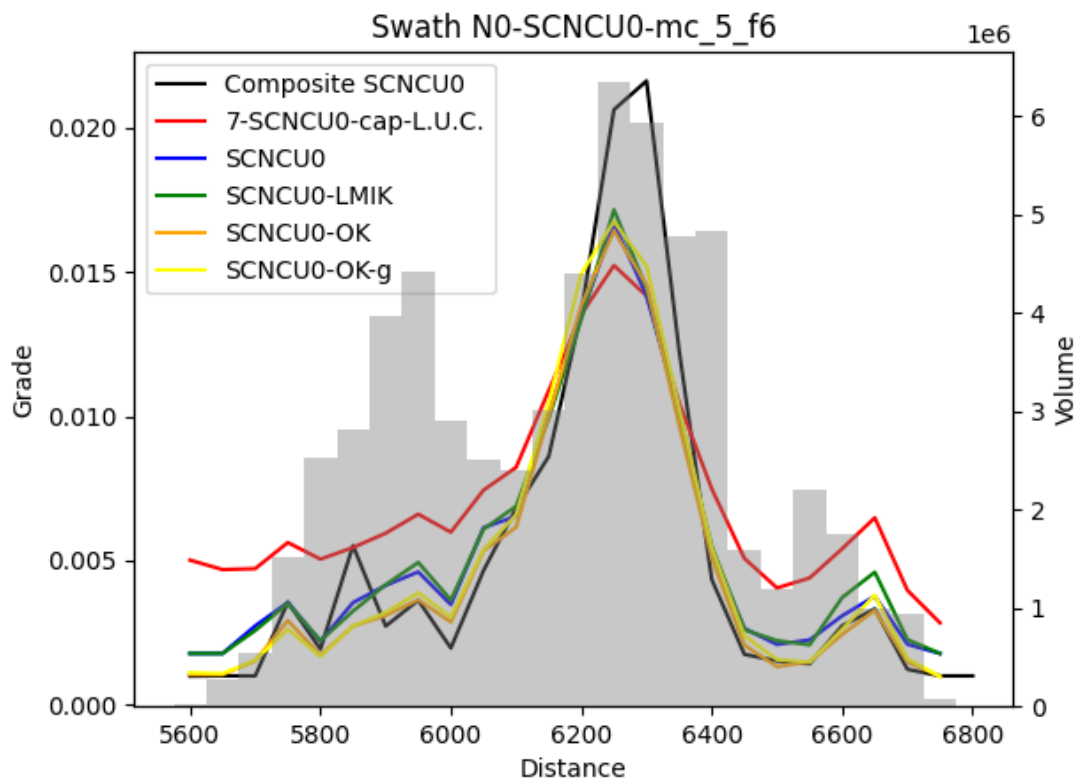
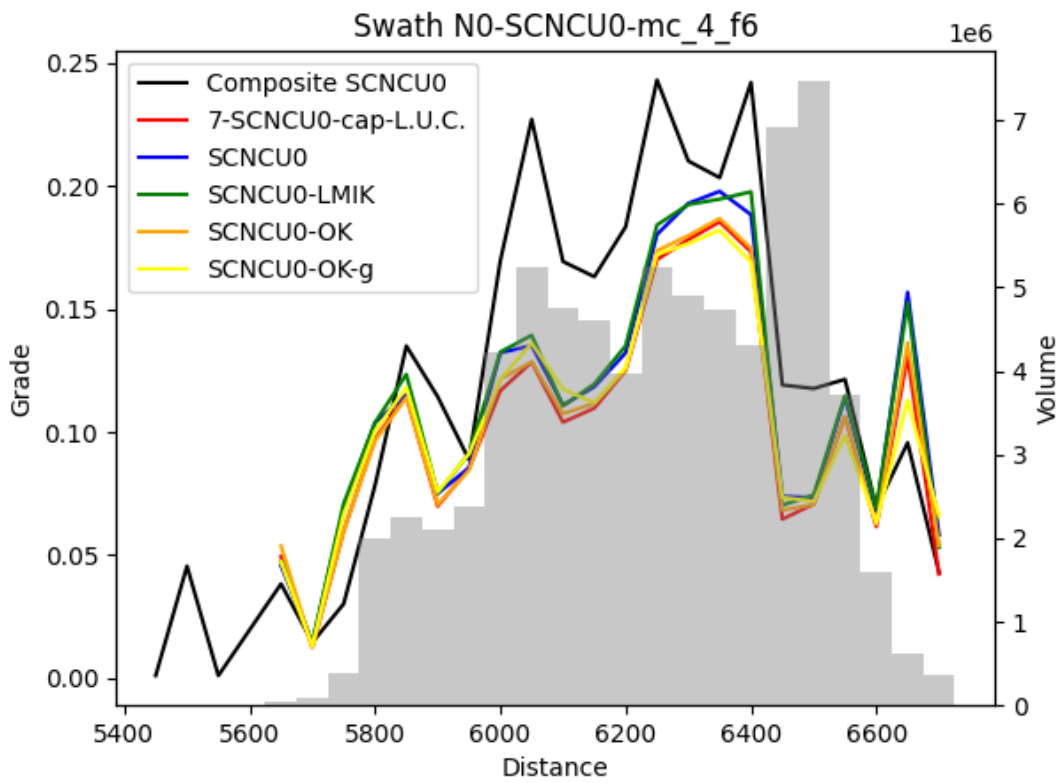
Anexo 6 - Swath plot com médias locais calculados a cada 50 m na direção N0 e N90, e 24 m na direção vertical comparando a média dos dados e média dos blocos dos modelos definidos pelo modelo de LUC, LMIK, MIK e OK em todos os domínios de minério. Eixo vertical esquerda - Teor de Cobre. Eixo vertical direita - Número de blocos estimados. Legenda: Preto - Composta, vermelho - LUC, azul - MIK, verde - LMIK laranja Co-OK Global e amarelo - Co-OK Global. | mc_2 - oxidado, mc_4 - supérgeno | mc_5 - hipógeno / f6 - Fase 6.

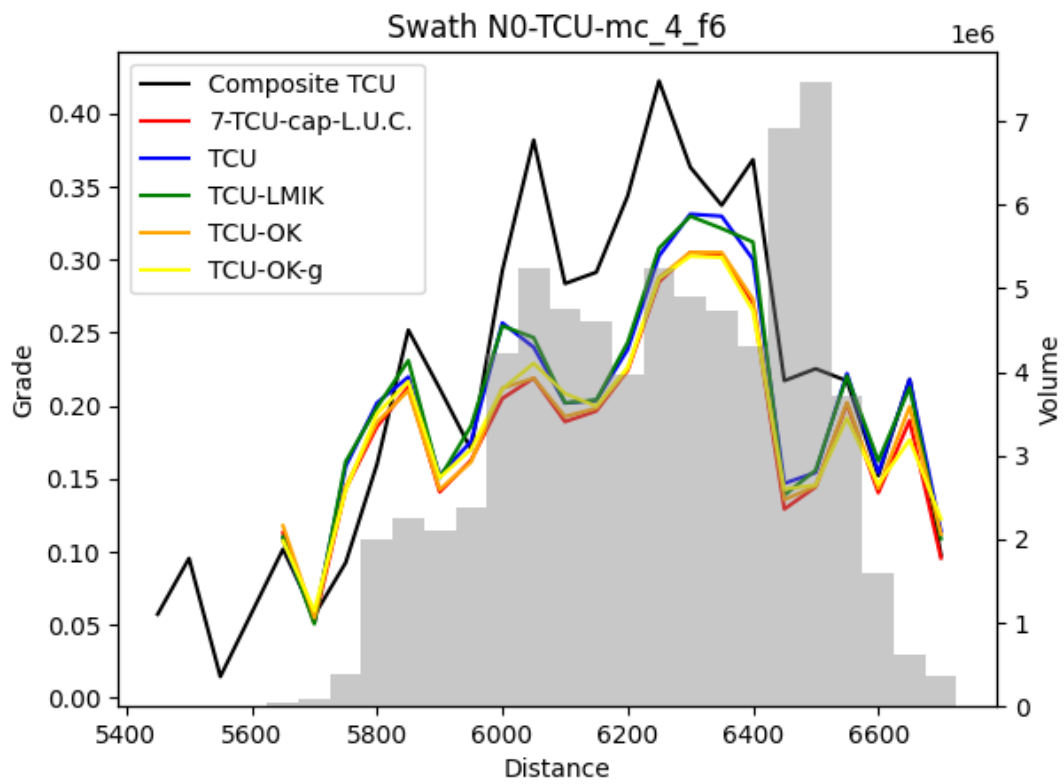
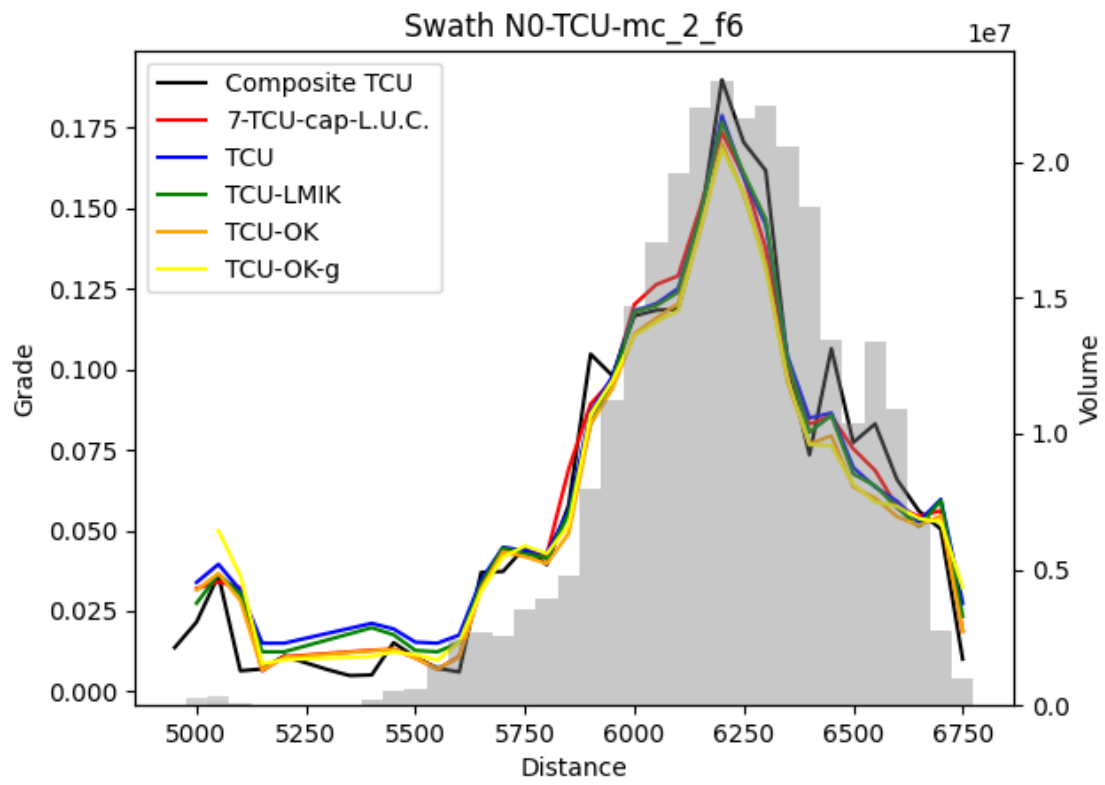


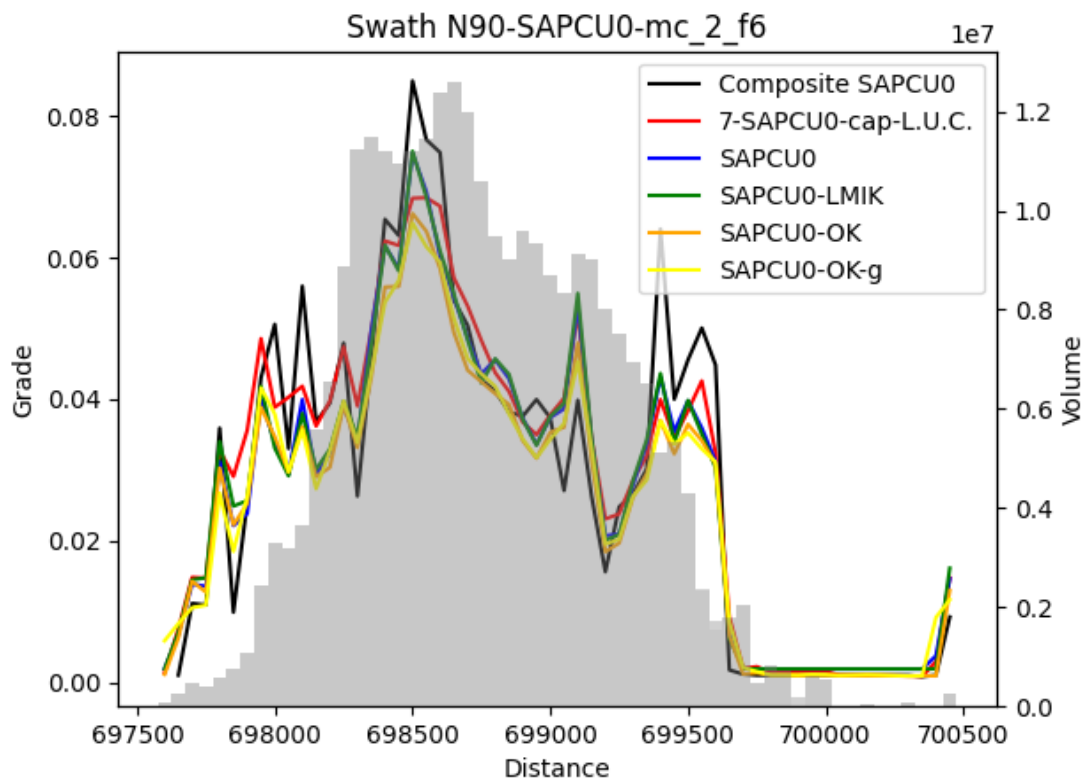
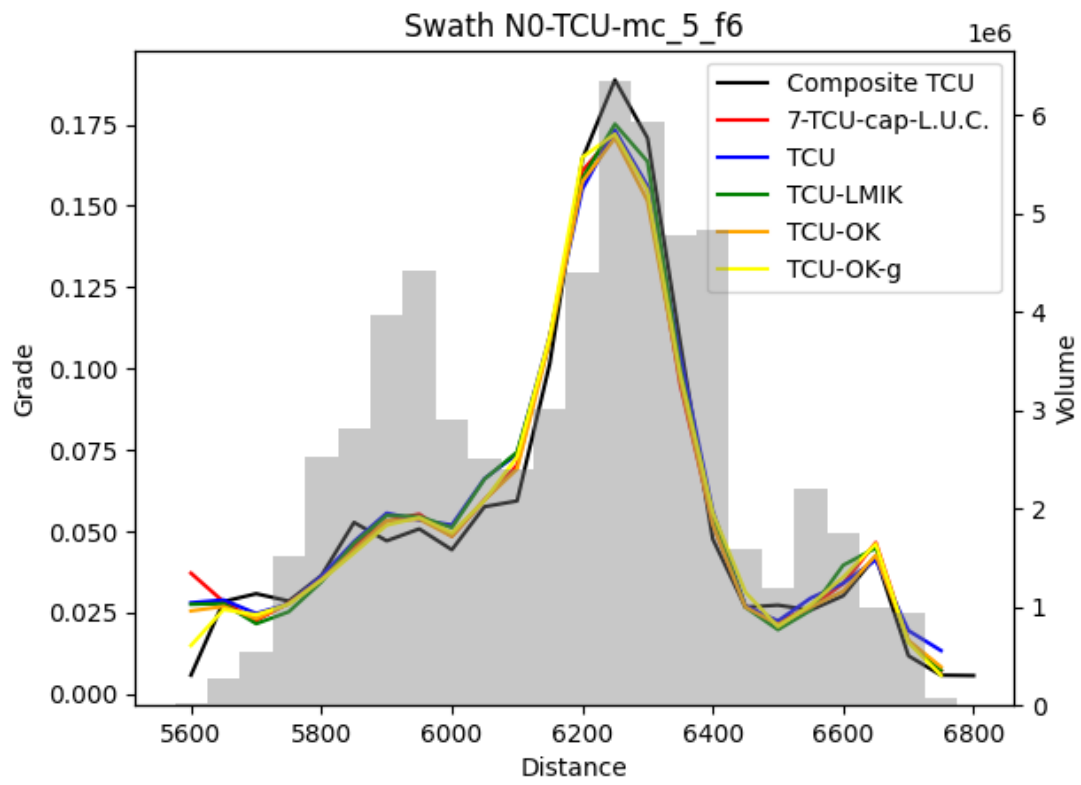


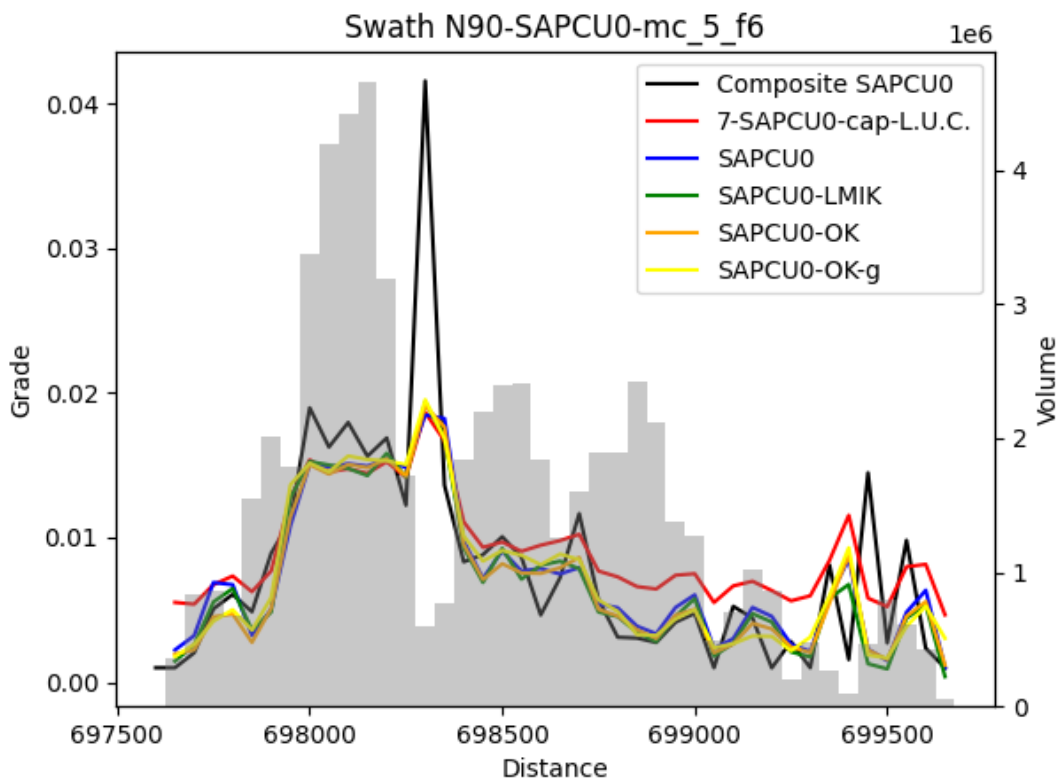
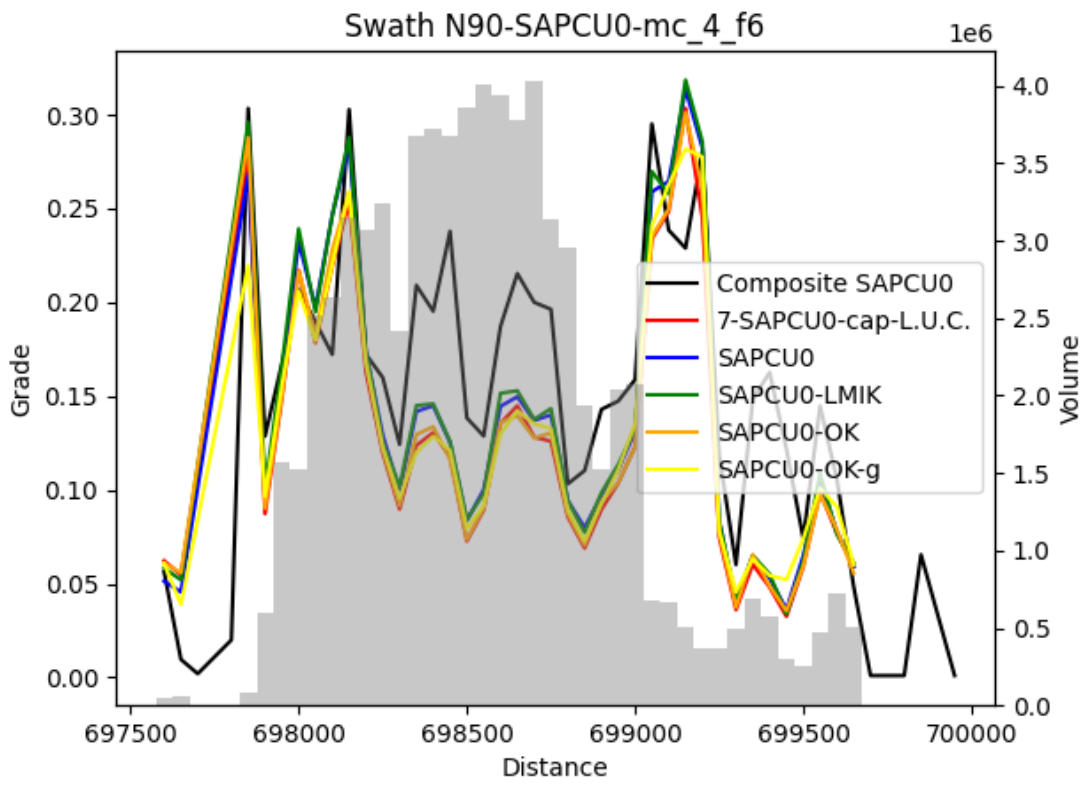


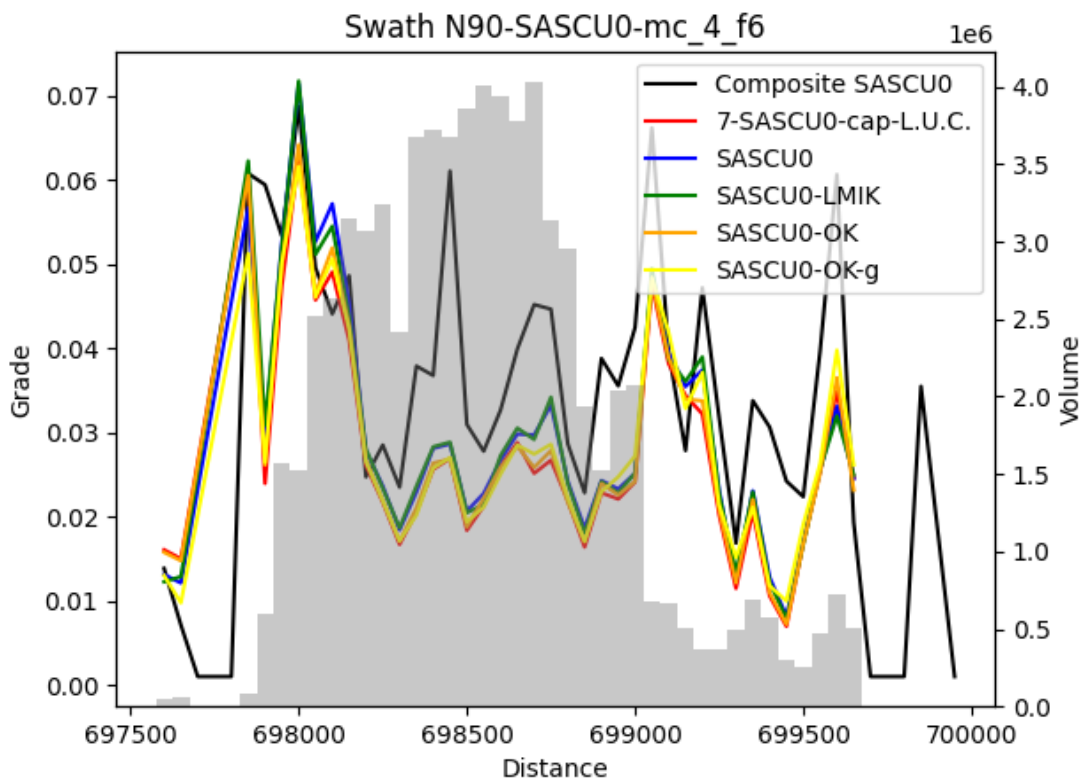
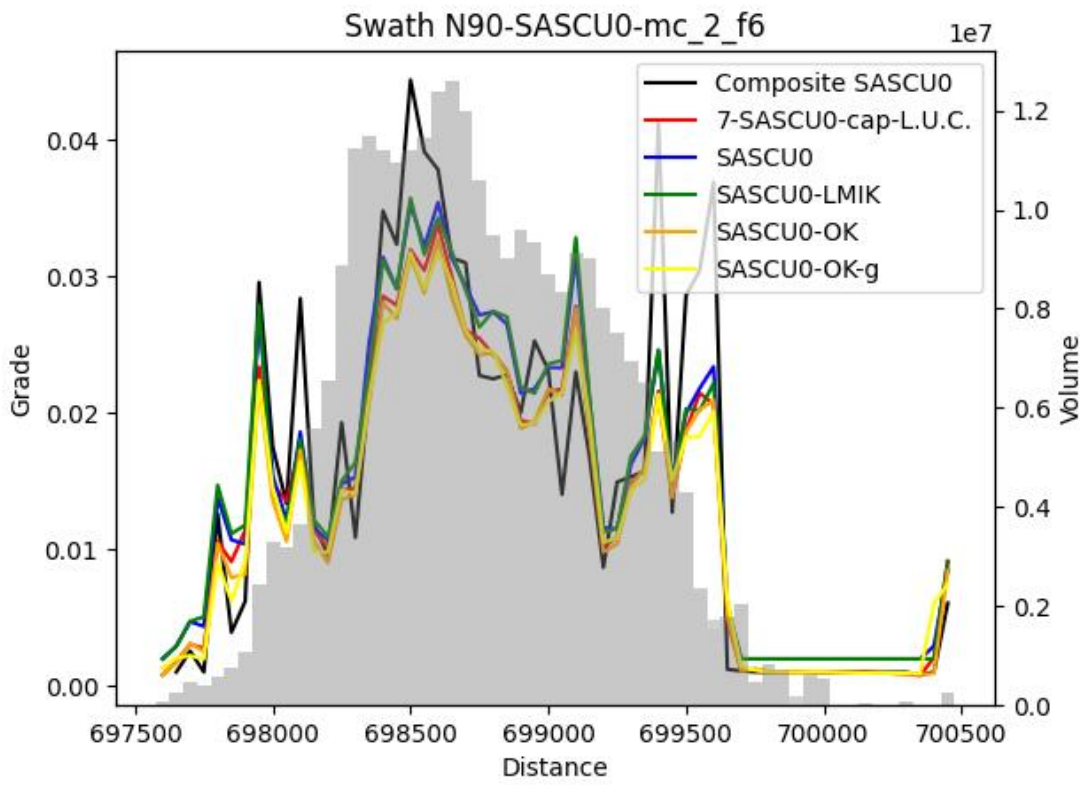


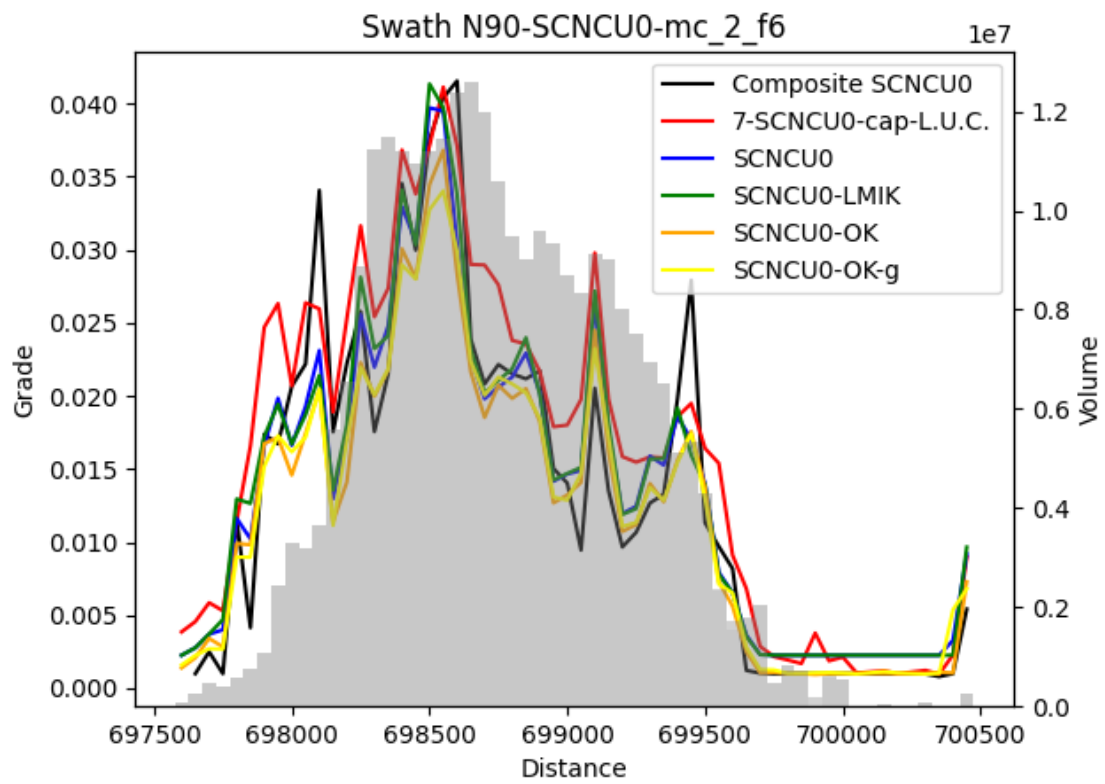
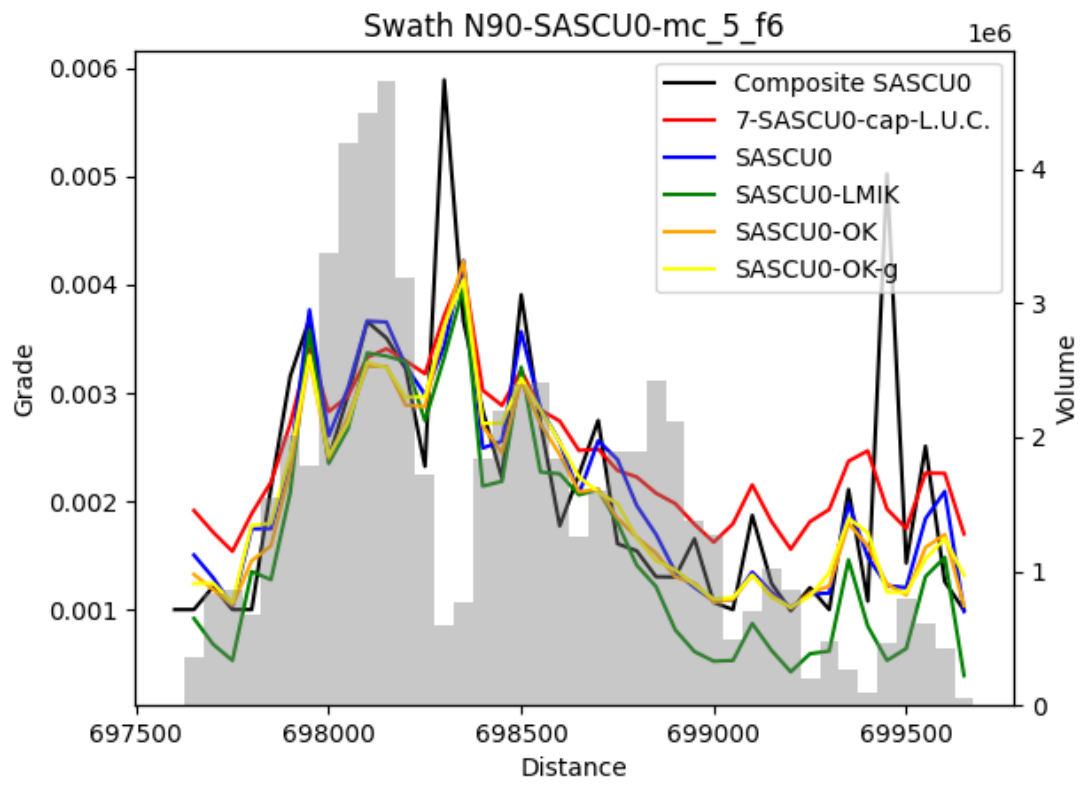


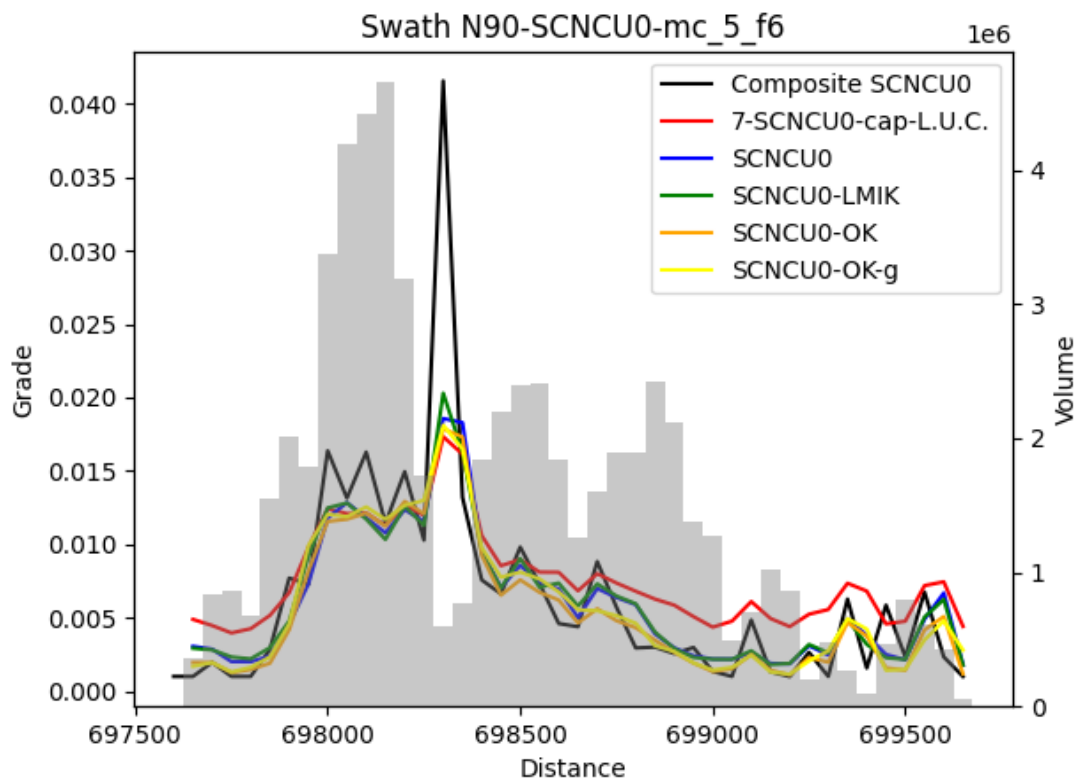
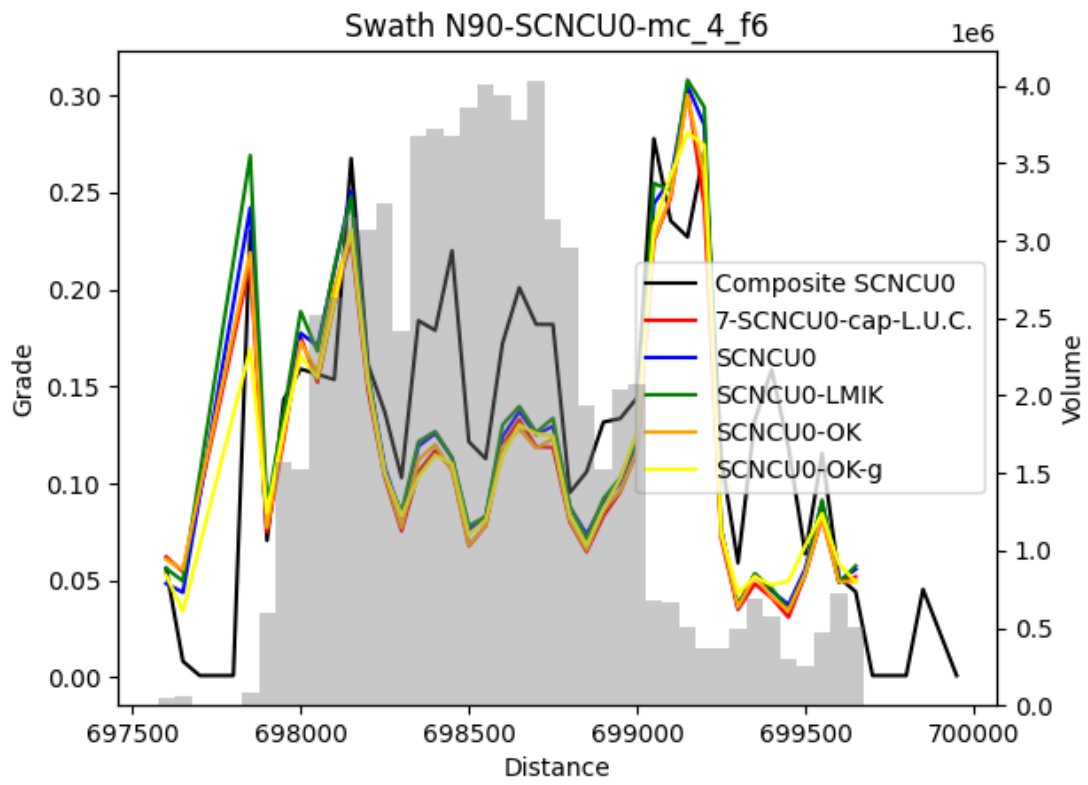


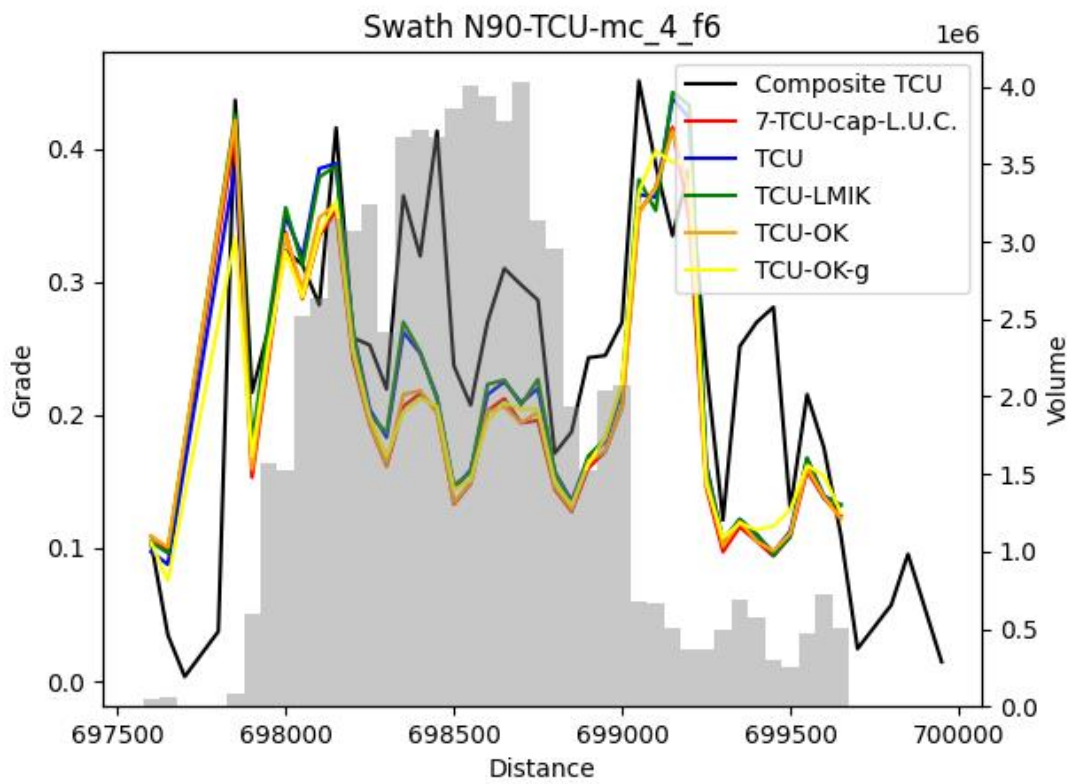
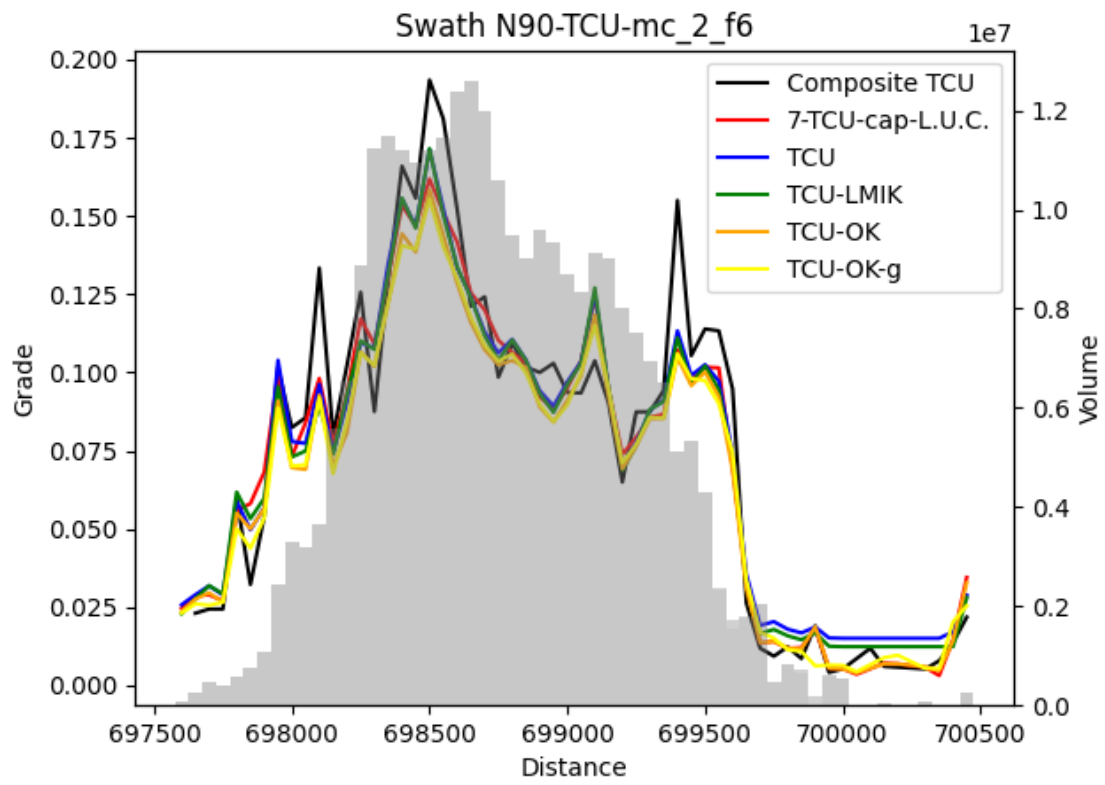


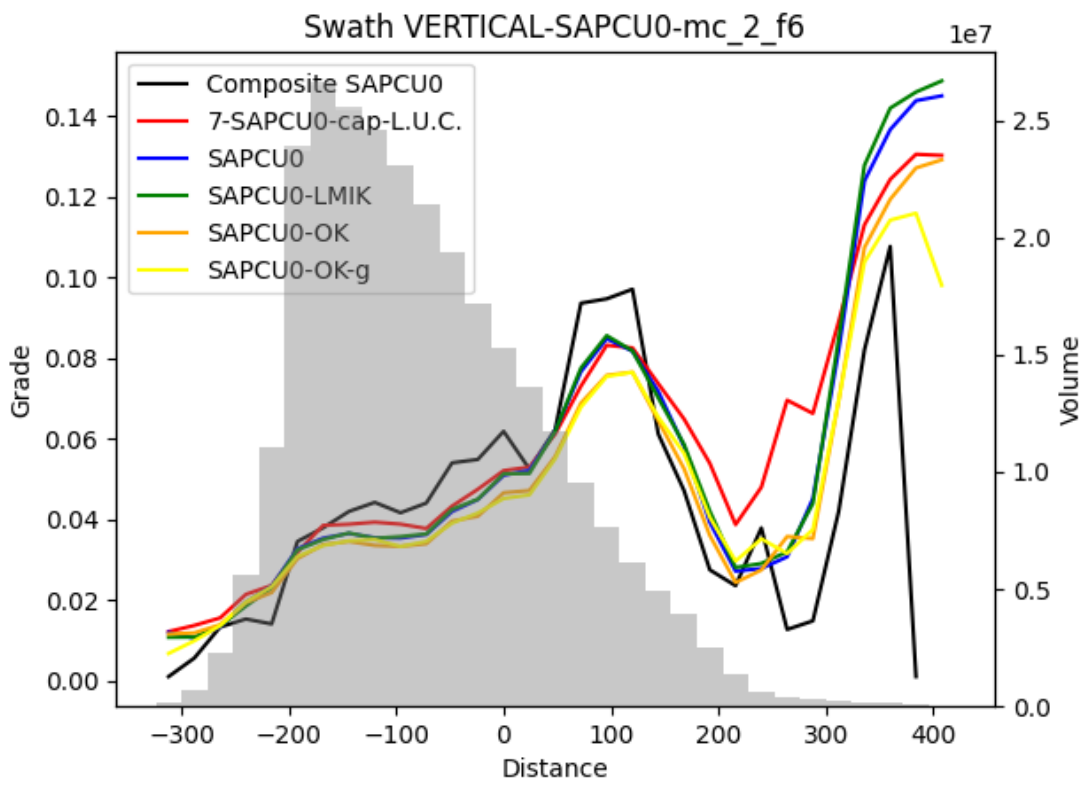
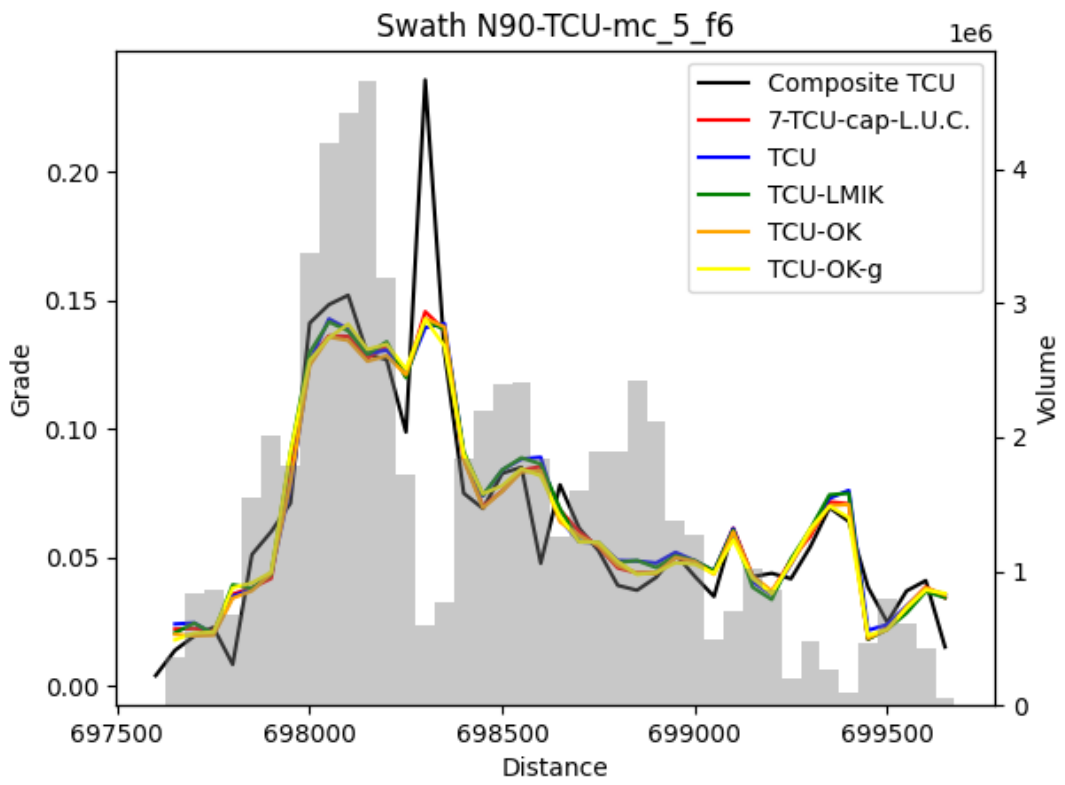


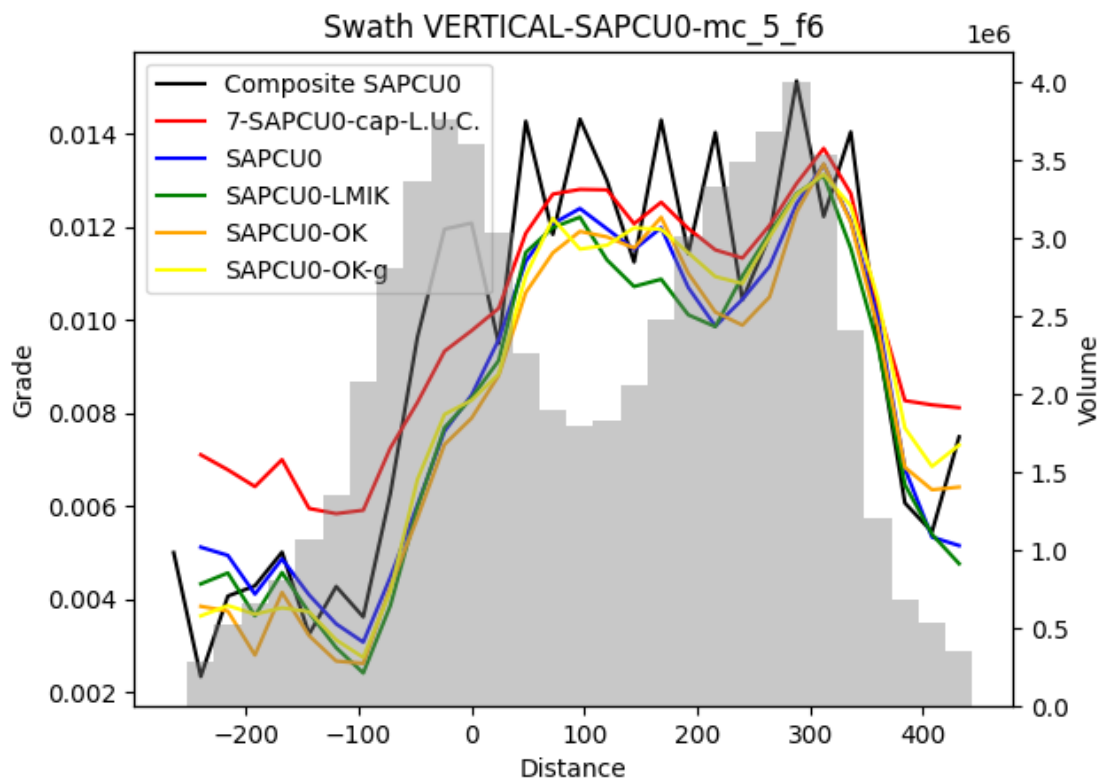
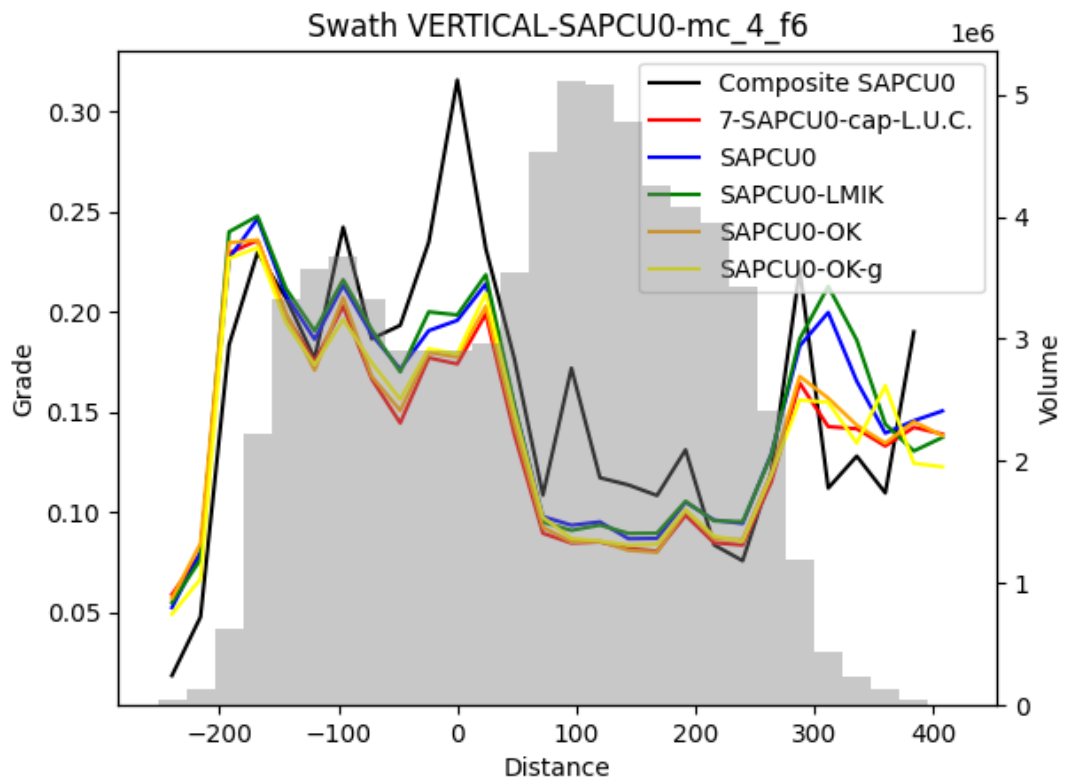


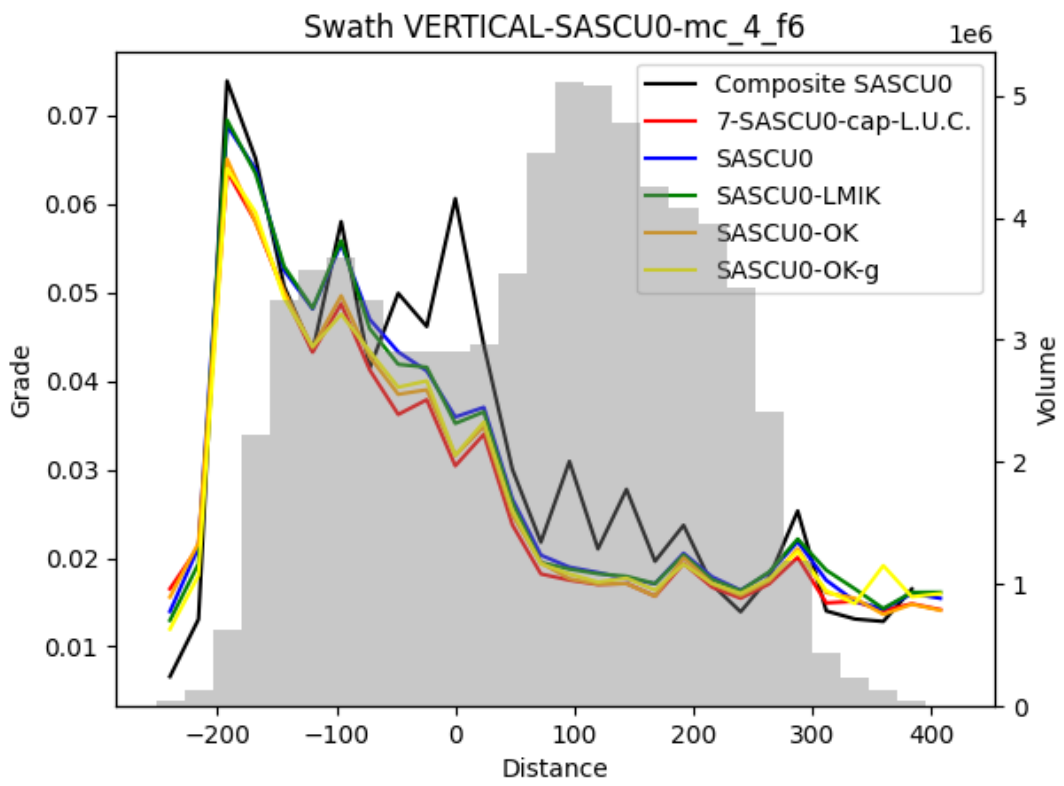
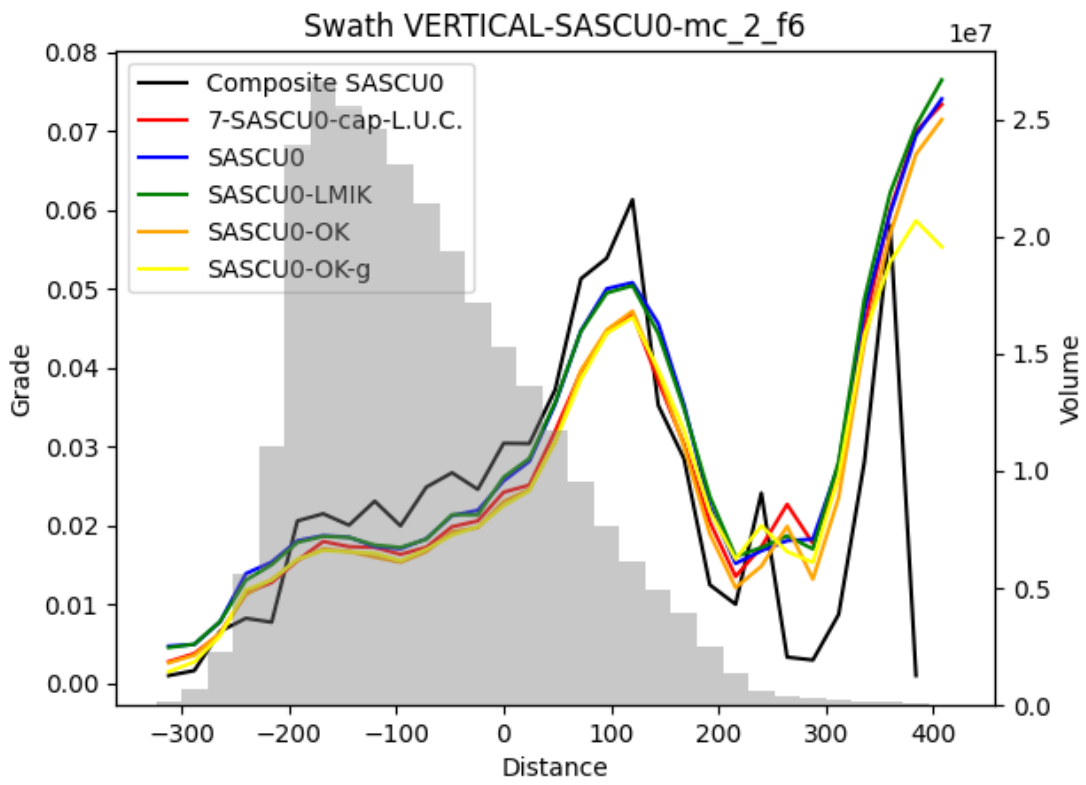


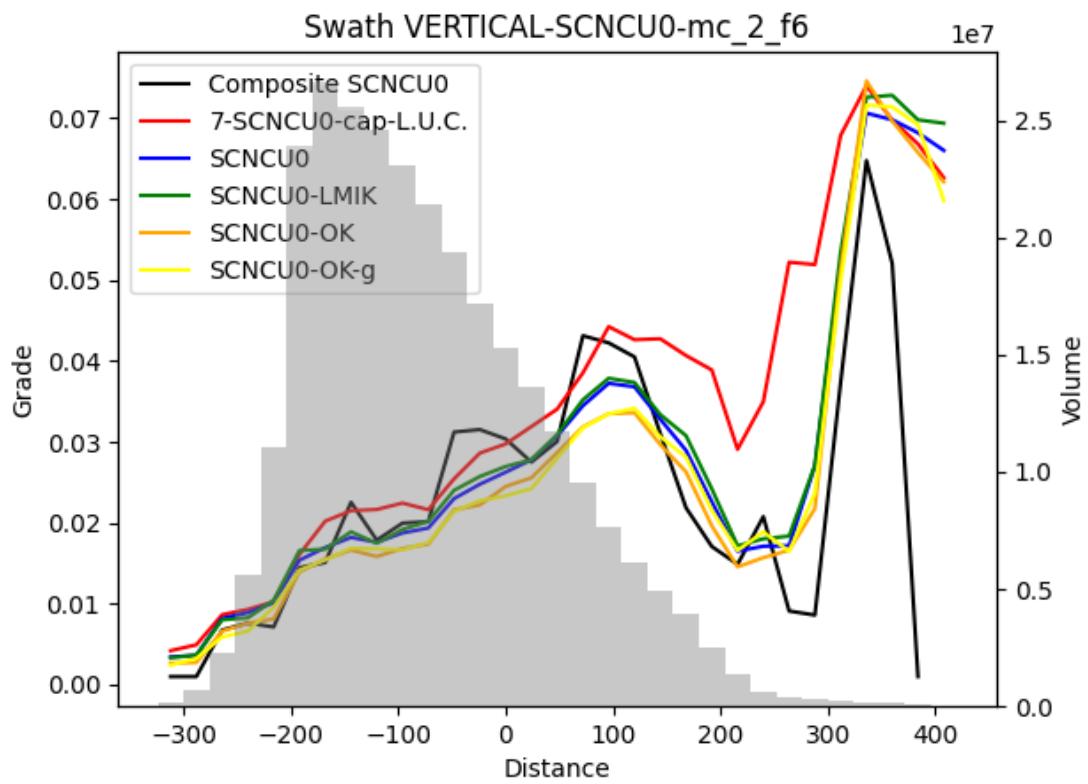
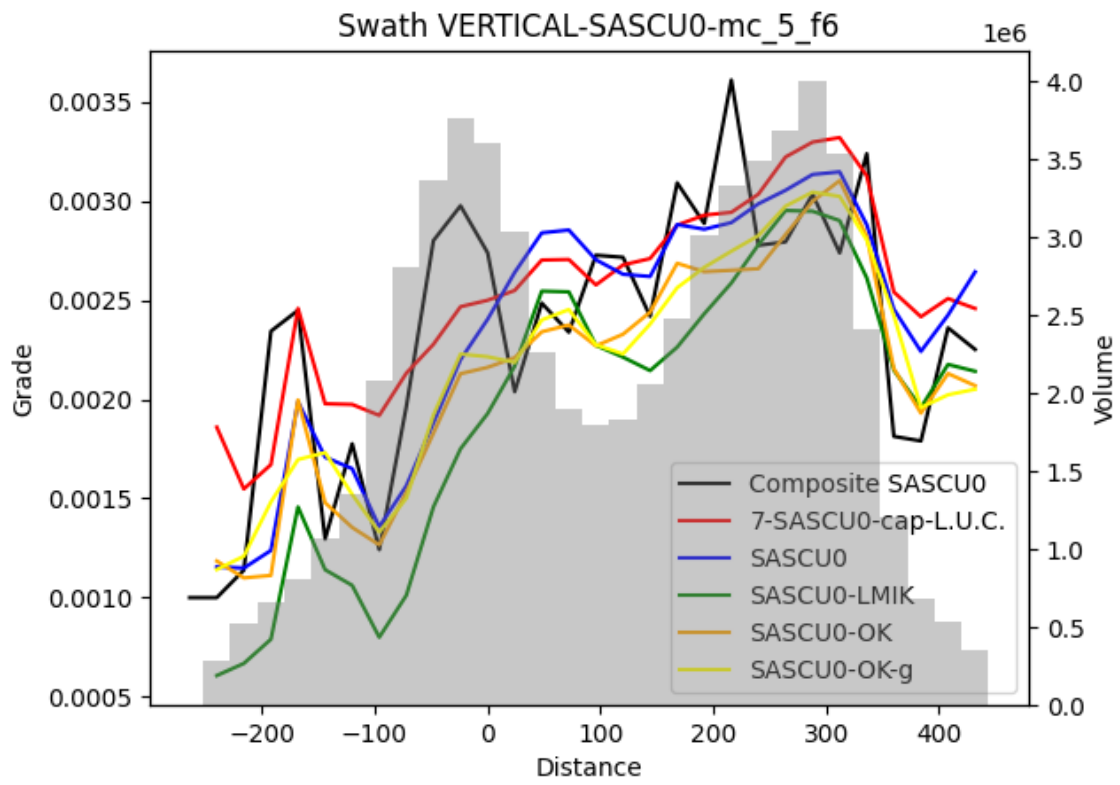


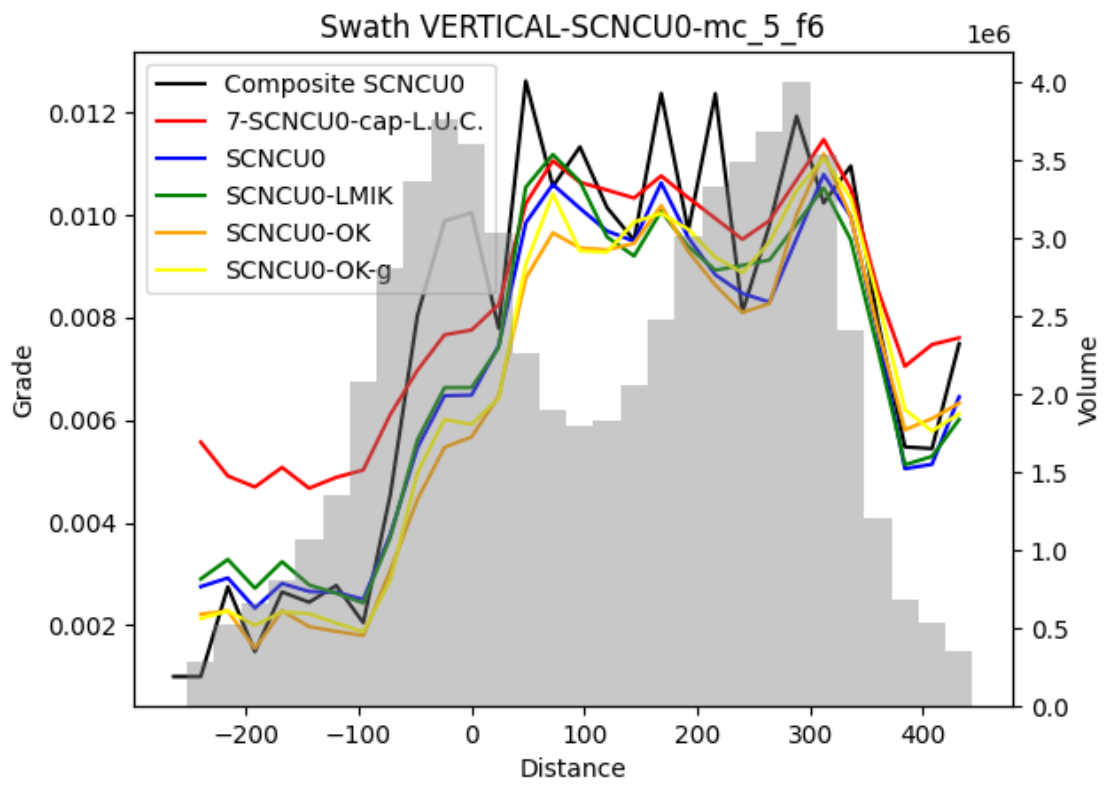
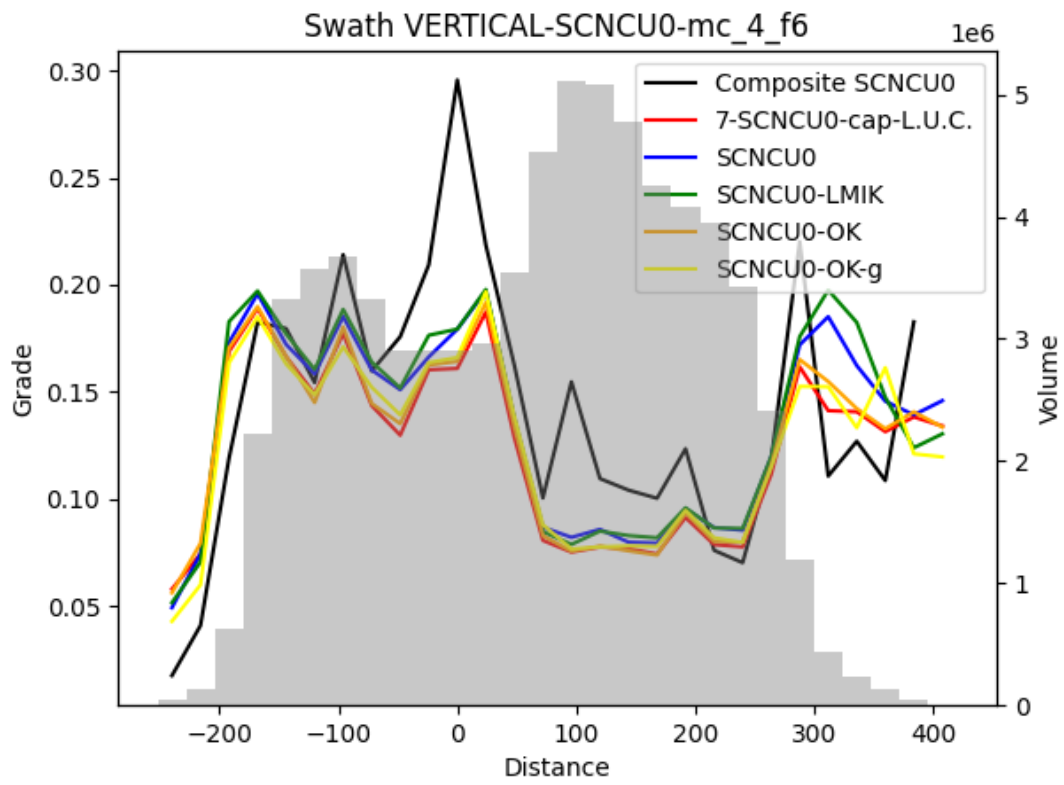


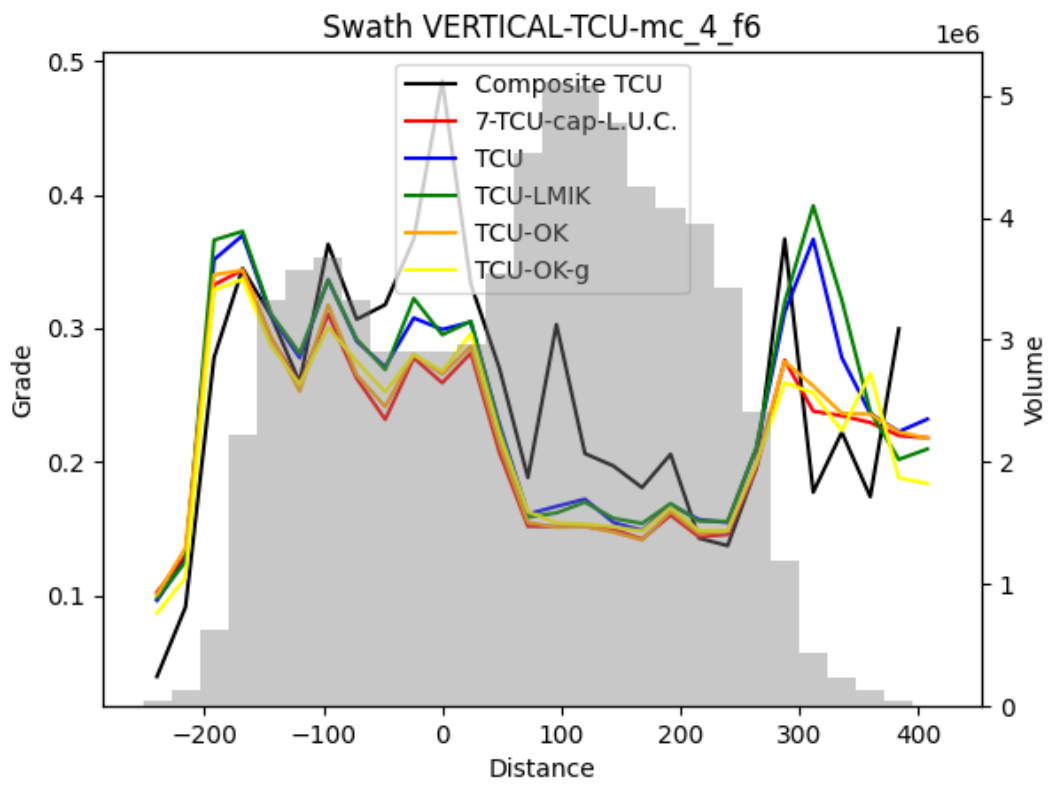
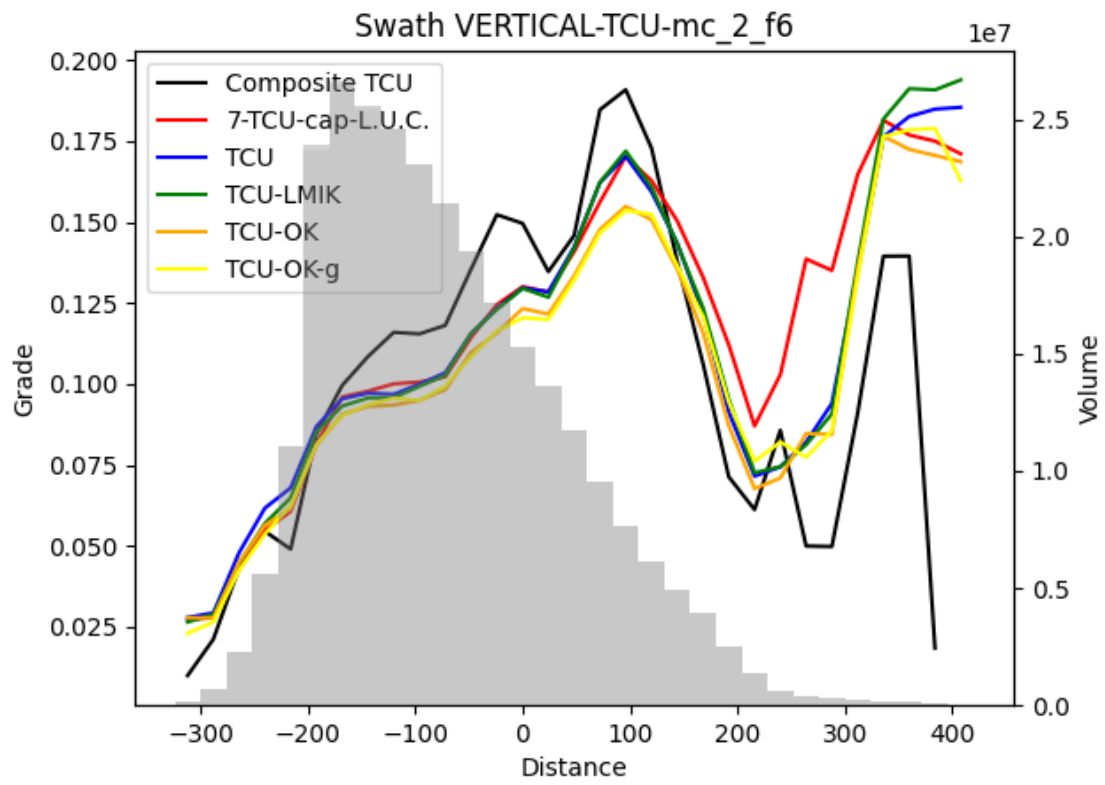












Anexo 7 -Estatística descritiva das estimativas do TCu, SAPCu, SASCu e SCNCu para os domínios de minério.

Variável/Modelo	Min	Max	Média	Std
TCu				
hipógeno				
Composta com peso	0	0.6412	0.0556	0.0585
LMIK	0.01	0.44	0.07	0.06
LUC	0	0.46	0.07	0.06
MIK	0.01	0.42	0.07	0.05
OK	0	0.44	0.06	0.05
oxidado				
Composta com peso	0	5.6197	0.0681	0.1309
LMIK	0.01	2.8	0.08	0.12
LUC	0	1.97	0.07	0.1
MIK	0.02	1.87	0.08	0.1
OK	0	1.89	0.07	0.08
supérgeno				
Composta com peso	0	4.0628	0.198	0.3171
LMIK	0.03	3.72	0.21	0.28
LUC	0	2.5	0.2	0.25
MIK	0.03	3.31	0.21	0.24
OK	0	2.26	0.2	0.2
SAPCu				
hipógeno				
Composta com peso	0	0.18	0.0055	0.0106
LMIK	0	0.14	0.01	0.01
LUC	0	0.08	0.01	0.01
MIK	0	0.12	0.01	0.01
OK	0	0.11	0.01	0.01
oxidado				
Composta com peso	0	4.7028	0.0268	0.0849
LMIK	0	2.72	0.03	0.08
LUC	0	1.15	0.03	0.06
MIK	0	1.59	0.03	0.06
OK	0	1.18	0.02	0.04
supérgeno				
Composta com peso	0	2.8398	0.1203	0.2256
LMIK	0.01	3.08	0.13	0.2
LUC	0	1.85	0.12	0.18
MIK	0.01	2.58	0.14	0.19
OK	0	1.77	0.12	0.15
SASCu				
hipogeno				
Composta com peso	0	0.038	0.0017	0.0023
LMIK	0	0.02	0	0

LUC	0	0.02	0	0
MIK	0	0.01	0	0
OK	0	0.03	0	0
oxidado				
Composta com peso	0	0.8786	0.0139	0.0462
LMIK	0	1.37	0.02	0.05
LUC	0	0.76	0.01	0.03
MIK	0	1.24	0.02	0.04
OK	0	0.77	0.01	0.03
supérgeno				
Composta com peso	0	0.8024	0.0252	0.0426
LMIK	0	1.33	0.03	0.04
LUC	0	0.51	0.03	0.04
MIK	0	0.94	0.03	0.04
OK	0	0.51	0.03	0.03
SCNCu				
hipógeno				
Composta com peso	0	0.154	0.0043	0.0097
LMIK	0	0.25	0.01	0.01
LUC	0	0.08	0.01	0
MIK	0	0.17	0.01	0.01
OK	0	0.09	0	0.01
oxidado				
Composta com peso	0	4.3371	0.0131	0.0577
LMIK	0	3.38	0.02	0.05
LUC	0	0.93	0.02	0.04
MIK	0	1.45	0.02	0.04
OK	0	1.09	0.01	0.02
supérgeno				
Composta com peso	0	2.4227	0.1083	0.2117
LMIK	0	4.04	0.12	0.19
LUC	0	1.76	0.11	0.17
MIK	0.01	2.57	0.12	0.16
OK	0	1.7	0.11	0.14