



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PAMPA**

**ESTIMATIVA E OBTENÇÃO DE MODELOS DE DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DE  
ESPESSURA DE CAMADA DE CARVÃO – DEPÓSITO DE SAPOPEMA, PARANÁ**

**JOÃO PEDRO MONTEIRO DE CASTRO VIDAL LOPES**

Caçapava do Sul, RS

2022

**JOÃO PEDRO MONTEIRO DE CASTRO VIDAL LOPES**

**ESTIMATIVA E OBTENÇÃO DE MODELOS DE DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DE  
ESPESSURA DE CAMADA DE CARVÃO – DEPÓSITO DE SAPOPEMA, PARANÁ**

Trabalho de Conclusão de Curso do  
Curso de Geologia da Universidade  
Federal do Pampa, como requisito  
parcial para obtenção do Título de  
Bacharel em Geologia.

Orientador: Prof. Dr. Luis Eduardo de  
Souza.

Caçapava do Sul, RS

2022

Ficha catalográfica elaborada automaticamente com os dados fornecidos pelo(a) autor(a) através do Módulo de Biblioteca do Sistema GURI (Gestão Unificada de Recursos Institucionais).

L775e Lopes, João Pedro Monteiro de Castro Vidal

Estimativa e obtenção de modelos de distribuição espacial de espessura de camada de carvão - depósito de Sapopema, Paraná / João Pedro Monteiro de Castro Vidal Lopes.

91 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação)--  
Universidade Federal do Pampa, GEOLOGIA, 2022.

"Orientação: Luis Eduardo de Souza".

1. Geologia. 2. Carvão Mineral. 3. Estimativa. 4. Krigagem Ordinária. I. Título.

**JOÃO PEDRO MONTEIRO DE CASTRO VIDAL LOPES**

**ESTIMATIVA E OBTENÇÃO DE MODELOS DE DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL  
DE ESPESSURA DE CAMADA DE CARVÃO – DEPÓSITO DE SAPOPEMA,  
PARANÁ**

Trabalho de Conclusão de Curso do  
Curso de Geologia da Universidade  
Federal do Pampa, como requisito  
parcial para obtenção do Título de  
Bacharel em Geologia.

Trabalho de Conclusão de Curso defendido e aprovado em:

12 de agosto de 2022.

Banca examinadora:

---

Prof. Dr. Luis Eduardo de Souza

Orientador

UNIPAMPA

---

Prof<sup>ª</sup>. Dr<sup>ª</sup>. Luciana Arnt Abichequer

UNIPAMPA

---

Prof. Dr. Igor Magalhães Clemente

UNIPAMPA



Assinado eletronicamente por **IGOR MAGALHAES CLEMENTE, PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR**, em 17/08/2022, às 07:07, conforme horário oficial de Brasília, de acordo com as normativas legais aplicáveis.

---



Assinado eletronicamente por **LUIS EDUARDO DE SOUZA, PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR**, em 17/08/2022, às 07:59, conforme horário oficial de Brasília, de acordo com as normativas legais aplicáveis.

---



Assinado eletronicamente por **LUCIANA ARNT ABICHEQUER, PROFESSOR DO MAGISTERIO SUPERIOR**, em 17/08/2022, às 21:30, conforme horário oficial de Brasília, de acordo com as normativas legais aplicáveis.

---



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site [SEI - Conferência de Autenticidade de Documentos \(unipampa.edu.br\)](https://sei.unipampa.edu.br/sei/Conferencia-de-Autenticidade-de-Documentos), informando o código verificador **0897981** e o código CRC **9412A0D4**.

---

Para minha amada mãe  
Fabiola, por todo apoio e amor  
incondicional (in memoriam).

## AGRADECIMENTOS

Agradeço do fundo do coração à minha mãe, por todo amor incondicional, dedicação a mim em todos os anos que estivemos juntos e por toda motivação. Mesmo não estando mais presente, foi e é fundamental para eu chegar à conclusão deste trabalho. Toda gratidão a minha família, que sempre esteve presente para mim, principalmente minha avó Dona Jane, minha tia Diana e meu padrasto Bolão, por todo companheirismo e carinho.

Ao meu orientador Prof. Dr. Luis Eduardo de Souza, por toda orientação, por todo conhecimento passado a mim, por toda disponibilidade e principalmente pela paciência.

Agradeço a Datamine por ter cedido a licença para eu utilizar seu *software* em todo o desenvolvimento deste trabalho. Em especial a toda equipe idealizadora do Programa Datamine Universidades com a qual eu tive o prazer de aprender muito durante o ano de 2021.

Agradeço a companhia Carbonífera do Cambuí LTDA e ao Eng. de Minas Anderson Luis Weiss, por ter cedido o banco de dados para a realização deste trabalho e pela disponibilidade.

Agradeço ao Geólogo Parazão por todas as contribuições ao longo deste trabalho, pelo incentivo e pelas conversas sobre a geoestatística que sempre geraram ideias.

Agradeço a Unipampa pelo ensino de qualidade e gratuito.

Agradeço aos amigos formados ao longo dos anos na universidade, em especial o pessoal da UVV e agregados, que deixaram a essa caminhada muito mais alegre e leve.

Por fim, não menos especial, agradeço a mim mesmo por toda força de vontade, esforço e por nunca me abalar.

“I don't care if you're chasing your goals, or if you're on your Knees and crawling, just keep going in this Direction and you will get there.”

Mathew Fraser

## RESUMO

Para realizar o processo de estimativa de um depósito é necessário integrar grande parte de áreas da Geologia. Pensando nisto, foi desenvolvido um projeto de estudo de caso de um depósito de carvão mineral correspondente ao trabalho de conclusão do curso de Geologia, com o objetivo de estimar a reserva existente. O depósito corresponde a um cenário real, com dados geológicos reais, localizado no município de Sapopema – PR, cujo banco de dados foi cedido pela empresa Carbonífera do Cambuí LTDA. O trabalho apresenta desde adaptação do banco de dados, para desenvolvê-lo foi utilizado três variáveis: espessura da camada de carvão; teor de cinzas (%) e teor de enxofre (%). O primeiro passo foi a composição do cenário, seguindo com análise exploratória dos dados, variografia, modelagem geológica, estimativa e cubagem. O método de estimativa escolhido para utilizar no desenvolvimento deste trabalho é o da Krigagem Ordinária, que foi escolhida devido sua robustez, sendo amplamente empregada para as mais diversas situações, usando a informação estrutural fornecida pelo modelo de variograma. Para desenvolver este trabalho foi utilizado o *software* Studio RM da Datamine, e outros *softwares* complementares, como QGis e Excell. Com a estimativa realizada, cubou-se o depósito e chegou a um resultado de 98.615.403,69 toneladas de carvão.

Palavras-chave: geologia; carvão mineral; estimativa; krigagem ordinária.

## **ABSTRACT**

To carry out the process of estimating a deposit, it is necessary to integrate most areas of Geology. A case study project of a mineral coal deposit corresponding to the conclusion work of the Geology course was developed, with the objective of estimating the existing reserve. The deposit corresponds to a real scenario, with real geological data, located in the municipality of Sapopema - PR, whose database was provided by the company Carbonífera do Cambuí LTDA. The work presents since adaptation of the database, to develop it three variables were used: thickness of the coal layer; ash content (%) and sulfur content (%). The first step was the composition of the scenario, followed by exploratory data analysis, variography, geological modeling, estimation and cubing. The estimation method chosen to use in the development of this work is Ordinary Kriging, which was chosen due to its robustness, being widely used for the most diverse situations, using the structural information provided by the variogram model. To develop this work, Datamine's Studio RM software was used, and other complementary software, such as QGis and Excell. With the estimate made, the deposit was evaluated and the result was 98.615.403,69 tons of coal.

Keywords: geology; mineral coal; estimate; ordinary kriging.

## LISTA DE FIGURAS

- Figura 1: Fluxograma da metodologia. Partindo de um banco de dados consolidados e indo até o objetivo final, que são as curvas de parametrização. ....25
- Figura 2: Mapa de localização da área de estudo, localizada no município de Sapopema, Paraná. Os limites do município de Sapopema estão destacados em vermelho na imagem. ....27
- Figura 3: Mapa de localização da Bacia do Paraná no Brasil. A Bacia do Paraná ocupa toda a área em cinza no Brasil, Paraguai, Argentina e Uruguai. ....29
- Figura 4: Cada cor diferente na imagem representa uma supersequência de deposição sedimentar na bacia do Paraná. Na ordem cronoestratigráfica temos a Supersequência Rio Ivaí na Base e a Supersequência Bauru no topo. Supersequências do Milani. ....30
- Figura 5: Localização das 77 amostras, com exagero de escala em 10x somente para as amostras. ....34
- Figura 6: Diagrama de classificação de recursos e reservas adotado pela CBRR (CBRR, 2016). Quanto maior o aumento do conhecimento geológico sobre o recurso, maior a chance desse recurso ser classificado como medido, juntamente com o aumento do grau de confiabilidade sobre este recurso. ....38
- Figura 7: Tabela de frequência de dados no lado esquerdo e no lado direito um histograma apresentando as mesmas informações. ....40
- Figura 8: Exemplo de histograma mostrando as três medidas da tendência central. *mode* é a moda da distribuição, *median* é a mediana da distribuição e *average* é a média. ....42
- Figura 9: Gráfico q-q comparando quantis da variável U versus V, com a mesma escalanos dois eixos. ....43
- Figura 10: Gráfico de dispersão de duas variáveis, mostrando a correlação entre elas. ....43
- Figura 11: Representação típica de um variograma. A partir da seta indicando onde o variograma se torna instável, é possível observar que após aquele ponto não se pode mais garantir a continuidade do corpo geológico, das variáveis ou dos pares amostrais. ....47
- Figura 12: Propriedades gráficas de um variograma. ....48
- Figura 13: Correlação espacial abaixo e acima do Patamar. A correlação negativa é representada pelo gráfico de  $\rho = -0,47$ , que se encontra acima do patamar. A correlação positiva é representada pelo gráfico de  $\rho = 0,60$ , que se encontra abaixo do patamar e o gráfico de  $\rho = -0,02$  se encontra bem próximo do patamar. ....49
- Figura 14: Arranjos de dados unidimensionais com distribuição regular e irregular, com ilustração dos valores de *lag* no cálculo do variograma. ....51

Figura 15: Os três modelos de ajuste de variograma mais comumente utilizados. Exponencial; Gaussiano e Esférico.....	52
Figura 16: Exemplos esquemáticos de anisotropias geométrica (A) e zonal (B). No variograma (A) observa-se que o patamar é alcançado em diferentes distâncias, tanto mais próximo e mais afastado da origem. No variograma (B) é possível observar que possui duas orientações, uma alcança o patamar e a outra nunca alcançará. ....	53
Figura 17: Mapa de localização das amostras. ....	57
Figura 18: Histograma da variável espessura da camada de carvão. No eixo x é plotado a espessura da camada de carvão enquanto no eixo Y é plotado a frequência que esta variável ocorre. ....	59
Figura 19: Histograma da variável teor de cinzas (%). No eixo x é plotado o teor de cinzas (%) que se encontra na camada de carvão, enquanto no eixo Y é plotado a frequência que esta variável ocorre. ....	59
Figura 20: Histograma da variável teor de enxofre (%). No eixo x é plotado o teor de enxofre (%) que se encontra na camada de carvão, enquanto no eixo Y é plotado a frequência que esta variável ocorre. ....	60
Figura 21: Distribuição das amostras com a espessura do carvão. A legenda no lado esquerdo da imagem representa os intervalos de acordo com o tamanho das camadas, em metros. As cores mais quentes são as maiores espessuras, e as mais frias as menores.....	61
Figura 22: Distribuição espacial das amostras que contêm teores de cinza. A legenda no lado esquerdo da imagem representa os intervalos de acordo com o volume de cinza, em porcentagem. As cores mais quentes são as maiores quantidades, e as mais frias as menores. ....	62
Figura 23: Distribuição espacial dos teores de enxofre. A legenda do lado esquerdo da imagem, na parte superior, é distribuída de acordo com os teores de enxofres (%). As cores mais quentes representam as amostras que possuem maiores volumes de enxofre, e as mais frias representam os menores volumes. ....	63
Figura 24: Gráfico de dispersão comparando a variável espessura de carvão com a variável teor de cinzas. Apresenta um coeficiente de correlação de 0.621. A linha que corta as amostras é a função de regressão polinomial. ....	64
Figura 25: Gráfico de dispersão comparando a variável espessura de carvão com a variável teor de enxofre. Apresenta um coeficiente de correlação de -0.362. A linha que corta as amostras é a função de regressão polinomial. ....	64
Figura 26: Gráfico de dispersão comparando a variável teor de cinzas (%) variável teor de enxofre (%). Apresenta um coeficiente de correlação de -0.168. A linha que corta as amostras é a função de regressão polinomial. ....	65
Figura 27: Mapa produzido pela aplicação do Método da Poligonal. Cada ponto em amarelo é uma amostra, e cada amostra contém as três variáveis trabalhadas neste estudo. Como é possível observar, as amostras que possuem maiores valores recebem pesos menores, uma vez que o peso é proporcional a área do polígono. .	67
Figura 28: Variograma gerado para determinar o azimute do volume de busca que prevê o comportamento espacial das variáveis em estudo, como a espessura da camada de carvão. Neste variograma não foi necessário realizar a modelagem de estruturas. ....	70

Figura 29: Este variograma foi modelado com duas estruturas esféricas. É chamado de variograma primário pois determina a primeira rotação do volume de busca. Através dele também foi possível obter o efeito pepita e a variância deste volume de busca.....	71
Figura 30: Este variograma recebe o nome de secundário porque é responsável por encontrar o melhor DIP do volume de busca, de maior alcance. Foi modelado com duas estruturas esféricas, onde o DIP acaba sendo de 00°, ou seja, sem uma direção de mergulho. ....	71
Figura 31: A etapa de cálculo do variograma terciário tem como objetivo encontrar o alcance em Z do modelo de variograma final. Foram utilizadas duas estruturas esféricas neste processo de modelagem. ....	72
Figura 32: Mapa da posição espacial das amostras com o volume de busca já completo, com as três direções já definidas (X, Y e Z), em amarelo. Este é o resultado da variografia, tendo como produto essa elipsoide em amarelo que segue o padrão espacial do corpo. Este volume de busca será utilizado no processo de estimativa, onde terá a principal função de encontrar o número ideal de amostras que serão utilizadas para estimar onde não há amostragem, seguindo uma direção coerente com a forma espacial do corpo de minério e com o comportamento espacial das amostras. ....	72
Figura 33: Modelo de blocos já estimado. Neste modelo de bloco está configurado com a variável espessura da camada de carvão e os pontos pretos representam a malha de sondagem. Cada quadrado deste mapa possui o tamanho de 180,00 x 215,00. ....	73
Figura 34: Modelo de blocos já estimado. Neste modelo de bloco está configurado com a variável teor de cinzas (%) e os pontos pretos representam a malha de sondagem. Cada quadrado deste mapa possui o tamanho de 180,00 x 215,00. ....	76
Figura 35: Modelo de blocos já estimado. Neste modelo de bloco está configurado com a variável teor de enxofre (%) e os pontos pretos representam a malha de sondagem. Cada quadrado deste mapa possui o tamanho de 180,00 x 215,00. ....	76
Figura 36: Histograma do erro de estimativa da espessura da camada de carvão. O erro se dá pela diferença entre os valores estimados e os reais. Neste histograma é possível perceber uma distribuição simétrica em torno de 0 e pouco disperso. É notável um gap entre os valores de -1 e -0.5, e isso se dá por não ocorrer valores nesse intervalo. ....	78
Figura 37: Histograma do erro de estimativa do teor de cinzas. O erro se dá pela diferença entre os valores estimados e os reais. Neste histograma é possível perceber uma distribuição simétrica em torno de 0, porém comparado ao histograma da espessura da camada de carvão, este já é mais disperso. ....	78
Figura 38: Histograma do erro de estimativa do teor de enxofre. O erro se dá pela diferença entre os valores estimados e os reais. Neste histograma é possível perceber uma distribuição simétrica em torno de 0, porém comparado ao histograma da espessura da camada de carvão este é mais disperso, e é menos disperso quando comparado ao histograma de teor de cinzas. O histograma desta variável apresenta o maior gap, e isso se dá pela falta de valores no intervalo entre -10 e -3. ....	79

- Figura 39: Q-QPlot da validação cruzada dos dados reais x estimados da espessura da camada de carvão. O coeficiente de correlação obtida é de 0.977, considerado uma correlação muito boa entre os valores reais e os estimados. ....80
- Figura 40: Q-QPlot da validação cruzada dos dados reais x estimados do teor de cinzas (%). O coeficiente de correlação obtida é de 0.994, considerado uma correlação muito boa entre os valores reais e os estimados. A reta em que  $x=y$  não começa da origem do gráfico, mas sim do valor 20%. ....80
- Figura 41: Q-QPlot da validação cruzada dos dados reais x estimados do teor de enxofre (%). O coeficiente de correlação obtida é de 0.930, considerado uma correlação muito boa entre os valores reais e os estimados. A reta em que  $x=y$  não começa da origem. ....81
- Figura 42: Mapa de amostras da variável espessura do carvão junto com o modelo de bloco estimado. Este mapa foi feito como forma de validação visual. Nele é possível observar que existe sim coerência entre os dados amostrais e o modelo de bloco estimado. Ambos tendem a apresentar o mesmo intervalo. Os dados reais são representados pelos pontos e já cada quadrado presente na imagem representa um bloco do modelo de bloco gerado no processo de estimativa. ....82
- Figura 43: Mapa de amostras da variável teor de cinzas junto com o modelo de bloco estimado, também com a variável teor de cinza plotado. Este mapa foi feito como forma de validação visual. Nele é possível observar que existe sim coerência entre os dados amostrais e o modelo de bloco estimado. Ambos tendem a apresentar o mesmo intervalo. Os dados reais são representados pelos pontos e já cada quadrado presente na imagem representa um bloco do modelo de bloco gerado no processo de estimativa. ....82
- Figura 44: Mapa de amostras da variável teor de enxofre junto com o modelo de bloco estimado, também com a variável teor de enxofre plotado. Este mapa foi feito como forma de validação visual. Nele é possível observar que existe sim coerência entre os dados amostrais e o modelo de bloco estimado. Ambos tendem a apresentar o mesmo intervalo. Os dados reais são representados pelos pontos e já cada quadrado presente na imagem representa um bloco do modelo de bloco gerado no processo de estimativa. ....83
- Figura 45: Mapa de distribuição da variância de krigagem no modelo de blocos. Os pontos pretos é a malha de sondagem. Os maiores valores se encontram nas cores quentes, enquanto os menores valores se encontram nas cores frias. No centro do depósito, onde ocorreu adensamento amostral, possui uma variância menor quando se comparado as bordas, onde a amostragem foi mais esparsa. ....85

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Principais medidas estatísticas das variáveis em estudo. ....	60
Tabela 2: Matriz de correlação das variáveis. Como já falado no texto anteriormente, não há correlação entre nenhuma das variáveis. ....	65
Tabela 3: Tabela comparando os resultados da média das variáveis originais e após a aplicação do método de desagrupamento. ....	67
Tabela 4: Tabela discretizando os valores de rotações do Variograma obtidos através da variografia. ....	73
Tabela 5: Estrutura do Variograma, contendo as dimensões do elipsoide de busca (Figura 32, em amarelo), que será utilizado na realização do processo de estimativa das variáveis do depósito. ....	73
Tabela 6: Algumas medidas de estatística descritiva de Dados Originais Desagrupados versus Dados Estimados da camada de carvão, que é o principal alvo deste estudo. ....	74
Tabela 7: Quantificação em toneladas o depósito mineral neste estudo. ....	84
Tabela 8: Quantificação do recurso que atende o atual teor de corte do depósito mineral. ....	84

## SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	18
1.1 Justificativa .....	19
1.2 Meta .....	20
1.3 Objetivos Específicos.....	21
1.4 Estado da Arte .....	21
1.5 Metodologia .....	24
1.6 Organização deste Trabalho.....	25
2. APRESENTAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO .....	27
2.1 Localização .....	27
2.2 Geologia Regional.....	28
2.2.1 Bacia do Paraná .....	29
2.3 Geologia Local .....	31
2.3.1 Formação Rio Bonito .....	31
2.4 Descrição do Banco de Dados.....	32
3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA .....	35
3.1 Origem do Carvão.....	35
3.2 Qualidade do Carvão .....	35
3.2.1 Teor de Cinzas .....	36
3.2.2 Teor de Enxofre.....	36
3.2.3 Teor de Material Volátil.....	36
3.2.4 Poder Calorífico.....	37
3.3 Recursos e Reservas.....	37
3.4 Análise Exploratória dos Dados .....	39
3.5 Regressão Linear.....	44
3.6 Geoestatística .....	45
3.6.1 Variografia .....	46
3.6.2 Propriedades do Variograma.....	48
3.6.3 Cálculo de Variogramas Experimentais.....	50
3.6.4 Ajuste de Modelos Variográficos.....	51
3.6.5 Anisotropias .....	52
3.6.6 Estimativa por Krigagem.....	53
3.6.7 Krigagem Ordinária.....	55
4. ANÁLISE E INTERPRETAÇÃO DOS DADOS .....	56
4.1 Análise Exploratória Dos Dados.....	56

4.1.1	Análise Exploratória Univariada .....	58
4.1.2	Análise Exploratória Bivariada .....	63
4.3	Desagrupamento das Amostras.....	66
4.4	Determinação da Função de Regressão.....	68
4.5	Determinação da Continuidade Espacial .....	69
5.	ESTIMATIVA E VALIDAÇÃO .....	74
6.	CONCLUSÕES .....	86
7.	RECOMENDAÇÕES.....	89
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	90

## 1. INTRODUÇÃO

O processo de avaliação de um depósito mineral começa já no início da pesquisa mineral, através de estudos bibliográficos da geologia e geofísica da área, continuando em todas as etapas seguintes de pesquisa e prospecção até a implantação e *start up* do projeto. Apesar de cada etapa da pesquisa mineral constituir formas diferentes de atuar, todas possuem o objetivo principal de reunir o máximo de informações quantitativas e qualitativas do depósito mineral em estudo. Uma etapa mais avançada e muito importante durante a avaliação de um depósito é a campanha de sondagem, pois vai ser a base para que se conheça as características físicas e químicas da subsuperfície da área de estudo. Com esses processos é possível avaliar o arranjo e as interseções litológicas, através da integração de informações e análise dos testemunhos de sondagens. Por meio do conhecimento obtido nestas etapas, é possível gerar um modelo geológico bi ou tridimensional, com os domínios individualizados, possibilitando também a estimativa dos teores ou parâmetros de interesse (HISTRULID *et al.*, 1995).

Nem sempre os dados resultantes de exploração mineral estarão com distribuição regular sobre a área de pesquisa. Geralmente, a malha de sondagem utilizada na amostragem vai ser irregular ou com porções mais adensadas de dados do que outras que, por apresentarem teores menores, não foram ainda detalhadas suficientemente. Com a malha de sondagem sendo mais esparsa do que realmente seria desejável, há a necessidade de realizar-se interpolações com métodos de estimativa.

Muitas ferramentas estatísticas são úteis no desenvolvimento de percepções quantitativas em uma ampla variedade de fenômenos naturais. A geoestatística oferece uma maneira de descrever a continuidade espacial que é uma característica essencial de muitos fenômenos naturais e fornece adaptações de técnicas clássicas de regressão para tirar vantagem dessa continuidade (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989). A estimativa é comumente utilizada para suprir a falta de informações em lugares que a malha de sondagem não cobre. Dentre as mais diversas técnicas disponíveis para realizar estimativas, a escolhida para desenvolver este trabalho é a técnica de geoestatística clássica por Krigagem Ordinária (KO) (MATHERON, 1963), um método bastante utilizado na estimativa de depósitos minerais de diversos tipos, devido à sua aplicabilidade e qualidade dos resultados. A KO é um método local de

estimativa, onde a estimativa de um ponto não amostrado é resultado da combinação linear dos valores encontrados na vizinhança próxima (YAMAMOTO *et al.*, 2013).

O presente trabalho tem como intuito aplicar a geoestatística como ferramenta de análise qualitativa e quantitativa de um depósito de carvão mineral pertencente à Empresa Carbonífera Cambuí LTDA. A área de estudo está situada no nordeste do estado do Paraná, abrangendo parte dos municípios de Sapopema e Congonhinhas, entre as localidades de Bom Jesus de Iguapé e Vida Nova. A área estudada está localizada no flanco leste da bacia sedimentar do Paraná, compreendendo uma sucessão de estratos sedimentares depositados durante o Permiano, representados pela Formação Irati, Serra Alta, Teresinha e Rio do Rasto (CPRM, 1983).

## **1.1 Justificativa**

No Brasil as fontes de energia mais usadas são as renováveis, com um grande destaque para a hidrelétrica, a grande base da matriz energética brasileira 64,9% da energia consumida no Brasil é de fonte hidráulica (BENI, 2019). A primeira condição para a produção de energia nas hidrelétricas, e a mais importante, é a vazão do rio, ou seja, o volume disponível. Isso quer dizer que em períodos de chuva, quando há aumento significativo do volume de água, a produção de energia nas hidrelétricas aumenta. O contrário também acontece, em períodos de estiagem, com pouca frequência de chuvas há uma redução na produção de energia elétrica. Apesar do grande potencial de produção de energia hidrelétrica no Brasil, ela fica muito dependente das chuvas e da disponibilidade do nível d'água nos principais rios produtores. Devido a essa alta dependência das chuvas para manter o nível de produção de energia nas hidrelétricas constantes, muitas vezes o país passa por situações de racionamento de energia, como em 2001 e 2002, onde ocorreu um racionamento de energia elétrica obrigatório, reduzindo 20% o consumo de energético no Brasil, sob ameaça de multa e corte (Carranço, 2021) e, recentemente, no ano de 2021, com novas ameaças de racionamento e grande incremento no preço da energia elétrica.

O carvão mineral foi uma das primeiras fontes de energia que os homens utilizaram em larga escala, sendo utilizado principalmente para gerar vapor e movimentar as máquinas da grande revolução industrial, sendo responsável pelo salto energético que a humanidade necessitava para evoluir. Em 2008 o carvão ainda era

a principal fonte de geração de energia elétrica utilizada no mundo, correspondendo a 41% da produção total (ANEEL, 2008). No Brasil as reservas de carvão mineral estão localizadas na região Sul, onde a maior concentração está localizada no Rio Grande do Sul, seguido de Santa Catarina e Paraná. Destacando o potencial de produção energética a partir do carvão mineral, como opção para minimizar a dependência da produção hidrelétrica de energia, é necessário conhecer as características qualitativas e quantitativas que compõe um depósito de carvão, como teor de cinza e enxofre, para então conhecer seu potencial calorífico para geração de energia termoelétrica.

É de extrema importância conhecer todas as características geológicas do depósito mineral de estudo, uma vez que essas características controlam todas as características qualitativas e quantitativas do depósito mineral. Desta forma, a partir da definição de um modelo de distribuição dos parâmetros qualitativos e quantitativos é possível determinar qual parte de depósito de carvão se torna viável ou não, se tornando imprescindível no planejamento de lavra e na minimização dos impactos ambientais.

Através de técnicas geoestatísticas de estimativa por Krigagem Ordinária (KO), será possível produzir o modelo de distribuição dos parâmetros qualitativos do depósito de carvão mineral de Sapopema. A Krigagem Ordinária foi escolhida devido sua robustez, sendo amplamente empregada para as mais diversas situações, usando a informação estrutural fornecida pelo modelo de variograma. e porque proporciona um índice de distribuição espacial dos dados, por meio da variância da krigagem. Atualmente este método é aceito com o melhor de estimativa linear não enviesado (YAMAMOTO, 2016).

## **1.2 Meta**

A partir do problema colocado e com base no conjunto de dados e informações disponíveis, este trabalho tem como objetivo geral analisar um depósito de carvão mineral através da KO, buscando compreender e ampliar o nível de conhecimento sobre a ocorrência mineral de Sapopema no Paraná, no que se refere à distribuição espacial de seus parâmetros qualitativos e quantitativos. A partir dos modelos estimados destes parâmetros, espera-se contribuir com as etapas seguintes de planejamento mineiro.

### 1.3 Objetivos Específicos

De acordo com a meta estabelecida para este trabalho, os seguintes objetivos específicos foram definidos, de maneira a viabilizar a sua execução:

- (i) verificação, análise e consolidação de um banco de dados com as variáveis de trabalho para o estudo de caso, bem como eventuais adequações que se fizerem necessárias para sua utilização em *software* específico;
- (ii) compreender como as variáveis se distribuem pelo depósito, analisando onde se encontram os maiores e menores teores;
- (iii) estimativa das variáveis quantitativas e qualitativas, buscando obter dados onde não ocorreu amostragem;
- (iv) analisar e validar a estimativa, verificando a coerência entre os dados estimados e os originais;
- (v) análise do modelo em relação aos volumes e massas, bem como dos parâmetros qualitativos.

### 1.4 Estado da Arte

Nos anos de 1960, Matheron apresentou uma série de publicações, que acabaram como uma importante contribuição para o estudo de formalização da teoria das variáveis regionalizadas, e a partir disso diversas bibliografias o distinguem como o criador da Geoestatística (YAMAMOTO *et al.*, 2004). Para Matheron, a teoria das variáveis regionalizadas tem dois objetivos: teoricamente, descrever a correlação espacial; na prática, resolver problemas de estimativa de uma variável regionalizada com base em amostras (YAMAMOTO *et al.*, 2004). A partir da década de 1980, as metodologias geoestatísticas passaram a ter ampla aplicação, além de lavra e prospecção mineral, são utilizadas em agricultura de precisão, análise espacial de crimes, cartografia, climatologia e outros (YAMAMOTO *et al.*, 2004). Nos dias atuais, praticamente todo *software* voltado para confecção de mapas ou sistemas de informações georreferenciados já possuem módulos com métodos geoestatísticos.

Diversas pesquisas vêm se desenvolvendo a respeito de modelagens tridimensionais, desde o início da década de setenta, com o intuito de criar, analisar e

simular qualquer tipo de estrutura digitalmente. O *layout* de processos discretizados usando interpolações é bem conhecido desde a década de setenta (GORDON *et al.*, 1973; HABER *et al.*, 1982). Numa revisão de trabalhos sobre processos gerais de otimização tridimensionais, HSU (1994) mostrou que esses processos consistem em três módulos: representação geométrica, análise estrutural e otimização de algoritmo.

De acordo com Yamamoto & Landim (2004), os métodos geoestatísticos fornecem um conjunto de técnicas necessárias para entender a aparente aleatoriedade dos dados, os quais apresentam uma possível estruturação espacial, assim estabelecendo uma função de correlação espacial e tem um papel fundamental no planejamento de lavra de curto, médio e longo prazo, pois por meio de estimativas atualizadas das reservas minerais, auxiliam nas tomadas de decisões operacionais da mina.

Sinclair & Blackwell (2002), trabalham com a certeza de que os métodos geoestatísticos de estimativa, como krigagem e suas diversas formas, têm sido amplamente referidos com os melhores estimadores não tendenciosos (*B.L.U.E.: best linear unbiased estimator*). A krigagem é um estimador que é globalmente sem viés e mantêm-se assim em todo o intervalo de dados a serem utilizados. Ainda segundo Sinclair & Blackwell (2002), a krigagem ganha muita vantagem em sua utilização por se tratar de um método mais robusto do que outros métodos de estimativa clássica.

Deutsch (1998), em seu trabalho na Universidade de Stanford, desenvolveu uma série de *softwares*, aplicados para a modelagem 3D de depósitos de minérios através da geoestatística. Deutsch (1998), afirma que o trabalho de modelagem geológica dos depósitos é realizado após a amostragem, e este modelo é usado para predição- de informações de lugares onde não se têm dados amostrados.

Ribeiro *et al.* (2012), através de um estudo, demonstra como a definição de malhas ótimas de sondagem aplicadas em depósitos de minério de ferro, como parâmetro de otimização de distribuição das classes de recurso, interfere diretamente na classificação de recursos. Através da krigagem dos indicadores de minério para classificação de recursos, e criação de malhas regulares de sondagem “virtuais”, avaliou-se a influência da variação da malha de sondagem na categorização dos recursos (RIBEIRO *et al.*, 2012).

Souza (2012) durante o desenvolvimento de sua tese, revisa os parâmetros qualitativos do carvão mineral e como tais parâmetros o afetam, de que forma e revisa

como produz uma curva de lavabilidade do carvão e alguns métodos de beneficiamento da *commodity*.

Silva (2013), com a análise e consolidação do banco de dados utilizado em seu trabalho de conclusão de curso, através da interpolação de dados correlacionados, elabora um modelo de distribuição dos parâmetros de qualidade do carvão da Mina de Candiota, no Rio Grande do Sul, e o diagnóstico de sua influência, possibilitando ações de melhoria na reconciliação entre a lavra, a usina de beneficiamento e o controle da qualidade ROM e dos produtos da mina.

Lunkes (2010), através de estudos petrográficos, químicos e levantamento de fácies através da estratigrafia de sequência, buscou caracterizar as camadas do depósito de carvão mineral de Candiota, visando seu aproveitamento econômico na produção de energia elétrica, utilizando os dados de quatro furos de sondagem realizados pela Companhia Riograndense de Mineração (CRM) no ano de 2008.

Webber (2008), utilizou a perfilagem geofísica como um método alternativo para obtenção de parâmetros importantes na avaliação de um depósito de carvão. E, utilizando a krigagem dos indicadores como método de estimativa, permitiu a incorporação de dados secundários sem desconsiderar o erro associado ao valor, obtidos por perfilagem geofísica.

Guazeli et al. (2011), desenvolveu um projeto com o objetivo de estimar as reservas existentes de um depósito de carvão mineral. Tal projeto consta de dados geológicos reais, e apresenta desde a construção da própria base de dados, passando pela modelagem geológica, avaliação de recursos e reservas, estimativas da camada considerada, projetos de acessos e sequenciamento de lavra, finalizando com o dimensionamento de aberturas subterrâneas e suporte.

Koppe *et al.* (2010), realizou um estudo de caso investigando a capacidade técnica de perfilagem geofísica para prever a qualidade do carvão, em depósito de carvão mineral localizado no Rio Grande do Sul. Obteve como resultados, uma forte correlação entre a emissão da radiação gama natural das camadas de carvão e seu teor de cinzas. Isto permitiu estabelecer um modelo linear simples para estimar teores de cinzas, baseados nos dados obtidos com a perfilagem geofísica, com erro de estimativa pequeno (com uma média de  $\pm 5\%$ ).

Silva *et al.* (2017), utilizaram a krigagem ordinária para caracterizar os litotipos do carvão e determinar os teores de umidade higroscópico, cinzas, matéria volátil e carbono fixo de testemunhos de sondagem F-428 da Mina de Candiota. Com a

krigagem ordinária estimaram o comportamento das variáveis já citadas e espessuras nas camadas Inferiores, Candiota e Banco Louco.

Cano (2008), lançou um memorando em que descreve todo o ciclo econômico do carvão mineral, no Brasil e no mundo. Através desse memorando foi possível perceber como que o carvão, mesmo nos dias de hoje, pode contribuir de forma significativa para o alívio das hidrelétricas nacionais na geração da energia elétrica, desafogando este setor da matriz energética.

Através de toda bibliografia disponível, do banco de dados com 66 amostras e do *software* Studio RM, espera-se que este estudo permita a obtenção resultados satisfatório, a fim complementar ainda mais o conhecimento sobre o depósito de carvão mineral de Sapopema.

## **1.5 Metodologia**

Para atingir os objetivos proposto neste trabalho, foram realizados procedimentos a partir de um banco de dados original cedido pela empresa Carbonífera Cambuí, que foi a base para a realização de todo este estudo.

A primeira etapa da realização deste estudo é a revisão bibliográfica, que é realizada de forma conjunta com o desenvolvimento deste trabalho. A partir da revisão bibliográfica, foi consolidado o banco de dados e validado. Com o banco de dados já validado, tem início a análise exploratória dos dados, tanto uni quanto bivariada. Após a análise exploratória, ocorre a análise estrutural do depósito, composta da etapa de variografia, para definição do modelo de continuidade espacial das variáveis em estudo.

Com o volume de busca já conhecido do depósito, obtido através da variografia, pode-se então construir um modelo de blocos da camada de carvão do depósito. Utilizando as direções que foram encontradas na etapa da variografia, é possível estimar esse modelo de blocos, transferindo as informações pontuais da malha de sondagem para o modelo de blocos, e partir disso é possível quantificar este modelo e obter a tonelagem deste depósito. Da mesma forma, é possível investigar a distribuição dos contaminantes associados com o carvão, alertando sobre zonas com maiores concentrações e que, eventualmente, poderiam interferir de maneira negativa no beneficiamento ou mesmo na utilização do recurso.

Todos os produtos gerados ao decorrer deste estudo foram obtidos com o uso *softwares* Studio RM da Datamine, Qgis e Excel. As etapas que foram realizadas neste estudo estão demonstradas em forma de fluxograma na Figura 1.

Figura 1: Fluxograma da metodologia. Partindo de um banco de dados consolidados e indo até o objetivo final, que são as curvas de parametrização.



## 1.6 Organização deste Trabalho

Este trabalho de conclusão de curso foi organizado, inicialmente, em cinco capítulos, com a seguinte estruturação:

- (i) o Capítulo 1 apresenta uma introdução sobre o cenário da geoestatística, das variáveis regionalizadas, e a metodologia aplicadas;
- (ii) o Capítulo 2 contextualiza a área de estudo, contemplando sua localização geográfica, seu acesso, a geologia regional e local. Também descreve de forma detalhada o banco de dados;
- (iii) no Capítulo 3 é abordada a revisão bibliográfica, revisando de forma sucinta os conceitos teóricos que são utilizados no decorrer do estudo;
- (iv) o Capítulo 4 aborda toda a parte que precede o processo de estimativa das variáveis de estudo, processos que são fundamentais para todo o

entendimento deste estudo e a realização dele, tais como o desagrupamento amostral, que é fundamental para entender a influência do adensamento amostral nas variáveis, a análise exploratória dos dados, univariada e bivariada, a análise de correlação entre variáveis e a determinação da função de regressão linear, bem como a determinação da continuidade espacial do depósito mineral em estudo;

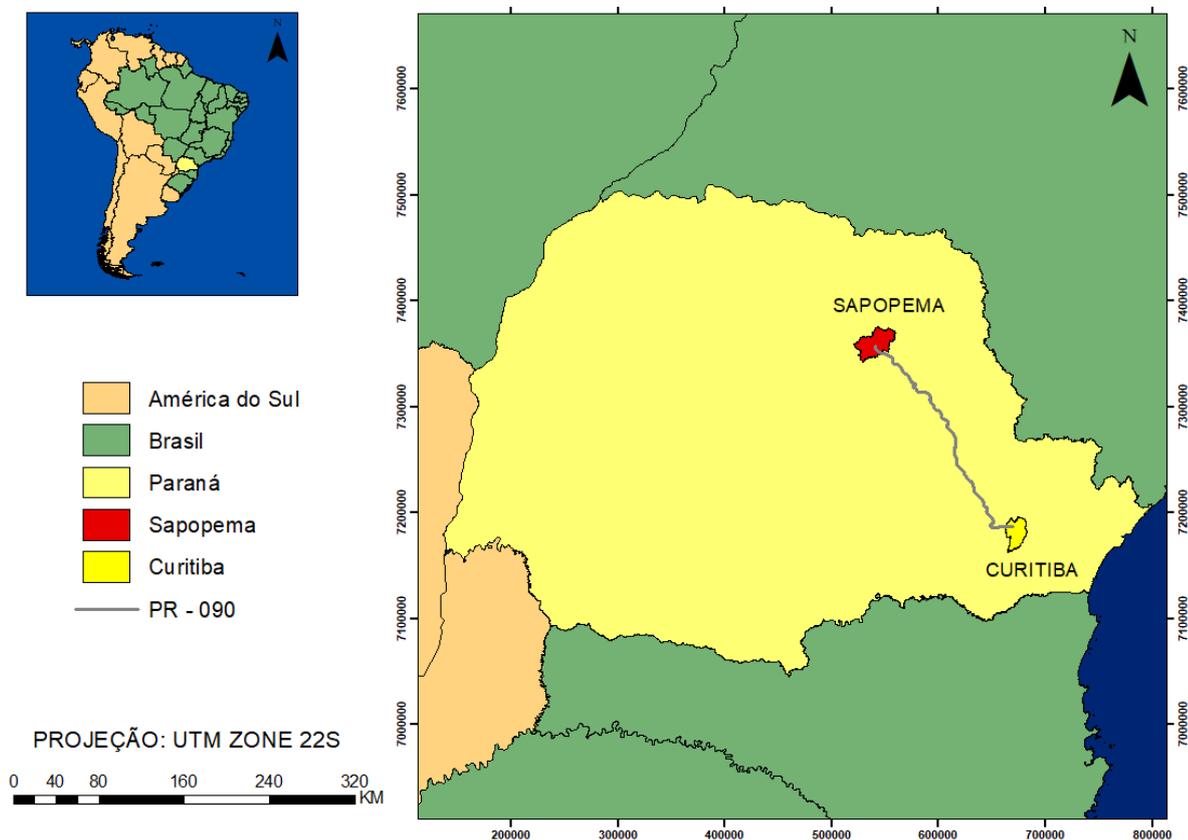
- (v) o Capítulo 5 aborda o ponto crucial deste estudo, que é a estimativa e sua validação. Neste capítulo também são analisados os resultados obtidos no que se refere aos parâmetros quantitativos (volume e massa) do modelo, bem como em relação à distribuição dos contaminantes;
- (vi) no Capítulo 6 são levantadas as conclusões sobre o desenvolvimento deste estudo, com base nos resultados obtidos, bem como sugeridas algumas recomendações necessárias para o desenvolvimento de futuros trabalhos nesta área.

## 2. APRESENTAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

### 2.1 Localização

A área de estudo está localizada no nordeste do estado do Paraná, estendendo-se por parte dos municípios de Sapopema e Congonhinhas, entre Bom Jesus de Iguape e Vida Nova. Pode ser acessada a partir de Curitiba pela rodovia asfaltada, PR -90, onde segue em direção noroeste por 305 quilômetros.

Figura 2: Mapa de localização da área de estudo, localizada no município de Sapopema, Paraná. Os limites do município de Sapopema estão destacados em vermelho na imagem.



O quadro geomorfológico da área pesquisada está inserido no compartimento conhecido como Segundo Planalto Paranaense, em que as principais feições se encontram esculpidas em sedimentos paleozóicos da Bacia do Paraná (CPRM, 1983). A área é dominada por uma topografia de suaves colinas com vales de encostas com poucas ravinas, que se encontram na Formação Teresina e Serra Alta, com uma

média de altitude de 600 metros acima do nível do mar. Serra Grande constituiu a mais importante projeção topográfica, sustentada em grande parte pela geologia da Formação Rio do Rasto (CPRM, 1983).

Ribeirões da Corredeira e do Veado, afluentes do Peixe ou Laranjinhas compõem a rede hidrográfica da área. Suas nascentes se encontram nos flancos da Serra Grande. A rede de drenagem é subdendrítica, com padrão retangular condicionada estruturalmente a falhas e diaclases (CPRM, 1983).

O clima da área está classificado como mesotérmico brando superúmido sem estação seca, caracterizado por um inverno bastante sensível, com pelo menos um mês com temperaturas abaixo de 15° celsius, com diferenciações térmicas em função das variações de latitude e altitude (NIMER, 1977). Possui temperatura média anual de 20° celsius, aumentando essa temperatura no verão e diminuindo no inverno, onde é comum a ocorrência de geadas.

Originalmente composta de mata subtropical com araucária, porém, a mata nativa se encontra bem ausente, substituída por pastagens de criação bovina e por culturas agrícolas. Atualmente, elementos arbustivos latifoliados estão restringidos a capões e ao longo de drenagens.

## **2.2 Geologia Regional**

A área de estudo está localizada na parte leste da Bacia Sedimentar do Paraná, compreendida por uma sucessão de estratos sedimentares depositados durante o Permiano, representada pelas Formações Irati, Serra Alta, Teresina e Rio do Rasto. Complementando as sedimentares, ocorrem diques e soleiras básicas, decorrentes do intenso magmatismo que ocorreu no Juro-Cretáceo (CPRM, 1983).

De acordo com a CPRM (1983), estruturalmente a área está situada no flanco NE do Arco de Ponta Grossa, que é uma feição estrutural responsável por variações ambientais ocorridas nos depósitos sedimentares durante o Permiano Inferior.

### 2.2.1 Bacia do Paraná

A Bacia do Paraná é classificada como uma bacia intracontinental, cratônica do tipo 2A complexo (FÚLFARO *et al.*, 1982). O registro sedimentar e vulcânico desta bacia somam aproximadamente 7500 metros de espessura, entre os períodos do Ordoviciano ao Cretáceo, há cerca de 385 milhões de anos. Segundo Milani *et al.*, (2007), é uma bacia de forma ovalada com eixo maior N-S. A bacia se estende por países como Paraguai, Argentina, Uruguai, além do Brasil. No Brasil se estende por Mato Grosso, Mato Grosso do Sul, Goiás, Minas Gerais, São Paulo, Paraná, Santa Catarina e Rio Grande do Sul (Figura 3). Atinge 1900 km ao longo do eixo N-S, e no eixo L-O atinge cerca de 900 km.

Figura 3: Mapa de localização da Bacia do Paraná no Brasil. A Bacia do Paraná ocupa toda a área em cinza no Brasil, Paraguai, Argentina e Uruguai.

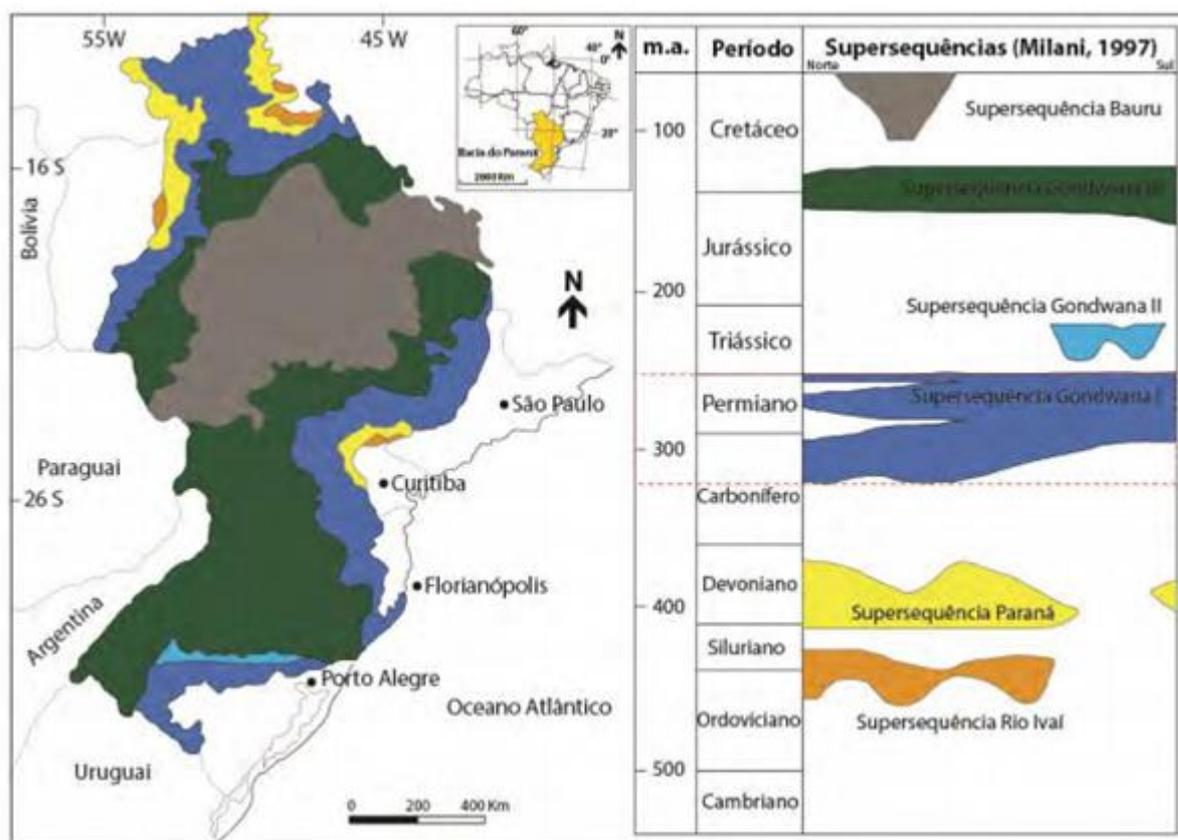


Fonte: Zalán et al., 1991.

Diferentes domínios geotectônicos formaram esta bacia sedimentar, domínios que compreendem terrenos cratônicos e cinturões móveis que formavam o Gondwana Ocidental. Completando o arcabouço geotectônico, uma série de descontinuidades crustais e lineamentos também fazem parte deste embasamento. Holz *et al.*, (2000) afirma que os eventos de subsidência e soerguimento que ocorreram nestes blocos deram origem a sedimentação da bacia.

Milani (1997), reconheceu seis supersequências na Bacia do Paraná, a Rio Ivaí (Ordoviciano-Siluriano), a Paraná (Devoniano), Gondwana I (Carbonífero-Eotriássico), Gondwana II (Meso-Neotriássico), Gondwana III (Neojurássico-Eocretáceo) e Bauru (Neocretáceo).

Figura 4: Cada cor diferente na imagem representa uma supersequência de deposição sedimentar na bacia do Paraná. Na ordem cronoestratigráfica temos a Supersequência Rio Ivaí na Base e a Supersequência Bauru no topo. Supersequências do Milani.



Fonte: Maahs et al., 2017.

A supersequência Gondwana I é alvo de decorrente interesse mineiro, devido à existência dos leitos de carvão mineral, do potencial petrolífero e até mesmo de urânio na Formação Rio Bonito (MILANI *et al.*, 2007). Grupo Itararé, Formação Aquidauana, Grupo Guatá, Grupo Passa Dois, Formação Pirambóia e Formação Sanga do Cabral caracterizam esta supersequência.

## 2.3 Geologia Local

### 2.3.1 Formação Rio Bonito

A Formação Rio Bonito é responsável por hospedar leitos de carvão mineral que foram depositados durante o Permiano, encontrados na Bacia Sedimentar do Paraná (MILANI *et al.*, 2007). Esta formação constitui-se de uma seção basal predominantemente arenosa, intermediária composta de siltitos e folhelhos, com intercalações de arenitos, calcários e uma seção superior areno-argilosa, denominados respectivamente de Membros Triunfo, Paraguaçu e Siderópolis (CPRM *et al.*, 1983).

O Membro Triunfo corresponde à porção basal da Formação Rio Bonito e é composto por sucessões cíclicas de arenitos e conglomerados cinza-claro, também sendo encontrados folhelhos, argilitos e siltitos cinza-escuro a pretos, e camadas de carvão, possuindo estruturas como estratificação paralela e cruzada. Representa um sistema deltaico pós-glacial, com domínio fluvial progradante sobre os lamitos do prodelta do Grupo Itararé (HALPERN *et al.*, 1974).

O Membro Paraguaçu, membro intermediário, contendo sedimentos pelíticos e secundariamente arenitos finos, com laminações plano-paralela e ondulada, com bioturbação. Constitui um sistema marinho transgressivo culminando com o afogamento do sistema deltaico implantado anteriormente (HALPERN *et al.*, 1974).

O Membro Siderópolis, representante do topo da Formação Rio Bonito, é representado por um espesso pacote arenítico com intercalações de siltitos, folhelhos carbonosos e carvão. As estruturas mais comuns são: laminação plano paralela; cruzada cavalgante, acamadamento flaser e drapes de folhelho; bioturbação; fluidização; wavy; linsen e hummocky. O Membro Siderópolis representa um ambiente litorâneo progradante sobre o membro anterior (HALPERN *et al.*, 1974).

A CPRM (1983), através de campanha de sondagens detectou a Formação Rio Bonito na região de Sapopema, girando em torno de 110 metros, e o contato com a Formação Palermo é de natureza concordante.

## **2.4 Descrição do Banco de Dados**

O objeto principal que possibilitou este estudo foi o banco de dados, que contém informações físicas e químicas sobre o depósito mineral de carvão de Sapopema. As informações contidas neste banco de dados são oriundas do projeto de sondagem realizado pela Companhia Carbonífera do Cambuí Ltda, juntamente com algumas informações obtidas na fase de exploração mineral do projeto Carvão Noroeste de Figueira (1979) e Sapopema (de 1979 a 1983), pela CPRM.

No período de novembro de 1979 a março de 1983, a campanha de sondagem do Projeto Sapopema realizou a perfuração de furos de sondagem, continuamente testemunhados e perfilados, atingindo uma metragem total de 25.500 metros, motivados por um resultado anômalo de uma camada de carvão que o furo NF-04-PR atingiu (CPRM, 1983). A maior parte dos trabalhos realizados foi destinada ao desenvolvimento do depósito de Sapopema. Os resultados obtidos nestes furos permitiram a delimitação de camada de carvão, julgada economicamente explorável, uma área de 24 km<sup>2</sup>, situada a uma profundidade média de 450 metros.

As informações advindas das sondagens configuram um depósito carbonífero que se estende continuamente por quase toda área de pesquisa, cerca de 8.000 hectares (CPRM, 1983). Segundo a CPRM (1983), a ausência de carvão é notada apenas em uma restrita faixa grosseiramente direcionada no sentido N-S, na parte leste da área. No local onde era previsto encontrar a camada de carvão, através de 6 furos de sonda, foi detectada uma sequência arenosa com características de origem fluvial. Nas partes mais afastadas do depósito, a espessura da cobertura sedimentar sobreposta ao carvão varia bastante, entre 270 metros e 900 metros (CPRM, 1983).

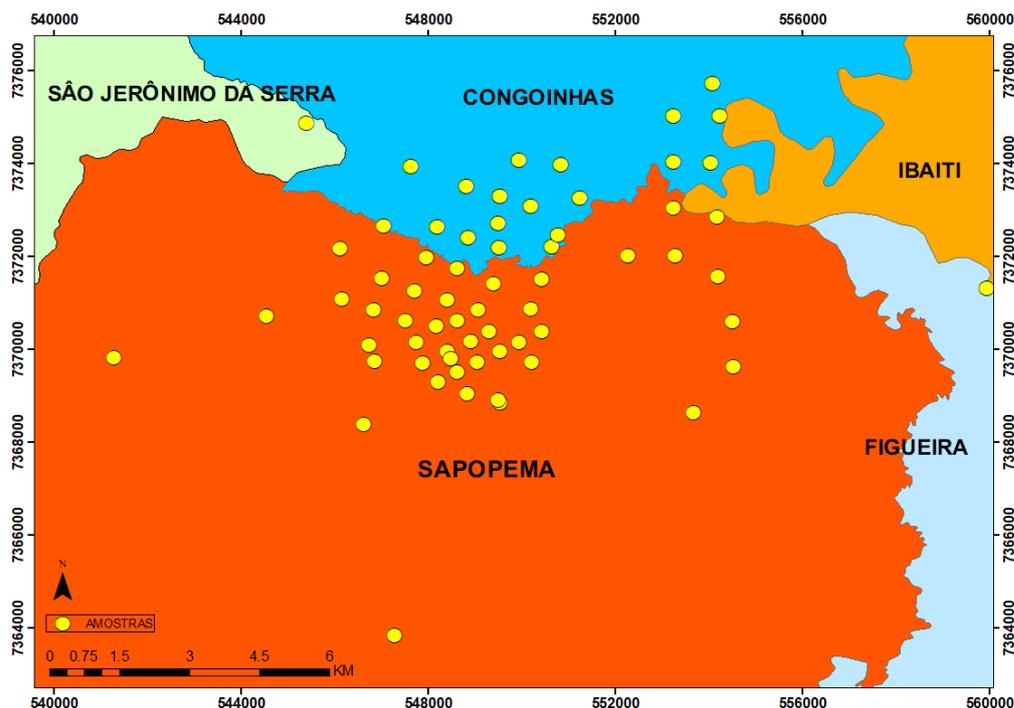
Ao decorrer do estudo desenvolvido pela CPRM, constatou-se que a espessura mínima para aproveitamento econômico de carvão seria de 0,60 metros de camada total, pelo fato de o depósito de Sapopema se encontra em condições menos privilegiadas que as minas em atividades na época, pela Companhia Carbonífera do Cambuí, por exemplo.

Ao final do estudo do depósito mineral pela CPRM (1983), foi determinada a viabilidade econômica da lavra, já que segundo eles, não existem maiores dificuldades para a extração do carvão de Sapopema, e complementando também foi definido o método de extração e toda sua infraestrutura.

Às áreas requeridas para os projetos exploratórios da CPRM objetivando a substância carvão, teve como justificativa técnica as informações obtidas através do furo NF-04-PR, do Projeto Carvão Noroeste de Figueira, que acusou uma espessura anômala de carvão (1,4 metros) (CPRM, 1983).

O banco de dados é formado pela campanha de sondagem da Companhia Carbonífera do Cambuí Ltda mais o furo NF-04-PR do projeto Carvão Noroeste de Figueira, produzido pela CPRM. Tal banco de dados é composto principalmente por furos com suas respectivas cotas topográficas e coordenadas geográficas com sistema georreferenciado em UTM, dados quantitativos do carvão como teor de cinza e teor de enxofre, e a espessura da camada de carvão. A espessura de carvão foi obtida pela diferença métrica entre a lapa e a capa, obtidas pela amostragem. De forma bruta, sem tratamento de dados, o banco de dados contém um total de setenta e sete (77) furos e suas respectivas características físicas.

Figura 5: Localização das 77 amostras, com exagero de escala em 10x somente para as amostras.



Através do *software* Excel da Microsoft, todos os dados disponíveis pela realização das sondagens, foram organizados e adequados para serem utilizados no *software* Studio RM da Datamine. Depois da organização dos dados e do tratamento adequado, foi possível gerar os furos de sondagem no *software*.

No geral, o banco de dados é composto por:

- (I) identidade dos furos;
- (II) coordenada X;
- (III) coordenada Y;
- (IV) cota topográfica (Z);
- (V) profundidade da capa;
- (VI) profundidade da lapa;
- (VII) espessura da camada de carvão;
- (VIII) teor de cinza e enxofre;
- (IX) litologia de cada amostra.

### 3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

#### 3.1 Origem do Carvão

O carvão mineral é uma rocha sedimentar, combustível, formada a partir da decomposição de vegetais que sofreram processos de soterramento e se compactaram em bacias pouco profundas (BORBA, 2010). São exclusivamente de origem orgânica, portanto, não são classificados geologicamente como rochas autênticas. Sendo componentes sólidos da crosta terrestre, estão tão alterados que não é possível reconhecer sua origem orgânica e são incluídos em rochas sedimentares (SCHUMANN, 1985). Geralmente os carvões ocorrem como camadas, em posições estratiformes lenticulares, dentro de bacias sedimentares. São resultados de acumulação de grandes quantidades de restos vegetais em formas negativas do relevo, em ambiente saturado de água, preferencialmente nas planícies costeiras e flúviolacustres (SOUZA *et al.*, 2012).

De acordo com Souza *et al.* (2012), a massa vegetal acumulada e soterrada sofre, em estágio inicial, uma transformação gradual através de processos bioquímicos. Em seguida ocorrem processos geoquímicos, como carbonificação (maturação do carvão ou *rank*). Dessa forma a turfa se transforma em linhito, ambos de baixa maturidade orgânica. Com milhares de anos, os efeitos da temperatura e da pressão ampliam a maturidade orgânica do linhito, convertendo-o em hulha (sub-betuminoso) e após mais algumas transformações chega-se ao carvão betuminoso, mais duro e escuro. Com o aumento da maturidade orgânica, leva a formação do antracito. Estes processos desenvolvem-se sob condições de temperatura e pressão equivalentes aos estágios diagenéticos e epimetamórficos das rochas inorgânicas e a sensibilidade da matéria orgânica.

#### 3.2 Qualidade do Carvão

Peng *et al.*, (2010) diz que a qualidade do carvão é estimada de acordo com os parâmetros físicos e químicos, como teor de cinzas, enxofre, matéria volátil e poder calorífico. Esses parâmetros qualitativos influenciam diretamente na qualidade do carvão, sendo necessário o conhecimento da distribuição espacial de tais parâmetros de teores.

### 3.2.1 Teor de Cinzas

A presença de cinzas é devida aos minerais associados à fase original de crescimento da vegetação e/ou àqueles que entraram nas jazidas durante ou depois da formação do carvão. Um alto teor de cinzas no carvão influencia a redução nos níveis de troca térmica dos sistemas de água/vapor, reduzindo a quantidade de calor produzida. No contexto industrial atual, o beneficiamento do carvão funciona de diversos métodos que visam a diminuição dos teores de cinza, focando no aumento da qualidade e do poder calorífico do minério (SILVA *et al.*, 2013).

### 3.2.2 Teor de Enxofre

O enxofre nas camadas de carvão ocorre de três formas: enxofre orgânico, sulfático e pirítico (SOUZA, 2012). Das três formas distintas, o orgânico é impossível a remoção por processos físicos, o sulfático é removido por tratamento químico e o pirítico através de métodos gravimétricos de beneficiamento (SILVA *et al.*, 2013).

O enxofre interfere na combustão do carvão, reduzindo a energia liberada na combustão. O enxofre é contaminante no carvão, possui conteúdos variáveis e pode chegar a mais de 5% em peso. A combustão do carvão com enxofre produz o dióxido de enxofre, que sai do forno no gás da combustão, reagindo com a água e diversos compostos químicos no ar e forma uma neblina química que é responsável pela chuva ácida. (SILVA *et al.*, 2013).

### 3.2.3 Teor de Material Volátil

O teor de matéria volátil é resultado das combinações de carbono, hidrogênio e outros gases. O tamanho da chama e a estabilidade da combustão são afetados diretamente pelo material volátil. É de extrema importância para avaliar a qualidade do carvão, pois é utilizado na sua classificação e na evolução para combustão e carbonização (SOUZA, 2012).

### 3.2.4 Poder Calorífico

De acordo com Souza *et al.*, (2012), o poder calorífico é expresso pela quantidade de calor produzida na combustão por unidade de massa deste produto. Souza *et al.*, (2012) determinou duas variações dentro do conceito de poder calorífico:

- (I) poder calorífico superior: é o calor liberado pela queima de unidade de combustível (massa), com produção de cinzas, dos gases dióxido de carbono, de enxofre e nitrogênio, e o vapor d'água produzido retorna ao estado líquido;
- (II) poder calorífico inferior: é o calor liberado pela queima de unidade de combustível, com a produção das mesmas substâncias acima, porém com toda água produzida permanecendo no estado de vapor.

O poder calorífico inferior é o que melhor representa as condições nas caldeiras industriais, pelo fato de a água permanecer como vapor nesse processo de combustão e não mudar de estado.

### 3.3 Recursos e Reservas

Segundo Yamamoto (2019), os resultados da exploração mineral produzem dados que nem sempre estão com uma distribuição regular sobre toda a área de pesquisa. Dessa forma, sempre haverá partes mais detalhadas em detrimentos quando se compara outras partes, que por apresentarem teores marginais não foram pesquisadas. O grau de detalhamento está correlacionado diretamente com o grau de confiabilidade ou certeza sobre os recursos minerais estimados.

É necessário classificar os recursos e reservas minerais, por várias razões (Sinclair & Blackwell, 2002):

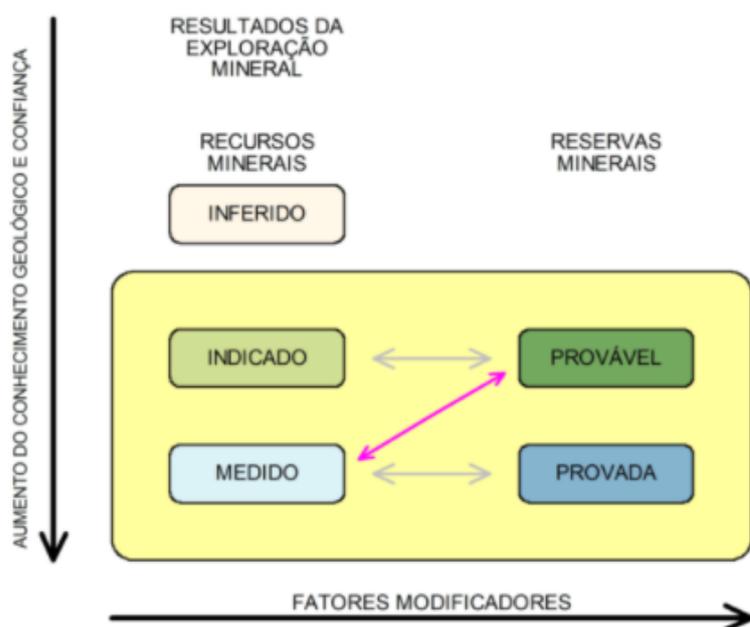
- (i) criação de um inventário formal dos principais ativos da companhia;
- (ii) documentação dos ativos para demonstrar o potencial de produção para médio e longo prazos;
- (iii) levantar fundos no mercado de ações;
- (iv) proporcionar um nível de confiança para instituições financeiras;
- (v) proporcionar uma base para os *royalties*, taxaço, uso do solo, gerenciamento e outros.

De acordo com Sinclair & Blackwell (2002), as principais motivações para a classificação de recursos/reservas minerais é justamente a introdução de uma medida quantitativa da incerteza e o desenvolvimento de um conjunto padrão internacional.

Jorc (2012) diz que no cálculo dos recursos minerais, fatores relevantes como confiança relativa nas estimativas de teor/tonelagem, confiabilidade dos dados de entrada, confiança na continuidade geológica, valores dos metais, qualidade e quantidade e distribuição dos dados, são fatores que devem ser considerados. Além disso, o resultado deve refletir a visão da Pessoa Competente sobre o depósito mineral, geralmente um profissional qualificado da indústria mineral registrado junto à CBRR ou outra organização profissional reconhecida (CBRR, 2019).

A CBRR (2016), diz que os recursos minerais devem ser classificados conforme o grau de certeza crescente, em inferido, indicado e medido. Os recursos minerais indicados e medidos podem ser convertidos em reservas minerais prováveis e provadas, por meio da aplicação de fatores modificadores. Fatores estes, não únicos: a lavra, o processamento, a metalurgia, a infraestrutura, a economicidade, o mercado, os aspectos legais, ambientais, sociais e governamentais.

Figura 6: Diagrama de classificação de recursos e reservas adotado pela CBRR (CBRR, 2016). Quanto maior o aumento do conhecimento geológico sobre o recurso, maior a chance desse recurso ser classificado como medido, juntamente com o aumento do grau de confiabilidade sobre este recurso.



Fonte: CBRR, p.5, 2016.

O diagrama na Figura 6 mostra que existem dois eixos: conhecimento geológico e fatores modificadores. Os recursos minerais, de acordo com o aumento do conhecimento geológico e confiança, são classificados como inferidos, indicados e medidos. Um recurso mineral inferido é a parte do recurso para o qual a quantidade e o teor ou qualidade são estimados com base em evidências geológicas e amostragens limitadas (CBRR, 2016). Um recurso mineral indicado é a parte de um recurso para o qual a quantidade, o teor ou qualidade, a densidade, a forma e as características físicas são estimadas com confiabilidade suficiente para permitir a aplicação de fatores modificadores em detalhe suficiente para embasar o planejamento de mina e avaliação de viabilidade econômica do depósito (CBRR, 2016). E por fim, um recurso mineral medido é a parte de um recurso para a qual a quantidade, o teor ou qualidade, as densidades, as formas e as características físicas são estimadas com confiança suficiente que permitam a aplicação dos fatores modificadores para embasar o planejamento de mina detalhada e uma avaliação final de viabilidade econômica do depósito (CBRR, 2016).

### **3.4 Análise Exploratória dos Dados**

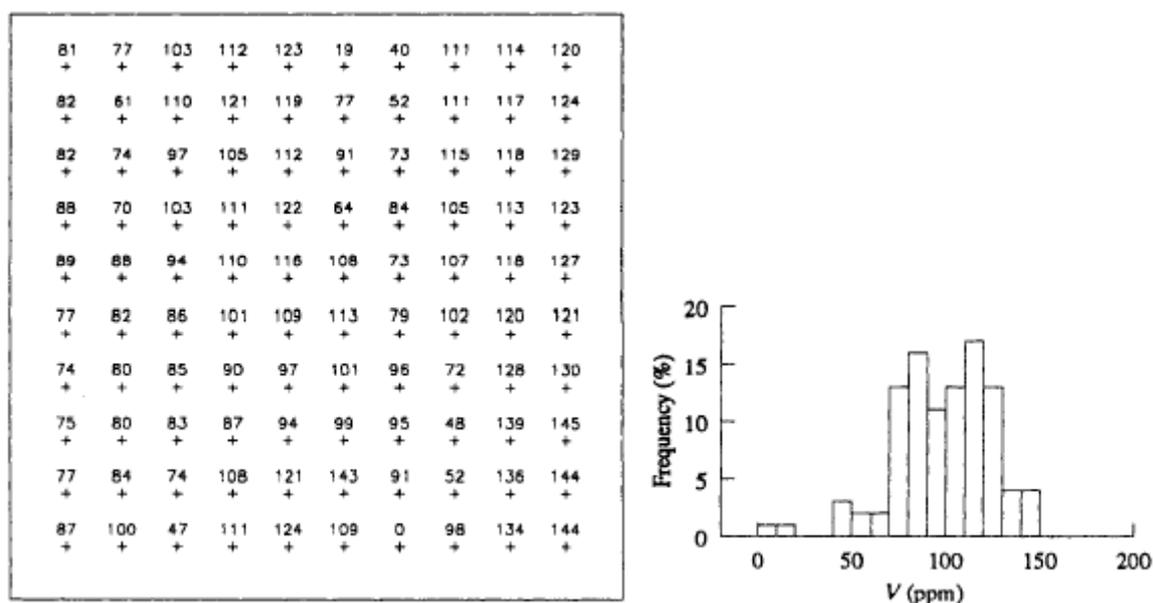
Métodos estatísticos são aplicados na caracterização do minério desde 1945 (SICHEL, 1952; SWANSON, 1945). Em aplicações em estudos de variáveis numéricas quantitativas, como classes de teores de metal ou outras características de depósitos, é comum a preocupação com a tendência central, a dispersão de valores, função de densidade, utilização de histogramas, correlação simples e autocorrelação. Estas abordagens com a estatística clássica para resumir e obter a maior quantidade de informação dos dados, é considerada procedimento de pré-estimativa em um inventário mineral (SINCLAIR & BLACKWELL, 2004).

A estatística clássica descritiva diz respeito a uma população, ou seja, todo recurso em estudo de um depósito mineral. Este depósito é caracterizado por variáveis (teores, litologias e outros) com parâmetros específicos. Tais parâmetros específicos podem ser, por exemplo: desvio padrão e média (SINCLAIR & BLACKWELL, 2004).

Tem como objetivo principal inferir parâmetros da população amostral em estudo.

Uma das formas mais comuns e úteis da análise estatística de um banco de dados é a utilização de um gráfico comum, o histograma. Por exemplo, uma tabela (Figura 7) que apresenta um conjunto de dados e sua respectiva frequência, também podem ter tais informações apresentadas em forma de histograma. Que é um gráfico (Figura 7) usado comumente apresentando intervalos na base horizontal (X) e número de valores que estão inseridos em tais intervalos, no eixo vertical (Y) (ISAACS & SRIVASTAVA, 1989).

Figura 7: Tabela de frequência de dados no lado esquerdo e no lado direito um histograma apresentando as mesmas informações.



Fonte: Isaacs & Srivastava, 1989.

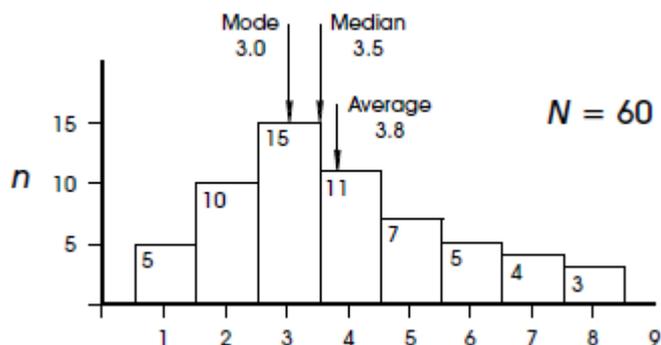
Histogramas são gráficos que mostram a frequência de uma variável dentro de intervalos de valores contínuos, que se estendem ao longo do intervalo da variável. Através do histograma fica fácil e eficaz exibir muitos atributos de dados (SINCLAIR & BLACKWELL, 2004).

A fim de produzir tabelas e descrições de frequência cumulativa, geralmente adota-se a ordenação dos dados de forma crescente. Para diversas aplicações nas ciências da terra, como reservas de minérios e estudos ambientais, a frequência cumulativa acima de um limite inferior é de maior interesse (ISAACS & SRIVASTAVA, 1989).

Para entender melhor como funciona a análise exploratória dos dados, é necessário entender alguns parâmetros da estatística clássica:

- (I) tendência central: quando se tem um agrupamento preferencial de valores em um dado conjunto de dados, é normal obter uma média ( $m$ ) desses valores através da equação:  $m = \frac{\sum xi}{n}$ , equação 1. Se os valores da variável  $n$  forem de uma amostragem aleatória, com mais de uma população, a variabilidade deste dado vai ser muito alta e dessa forma, pode considerar o resultado como aleatório (SINCLAIR & BLACKWELL, 2004);
- (II) mediana: é outra medida importante na tendência central, particularmente para distribuição não simétrica de dados. A mediana é o valor que corresponde ao meio dos dados, ou seja, 50 % dos valores são maiores que a mediana e 50 % dos valores são menores que a mediana (SINCLAIR & BLACKWELL, 2004);
- (III) moda: é um intervalo estreito que representa, no seu banco de dados, o dado mais abundante. Embora uma moda possa corresponder à uma mediana ou média, as três medidas de tendência central, de forma geral, são diferentes. A moda é muito útil para indicar a presença mais de uma população amostral, assim como a presença de *outliers* (SINCLAIR & BLACKWELL, 2004);
- (IV) dispersão: é uma medida de propagação dos dados. Geralmente muito utilizada em histogramas, onde é possível observar a dispersão dos dados e seus valores mínimos e máximos. Porém, a dispersão dos dados é muito sensível a presença de *outliers*, que se diferenciam dos demais devido seus altos valores. Uma medida fundamental da dispersão é a variância ( $s^2$ ), que pode ser definida pela fórmula matemática:  $s^2 = \frac{\sum(xi-m)^2}{(n-1)}$ , equação 2.  $xi$  é qualquer valor do banco de dados,  $m$  é a média e  $n$  é o número de itens de dados (SINCLAIR & BLACKWELL, 2004). É possível observar um histograma com as três medidas da tendência central na Figura 8.

Figura 8: Exemplo de histograma mostrando as três medidas da tendência central. *mode* é a moda da distribuição, *median* é a mediana da distribuição e *average* é a média.



Fonte: Sinclair & Blackwell, 2004.

- (V) coeficiente de Skewness: ou coeficiente de assimetria, é o parâmetro estatístico mais comum utilizado para resumir a simetria de uma distribuição. É calculado de acordo com a equação (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989):

$$\frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - m)^3}{\sigma^3}, \text{ equação 3.}$$

O numerador da função de Skewness é a diferença média entre os valores dos dados e sua média, enquanto o denominador é o desvio padrão ao cubo;

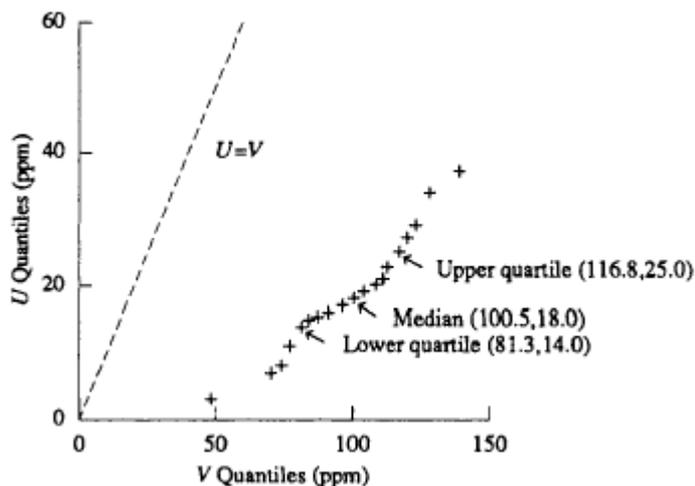
- (VI) coeficiente de Variação: é uma medida estatística de dispersão ou variabilidade, frequentemente usada quando se quer comparar a dispersão entre diferentes distribuições de dados (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989).

Sua equação é:  $CV = \frac{\sigma}{m}$ , equação 4. Neste caso é coeficiente de Variação

nada mais é que o desvio padrão dividido pela média dos dados analisados.

Muitas vezes queremos comparar duas variáveis ao mesmo tempo, e isso é chamado de análise de dados bivariados. O método de comparação utilizando o histograma não é muito efetivo para descobrir suas diferenças ou similaridades. Para efetuar uma boa comparação visual de duas variáveis distintas, podemos usar um gráfico denominado q-q (Figura 9), ou p-p, ou até mesmo *scatterplot*. Esses tipos de gráficos são comumente usados para analisar uma variável em relação a outra, para entender melhor a relação que ocorre entre elas (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989).

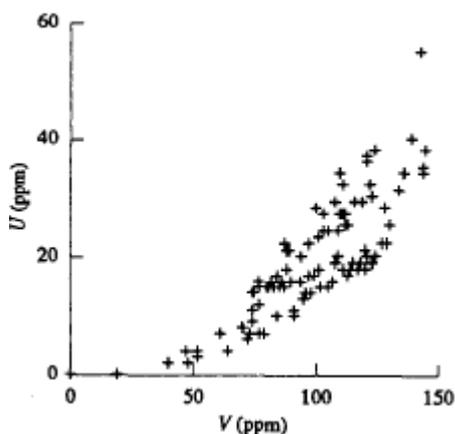
Figura 9: Gráfico q-q comparando quantis da variável U versus V, com a mesma escalanos dois eixos.



Fonte: Isaaks & Srivastava, 1989.

A exibição mais comum quando se trata da análise de dados bivariados, é o gráfico de dispersão, chamado *Scatterplots* ou gráfico de dispersão. É um gráfico de duas variáveis em que o parâmetro avaliado de uma variável corresponde ao parâmetro da outra variável (ISAACS & SRIVASTAVA, 1989). Além de fornecer como duas variáveis se relacionam, também é útil para identificar com valores extremos.

Figura 10: Gráfico de dispersão de duas variáveis, mostrando a correlação entre elas.



Fonte: Isaaks & Srivastava, 1989.

Em um gráfico de dispersão bivariados, como o *scatterplot*, existem três padrões que podemos observar: se as variáveis são correlacionadas positivamente ou negativamente, ou não linearmente correlacionadas (ISAACS & SRIVASTAVA,

1989). Duas variáveis possuem correlação positiva se os valores maiores de uma se correlacionam com valores maiores de outra, e de mesma forma com os valores menores. Duas variáveis são correlacionadas de forma negativa se os valores maiores de uma variável se correlacionam com os valores menores de outra variável (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989). A forma mais comum de observar essa correlação é com o coeficiente de Pearson, ou coeficiente de correlação linear:

- (I) coeficiente de correlação: é a estatística mais comum utilizada para resumir a relação entre duas variáveis. Pode ser calculado pela equação  $\rho = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (xi - mx)(yi - my)}{\sigma_x \sigma_y}$ , equação 5. O número de dados é representado pelo  $n$ ,  $xi$  são os valores de dados para a primeira variável,  $mx$  é a média e  $\sigma_x$  é o desvio padrão da primeira variável.  $yi$  é o valor de dados da segunda variável,  $my$  a média e  $\sigma_y$  o desvio padrão (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989);
- (II) o numerador da equação do coeficiente de correlação, é chamado de covariância. Equação da covariância:  $Cxy = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (xi - mx)(yi - my)$ , equação 6. A covariância também é utilizada como estatística resumida de um gráfico de dispersão. A covariância entre duas variáveis depende da magnitude dos valores dos dados (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989).

É importante entender que o coeficiente de correlação fornece uma medida de relação linear entre duas variáveis. Se essa relação entre as duas variáveis não for linear, tal coeficiente não se torna tão efetivo (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989). Geralmente a correlação linear entre duas variáveis é complementada com outra medida de correlação, o *rank* ( $\rho_{rank}$ ). A maior diferença entre o coeficiente de Pearson e o coeficiente Rank, é a suscetibilidade a valores extremos, o *rank* não é fortemente afetado por tais valores.

### 3.5 Regressão Linear

Uma forte relação entre duas variáveis pode ajudar a prever o comportamento de uma variável se a outra for conhecida. De forma sucinta, a receita para este tipo de previsão é a regressão linear, em que assumimos que a dependência de duas

variáveis pode ser descrita pela equação de uma linha reta (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989):

$$y = ax + b, \text{ equação 7.}$$

A variável  $a$  e a constante  $b$ , são calculadas por:

$$a = \rho \frac{\sigma_y}{\sigma_x}, \text{ equação 8.} \quad b = m_y - a \cdot m_x, \text{ equação 9.}$$

A inclinação,  $a$ , é o coeficiente de correlação multiplicado pela divisão dos desvios padrões, sendo  $\sigma_y$  o desvio padrão da variável que está tentando prever e  $\sigma_x$  o desvio padrão da variável que se conhece (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989).

### 3.6 Geoestatística

Matheron (1963) deu início a abordagem geoestatística para estimativa de depósitos minerais, baseado nos trabalhos de H. J. de Wigs e Daniel G. Krige, e a partir destes formulou a Teoria Das Variáveis Regionalizadas, que é o princípio da Geoestatística (YAMAMOTO *et al.*, 2013). Matheron (1971) diz que a Geoestatística está relacionada, de forma geral, com o estudo da distribuição espacial de variáveis geológicas e/ou naturais, como teor, espessura e acumulação.

Pereira (2017), baseado em Rossi e Deutsch (2014), assume que em um dado ambiente geológico, minerais são gerados por um conjunto de processos geológicos. As condições necessárias para a formação e deposição de minerais envolvem fontes mineralizadoras, percolação de fluidos, e condições geológicas favoráveis (disponibilidade química, temperatura, pressão e outros), resultando em condições apropriadas, concentrações minerais significativas. Matheron (1963) adota como consequência que quando uma amostra é analisada quanto ao teor de um elemento, o teor será sempre o mesmo, isso porque este teor, localizado em um ponto com coordenadas específicas é único e bem estabelecido.

A formação de depósitos minerais resulta em um conjunto de variáveis geológicas em que os valores são correlacionados entre si espacialmente, dessa forma os teores de minerais não possuem uma variação espacial totalmente aleatória.

A partir desta característica, a coleta e análise de amostras próximas resultarão em valores similares ao encontrados na amostra antes coletada. Então, fica claro que duas amostras vizinhas são certamente não independentes quanto aos valores das respectivas variáveis geológicas (MATHERON, 1963).

Matheron (1963) conceitua uma variável regionalizada como uma função que possui um valor definido em cada ponto do espaço, e possui as seguintes características qualitativas:

- (I) a variável é “localizada”, suas variações ocorrem dentro de um espaço e volume mineralizado;
- (II) mostra uma continuidade moderadamente estável em sua variação espacial, a qual pode ser expressa a partir dos desvios entre teores de duas amostras vizinhas;
- (III) apresenta diferentes tipos de anisotropia, onde há direções preferenciais onde teores não variam significativamente, enquanto outras variam ao longo de uma seção.

Ainda segundo a dissertação de Pereira (2017), com base em Sinclair & Blackwell (2004), o aspecto estruturado de uma variável regionalizada está vinculado ao comportamento espacial – variabilidade – da mesma, sendo resultado dos processos geológicos de formação do depósito mineral. Esse comportamento demonstra que duas amostras vizinhas estão correlacionadas, apresentando uma similaridade/continuidade entre si, de tal forma que duas amostras próximas são similares quanto ao teor ou outro atributo geológico. A continuidade espacial de uma variável regionalizada é definida comparando valores tomados simultaneamente em dois pontos, a partir de uma direção já determinada. A comparação dessas variáveis é feita por meio de uma função denominada variograma, que representa quantitativamente a continuidade espacial de uma variável regionalizada (YAMAMOTO, 1991).

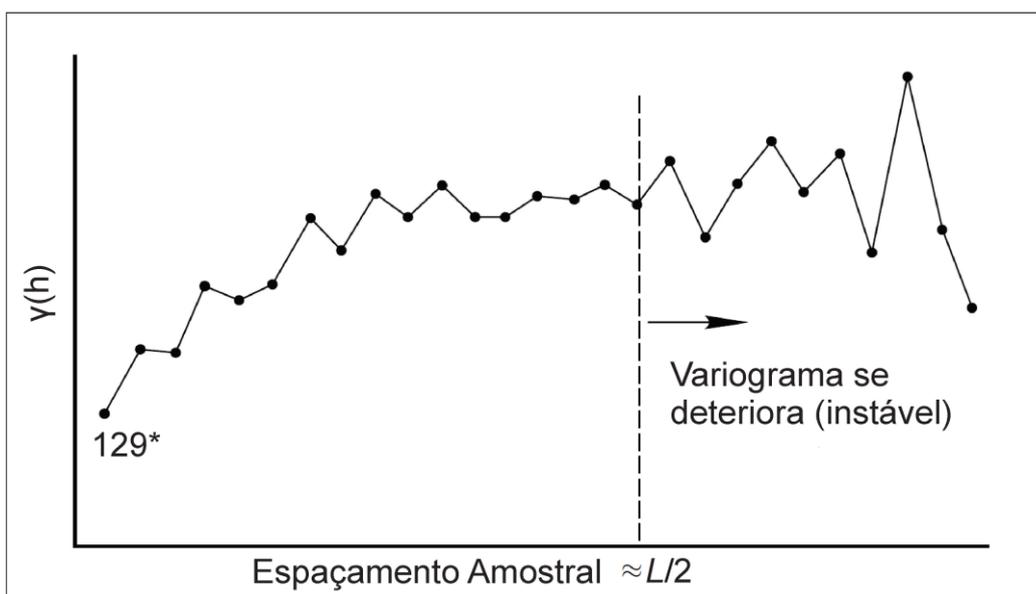
### 3.6.1 Variografia

Yamamoto (1991) define a função variograma como “[...] a esperança matemática do quadrado da diferença entre os valores de pontos no espaço, separados por uma distância  $h$  [...]”. Matematicamente  $2\gamma(\mathbf{h}) = E[(Z(\mathbf{x}_i) - Z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h}))^2]$ , equação 10. Na equação 10,  $2\gamma(\mathbf{h})$  é a função variograma, e  $Z(\mathbf{x}_i)$  e  $Z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})$  são os valores das variáveis regionalizadas nos pontos  $\mathbf{x}_i$  e  $\mathbf{x}_i + \mathbf{h}$ .

De acordo com Sinclair e Blackwell (2004), a metade da função variograma é denominada semivariograma  $\gamma(h)$ , e é efetivamente utilizada para investigar a continuidade espacial de uma variável regionalizada, seja qual for a variável. Ainda de acordo com Sinclair e Blackwell (2004), o termo variograma é muito utilizado para referenciar, tecnicamente, o semivariograma.

O conceito de zona de influência de uma amostra fica nítida quando visualizado em um variograma. O variograma é uma função definida por uma curva (Figura 11) que representa o grau de continuidade de uma variável, nesse caso, mineralização. Essa curva é crescente com o aumento da distância  $h$  que separa os pares amostrais. Quanto maior a distância entre os pares de amostras, maior a diferença de seus teores, ou seja, menor a continuidade ou dependência espacial entre elas (MATHERON, 1963). Esse comportamento pode ser explicado na Figura 11. À medida que há um aumento da distância entre pares de amostras, o aumento dos valores da função representa uma maior diferença quadrática média entre as amostras, dessa forma, maior a variabilidade e menor a correlação espacial.

Figura 11: Representação típica de um variograma. A partir da seta indicando onde o variograma se torna instável, é possível observar que após aquele ponto não se pode mais garantir a continuidade do corpo geológico, das variáveis ou dos pares amostrais.

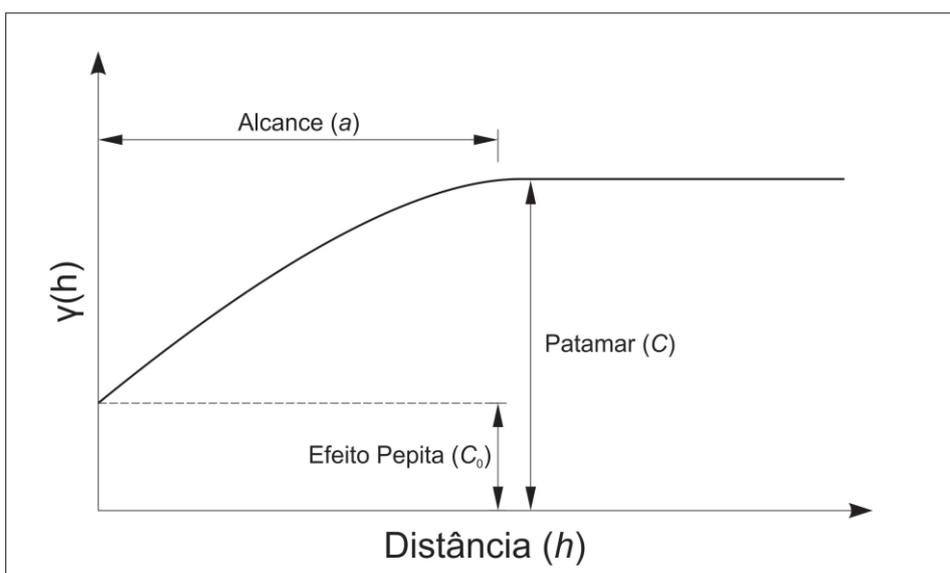


Fonte: Pereira et al., 2017.

### 3.6.2 Propriedades do Variograma

O variograma reflete os aspectos estruturais dos teores ou outros atributos de interesse. A partir das propriedades gráficas da função (Figura 12) é feita a identificação e análise de tais aspectos. As propriedades gráficas são: efeito pepita; patamar e alcance ou amplitude.

Figura 12: Propriedades gráficas de um variograma.

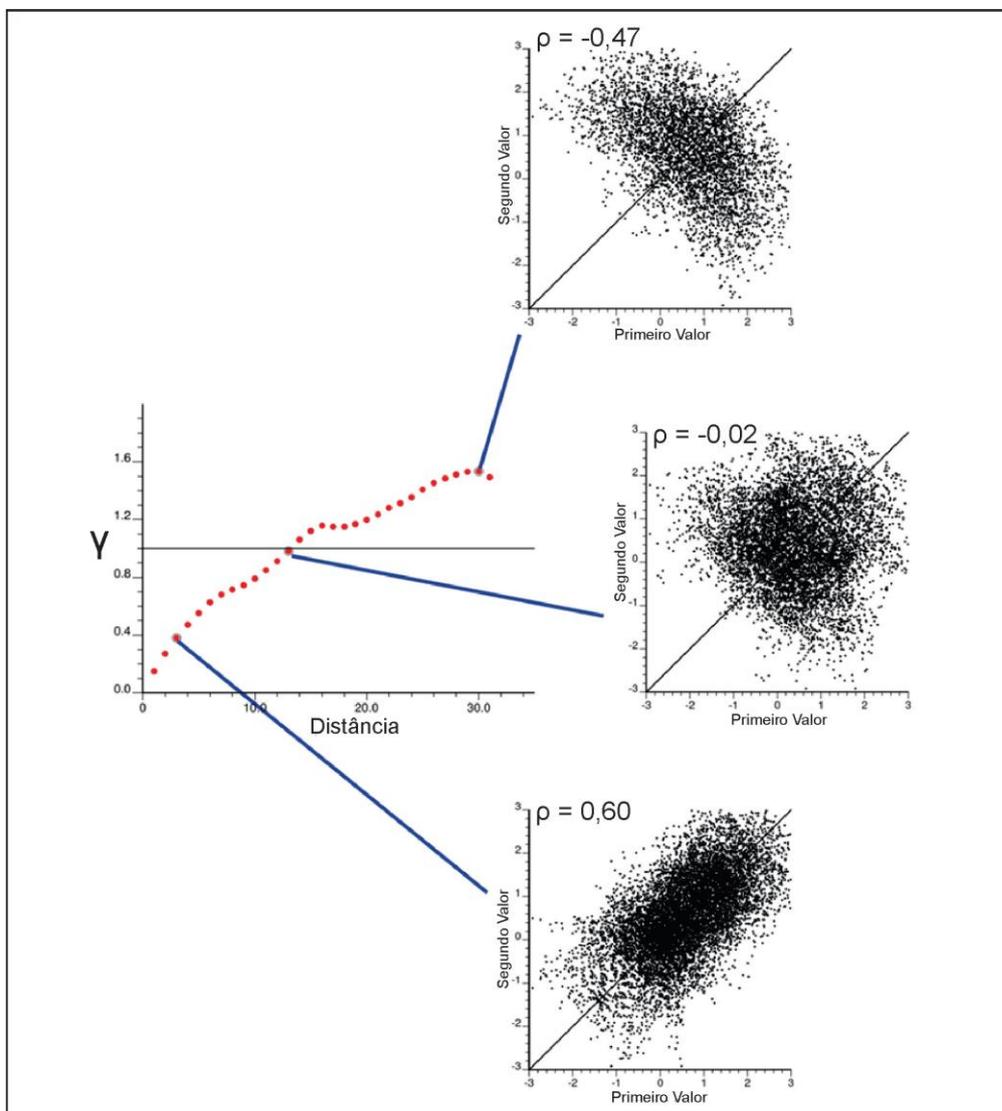


Fonte: Pereira, 2017.

As propriedades gráficas de um variograma, representadas na Figura 12, podem ser discretizadas da seguinte forma:

- (i) Alcance, amplitude ou *range*: ( $a$ ) é o valor da distância a partir da qual, naquela direção, os pares de valores  $Z(xi)$  e  $Z(xi + h)$  não apresentam correlação espacial. Tal valor ( $a$ ) entra no conceito de zona de influência de uma amostra, assim, quando os teores são separados por distâncias maiores que o alcance zona de influência, não estão correlacionados (MATHERON, 1971).
- (ii) patamar ( $C$ ): é o valor no qual o variograma se estabiliza no campo aleatório, sendo correspondente à variância da variável regionalizada (YAMAMOTO, 2001). A correlação entre  $Z(xi)$  e  $Z(xi + h)$  é positiva abaixo do patamar e negativa acima do patamar (ROSSI; DEUTSCH, 2014). A Figura 13 explica bem esse comportamento.

Figura 13: Correlação espacial abaixo e acima do Patamar. A correlação negativa é representada pelo gráfico de  $\rho = -0,47$ , que se encontra acima do patamar. A correlação positiva é representada pelo gráfico de  $\rho = 0,60$ , que se encontra abaixo do patamar e o gráfico de  $\rho = -0,02$  se encontra bem próximo do patamar.



Fonte: Pereira et al., 2017.

- (iii) efeito Pepita ( $C_0$ ): é o valor do variograma na origem ( $h = 0$ ). Este valor caracteriza uma variabilidade em escalas muito pequenas, a distâncias pouco maiores que o tamanho das amostras (ROSSI; DEUTSCH, 2014). Geralmente o efeito pepita é atribuído a erros de amostragem ou análises, mas também pode ser atribuído a subamostragem, variabilidade da amostragem e em alguns casos, à variabilidade geológica real e de curta escala (YAMAMOTO, 2001).

### 3.6.3 Cálculo de Variogramas Experimentais

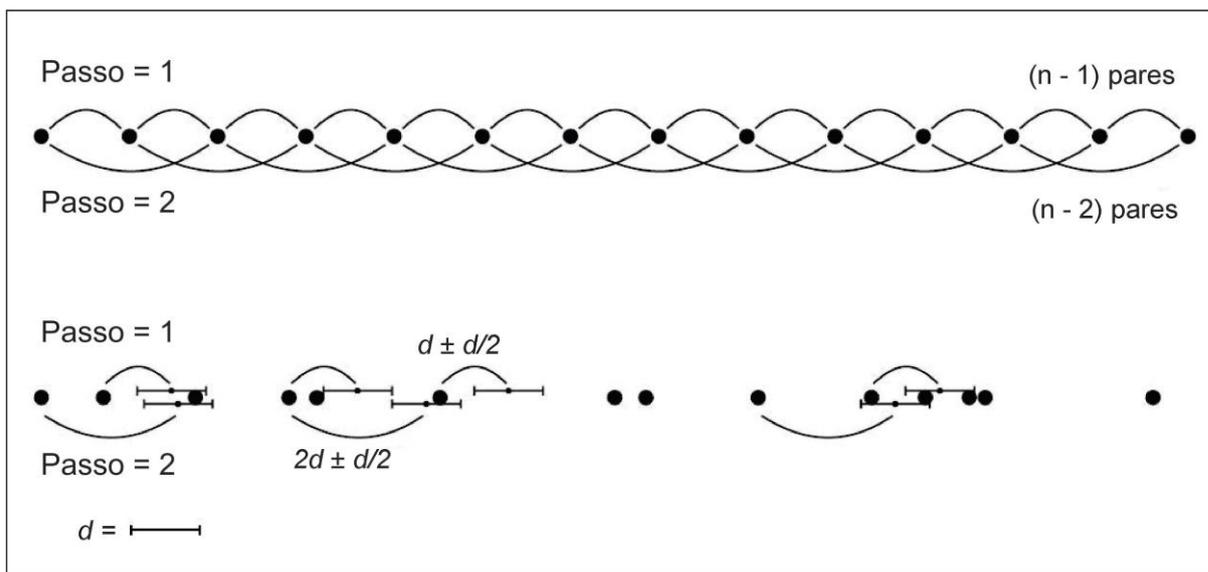
O comportamento espacial de uma variável regionalizada pode ser quantificado por variogramas experimentais, onde o cálculo é feito a partir de um conjunto amostral (banco de dados), que representam uma porção da população em estudo. O cálculo é feito de acordo com a equação:  $\gamma(\mathbf{h}) = \frac{1}{2N(\mathbf{h})} \sum_{i=1}^{N(\mathbf{h})} [z(\mathbf{x}_i) - z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})]^2$ , equação 11.

Nesta equação, o  $\gamma(\mathbf{h})$  é o variograma,  $z(\mathbf{x}_i) - z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})$  são os valores da variável regionalizada nos pontos  $\mathbf{x}_i$  e  $\mathbf{x}_i + \mathbf{h}$ , e por fim,  $2N(\mathbf{h})$  é o número de pares de amostras separados pela distância.

O procedimento de cálculo de variogramas experimentais é baseado na definição de um passo  $h$ , denominado *lag*. Os valores de variogramas são determinados conforme a equação 11, para várias distâncias múltiplas de  $h$ , tendo como resultado o variograma experimental (YAMAMOTO, 2001). De forma comum os dados amostrais não se distribuem regularmente, sendo necessário, além do passo, considerar tolerâncias (de passo e angular) e largura máxima de pesquisa ou banda (*bandwidth*). Este intuito de utilizar parâmetros adicionais é maximizar a eficiência dos variogramas, buscando obter o maior número de pares de amostras em dada direção para um valor de  $h$  (SOARES, 2006).

A escolha dos valores de tolerância (de passo e angular) e de largura máxima de pesquisa se dá através de tentativa e erro. Quando a tolerância é muito pequena, serão utilizados apenas uma pequena porcentagem de amostras do total, e como resultado o variograma apresentará muito ruído, muita oscilação. De forma contrário, tolerâncias muito grandes tornam a continuidade espacial muito suavizada, logo, imprecisa. De maneira geral, é recomendado utilizar o bom senso, optando por tolerâncias nem tão grandes e nem tão pequenas, para garantir uma boa definição da continuidade espacial e produzir um variograma estável (ROSSI; DEUTSCH, 2014).

Figura 14: Arranjos de dados unidimensionais com distribuição regular e irregular, com ilustração dos valores de *lag* no cálculo do variograma.



Fonte: Pereira et al., 2017.

### 3.6.4 Ajuste de Modelos Variográficos

Yamamoto (2001) aplica que o variograma experimental, composto de pontos, não permite a mensuração dos valores de variograma de maneira contínua, para qualquer distância  $h$ . A partir disso, surge a necessidade de ajustar o variograma experimental por modelos matemáticos (Figura 15) que descrevam sem interrupção a continuidade da variável regionalizada naquela direção.

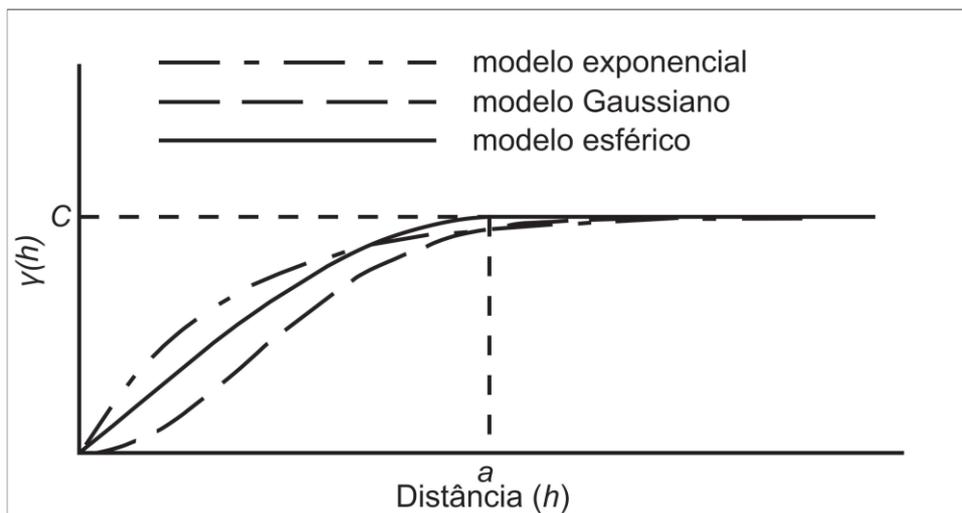
Tais variogramas experimentais são ajustados por modelos matemáticos contínuos por duas razões principais:

- (I) cálculos geoestatísticos de estimativa requerem valores de variograma para todas as distâncias e direções possíveis, o que não pode ser obtido com variogramas experimentais que possuem valores atribuídos apenas a distâncias específicas (ROSSI; DEUTSCH, 2014);
- (II) os variogramas devem ser positivos para que as equações de krigagem sejam resolvidas, o resultado seja único e a variância de krigagem seja positiva (ROSSI; DEUTSCH, 2014).

De acordo com Isaaks e Srivastava (1989), o ajuste teórico de variogramas pode ser feito por grande variedade de modelos matemáticos. Os modelos

matemáticos mais utilizados na indústria mineral são: Esférico; Exponencial e Gaussiano. Cada um possui forma e função matemática própria.

Figura 15: Os três modelos de ajuste de variograma mais comumente utilizados. Exponencial; Gaussiano e Esférico.



Fonte: Pereira et al., 2017.

Segundo Yamamoto (2001), o ajuste variográfico pode ser feito de maneira interativa em *softwares* computacionais, onde o responsável fornece o tipo de modelo e parâmetros de ajuste, traçando a curva contínua da função matemática juntamente com o conjunto de pontos do variograma experimental. Tais parâmetros e ajustes são realizados de forma mais adaptável para quem trabalha, sendo alterados sucessivamente até que seja considerado satisfatório.

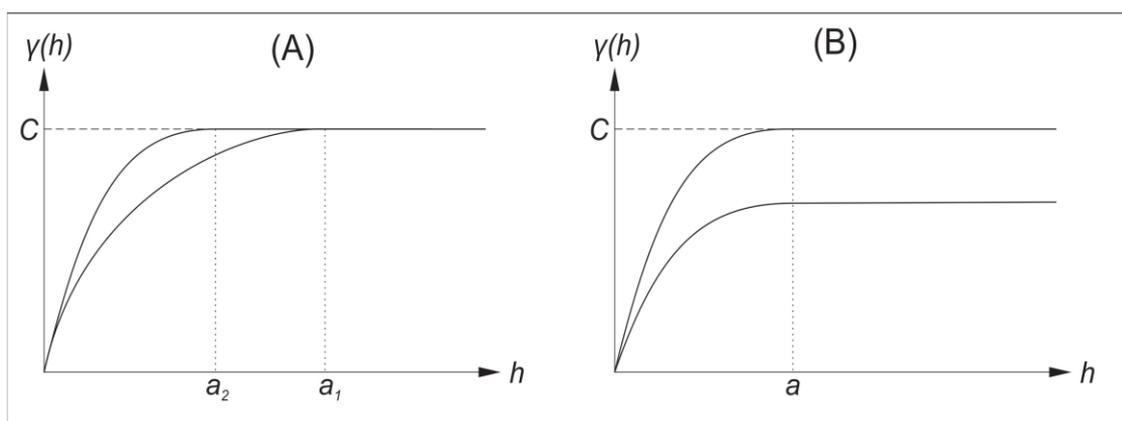
### 3.6.5 Anisotropias

Segundo Yamamoto (2001), uma variável regionalizada raramente apresenta comportamento isotrópico, ou seja, alcance invariável com as orientações espaciais. Comumente os valores se estendem preferencialmente de forma mais contínua em determinada direção que em outra, sendo assim, um caso de anisotropia. Soares (2006) define dois tipos principais de anisotropia: geométrica e zonal.

- (I) anisotropia Geométrica: corresponde à situação em que o patamar (variância *a priori*) do variograma é alcançado em diferentes distâncias para direções distintas, expondo uma variação do alcance em função da direção.

- (II) anisotropia Zonal: ocorre quando, para determinada orientação considerada, o variograma nunca atinge o patamar esperado (variância *a priori*).

Figura 16: Exemplos esquemáticos de anisotropias geométrica (A) e zonal (B). No variograma (A) observa-se que o patamar é alcançado em diferentes distâncias, tanto mais próximo e mais afastado da origem. No variograma (B) é possível observar que possui duas orientações, uma alcança o patamar e a outra nunca alcançará.



Fonte: Pereira, 2017.

### 3.6.6 Estimativa por Krigagem

De forma geral, apenas uma pequena parte do volume de um depósito mineral é conhecida, através da amostragem. Normalmente essa parte é menor que um bilionésimo do volume total da população amostrada (ROSSI; DEUTSCH, 2014). Desta forma é necessário estimar os atributos geológicos, principalmente os teores, nos locais não amostrados. Essa estimativa tem como finalidade prever teores e tonelagens para avaliar a viabilidade da extração, e depois realizar controles de teor (*grade control*) durante as operações de lavra (ROSSI; DEUTSCH, 2014).

Um estimador, através de uma fórmula ou procedimento, utilizando os dados amostrais conhecidos, tem a principal função de encontrar valores representativos (estimado) em local onde não ocorreu amostragem. A partir disso, nota-se que o propósito da estimativa, se tratando de exploração mineral, é atribuir um valor a um ponto ou bloco de valor desconhecido a partir de amostras próximas e do conhecimento sobre a continuidade espacial da variável, obtido pelo variograma. A

estimativa se baseia na combinação linear de amostras disponíveis, conforme a equação (Matheron, 1963):  $Z^*(X_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(X_i)$ , equação 12.

Na equação de Matheron (1963),  $\lambda_i$  e  $Z(X_i)$ , são ponderadores e valor da amostra  $i$ , no local  $X_i$ . Como a estimativa precisa ser feita da forma mais correta possível, os valores dos ponderadores são definidos  $\lambda_i$  para que sejam cumpridas duas restrições:

- (I) o estimador deve prover uma estimativa sem viés global;
- (II) o erro quadrático médio do estimador deve ser mínimo.

Como a estimativa é um processo em que realiza previsões, é caracterizada pela presença de erros/desvios, cujo valores podem ser calculados pela subtração entre os teores estimados ( $Z^*(X_i)$ ) e os teores reais ( $Z(x_0)$ ). Dessa forma, o viés global está associado ao próprio processo de estimativa.

Kitanidis (1997), define o valor médio dos erros da estimativa pela equação:  $E [Z^* - X_0 - Z(X_0)] = \sum_{i=1}^n \lambda_i m - m = (\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1) m$ , equação 13. A ausência do viés global ocorre quando a equação 13 tem como resultado um valor nulo. A ausência do viés é atingida quando, para qualquer valor da média  $m$  da variável, a soma dos ponderadores  $\lambda_i$  é 1. De acordo com Matheron (1971), a equação para que o estimador não contenha tendência global é a seguinte:  $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$ , equação 14. Esta equação permite que a estimativa não dependa da média  $m$ , tendo como resultado um estimador não enviesado.

Os métodos de Krigagem comumente são referidos pela sigla *BLUE* (*Best Linear Unbiased Estimator*). É uma estimativa baseada em uma combinação linear de amostras, não gera estimativa tendenciosa (média do erro de estimativa é zero) e é uma estimativa ótima, com uma variância de erro de estimativa mínima (ISAACS; SRIVASTAVA, 1989). Segundo Sinclair *et al.*, (2004), a Krigagem é um termo genérico associado a um conjunto de métodos de estimativa: Krigagem Simples; Krigagem Múltipla de Indicadores; Krigagem Ordinária; Krigagem Universal e Krigagem com Deriva Externa. Cada um desses métodos citados apresenta restrições e/ou considerações matemáticas específicas, porém são todos baseados no mesmo princípio, a ausência de enviesamento e variância do erro de estimativa mínima. Neste trabalho será utilizado a Krigagem Ordinária (KO), portanto será abordada apenas esse tipo.

### 3.6.7 Krigagem Ordinária

Isaaks *et al.* (1989), dizem que nesse método, o teor estimado  $Z^*$  de uma variável é calculado basicamente a partir de uma combinação linear dos valores (teores) das amostras vizinhas, por meio da mesma relação mostrada na equação 12. Como o erro médio e a variância do erro sempre são desconhecidos, é necessário construir um modelo dos dados amostrais e então trabalhar com esses parâmetros. Sendo assim, é utilizado um modelo probabilístico no qual o enviesamento e a variância do erro podem ser calculados e então escolhidos pesos para as amostras vizinhas que garantam a mínima variância de krigagem e erro médio nulo.

Rossi *et al.* (2014), afirmam que o processo de estimativa é feito por vizinhanças de busca móveis, onde cada local  $X_0$  a ser estimado, é atribuída uma vizinhança, constituída de um grupo de amostras dentro dos limites espaciais dela, utilizando diferentes amostras em cada uma. Cada local  $X_0$  é estimado implicitamente a média ( $m^*(x_0)$ ), dependente dos valores amostrais contidos na vizinhança daquele ponto ou bloco. Quando a vizinhança vai sendo alterada, a média ( $m^*(x_0)$ ) também, sendo atribuída a mesma característica local representativa do volume próximo ao ponto ou bloco  $x_0$ .

## 4. ANÁLISE E INTERPRETAÇÃO DOS DADOS

Como já visto nos capítulos anteriores, este estudo aborda o processo de estimativa da espessura da camada de carvão (m) e outras variáveis como teor de enxofre (%) e teor de cinzas (%) do depósito mineral de carvão pertencente à Companhia Carbonífera do Cambuí, que está localizado no município de Sapopema, no Paraná. Um modelo de distribuição dos parâmetros qualitativos do depósito mineral de carvão mineral de Sapopema será produzido através da técnica geoestatística de Krigagem Ordinária.

Neste capítulo 4 são abordados quatro subtópicos específicos que juntos formam uma etapa crucial no desenvolvimento deste estudo. Tais etapas ocorrem no processo que precede a estimativa de depósito mineral, onde é realizada o maior acúmulo de dados já conhecidos sobre este depósito através dos métodos aplicados neste capítulo e envolvendo: desagrupamento amostral; análise exploratória dos dados; determinação da regressão linear e determinação da continuidade espacial.

Cabe salientar que, para fins de compatibilidade com o *software* utilizado nesta parte do trabalho, o ponto e a vírgula fazem funções distintas, sendo o ponto (.) responsável pela separação decimal e a vírgula separador de milhar.

### 4.3 Análise Exploratória dos Dados

O primeiro passo para começar a análise exploratória dos dados foi justamente o tratamento dos dados. Antes do tratamento do banco de dados, contava com 78 furos de sondagem no total, sendo 77 da Companhia Carbonífera do Cambuí e somente 1 da CPRM, do projeto Figueira do Norte. Porém, nem todos os furos de sondagem disponíveis para trabalhar continham todas as informações necessárias.

Para atingir o propósito que é estimar os parâmetros qualitativos e quantitativos da camada de carvão, dos 77 furos originais totais, foram removidos 11 furos: SP 18; SP 22; SP 27; SP 28; SP 36; SP 53; SP 62; SP 70; CC 05; CC 06; CC 07 e CC 08. Os furos foram removidos por possuírem somente as coordenadas geográficas, sem nenhuma informação a respeito da amostragem. Além disso, considerando o processo de estimativa, foram removidos mais outros 4 furos: SP 12; SP 23; SP 29 E SP 46. Tais furos foram removidos por se apresentarem muito distante dos demais furos, podendo acarretar uma influência no processo de estimativa e, pelo fato de estarem

excessivamente distantes dos demais, não poderiam garantir a continuidade dos atributos de interesse.

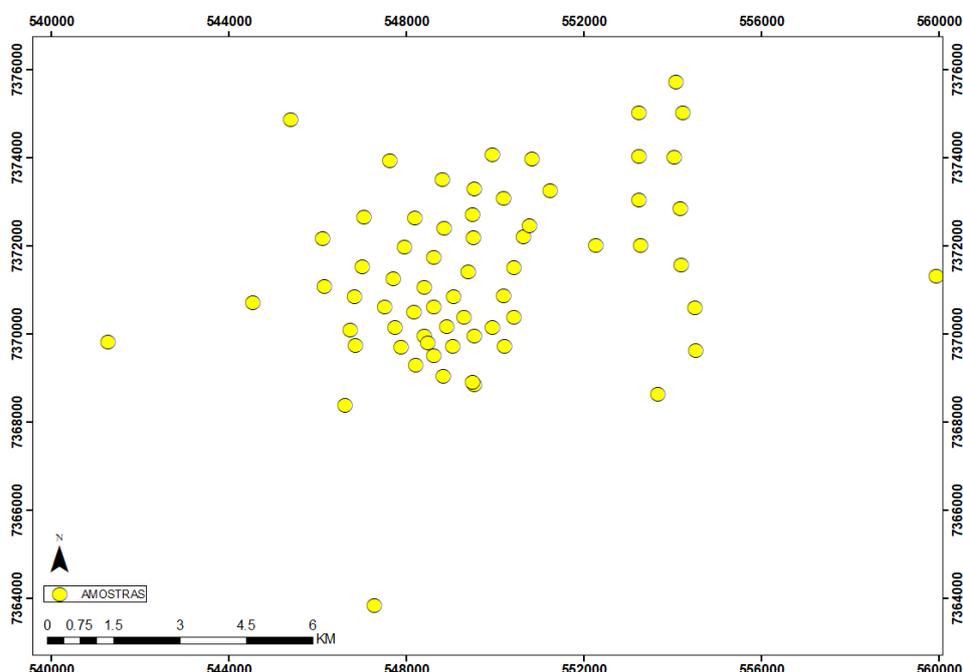
Após a remoção destes furos, o banco de dados passou a ser composto por 62 furos e suas respectivas características. Os furos estão dispostos em malha irregular de sondagem, com um espaçamento médio de 1426.1371 metros. A distância média entre os furos foi calculada de acordo com a equação:

$$\bar{e} = \sqrt{\frac{D}{n}}, \text{ equação 15.}$$

$$\bar{e} = \sqrt{\frac{126099756.0}{62}} = 1426.1371 \text{ metros}$$

Na equação da distância média, o espaçamento médio é determinado pela raiz quadrada da divisão entre a área amostrada (D) e o número de amostras (n) (ISAACS E SRIVASTAVA, 1989).

Figura 17: Mapa de localização das amostras.



A partir da produção de mapa de localização das amostras, é possível perceber que se trata de uma malha irregular de sondagem e há certos locais preferenciais de amostragem, como mais no centro, onde há um adensamento amostral. Observando

o mapa de distribuição das amostras no espaço físico, há 3 amostras que chamam atenção por estar mais afastadas das demais amostras. Porém, por se tratar de dados consistentes e com e atendendo todos os parâmetros para estimativa qualitativa e quantitativa da camada de carvão, não foram removidas.

Os dados utilizados no decorrer deste trabalho se trata somente da espessura da camada de carvão e dos contaminantes que estão inseridos nela, não possuindo informações sobre as encaixantes. Também não é possível determinar se a camada de carvão utilizada neste estudo é composta somente por uma ou mais litologias. Porém a camada pode ser encontrada em 400, 500, 600 e até 800 metros abaixo da superfície.

#### **4.4 Análise Exploratória Univariada**

Como a malha de furos não é regularmente espaçada, é indicado realizar procedimentos de desagrupamento de dados (ISAACS & SRIVASTAVA, 1989). Porém, por se tratar de um depósito de carvão mineral, que possui forma mais tabular, e pelo fato de as variáveis apresentarem coeficiente de variação relativamente pequenos, variando de 0.32 a 0.43 (Isaacs & Srivastava, 1989), mostrando que os dados não são tão erráticos e podem sim seguir um padrão, porém, da mesma forma foi realizado o desagrupamento amostral dos dados, que pode ser observado no tópico 4.6.

De forma geral, a análise exploratória acontece através da interpretação dos dados estatísticos clássicos de cada variável através da produção de histogramas. 3 variáveis foram utilizadas durante a análise: a espessura da camada de carvão (m); teor de cinza (%) e teor de enxofre (%).

Figura 18: Histograma da variável espessura da camada de carvão. No eixo x é plotado a espessura da camada de carvão enquanto no eixo Y é plotado a frequência que esta variável ocorre.

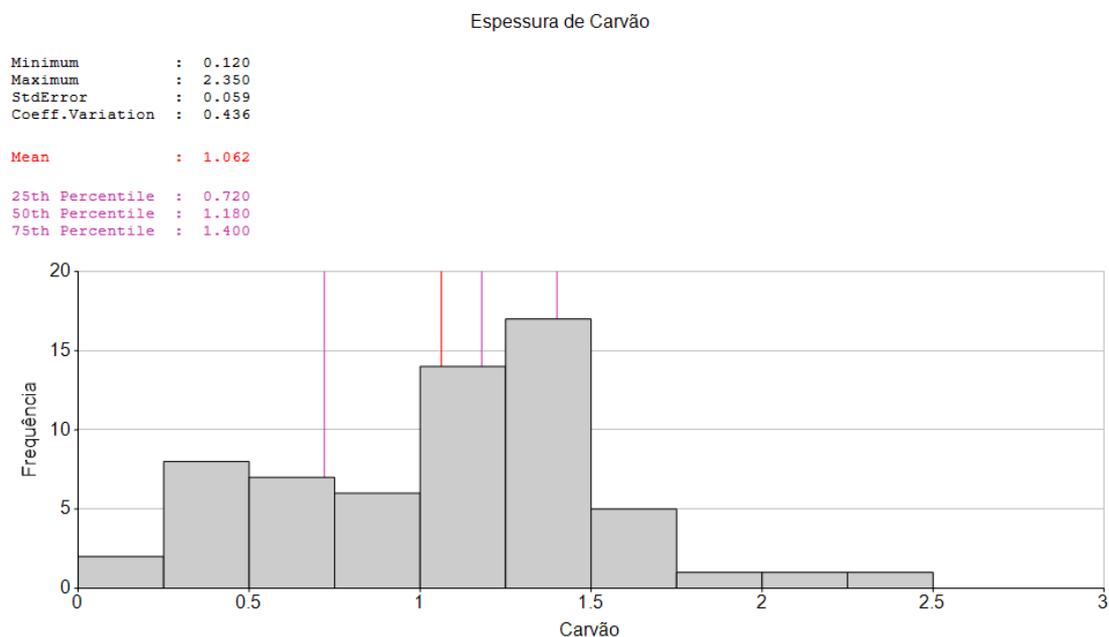


Figura 19: Histograma da variável teor de cinzas (%). No eixo x é plotado o teor de cinzas (%) que se encontra na camada de carvão, enquanto no eixo Y é plotado a frequência que esta variável ocorre.

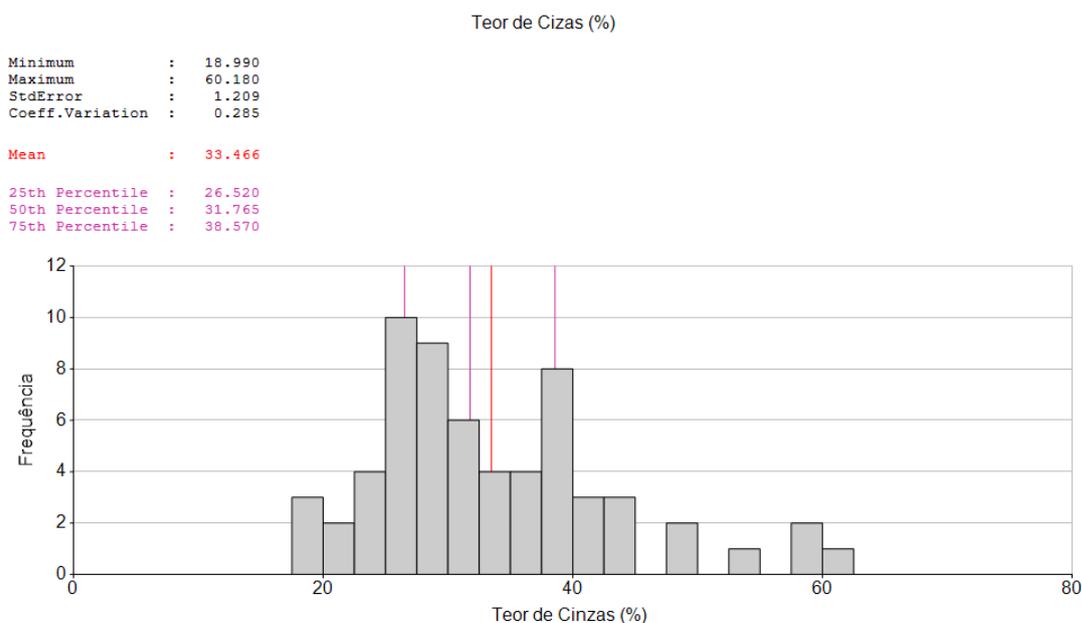
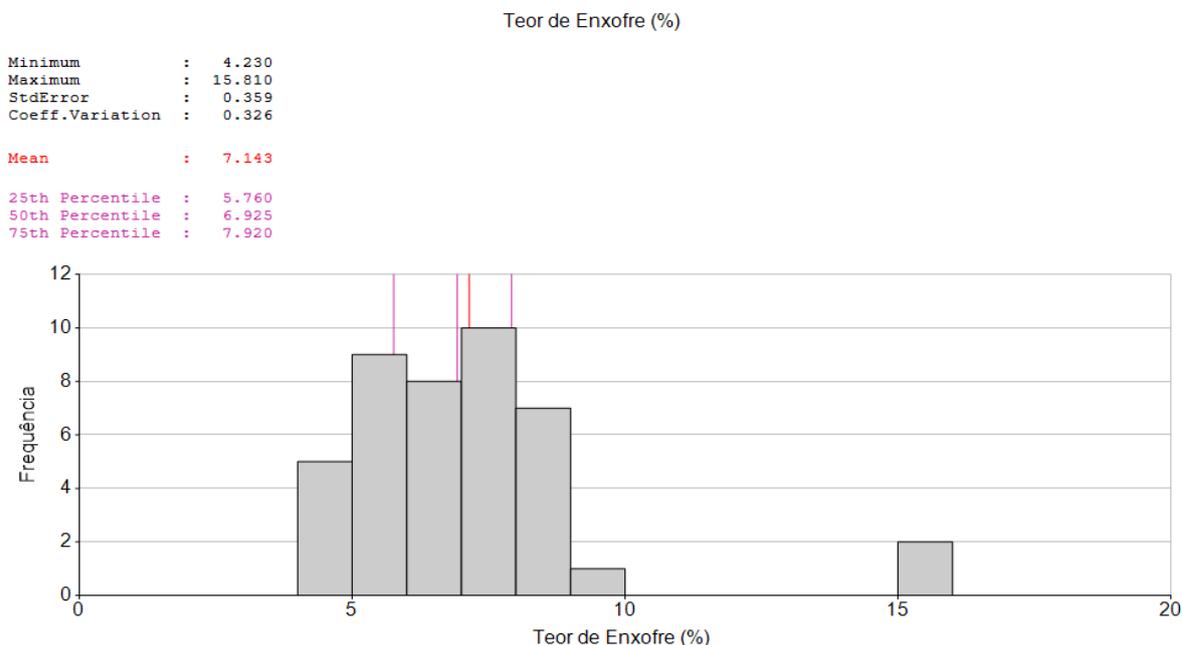


Figura 20: Histograma da variável teor de enxofre (%). No eixo x é plotado o teor de enxofre (%) que se encontra na camada de carvão, enquanto no eixo Y é plotado a frequência que esta variável ocorre.



A partir dos histogramas foi possível montar uma tabela com as principais estatísticas de cada uma das variáveis (Tabela 1):

Tabela 1: Principais medidas estatísticas das variáveis em estudo.

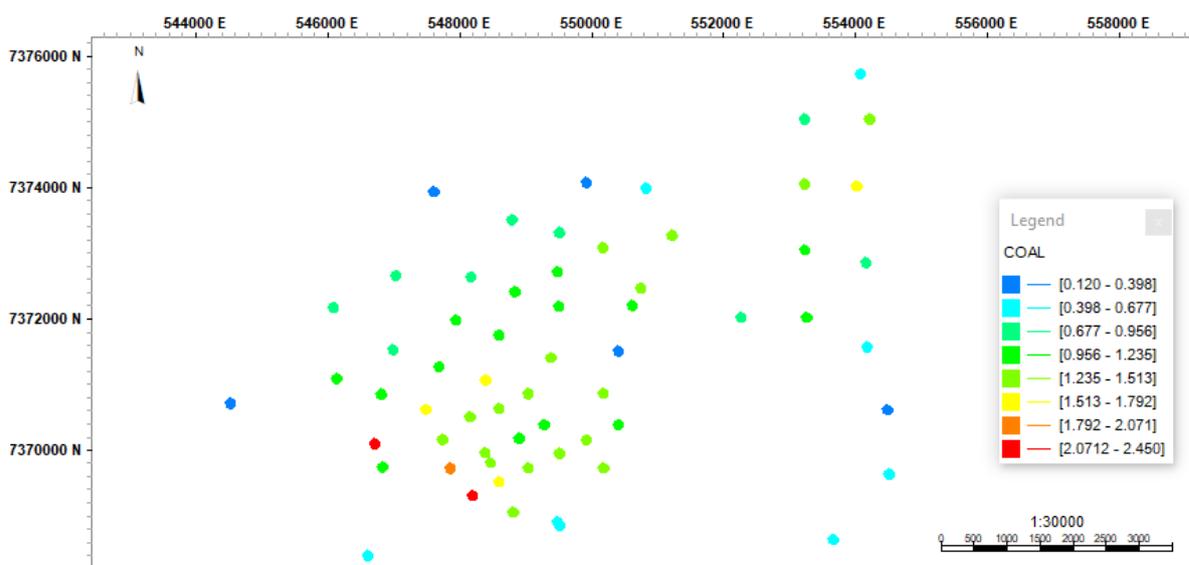
	Carvão (m)	Teor de Cinzas (%)	Teor de Enxofre (%)
<b>N.º de Dados</b>	62	62	42
<b>Mínimo</b>	0.120	18.990	4.230
<b>Máximo</b>	2.350	60.180	15.810
<b>Desvio Padrão</b>	0.059	1.209	0.359
<b>Coef. de Variação</b>	0.436	0.285	0.326
<b>Média</b>	1.062	33.466	7.143
<b>Valores baixos</b>	<= 0.400	<= 22.890	<= 4.860
<b>Valores altos</b>	>= 1.540	>= 44.420	>= 8.490

Observando a Tabela 1 é possível ver que o total de dados sobre a espessura da camada de carvão é superior do que as outras variáveis. Das três variáveis, é a que apresenta o maior coeficiente de variação, 0.462, que apesar de ser o maior ainda

é relativamente baixo, menor que 1 (Isaaks & Srivastava, 1989), mostrando que esta variável não é tão errática quanto parece, tende a ter um bom comportamento espacial. As amostras que possuem a espessura variando entre a média (1.062) e a mediana (1.180) se encontram principalmente no meio do depósito, enquanto os menores valores se encontram nas amostras mais afastadas.

As amostras que possuem a espessura variando entre a média e a mediana se encontram principalmente no meio do depósito, enquanto os menores valores se encontram nas amostras mais afastadas. As duas amostras que possuem as maiores espessuras se encontram mais ao sul do depósito, como visto na Figura 21:

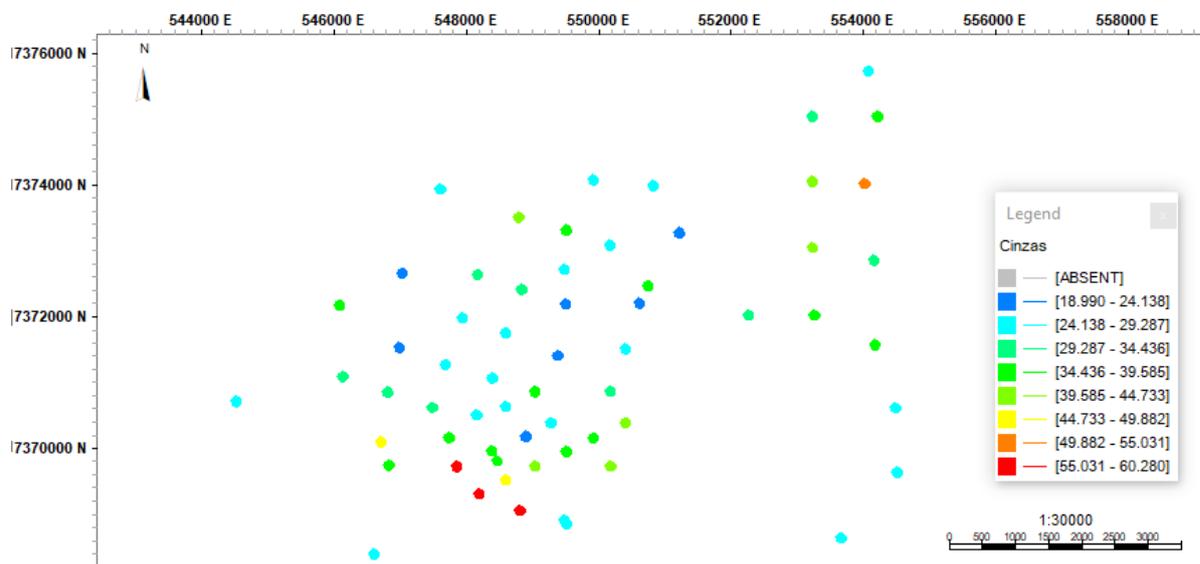
Figura 21: Distribuição das amostras com a espessura do carvão. A legenda no lado esquerdo da imagem representa os intervalos de acordo com o tamanho das camadas, em metros. As cores mais quentes são as maiores espessuras, e as mais frias as menores.



Existem 62 dados para o teor de cinzas, com mínimo de 18.990% e máximo de 60.180%. Esta variável apresenta um coeficiente de variação de 0.310, que é um valor bem baixo e menor que 1, indicando que é uma variável pouco errática (ISAACS & SRIVASTAVA, 1989).

As amostras que apresentam teores variando entre a média e a mediana se encontram mais na parte sul da malha de amostragem, junto com os maiores teores de cinza, que também se encontra na parte sul da malha. As características descritas acima se encontram na Figura 22:

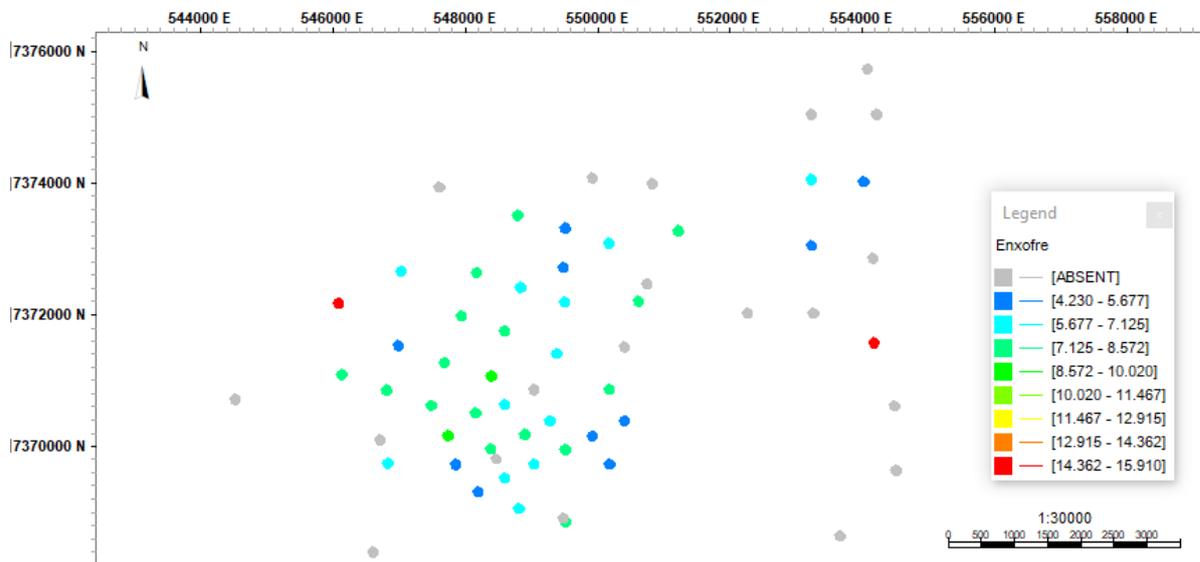
Figura 22: Distribuição espacial das amostras que contêm teores de cinza. A legenda no lado esquerdo da imagem representa os intervalos de acordo com o volume de cinza, em porcentagem. As cores mais quentes são as maiores quantidades, e as mais frias as menores.



O enxofre apresenta somente 44 amostras, com o teor mínimo de 4.230 % e o máximo de 15.810 %. Seu coeficiente de variação acompanha as outras variáveis, atingindo 0.323, que é relativamente baixo, por ser menor que 1 (Isaaks & Srivastava, 1989), mostrando que também não é uma variável errática. Sua média tem um valor de 7.143, bem próximo da mediana.

As amostras com menores teores se encontram na parte sul e norte aproximadamente, seguida das amostras que possuem teor na média e que, estão centralizadas na malha de sondagem. E com duas amostras de maiores teores, uma no lado leste e outra no oeste da malha de sondagem. Tais informações estão disponíveis na Figura 23:

Figura 23: Distribuição espacial dos teores de enxofre. A legenda do lado esquerdo da imagem, na parte superior, é distribuída de acordo com os teores de enxofres (%). As cores mais quentes representam as amostras que possuem maiores volumes de enxofre, e as mais frias representam os menores volumes.



#### 4.5 Análise Exploratória Bivariada

Nesta etapa foi analisada a correlação entre as variáveis, medindo o grau de associação entre elas. Tal análise ocorre principalmente com o gráfico de dispersão *scatterplots*, onde é comparado uma variável *versus* a outra. Esse tipo de análise é muito importante para entender melhor como uma variável se relaciona com a outra, se é que se relaciona, e dessa forma compreender um pouco sua distribuição espacial.

Uma das características mais importante no mundo das geociências é justamente como uma variável se relaciona com a outra (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989).

Para analisar a correlação entre as variáveis, é utilizado um conceito da estatística clássica, o Coeficiente de Pearson ou coeficiente de correlação linear. Esse coeficiente varia de 0 a 1, sendo 0 sem correlação e 1 correlação excelente. Essa correlação também pode ocorrer de forma negativa, de -1 a 0 (MEMÓRIA, 2004).

Figura 24: Gráfico de dispersão comparando a variável espessura de carvão com a variável teor de cinzas. Apresenta um coeficiente de correlação de 0.621. A linha que corta as amostras é a função de regressão polinomial.

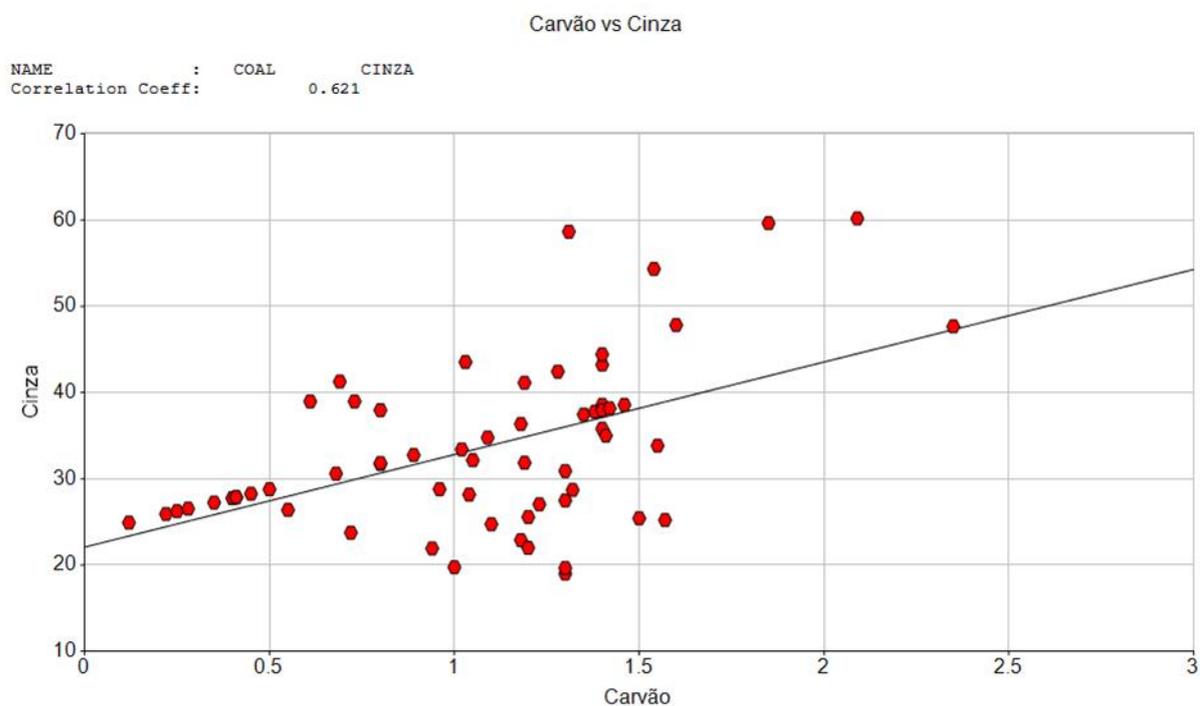


Figura 25: Gráfico de dispersão comparando a variável espessura de carvão com a variável teor de enxofre. Apresenta um coeficiente de correlação de -0.362. A linha que corta as amostras é a função de regressão polinomial.

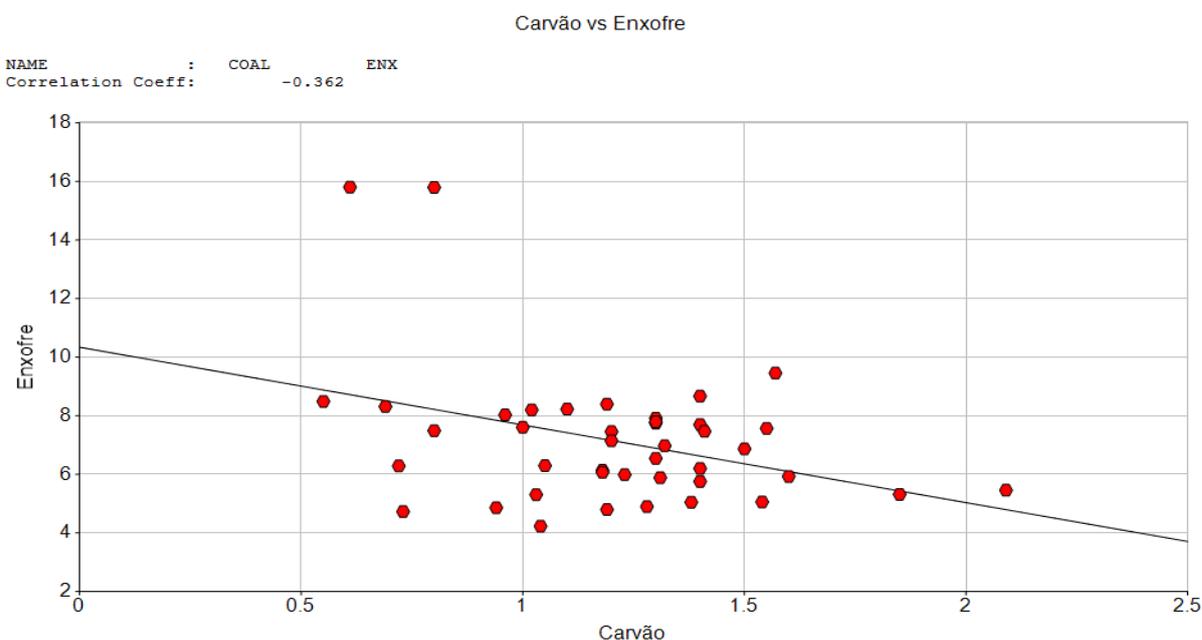
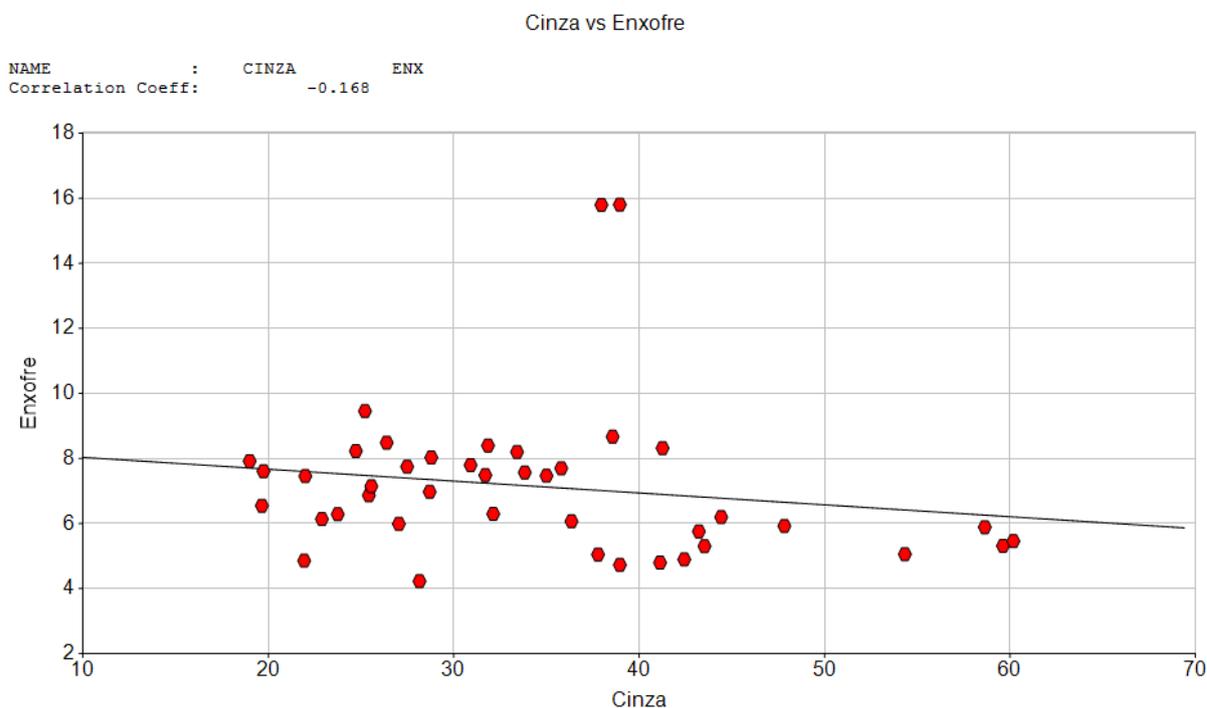


Figura 26: Gráfico de dispersão comparando a variável teor de cinzas (%) variável teor de enxofre (%). Apresenta um coeficiente de correlação de -0.168. A linha que corta as amostras é a função de regressão polinomial.



Analisando os *scatterplots* das Figuras 24, 25 e 26, fica nítido que a única variável que possui correlação é a espessura da camada de carvão com o teor de cinzas, como já era esperado. A camada de carvão tem uma relação de 0.621 com o teor de cinza (%). Porém, no parâmetro qualitativo essa correlação se apresenta razoável, visto que o poder calorífico do carvão mineral é dependente do teor de cinzas presente. Sendo assim, a chance de conter cinzas nas camadas de carvão é de quase 60%.

Além dos *scatterplots* de correlação das variáveis, foi construído a matriz de correlação do coeficiente de Pearson. A matriz pode ser visualizada na Tabela 2.

Tabela 2: Matriz de correlação das variáveis. Como já falado no texto anteriormente, não há correlação entre nenhuma das variáveis.

	Camada de carvão (m)	Teor de cinzas (%)	Teor de Enxofre (%)
Camada de carvão (m)	1	0.621	-0.362
Teor de cinzas (%)	0.621	1	-0.168
Teor de enxofre (%)	-0.362	-0.168	1

Através da matriz de correlação da Tabela 2 fica claro que somente camada de carvão e o teor de cinzas possuem alguma correlação, sendo o maior coeficiente de correlação. Porém, apesar de existir tal correlação, pode ser considerada uma correlação razoável, indicando que o carvão pode ter qualidade para possível utilização em termoelétricas.

#### 4.6 Desagrupamento Das Amostras

Quando a localização das amostras de um determinado depósito mineral não é regular ou aleatoriamente distribuída, possuindo adensamento em determinadas áreas da malha amostral, é dita preferencial. Diversos fatores contribuem para este adensamento amostral: quando a área está localizada próxima a estradas ou fazendas é mais fácil amostrar; amostras agrupadas podem ser coletadas para caracterizar a variabilidade de curto alcance, auxiliando na análise variográfica; a amostragem é frequentemente adensada em áreas de maiores interesses, como áreas com altos teores ou altas concentrações de metais (SOUZA *et al.*, 2002).

Há muitos casos em que o desagrupamento bidimensional é apropriado. Um desses casos é quando se trata de depósitos minerais tabulares, onde as variáveis possuem comportamento médio (ou similar) por toda a espessura do depósito (DEUTSCH, 2015). Uma vez que o depósito mineral em estudo é um depósito de carvão, tabular, se encaixa perfeitamente na utilização de um método de desagrupamento bidimensional.

O método utilizado neste estudo é o desagrupamento pelo Método da Poligonal. Esse é um método em que os pesos atribuídos às amostras são diretamente proporcionais à área do polígono ao seu redor. Em zonas de adensamento amostral as áreas dos polígonos tendem a ser pequenas, recebendo pesos menores (SOUZA *et al.*, 2002). A média desagrupada das amostras é dada pela expressão:

$$m = \frac{1}{A} \sum_{\alpha=1}^n \omega_{\alpha} \cdot z(U_{\alpha}), \text{ equação 16.}$$

Na fórmula da média,  $m$  é a média desagrupada dos dados,  $A$  é o somatório de todas as áreas dos polígonos,  $\omega_{\alpha}$  é a área do polígono centrado em  $U_{\alpha}$  e  $z(U_{\alpha})$  é o valor da variável resposta observada na amostra (SOUZA *et al.*, 2002).

Então, com a aplicação do método já descrito anteriormente foi possível gerar a média das variáveis de estudo desagrupadas e comparar com os dados originais, dispostas na tabela 3.

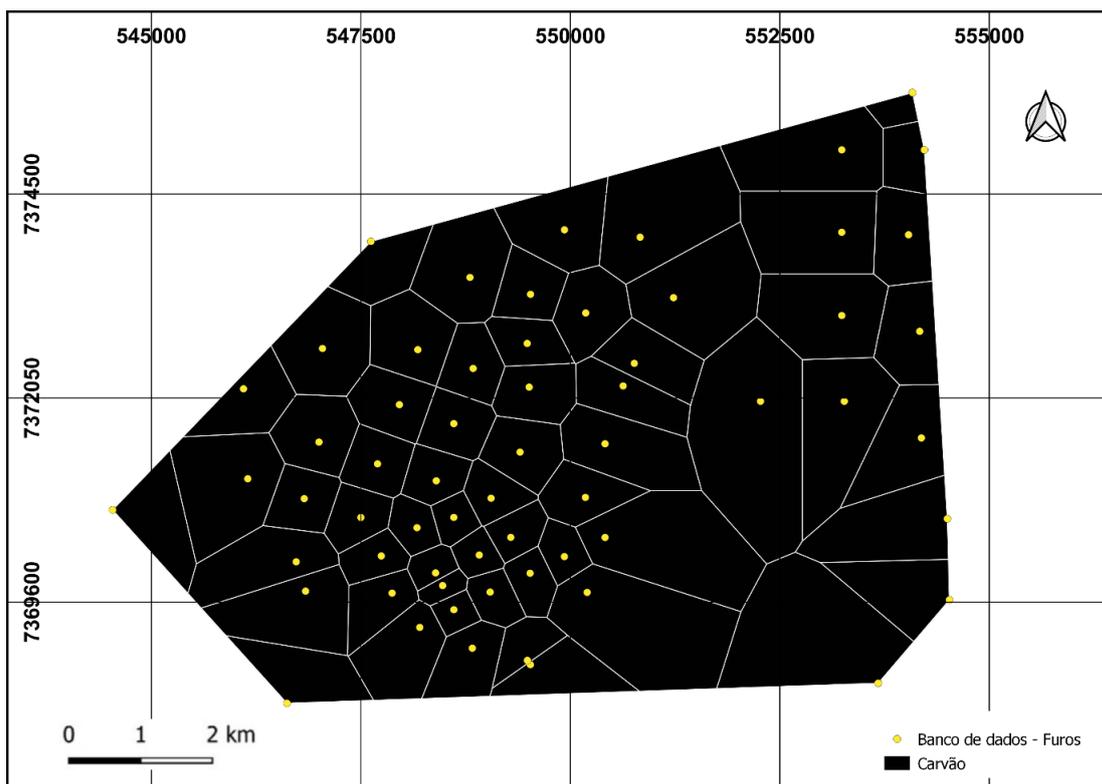
Tabela 3: Tabela comparando os resultados da média das variáveis originais e após a aplicação do método de desagrupamento.

<b>Variáveis</b>	<b>Média Original</b>	<b>Média Desagrupadas</b>	<b>Diferença dos valores (%)</b>
<b>Carvão (m)</b>	1.062	0.985	7.25
<b>Teor de cinzas (%)</b>	33.466	33.604	0.41
<b>Teor de enxofre (%)</b>	7.143	4.230	40.78

A variável que sofreu maior impacto do adensamento amostral foi o teor de enxofre (%), que reduziu quase pela metade. O teor de cinzas (%) quase não mudou, sofrendo menos de 1% de impacto pelo adensamento amostral. E o teor da espessura da camada de carvão variou 7.25 %.

Dessa forma, fica evidente o quão importante é aplicação de métodos de desagrupamento. Apesar de a espessura da camada de carvão ter variado pouco (menos de 10%), pode gerar problemas no futuro com a avaliação do depósito mineral, como a superestimação da variável que implicará na perda de dinheiro no futuro. A variação de 40.78 % no teor de enxofre, pode futuramente ser interpretada como a diminuição de um contaminante nesta camada de carvão, que implica numa melhor qualidade de carvão, coisa que não era visto antes do desagrupamento. Assim, a utilização do método de desagrupamento evidência que, pode-se superestimar e/ou subestimar o recurso desejado, e dessa forma acarretar resultado insatisfatório.

Figura 27: Mapa produzido pela aplicação do Método da Poligonal. Cada ponto em amarelo é uma amostra, e cada amostra contém as três variáveis trabalhadas neste estudo. Como é possível observar, as amostras que possuem maiores valores recebem pesos menores, uma vez que o peso é proporcional a área do polígono.



#### 4.7 Determinação da Função de Regressão

A regressão linear é a forma mais fácil de prever como se comporta uma variável quando outra com a qual possui correlação é conhecida. A regressão linear assume que a dependência de uma variável da outra pode ser descrita pela equação de uma linha reta (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989).

$$y = ax + b, \text{ equação 16}$$

A declividade  $a$  e a constante  $b$ , podem ser encontradas por:

$$a = \rho \frac{\sigma_y}{\sigma_x}, \text{ equação 17} \quad b = m_y - a \cdot m_x, \text{ equação 18}$$

Utilizando duas variáveis correlacionáveis do banco de dados, notou-se a correlação da espessura da camada de carvão com o teor de cinzas, que também pode ser indicativo de outro parâmetro de qualidade do carvão, visto que a correlação das cinzas com o poder calorífico é inversamente proporcional, ou seja, quanto mais cinza menor o poder calorífico. Como o número maior de dados da espessura da

camada de carvão, este parâmetro foi adotado como variável independente e o teor de cinzas como variável dependente. Assim, com a utilização da equação da regressão linear:

$$a = 0.621 \cdot \left(\frac{1.209}{0.059}\right) = 12.725 \text{ (equação 17)}$$

$$b = 33.466 - (12.725) \cdot (1.062) = 19.952 \text{ (equação 18)}$$

Dessa forma, a função escrita com os valores encontrados fica:

$$y = 12.725x + 19.952, \text{ (equação 16)}$$

Assim, com a função da regressão linear já descrita, é possível encontrar os teores de cinzas onde não há amostragem dessa variável e há amostragem da espessura de carvão. Os novos dados que forem obtidos através dessa equação serão utilizados no processo de estimativa do modelo de blocos e no processo de análise exploratória dos dados.

Através da função de regressão linear, demonstrada neste tópico, foi possível calcular o teor de cinzas em diversos pontos onde não existia esses dados. Com o objetivo de consolidar esse banco de dados e obter mais informações para utilizar no processo de estimativa, foram calculadas 21 novas variáveis e inseridas no banco de dados consolidado.

#### **4.8 Determinação da Continuidade Espacial**

Comumente fenômenos naturais apresentam interdependência espacial. Dessa forma, o chamado variograma pode ser utilizado para identificar a lei matemática que descreve/mapeia a estrutura espacial de uma variável regionalizada. Para fins de melhor compreensão de um corpo geológico, por exemplo, é fundamental conhecer o comportamento *in situ* do corpo de minério em estudo.

Esta etapa de desenvolvimento do trabalho foi adaptada para a rotina no *software* Studio RM, assim como seria adaptada para realização do mesmo em qualquer outro *software*. Basicamente, a variografia ocorreu em quatro etapas, para

encontrar todas as rotações do volume de busca que será utilizado no processo de estimativa.

O primeiro variograma gerado foi para a obtenção da primeira rotação (no eixo Z) do modelo de variograma final (Figura 28), então não foi necessário modelar o variograma experimental calculado. O segundo variograma (Figura 29) foi o cálculo e modelagem do variograma primário, que tem como objetivo encontrar a segunda rotação e o alcance em Y. Nesta modelagem do segundo variograma, também foram obtidos os valores para o efeito pepita e das variâncias.

A etapa de cálculo e modelagem do variograma secundário (Figura 30) tem como objetivos encontrar a terceira rotação e o alcance em X do modelo de variograma final. E por fim, o cálculo do variograma terciário (Figura 31), que tem como objetivo encontrar o alcance em Z do modelo de variograma final.

Figura 28: Variograma gerado para determinar o azimuth do volume de busca que prevê o comportamento espacial das variáveis em estudo, como a espessura da camada de carvão. Neste variograma não foi necessário realizar a modelagem de estruturas.

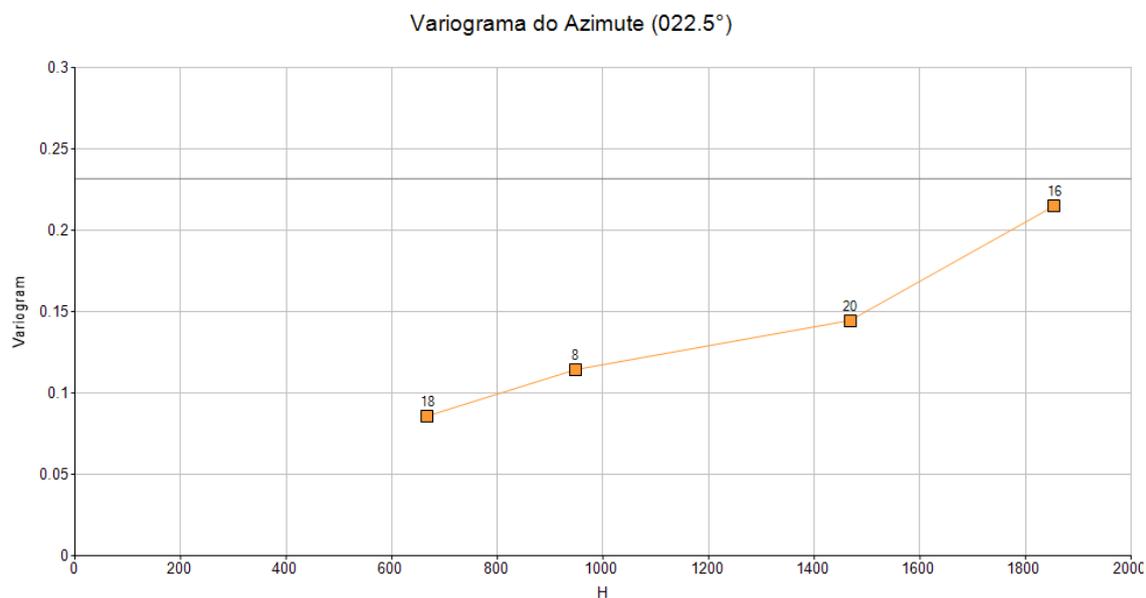


Figura 29: Este variograma foi modelado com duas estruturas esféricas. É chamado de variograma primário pois determina a primeira rotação do volume de busca. Através dele também foi possível obter o efeito pepita e a variância deste volume de busca.

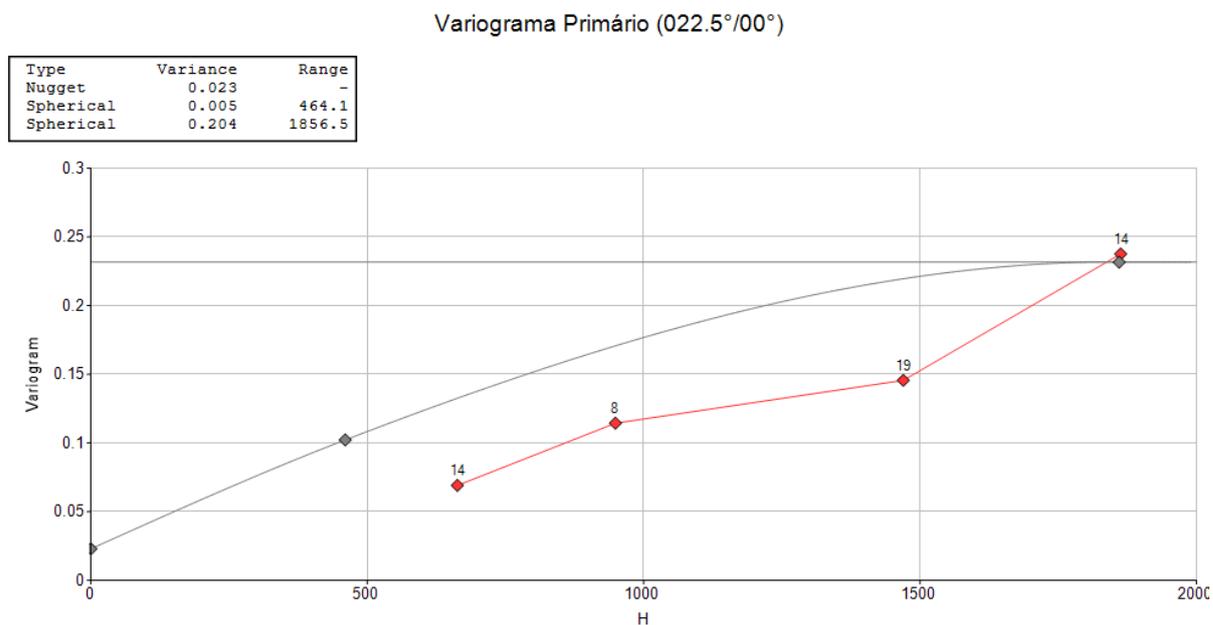


Figura 30: Este variograma recebe o nome de secundário porque é responsável por encontrar o melhor DIP do volume de busca, de maior alcance. Foi modelado com duas estruturas esféricas, onde o DIP acaba sendo de 00°, ou seja, sem uma direção de mergulho.

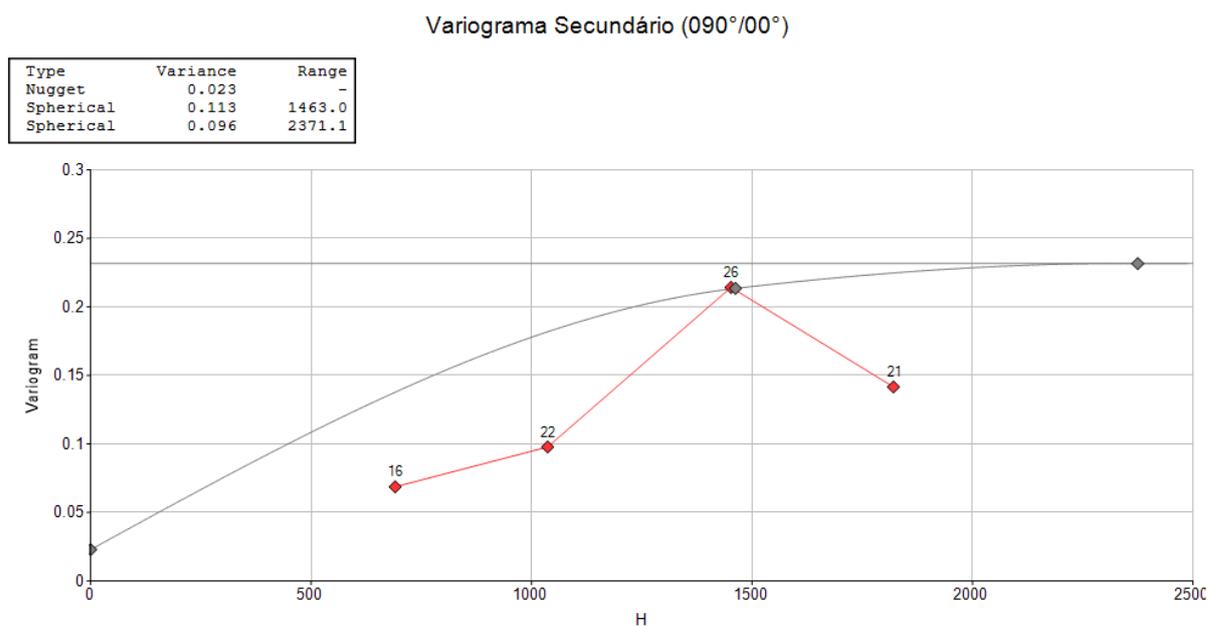


Figura 31: A etapa de cálculo do variograma terciário tem como objetivo encontrar o alcance em Z do modelo de variograma final. Foram utilizadas duas estruturas esféricas neste processo de modelagem.

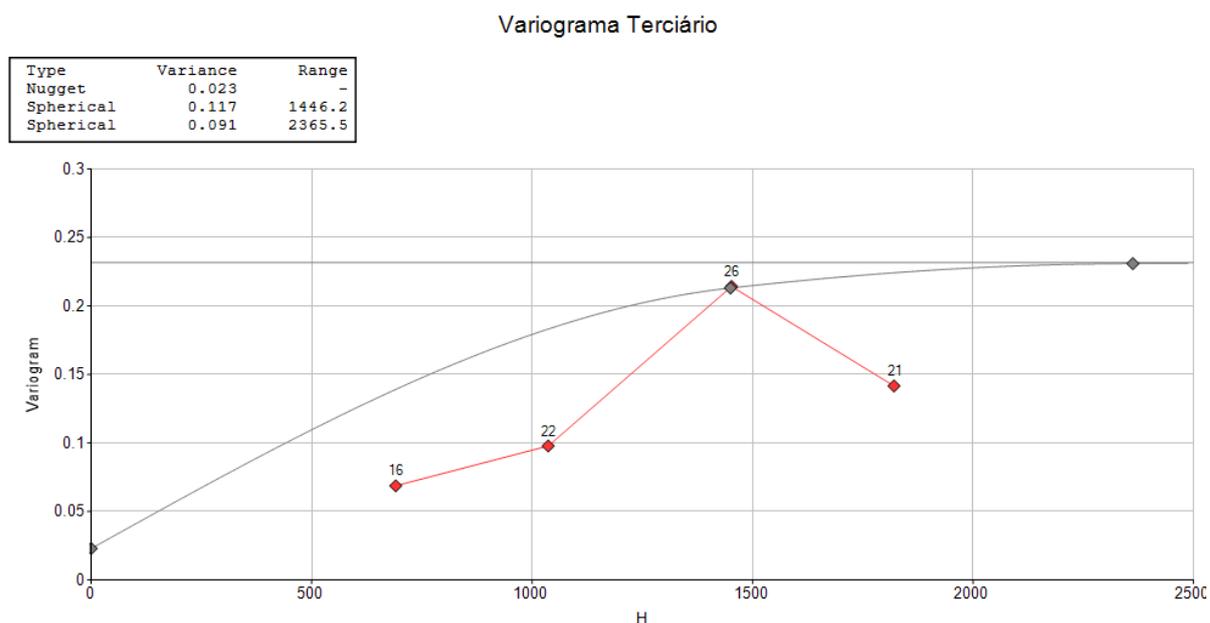
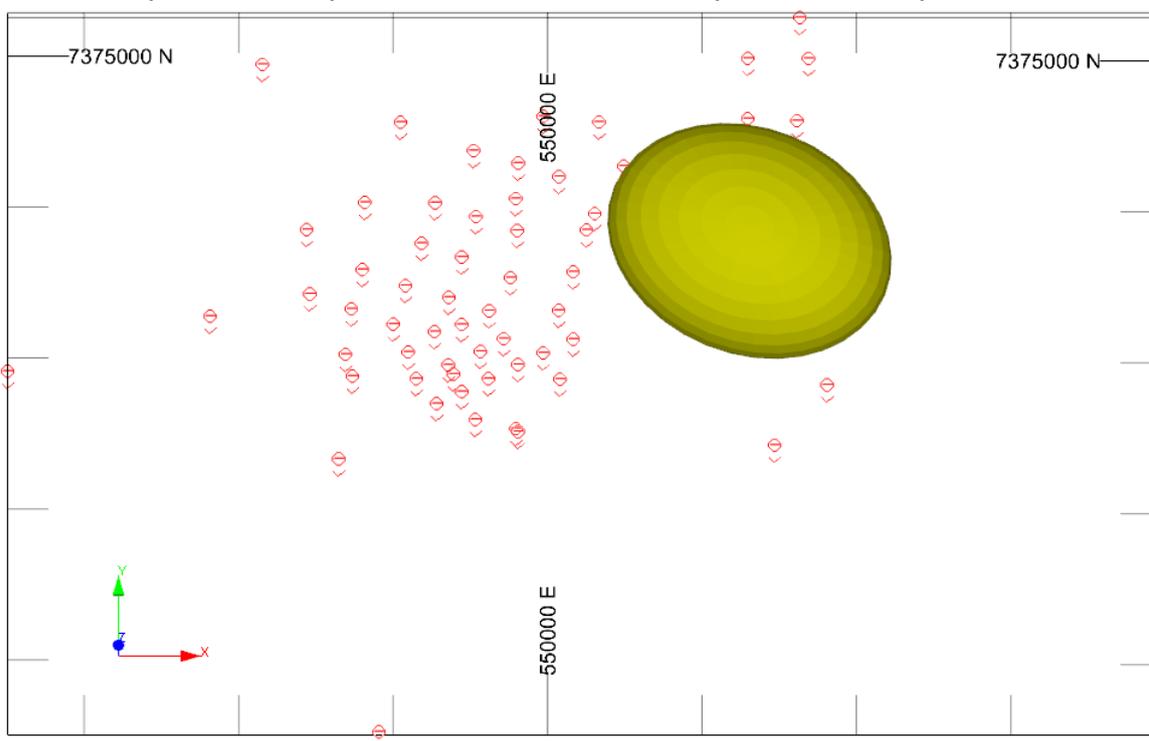


Figura 32: Mapa da posição espacial das amostras com o volume de busca já completo, com as três direções já definidas (X, Y e Z), em amarelo. Este é o resultado da variografia, tendo como produto essa elipsoide em amarelo que segue o padrão espacial do corpo. Este volume de busca será utilizado no processo de estimativa, onde terá a principal função de encontrar o número ideal de amostras que serão utilizadas para estimar onde não há amostragem, seguindo uma direção coerente com a forma espacial do corpo de minério e com o comportamento espacial das amostras.



Como resultado do variograma final, foi gerado um modelo de elipsoide que será utilizado como um volume de busca das amostras para a realização do processo de estimativa (Figura 32). Foram geradas duas tabelas (tabela 4 e 5), uma contendo as Rotações do Variograma e Elipsoide de Busca (em amarelo na Figura 32) e outra contendo Estruturas do Variograma.

Tabela 4: Tabela discretizando os valores de rotações do Variograma obtidos através da variografia.

Rotações do Variograma e Elipsoide de Busca		
<i>First</i>	Z	22.5°
<i>Second</i>	X	0°
<i>Third</i>	Y	180°

Tabela 5: Estrutura do Variograma, contendo as dimensões do elipsoide de busca (Figura 32, em amarelo), que será utilizado na realização do processo de estimativa das variáveis do depósito.

Estruturas do Variograma				
Efeito Pepita	0.023			
Modelo (Estrutura)	Alcance em X	Alcance em Y	Alcance em Z	Variância
Esférica	1463	464	1446	0.005
Esférica	2371	1856	2365	0.204

## 5. ESTIMATIVA E VALIDAÇÃO

Antes de iniciar o processo de estimativa é necessário construir um modelo de blocos que represente a formação geológica em estudo. O modelo de blocos é utilizado porque é necessário que o *software* tenha como representar espacialmente uma massa com atributos do depósito mineral, como: densidade da rocha; contaminação do solo; oxidação; teor estimado; etc. Também serve para que as informações pontuais contida nos furos de sondagem sejam repassadas para o modelo de blocos, dessa forma delimitando um corpo mineral e futuramente ser utilizado na estimativa

O processo de estimativa foi realizado no *software* Studio RM, através da ferramenta Interpolate. Nesta etapa os dados coletados na variografia foram inseridos, foi definido o volume de busca e foi determinado o tamanho das células constituintes do modelo de blocos. Estas células possuem tamanho proporcional para a região, e foram definidas com influência da distância média para cada eixo de direção do depósito, respeitando a continuidade espacial e a estratégia de busca adotada. Dessa forma, o modelo de blocos utilizado neste processo de estimativa possui o tamanho 180,00 x 215,00 (Figura 33, 34 e 35) e a espessura variou através do resultado obtido pela estimativa e atribuído para aquele centroide, que é o principal alvo deste estudo.

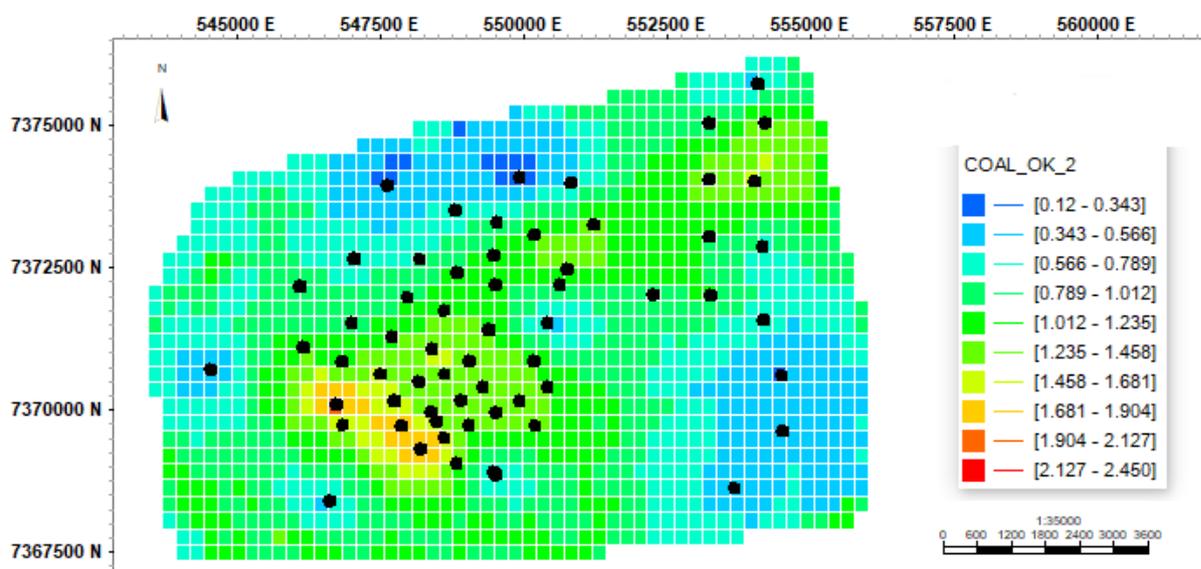
Tabela 6: Algumas medidas de estatística descritiva de dados originais desagrupados versus dados estimados da camada de carvão, que é o principal alvo deste estudo.

<b>Originais Desagrupados</b>	<b>Nº de Dados</b>	<b>Média</b>	<b>Desvio Padrão</b>
Espessura da camada de carvão (m)	62	0.985	0.463
Teor de cinzas (%)	62	33.604	9.523
Teor de enxofre (%)	62	4.230	2.328
<b>Estimados</b>			
Espessura da camada de carvão (m)	1475	0.900	0.304
Teor de cinzas	1475	33.362	5.692
Teor de enxofre	1475	7.659	1.544

Após o processo de estimativa, comparou-se os dados obtidos com os dados originais desagrupados. A média da espessura de carvão original é de 0.985 e já a estimada atinge o valor de 0.900, e essa diferença representa um total de 8.63%,

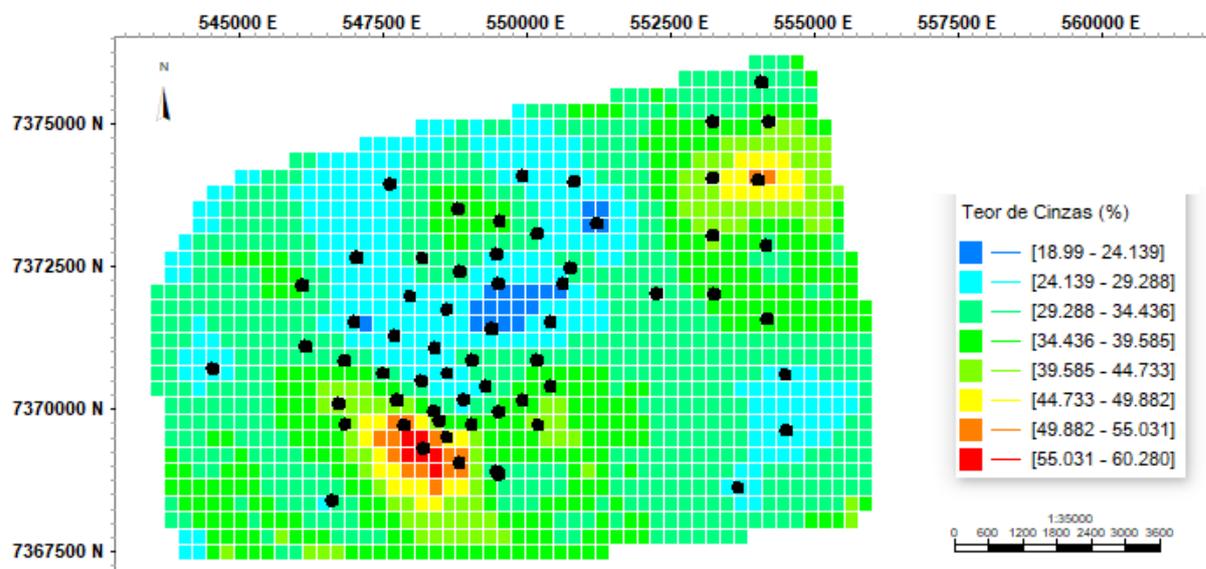
menor que 10%. A diferença entre a média de uma variável estimada e a original (desagrupada ou não) é considerada aceitável quando abaixo de 10% (ISAACS & SRIVASTAVA, 1989). Já a diferença da variável teor de cinzas ficou abaixo de 1%, atingindo o valor de 0.72%. Já a variável enxofre teve uma discrepância quando se compara os valores originais desagrupados com os estimados, atingindo 21,67 %. Isso se explica por vários furos da campanha de sondagem apresentarem ausência do enxofre. No total de 62 dados, 19 não apresentam valores para enxofre, e isso impacta na estimativa.

Figura 33: Modelo de blocos já estimado. Neste modelo de bloco está configurado com a variável espessura da camada de carvão e os pontos pretos representam a malha de sondagem. Cada quadrado deste mapa possui o tamanho de 180,00 x 215,00.



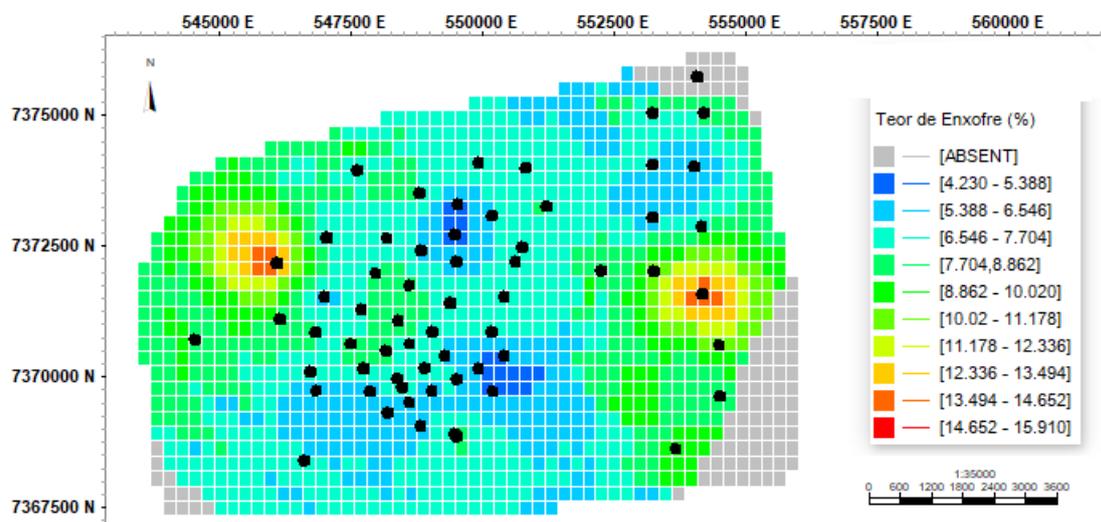
Quando se olha o modelo de blocos da espessura da camada de carvão estimada (Figura 33), é possível observar que os maiores teores se concentram na direção SO-NE (sudoeste-nordeste), seguido dos médios teores que apresentam a mesma direção preferencial e as concentrações das menores espessuras se apresentam na direção oposta NO-SE (noroeste-sudeste).

Figura 34: Modelo de blocos já estimado. Neste modelo de bloco está configurado com a variável teor de cinzas (%) e os pontos pretos representam a malha de sondagem. Cada quadrado deste mapa possui o tamanho de 180,00 x 215,00.



Observando o modelo de blocos do teor de cinza (%) estimado (Figura 34), é possível observar que os maiores teores de cinza se concentram na mesma direção da espessura de carvão, SO-NE (sudoeste-nordeste), e os teores médios ocupam todo o depósito, salvas por áreas onde se encontram os menores teores, como na parte SE-NO (sudeste-nordeste).

Figura 35: Modelo de blocos já estimado. Neste modelo de bloco está configurado com a variável teor de enxofre (%) e os pontos pretos representam a malha de sondagem. Cada quadrado deste mapa possui o tamanho de 180,00 x 215,00.



Já o modelo de blocos (Figura 35) com o teor de enxofre (%), apresenta duas posições de concentração dos maiores valores, Leste e Oeste, e os médios e menores valores se distribuem em torno desses pontos de maiores teores. Três (3) bordas do depósito apresentam ausência desta variável: borda NE; borda SE e borda SO.

Observando a média e o desvio padrão dos valores estimados, nota-se que o processo de estimativa suaviza os resultados, diminuindo a influência de valores extremos.

Outra forma de validação é a análise do erro da estimativa. Para isso, pode-se usar um histograma que represente o erro da estimativa da variável de interesse, que nesse caso são três: espessura da camada de carvão; teor de cinzas e teor de enxofre. O que se busca nesse histograma do erro de estimativa é uma distribuição simétrica e pouco dispersa em torno de zero, demonstrando acurácia e precisão da estimativa. No geral, os três histogramas se mostram com distribuição em torno de 0, simétrico e variando de pouco a médio o grau de dispersão. É notável a presença de valores negativos, que ocorrem porque alguns valores da validação cruzada são valores acima ou abaixo do valor real.

Figura 36: Histograma do erro de estimativa da espessura da camada de carvão. O erro se dá pela diferença entre os valores estimados e os reais. Neste histograma é possível perceber uma distribuição simétrica em torno de 0 e pouco disperso. É notável um gap entre os valores de -1 e -0,5, e isso se dá por não ocorrer valores nesse intervalo.

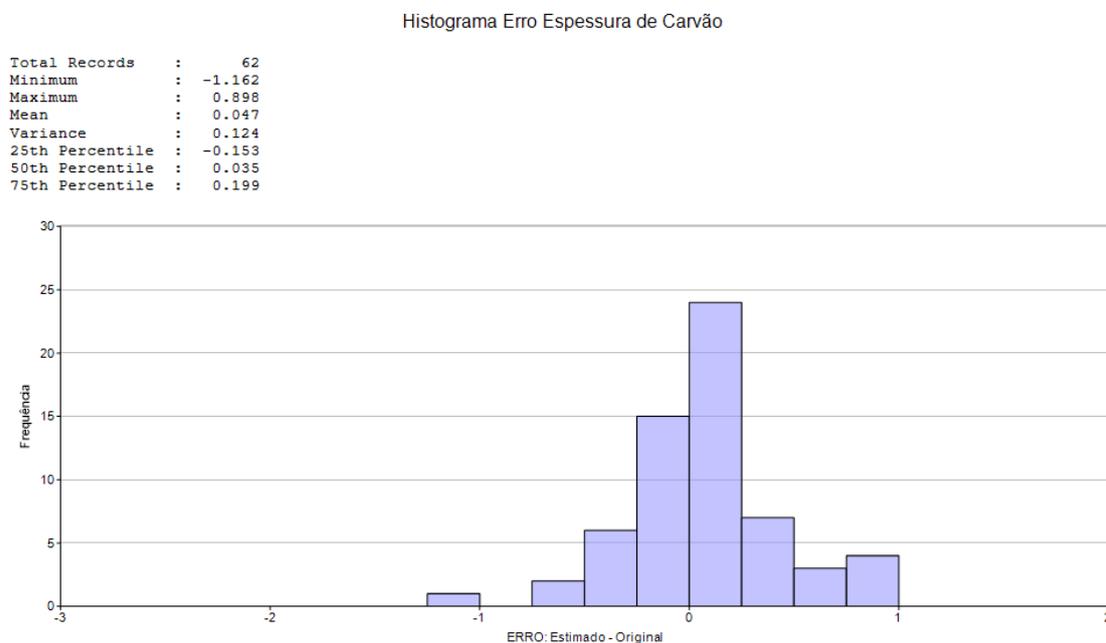


Figura 37: Histograma do erro de estimativa do teor de cinzas. O erro se dá pela diferença entre os valores estimados e os reais. Neste histograma é possível perceber uma distribuição simétrica em torno de 0, porém comparado ao histograma da espessura da camada de carvão, este já é mais disperso.

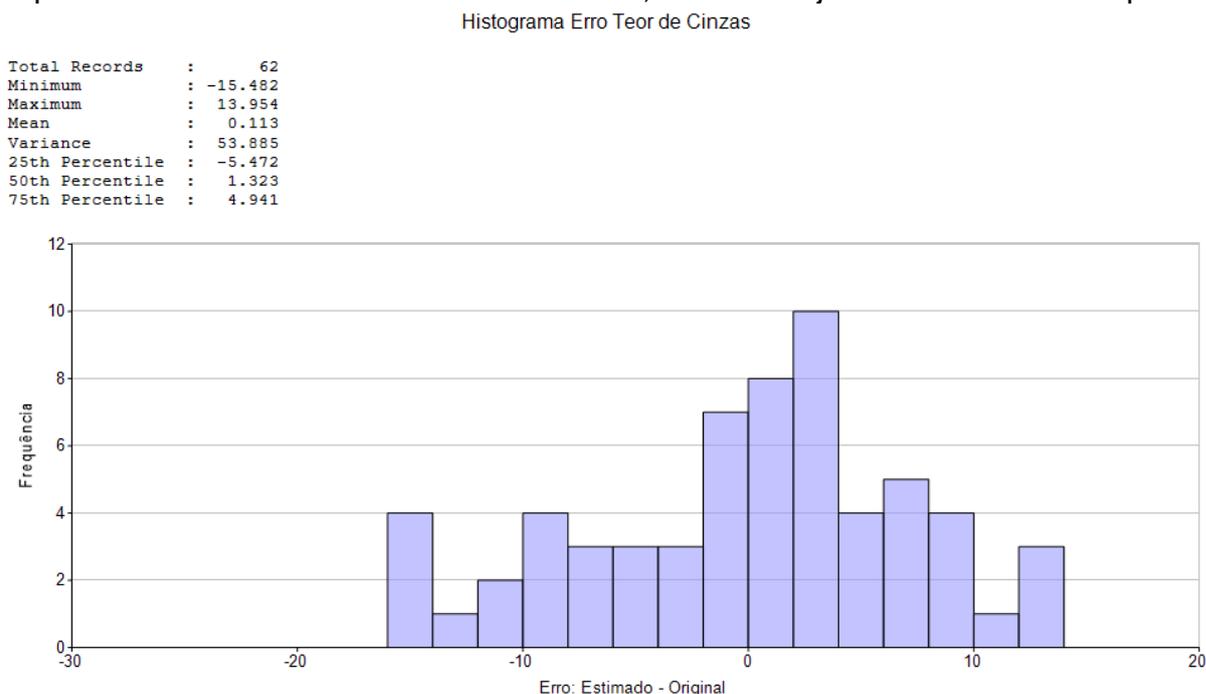


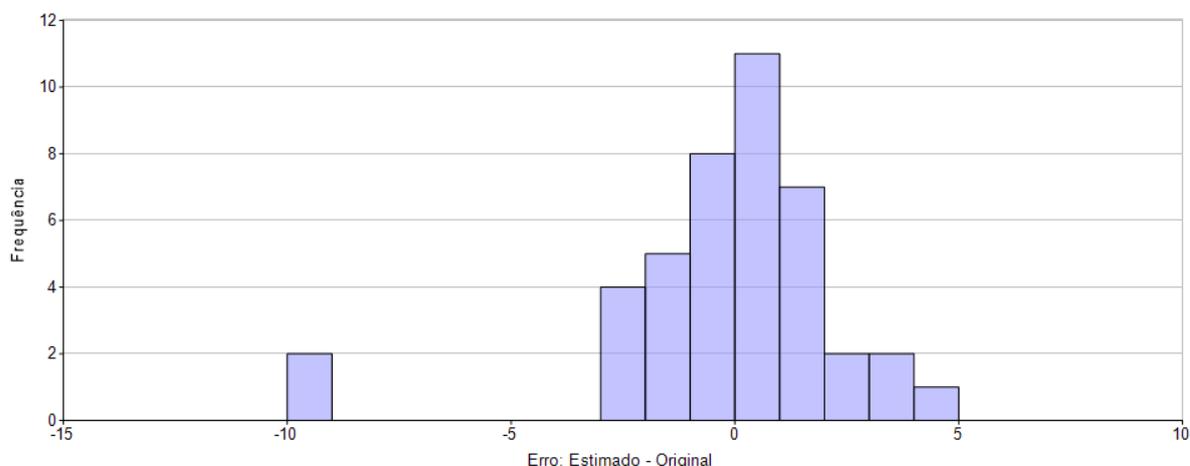
Figura 38: Histograma do erro de estimativa do teor de enxofre. O erro se dá pela diferença entre os valores estimados e os reais. Neste histograma é possível perceber uma distribuição simétrica em torno de 0, porém comparado ao histograma da espessura da camada de carvão este é mais disperso, e é menos disperso quando comparado ao histograma de teor de cinzas. O histograma desta variável apresenta o maior gap, e isso se dá pela falta de valores no intervalo entre -10 e -3.

Histograma Erro Teor de Enxofre

```

Total Records      :      62
Minimum           :    -9.435
Maximum           :     4.445
Mean              :    -0.222
Variance          :     6.688
25th Percentile   :    -1.105
50th Percentile   :     0.198
75th Percentile   :     1.201

```



Através da Validação Cruzada foi possível gerar um gráfico de dispersão, *Q-Plot*, que plota os dados estimados no eixo das ordenadas (y) e os dados originais nos eixos das abscissas (x). Esse gráfico fornece o coeficiente de correlação entre as duas variáveis, indicando o grau de correlação entre elas. Os valores de referência adotados para este coeficiente é de -1 a 1, onde -1 é a correlação negativa perfeita e 1 a correlação positiva perfeita. O valor obtido nesta etapa é de 0.977.

Figura 39: Q-QPlot da validação cruzada dos dados reais x estimados da espessura da camada de carvão. O coeficiente de correlação obtida é de 0.977, considerado uma correlação muito boa entre os valores reais e os estimados.

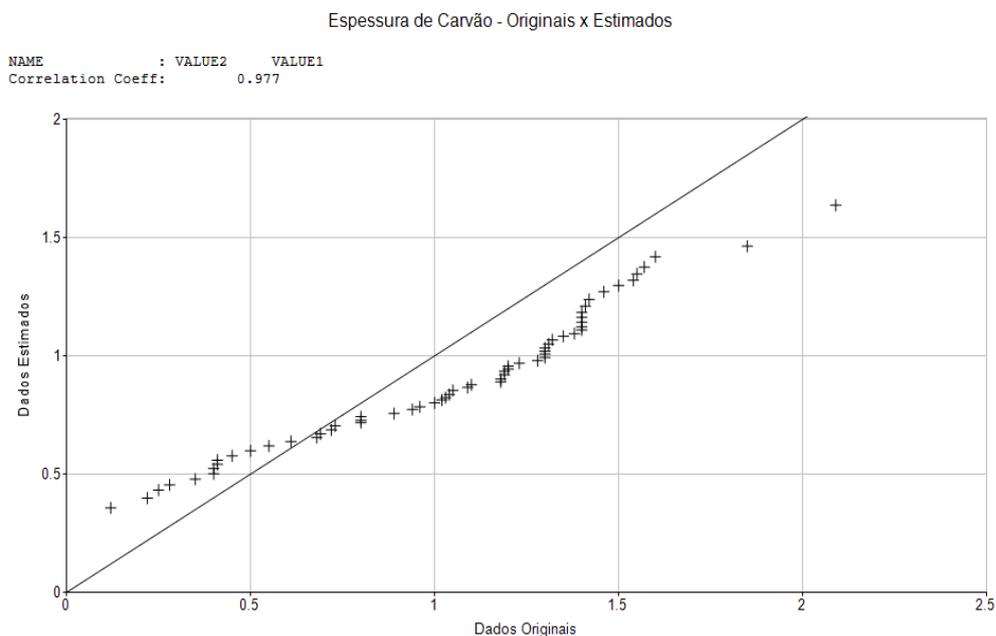


Figura 40: Q-QPlot da validação cruzada dos dados reais x estimados do teor de cinzas (%). O coeficiente de correlação obtida é de 0.994, considerado uma correlação muito boa entre os valores reais e os estimados. A reta em que  $x=y$  não começa da origem do gráfico, mas sim do valor 20%.

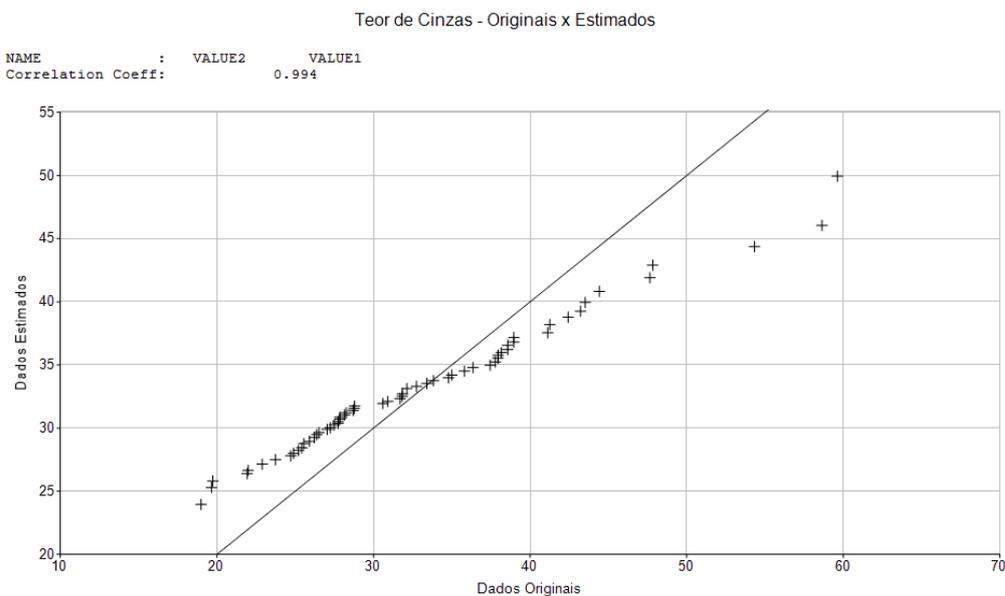
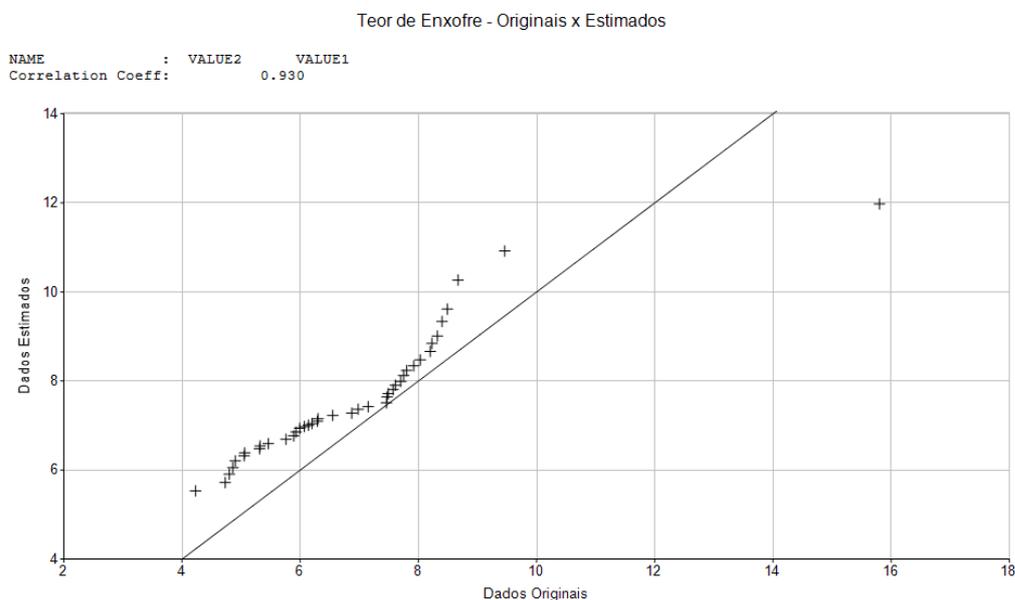


Figura 41: Q-QPlot da validação cruzada dos dados reais x estimados do teor de enxofre (%). O coeficiente de correlação obtida é de 0.930, considerado uma correlação muito boa entre os valores reais e os estimados. A reta em que  $x=y$  não começa da origem.



A validação visual foi utilizada como última forma de validação. Ela funciona apenas observando se existe coerência entre a espessura dos dados originais e a dos dados estimados.

Nesta parte da validação foi selecionado uma parte do modelo de blocos, parte SW do depósito, onde se concentram os maiores teores. As amostras foram plotadas junto com o modelo de bloco estimado. Ambos possuem a mesma classe de intervalo (legenda), facilitando a validação visual. Na Figura 42 é notável a coerência entre as amostras de espessura de carvão e o modelo de blocos gerado no processo de estimativa. Da mesma forma, na Figura 43 também é possível observar a coerência entre as amostras do teor de cinzas e o modelo de blocos gerado, e na Figura 44 as amostras de teor de enxofre com o modelo de blocos gerado.

Figura 42: Mapa de amostras da variável espessura do carvão junto com o modelo de bloco estimado. Este mapa foi feito como forma de validação visual. Nele é possível observar que existe sim coerência entre os dados amostrais e o modelo de bloco estimado. Ambos tendem a apresentar o mesmo intervalo. Os dados reais são representados pelos pontos e já cada quadrado presente na imagem representa um bloco do modelo de bloco gerado no processo de estimativa.

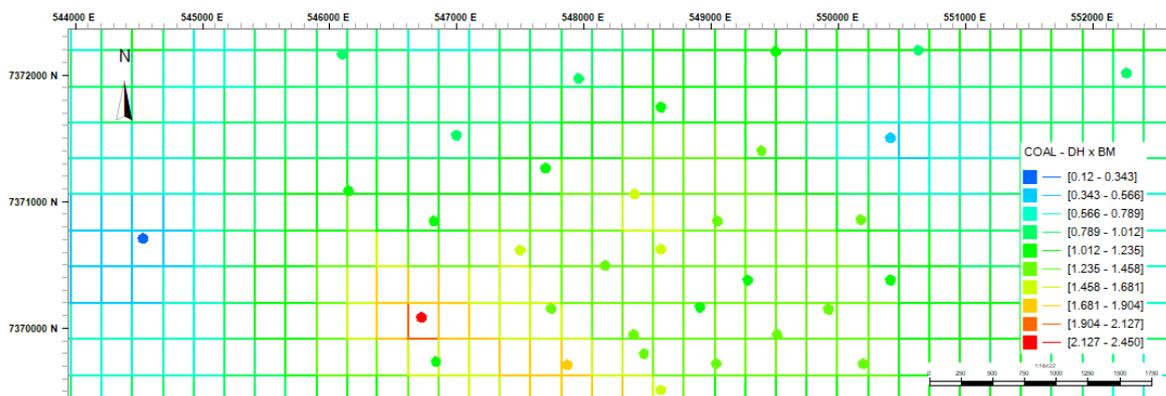


Figura 43: Mapa de amostras da variável teor de cinzas junto com o modelo de bloco estimado, também com a variável teor de cinza plotado. Este mapa foi feito como forma de validação visual. Nele é possível observar que existe sim coerência entre os dados amostrais e o modelo de bloco estimado. Ambos tendem a apresentar o mesmo intervalo. Os dados reais são representados pelos pontos e já cada quadrado presente na imagem representa um bloco do modelo de bloco gerado no processo de estimativa.

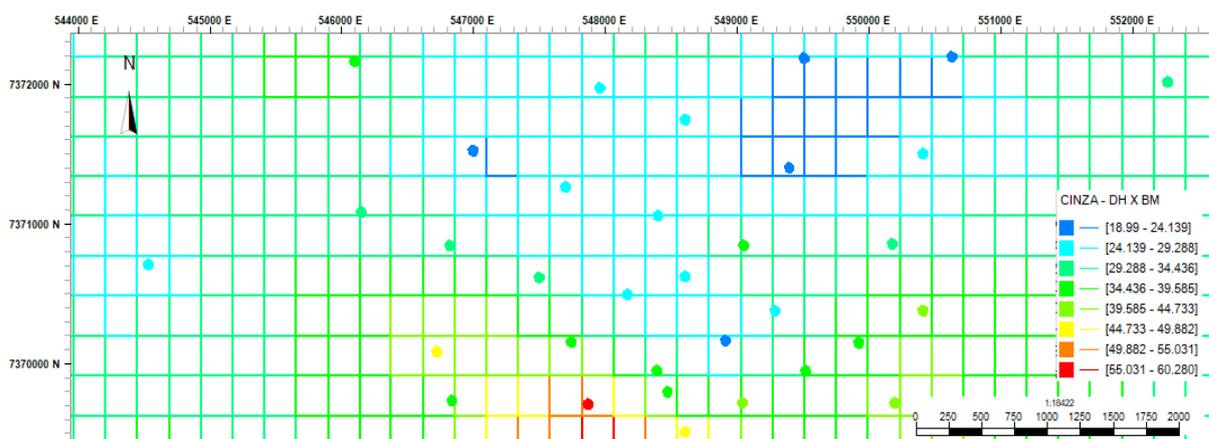
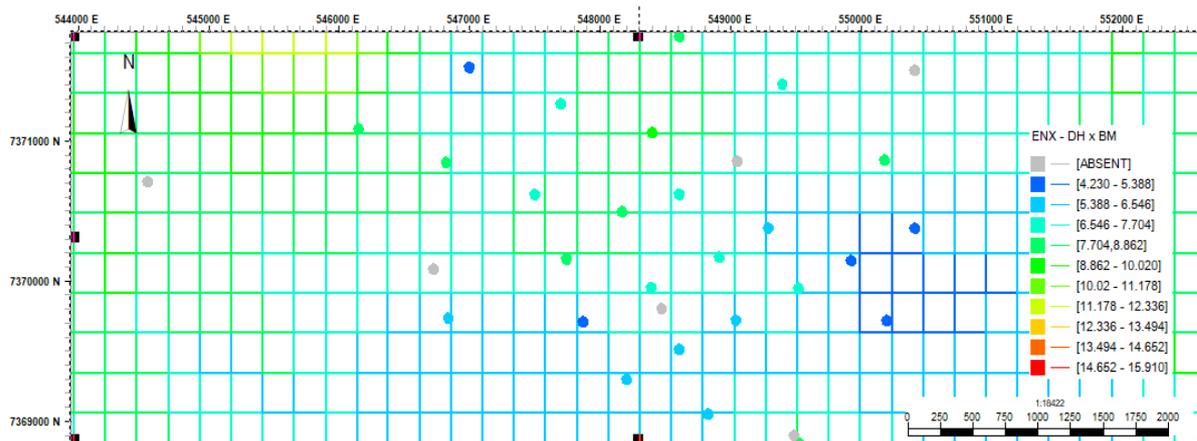


Figura 44: Mapa de amostras da variável teor de enxofre junto com o modelo de bloco estimado, também com a variável teor de enxofre plotado. Este mapa foi feito como forma de validação visual. Nele é possível observar que existe sim coerência entre os dados amostrais e o modelo de bloco estimado. Ambos tendem a apresentar o mesmo intervalo. Os dados reais são representados pelos pontos e já cada quadrado presente na imagem representa um bloco do modelo de bloco gerado no processo de estimativa.



Uma forma de obter uma perspectiva mais clara do depósito é transformá-lo em quantidades tangíveis, como por exemplo, a tonelagem total do depósito estimado. A partir disso, a Tabela 7 foi criada, no intuito de quantificar este depósito de carvão mineral. Para facilitar a leitura foi utilizado como separador de milhar o ponto (.) e como separador decimal a vírgula (,).

Para realizar o processo de cubagem de um depósito, é necessário saber a densidade deste depósito, e/ou da parte de interesse. A densidade utilizada neste estudo foi retirada do relatório de exploração mineral do projeto Carvão Noroeste de Figueira (1979). É importante salientar que as densidades obtidas pela CPRM no relatório de exploração mineral do projeto Carvão Noroeste correspondem a Camada Total, que é constituída por eventuais níveis de folhelhos interpostos no carvão. Foram coletados alguns quilos de amostra de cada furo da malha exploratória e levados para análise laboratorial. No laboratório as amostras foram britadas na granulometria 1/8" x 0 e depois foram submetidas aos ensaios de afunda-flutua em líquidos de densidade controlada, resultando em frações densimétricas (CPRM, 1983), dessa forma fica impossível o cálculo da densidade através da média ponderada por litologias. Neste relatório estão disponíveis cinco valores distintos de densidade para a camada de espessura de carvão distribuídas ao longo do depósito, e a partir disto adotou-se o resultado da média aritmética dos valores: 1,69 kg/m<sup>3</sup>.

A cubagem do depósito foi realizada pela ferramenta *tongrad* que está disponível no *software* Studio RM. A ferramenta *tongrad* permite calcular o volume, tonelagem e o teor médio de um modelo de blocos qualquer e pode ser utilizado para realizar cubagem por campos chaves. Então o depósito deste estudo possui 98.615.403,69 de toneladas total, possuindo o teor médio de 33.362 % de cinzas e 7.659 % de enxofre e uma espessura média da camada de carvão de 0.900 metros (Tabela 7).

Tabela 7: Quantificação em toneladas o depósito mineral neste estudo.

RECURSOS	CARVÃO (t)	CINZAS (%)	ENXOFRE (%)
<b>TOTAL</b>	98.615.403,69	33.362	7.659

Atualmente a Companhia Carbonífera Cambuí LTDA adota como teor de corte uma espessura de carvão de 0.6 metros com um teor de 25% de cinza, *in situ*. Pensando nisso, quantificou-se quantas toneladas deste depósito atende esse teor de corte (Tabela 8).

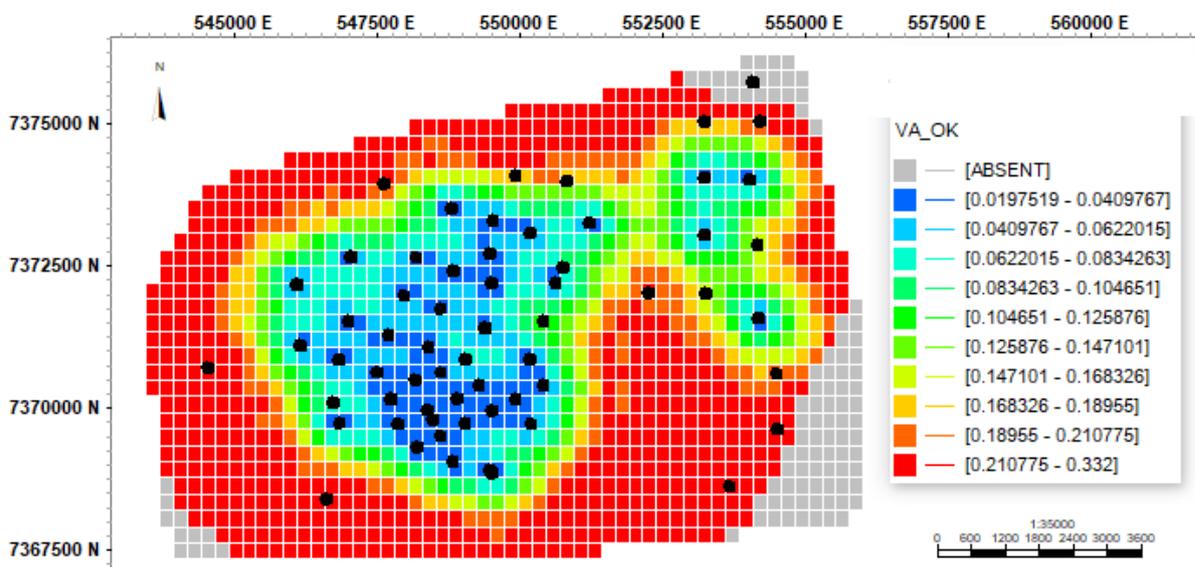
Tabela 8: Quantificação do recurso que atende o atual teor de corte do depósito mineral.

RECURSOS	CARVÃO (t) > 0.6 m E CINZAS (t) < 25%
<b>TOTAL</b>	12.370.913,58

Essa tonelagem que se encontra dentro do teor de corte adotado pela Companhia Carbonífera Cambuí LTDA possui a espessura média de 1.038 metros de camada de carvão.

Buscando uma maior compreensão sobre a malha de sondagem adotada na fase exploratória deste depósito mineral, foi produzido um modelo de blocos (Figura 45) configurado com a variância da krigagem ordinária, que foi gerado a partir do processo de estimativa. Neste modelo de blocos é possível observar que os maiores valores de variância, representados pelas cores quentes, se distribuem ao longo da parte do depósito onde as amostragens foram mais esparsas, enquanto os menores valores da variância de krigagem se apresentam no centro, onde ocorreram adensamento amostral.

Figura 45: Mapa de distribuição da variância de krigagem no modelo de blocos. Os pontos pretos é a malha de sondagem. Os maiores valores se encontram nas cores quentes, enquanto os menores valores se encontram nas cores frias. No centro do depósito, onde ocorreu adensamento amostral, possui uma variância menor quando se comparado as bordas, onde a amostragem foi mais esparsa.



## 6. CONCLUSÕES

De forma geral, quando se observa o modelo de blocos com a espessura da camada de carvão definido (Figura 33), fica fácil observar como se distribui este parâmetro no depósito. As maiores espessuras se concentram na parte sudoeste do depósito, como se fosse uma ilha. Porém, apesar do depósito possuir somente essa parte de altos valores de teores, ele é predominantemente composto por espessuras de médio valor, atingindo valores que variam de 0.78 até 1.45 metros. Tendo como referência de teor de corte somente a espessura da camada de carvão, que é de 0.60 metros, sem levar em consideração a quantidade de teor de cinzas, pode se dizer que aproximadamente 60% do depósito cumpre este teor de corte.

Observando os menores valores da variável espessura da camada de carvão, é possível observar dois picos de baixos teores, que se concentram no norte do depósito. Mas de forma geral, o depósito apresenta os menores valores nas bordas, especificamente nas bordas norte, sudeste e oeste, que possuem valores que variam de 0.12 até 0.78 metros.

Analisando o modelo de blocos com a variável teor de cinzas (%) (Figura 34), é possível observar que possui distribuição um pouco similar à variável espessura da camada de carvão (metros). De forma geral, o depósito apresenta dois picos de altos valores de teores desta variável, um menor na parte nordeste e um maior na parte sudoeste, que atingem valores de 44.73 % até 60.28 %, e são rodeados por valores médios que ocupam a maior parte do depósito, que são valores entre 29.28 % até 44.73 %. Observando os menores valores, o depósito apresenta dois pequenos picos de baixos valores de teores, o maior no centro e um menor mais ao norte, com valores variando de 18.99 % até 24.13 %, e esses picos são rodeados por valores pequenos desta variável, variando entre 24.13 % e 29.28 %.

Enquanto o teor de enxofre (%), é possível observar dois picos valores de altos teores, na parte oeste e leste do depósito, que atingem valores de 13.49 % até 15.91 %. Os maiores valores de teores deste depósito se apresentam rodeados de valores médios, que variam entre 7.70 % até 11.17 %, e a maior parte do depósito é constituída de valores baixos, que variam de 5.38 % até 7.70 % e o depósito também apresenta dois picos de baixos teores desta variável, que se encontram quase na parte central do depósito e possuem os valores entre 4.23 % até 5.38 %. E, as bordas nordeste, sudeste e sudoeste não apresentam valores desta variável.

No âmbito geral do depósito, ele apresenta uma espessura média da camada de carvão de 0.900 metros e a máxima de 1.953 metros. Levando em consideração somente a espessura da camada de carvão como teor de corte, o depósito possui a média 33.3 % acima do teor de corte.

Atualmente a Carbonífera Cambuí LTDA adota como teor de corte deste depósito, uma espessura mínima de 0.6 metros de camada de carvão com até 25 % de teor de cinza. Utilizando este teor de corte foi possível definir um volume que atende a esta especificação: 12.370.913,58 toneladas de carvão. Ao todo, o depósito possui um volume de 98.615.403,69 toneladas e o volume que se encaixa dentro do parâmetro adotado como teor de corte representa um total de 12,54 % do depósito. É importante salientar que para o carvão mineral, quanto menor o teor de cinzas presente melhor se torna o carvão, por exemplo, uma camada de carvão mineral de 0.50 metros com um teor de cinza de 20 % *in situ* é melhor que uma camada de 0.60 metros com um teor de cinza de 30 %. Este teor de corte adotado não é permanente, pode variar de acordo com as necessidades da Companhia, de acordo com o mercado, de acordo com a lavra e diversos outros fatores. Um exemplo desta variabilidade enquanto ao teor de corte é que, se adotar como teor de corte uma espessura mínima de 0.6 metros e o teor de cinzas máximo de 26 %, o volume que se encaixa neste novo teor de corte seria de 27.292.421.93 toneladas, com uma média de espessura da camada de carvão de 0.904 metros.

Comparando as médias obtidas no processo de estimativa do depósito e as médias dos dados desagregados, para a espessura da camada de carvão a diferença entre as duas médias foi de 8.63 %, para a variável de teor de cinza foi de 0.72 % e para a variável de teor de enxofre foi de 21.67 %. Uma das formas de validar o processo de estimativa é justamente observando essa diferença entre as médias, sendo considerado uma estimativa válida quando a diferença fica abaixo de 10 % (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989). O único valor que se encontra acima de 10 % é da variável teor de enxofre, algumas hipóteses foram levantadas para tal acontecimento. Supõe-se que este valor de 21.67% da diferença das médias do teor de enxofre se dá pelo fato desta ser a variável que menos apresenta número de dados e também, possivelmente pela irregularidade da malha exploratória.

Um dos objetivos inicial seria produzir um modelo 3D da camada de carvão, porém não foi realizado. Isto ocorreu porque a malha de sondagem é de exploração., em um processo inicial de um empreendimento mineiro, e isto faz com que a malha seja

muito espaçada, com um espaçamento médio entre os furos de aproximadamente 1.500 metros. Desta forma fica inviável a produção de um modelo 3D contínuo desta área, visto que não é possível garantir a continuidade do corpo de minério como se fosse produzir um modelo 3D de um depósito metálico, que possui a malha de sondagem mais regular e com furos bem mais próximos. Outro fator que também impactou na não produção do modelo 3D é justamente pelo fato que a variável principal deste depósito é a espessura da camada de carvão, então a continuidade na direção Z do modelo de blocos é esta variável, que possui valor mínimo próximo de 0.20 metros e máximo próximo de 2.10 metros. Isto torna a direção Z do modelo quase imperceptível, como se fosse uma linha, principalmente por o depósito ser muito grande nas direções Y e Z. que representam as continuidades laterais deste depósito.

## 7. RECOMENDAÇÕES

Como observado na Figura 45, do capítulo anterior, o depósito apresenta os maiores valores da variância de krigagem em torno do centro do depósito. Isto ocorre pelo fato que quanto maior o esparsamento da malha exploratória, maior será a variância de krigagem e vice-versa. Sendo assim, a variância de krigagem é um indicativo de quão regular ou não está a malha de sondagem.

Desta forma, recomenda-se para os futuros estudos nesta área, o uso de uma malha exploratória mais regular e com menos esparsamento entre os furos de sondagens. A partir da geoestatística, também é possível estimar qual seria a melhor malha para ser utilizada no depósito mineral, ou seja, é possível fazer uma otimização da malha exploratória, buscando obter melhores resultados no processo de estimativa no futuro, assim, maior qualidade dos resultados.

Ainda sobre a perspectiva da irregularidade da malha de sondagem, que se encontra muito espaçada, com média de aproximadamente 1.500 metros de distância entre os furos, principalmente por se tratar de uma malha exploratória em um processo bem inicial de um empreendimento mineiro, seria interessante testar outros métodos avaliativos e comparar os resultados.

As variáveis de teor de cinza (%) e teor de enxofre (%) apresentam alguns valores extremos, que não foram tratados antes do processo de estimativa, então a partir disto recomenda-se o tratamento desses valores e a observação do quanto isto impactará no processo de estimativa e comparar os resultados.

Uma perspectiva diferente que seria interessante adicionar aos futuros trabalhos, seria a criação de um mapa de classificação de recursos, mostrando quais seriam os recursos medidos, indicados e inferidos.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BALANCE, BRAZILIAN ENERGY. Balanço energético nacional. 2019.

BORBA, Roberto Ferrari. Carvão mineral. **Balanço mineral brasileiro**, n. 1, p. 1-19, 2001.

DA SILVA, Aline Mendonça. **Análise da Distribuição dos Parâmetros de Qualidade do Carvão da Mina de Candiota e sua Influência nas Operações de Lavra**. Unipampa, 2013.

DEUTSCH, C. V. e JOURNEL, A. G., 1998. **GSLIB: Geostatistical Software library and User's Guide**. Oxford University Press, New York, 340p.

DE SOUZA, Luis Eduardo *et al.* Utilização de Geoestatística na estimativa da espessura de carvão na mina 08 em Figueira, PR. **Anais do Salão Internacional de Ensino, Pesquisa e Extensão**, v. 10, n. 2, 2018.

de Matos, S. L. F., Yamamoto, J. K., Riccomini, C., Hachiro, J., & Tassinari, C. C. G. (2001). Absolute dating of Permian ash-fall in the Rio Bonito formation, Paraná Basin, Brazil. **Gondwana Research**, 4(3), 421-426.

DO BRASIL, S. E.; DE SERVIÇO PÚBLICO, Concessionária. **Agência Nacional de Energia Elétrica-ANEEL**. Editora Brasília, 2008.

FÚLFARO, Vicente José *et al.* Compartimentação e evolução tectônica da Bacia do Paraná. **Revista Brasileira de Geociências**, v. 12, n. 4, p. 590-611, 1982.

GUAZZELLI, Sarah R.; CÂMARA, Taís R.; STEFFEN, Gustavo F.; FONTOURA, Daniel M.; PERONI, Rodrigo de L. & ZINGANO, André. **Projeto Conceitual de Aproveitamento Econômico de Camadas de Carvão – Um Caso de Estudo**. UFRGS – Universidade Federal do Rio Grande do Sul. 2011.

HALPERN, M.; CORDANI, U. G.; BERENHOLC, M. Of Parana Basin Volcanic Rocks of Brazil. **Revista Brasileira de Geociências**, v. 4, 1974, p. 223 -227.

HOLZ, Michael; VIEIRA, Paulo Ernesto; KALKREUTH, Wolfgang. The Early Permian coal-bearing succession of the Paraná Basin in southernmost Brazil: depositional model and sequence stratigraphy. **Brazilian Journal of Geology**, v. 30, n. 3, p. 424-426, 2000.

HUSTRULID, William; KUCHTA, Mark. **Open pit mine planning and design**. Volume 1-Fundamentals, Netherlands: 1995.

ISAAKS, Edward H.; SRIVASTAVA, Mohan R. **Applied geostatistics**. Oxford University Press, New York. 1989.

JORC. Joint Ore Reserves Committee – JORC. 2012. **The JORC code – Australasian code for reporting of exploration results, mineral resources and ore reserves**. AusIMM – Australasian Institute of Mining and Metallurgy. 44p.

LENZ, G. R.; RAMOS, B. W. Combustíveis fósseis sólidos no Brasil: carvão, linhito, turfas e rochas oleígenas. In: **Principais depósitos minerais do Brasil**. Brasília. D.N.P.M, 1985. p. 3-37.

LUNKES, M. K. **O carvão das camadas superiores e inferiores da jazida de Candiota – RS: uma contribuição para sua caracterização química, petrológica e tecnológica visando seu potencial na geração de energia elétrica**. 2010. 82 p. Projeto de Conclusão de Curso (Graduação em Geologia) – Instituto de Geociência, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.

KOPPE, J. C. *et al.* Estimativa de qualidade de carvão por meio de perfilação geofísica de gama natural e resistividade. *Revista Escola de Minas*. Vol. 64, nº 4.

MAAHS, Ricardo. Análise Faciológica, **Estratigrafia de Sequências e Arquitetura Depositional na Formação Rio Bonito (Eopermiano da Bacia do Paraná), no Rio Grande do Sul, com Enfoque na Caracterização de Análogos para Reservatório de Hidrocarbonetos**. Salão UFRGS 2017: SIC – XXIX Salão de Iniciação. 2017.

MATHERON, Georges. Principles of geostatistics. **Economic geology**, v. 58, n. 8, p. 1246-1266, 1963.

MATHERON, G. The theory of regionalised variables and its applications. **Les Cahiers du Centre de Morphologie Mathématique**, v. 5, p. 212, 1971.

MEMÓRIA, José Maria Pompeu. **Breve história da estatística**. Área de Informação da Sede-Texto para Discussão (ALICE), Brasília, Embrapa, 2004.

MILANI, E. J. Evolução tectono-estratigráfica da Bacia do Paraná e seu relacionamento com a geodinâmica fanerozóica do Gondwana Sul-Occidental. – Instituto de Geociências. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 1997. 2 v. (Tese de Doutorado)

MILANI, Edison José et al. Sequences and stratigraphic hierarchy of the Parana Basin (Ordovician Cretaceous), Southern Brazil. *Boletim IG-USP. Série Científica*, v. 29, 1998.

MILANI, Edison José et al. Bacias sedimentares brasileiras: cartas estratigráficas. Anexo ao Boletim de Geociências da Petrobrás, v. 15, n. 1, p. 183-205, 2007

MINERAIS, COMPANHIA DE PESQUISA DE RECURSOS. Projeto Sapopema: relatório preliminar de pesquisa. São Paulo, 1983, 190 p.

MINERAIS, COMPANHIA DE PESQUISA DE RECURSOS. Projeto prospecção de carvão no Paraná: relatório da 1. Fase. São Paulo, 1973, 66 p.

PEI, Peng *et al.* Investigation of the feasibility of underground coal gasification in North Dakota, United States. **Energy Conversion and Management**, v. 113, p. 95-103, 2016.

PEREIRA, Paulo Elias Carneiro *et al.* Geological modeling by an indicator kriging approach applied to a limestone deposit in Indiara city-Goiás. **REM-International Engineering Journal**, v. 70, p. 331-337, 2017.

POMPERMAYER, F. M.; DE NEGRI, F.; CAVALCANTE, L. R. Inovação tecnológica no setor elétrico brasileiro: uma avaliação do programa P&D regulado pela Aneel. Brasília, Ipea, 2011.

REM. Gold Deposits (Alta Floresta Gold Province). REM - International Engineering Journal, v. 72, p. 493-499, 2019.

RIBEIRO, D. T. *et al.* Utilização de critérios geoestatísticos para comparação de malha de sondagem visando à maximização da quantidade de recursos. **Rem: Revista Escola de Minas**, v. 65, n. 1, p. 113-118, 2012.

RBRR- Comissão Brasileira de Recursos e Reserva. 2016. Guia CBRR para declaração de resultados de exploração, recursos e reservas minerais. Brasília, CBRR. 54p.

ROSSI, M. E.; DEUTSCH, C. V. Uncertainty and Risk. In: **Mineral Resource Estimation**. Springer, Dordrecht, 2014. p. 209-221.

SANTOS, T. C. D.; YAMAMOTO, Jorge Kazuo. Ore resource estimation based on radial based functions-Case study on União Luiz and Morro do Carrapato Gold Deposits (Alta Floresta Gold Province). **REM-International Engineering Journal**, v. 72, p. 493-499, 2019.

SCHNEIDER, Stephen H.; DICKINSON, Robert E. Climate modeling. Reviews of Geophysics, v. 12, n. 3, p. 447-493, 1974.

SCHUMANN, W. **Rochas e Minerais**. Editora: Ao Livro Técnico S/A, Rio de Janeiro/RJ, 1985.

SILVA, M. B.; KALKREUTH, W. Petrological and geochemical characterization of Candiota coal seams, Brazil—implication for coal facies interpretations and coal rank. **International Journal of Coal Geology**, v. 64, n. 3-4, p. 217-238, 2005.

SILVA, A. M. D. **Análise da distribuição dos parâmetros de qualidade do carvão da Mina de Candiota e sua influência nas operações de lavra**. 2013. Projeto Integrado de Mineração II – Tecnólogo em Mineração. Universidade Federal do Pampa – Campus Caçapava do Sul, Caçapava do Sul.

SILVA, T. C.; SILVA, M. B.; SILVA JÚNIOR, A. A. **Caracterização geológica e análise por krigagem ordinária de dados de sondagens da malha IV, jazida de candiota, RS**. Universidade Federal de Pelotas. Anais – Congresso Brasileiro de Geologia, 2017.

SINCLAIR, A. J.; BLACKWELL, Garston H. **Applied mineral inventory estimation**. Cambridge University Press, 2006.

SOUZA, K. F. Caracterização das camadas superiores e inferiores da Jazida de Candiota para estudos de beneficiamento gravimétrico, visando seu uso energético. 2012. 210 p. Tese (Doutorado em Engenharia) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e dos Materiais, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.

WEBBER, T. Estimativa de qualidade de carvão usando krigagem dos indicadores aplicados a dados obtidos por perfilagem geofísica. 2008.

YAMAMOTO, Jorge Kazuo; LANDIM, Paulo M. Barbosa. **Geoestatística: conceitos e aplicações**. Oficina de textos, 2015.

ZALÁN, Pedro Victor et al. Tectônica e sedimentação da Bacia do Paraná. **Simpósio Sul-Brasileiro de Geologia**, v. 3, n. 1987, p. 441-473, 1987.