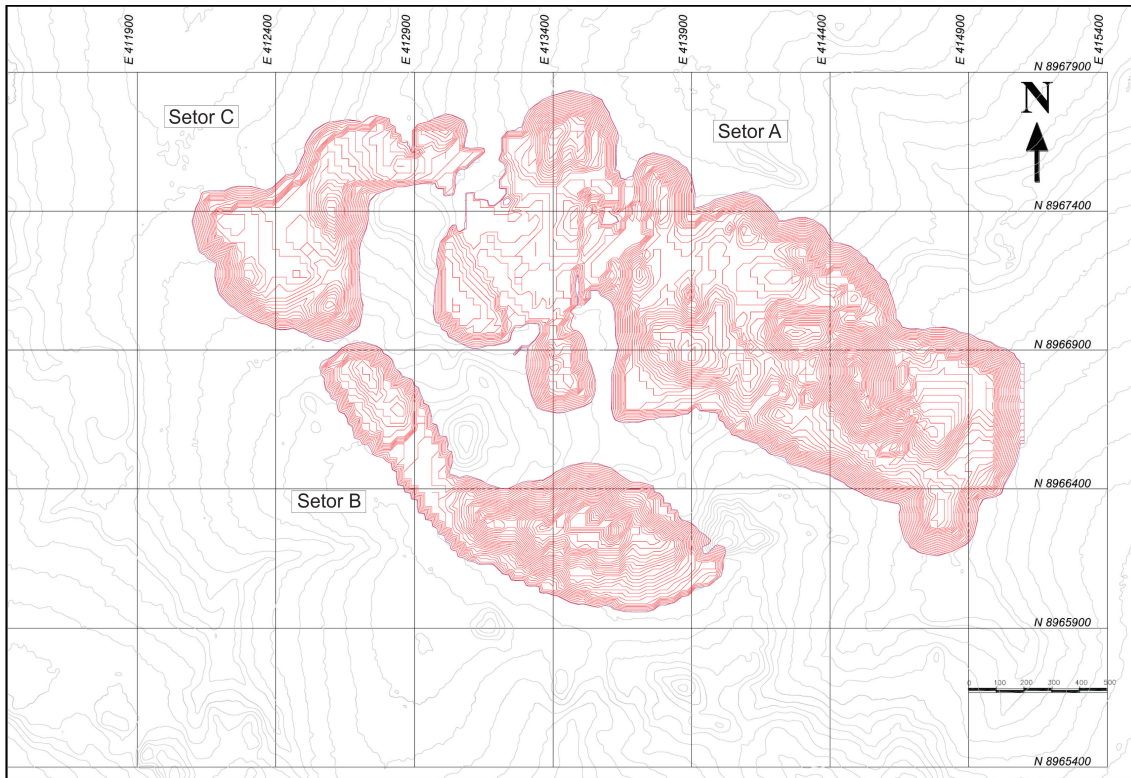


Figura 2.15 – Exemplos de contornos de cavas ótimas.



Fonte: Adaptado de (ACKROYD; GUZMAN; ALEXANDER, 2013)

2.2 Teoria Geoestatística

A abordagem geoestatística para a estimativa de inventários minerais, formalmente, teve início com Georges Matheron ((MATHERON, 1963; MATHERON, 1971)), o qual se baseou nos trabalhos de H. J. de Wigs e Daniel G. Krige, formulando, a partir destes, a Teoria das Variáveis Regionalizadas, que é o princípio da Geoestatística ((YAMAMOTO; LANDIM, 2013)). Segundo Matheron (1971, p. 5), “a Geoestatística é a aplicação da Teoria das Variáveis Regionalizadas para a estimativa de depósitos minerais [...]”.

De acordo com Matheron (1963), a Geoestatística está relacionada, em seu sentido amplo, com o estudo da distribuição espacial de variáveis geológicas e/ou naturais, tais como teor, espessura e acumulação.

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 de elementos, temperatura, pressão, etc), resultando, sob condições apropriadas, em concentrações minerais significativas (ROSSI; DEUTSCH, 2014). Como consequência, quando uma dada amostra é analisada quanto ao teor de um elemento, o teor será sempre o mesmo, isto porque tal teor, localizado em um ponto com coordenadas específicas, é único e bem estabelecido (MATHERON, 1963).

Os processos geológicos inerentes à formação de depósitos minerais resultam em um conjunto de variáveis geológicas cujos valores são correlacionados entre si espacialmente, ou seja, os teores de elementos/minerais não possuem uma variação espacial totalmente aleatória. Portanto, a coleta e análise de amostras próximas resultarão em valores similares aos encontrados previamente na primeira amostra, de tal forma que “duas amostras vizinhas são certamente não independentes” (MATHERON, 1963, p. 1248) quanto aos valores (teores) das respectivas variáveis geológicas.

A característica das variáveis geológicas de possuírem dependência espacial resulta no fato de que teores de elementos/minerais não podem ser equiparados a uma variável aleatória. Assim, são definidos como variáveis regionalizadas para salientar o aspecto de variação espacial característica desses teores, e atribuída aos processos de formação do depósito (MATHERON, 1963).

Uma Variável Regionalizada é conceituada como uma função a qual possui um valor definido em cada ponto do espaço, e possui as seguintes características qualitativas: (i) é “localizada”, ou seja, suas variações ocorrem dentro de um espaço/volume mineralizado; (ii) mostra uma continuidade moderadamente estável em sua variação espacial, a qual pode ser expressa através dos desvios entre teores de duas amostras vizinhas, e; (iii) apresenta diferentes tipos de anisotropia, de tal forma que há direções preferenciais onde teores não variam significativamente, enquanto outras variam rapidamente ao longo de uma seção (MATHERON, 1963).

A partir do ponto de vista matemático, uma Variável Regionalizada é uma função $f(x)$ em um ponto x do espaço, mostrando dois aspectos contraditórios: (i) um aspecto aleatório, atribuído à variações altamente irregulares e imprevisíveis de um ponto a outro, e; (ii) um aspecto estruturado, que reflete as características estruturais - continuidade - do fenômeno regionalizado (MATHERON, 1971).

O aspecto estruturado de uma variável regionalizada está vinculado ao comportamento espacial - variabilidade - da mesma, resultado dos processos geológicos de formação da ocorrência mineral. Tal comportamento significa que duas amostras vizinhas estão correlacionadas, ou seja, apresentam uma similaridade/continuidade entre si, de tal forma que duas amostras próximas são similares quanto ao teor ou outro atributo geológico (SINCLAIR; BLACKWELL, 2004).

A natureza estrutural de uma variável regionalizada, ou seja, sua continuidade espacial, de acordo com Yamamoto (1991, p.27), “[...] é definida a partir da comparação de valores tomados simultaneamente em dois pontos, segundo uma determinada direção”. Tal comparação é feita por meio de uma função denominada variograma, a qual representa quantitativamente a continuidade espacial de uma variável regionalizada.

2.2.1 Variograma

A função variograma pode ser definida como sendo “[...] a esperança matemática do quadrado da diferença entre os valores de pontos no espaço, separados por uma distância h [...]” (YAMAMOTO, 1991, p. 27). Esse conceito, matematicamente, se torna:

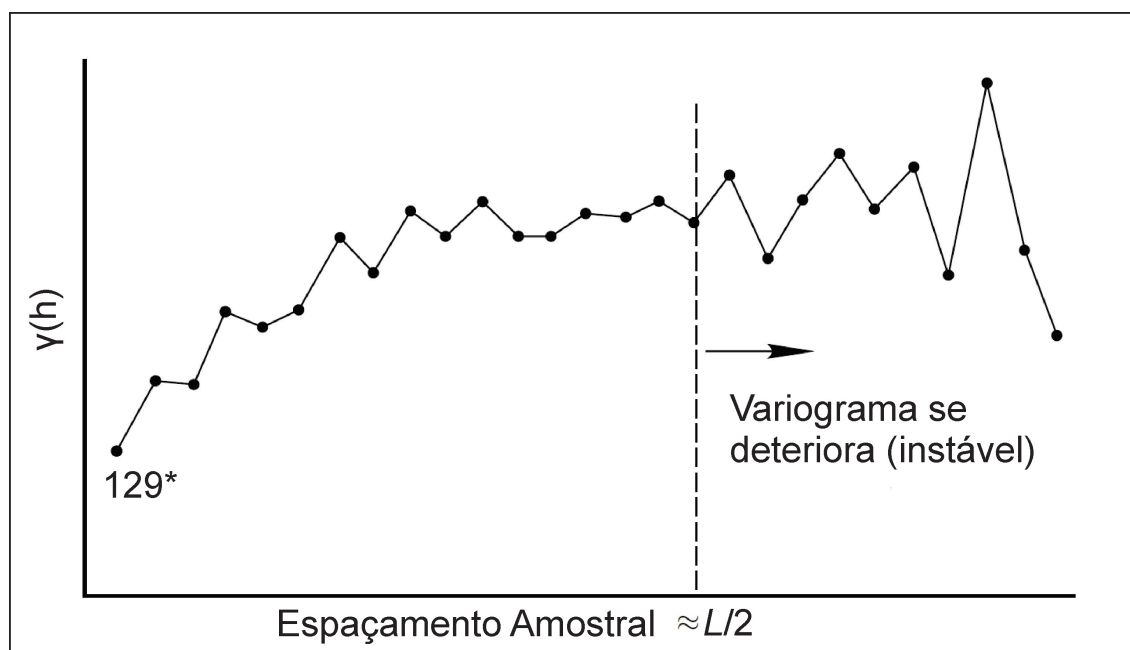
$$2\gamma(h) = E[(z(x_i) - z(x_{i+h}))]^2 \quad (2.7)$$

Na eq. (2.7), $2\gamma(h)$ é a função variograma, e $z(x_i)$ e $z(x_{i+h})$ são os valores da variável regionalizada nos pontos x_i e x_{i+h} , respectivamente.

A metade da função variograma é denominada semivariograma ($\gamma(h)$), e é a função efetivamente utilizada para a investigação da continuidade espacial de uma variável regionalizada (teor, atributo geológico, etc.). Segundo Sinclair e Blackwell (2004), o termo variograma é amplamente utilizado para se referir ao que é, tecnicamente, o semivariograma. Portanto, ao longo do trabalho será utilizado esse termo para se referir a esta função ($\gamma(h)$).

O variograma fornece um significado preciso do conceito de zona de influência de uma amostra. É uma função dada por uma curva (Figura 2.16), a qual representa o grau de continuidade de uma mineralização. Tal curva é crescente com o aumento da distância h que separa pares de amostras, de tal forma que quanto mais distantes as amostras entre si, maior a diferença entre seus teores, e, portanto, menor a continuidade, ou dependência espacial, entre as mesmas (MATHERON, 1963) (MATHERON, 1971).

Figura 2.16 – Esquema de uma curva típica de um variograma.



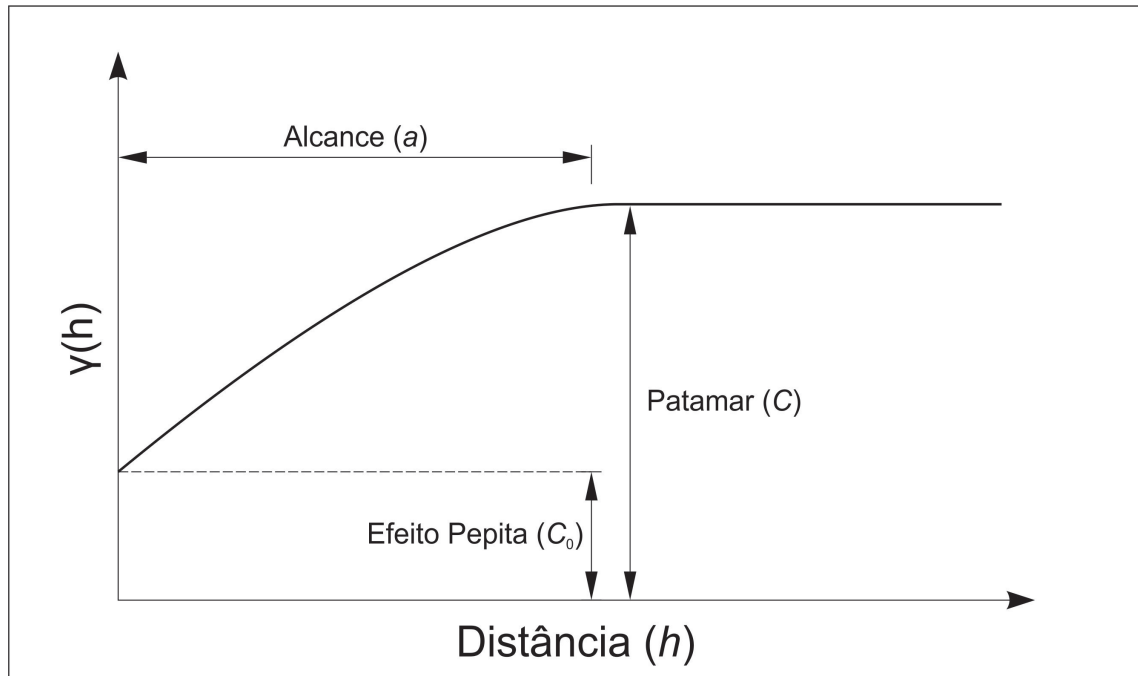
Fonte: Adaptado de (SINCLAIR; BLACKWELL, 2004)

A forma com que o variograma cresce conforme o aumento da distância fornece informações sobre como se dá a perda progressiva da continuidade, de tal forma que um crescimento mais ou menos rápido do variograma reflete, respectivamente, uma maior ou menor taxa de deterioração da influência de uma amostra (MATHERON, 1971). Portanto, tal função, para cada valor de distância, fornece um valor médio da variabilidade entre amostras, e o modo de crescimento da função conforme o aumento de h , reflete a taxa de deterioração da influência ou perda de correlação entre amostras. Tal comportamento pode ser observado na Figura 2.16. À medida que há um aumento da distância entre pares de amostras, o aumento dos valores da função representam, continuamente, uma maior diferença quadrática média entre amostras, e, portanto, maior variabilidade e menor correlação espacial.

2.2.1.1 Propriedades do Variograma

Os aspectos estruturais dos teores e/ou outros atributos geológicos são refletidos no variograma. A identificação e a análise de tais aspectos são feitas através de propriedades gráficas da função (Figura 2.17), as quais são: Efeito Pepita, Patamar e Alcance ou Amplitude.

Figura 2.17 – Esquema de um variograma mostrando as suas propriedades.



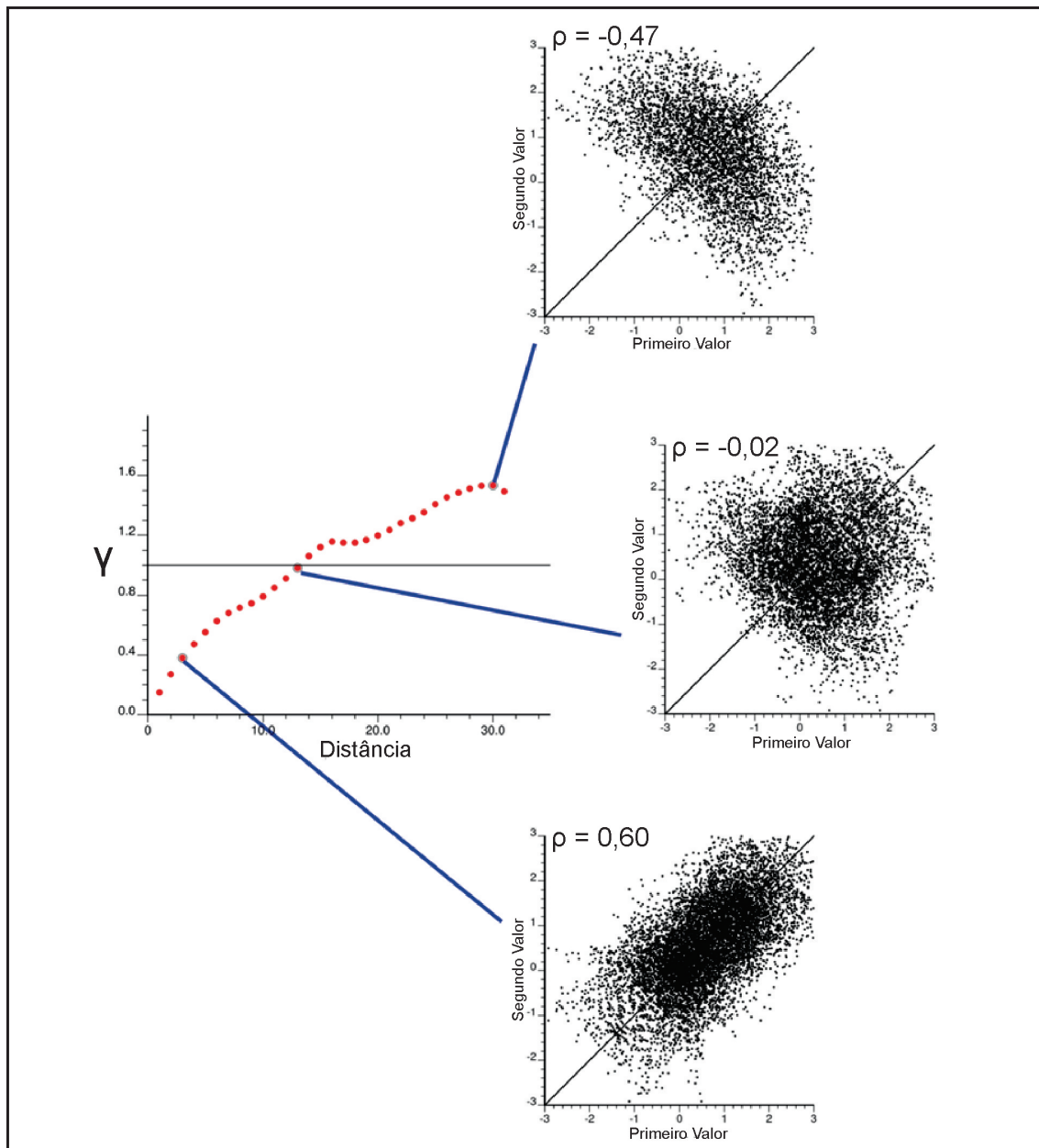
Fonte: O autor (2017)

O Alcance ou Amplitude (a) é o valor da distância a partir da qual, naquela direção, os pares de valores $z(x_i)$ e $z(x_{i+h})$ não apresentam correlação/dependência espacial. Tal valor é a quantificação do conceito de zona de influência de uma amostra, de tal forma que teores separados por distâncias maiores que o alcance zona de influência não estão corre-

lacionados (MATHERON, 1971). De acordo com Yamamoto (1991, p. 28), “[...] é a distância que separa o campo estruturado (amostras correlacionadas) do campo aleatório (amostras independentes)”. Tal parâmetro é conceituado também por Matheron (1971) como a distância a partir da qual o variograma atinge o seu valor limite, ou patamar.

O Patamar (C) do variograma é o valor no qual o variograma se estabiliza no campo aleatório, e é correspondente à variância da variável regionalizada (YAMAMOTO, 2001). O Patamar é o valor onde a correlação entre amostras é nula. A correlação entre $z(x_i)$ e $z(x_{i+h})$ é positiva abaixo do Patamar, e negativa quando o valor do variograma excede o valor do Patamar (ROSSI; DEUTSCH, 2014). A Figura 2.18 mostra este comportamento.

Figura 2.18 – Comparativo da correlação espacial entre amostras em diferentes regiões de um variograma.



Fonte: Adaptado de (ROSSI; DEUTSCH, 2014)

O Efeito Pepita (C_0) é o valor do variograma na origem ($h = 0$). Teoricamente o valor na origem deveria ser nulo, já que amostras tomadas no mesmo ponto deveriam possuir os mesmos valores da variável regionalizada (YAMAMOTO, 2001), mas geralmente tal fato não ocorre. Este valor caracteriza uma variabilidade em escalas muito pequenas, a distâncias pouco maiores que o tamanho da amostra (ROSSI; DEUTSCH, 2014). A ocorrência do Efeito Pepita é geralmente atribuída a erros de amostragem e/ou análises (YAMAMOTO, 2001), mas também pode ser atribuída à subamostragem, variabilidade da amostragem, e em alguns casos, à variabilidade geológica real e de curta escala (muito local) (SINCLAIR; BLACKWELL, 2004).

Em se tratando de variabilidade, segundo Rossi e Deutsch (2014), o termo variabilidade de curta escala é comumente atribuído a distâncias no variograma menores que o menor espaçamento entre pontos amostrais. Portanto, a ocorrência e o valor do Efeito Pepita são consequências também da densidade de amostragem utilizada (espaçamento entre furos contíguos).

2.2.1.2 Cálculo de Variogramas Experimentais

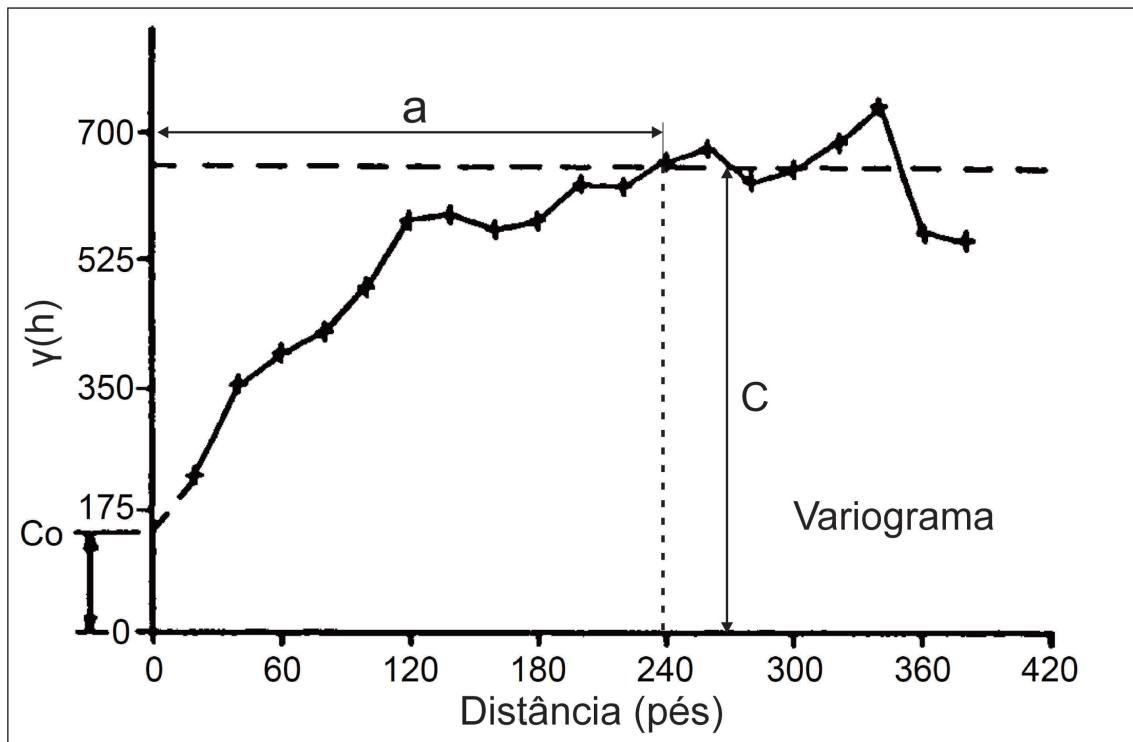
A quantificação do comportamento espacial de uma variável regionalizada por meio de variogramas é feita primeiramente pelo cálculo de variogramas experimentais a partir de um conjunto de amostras (banco de dados), as quais representam uma porção da população em estudo. Tal cálculo é feito de acordo com a seguinte equação:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [z(x_i) - z(x_{i+h})]^2 \quad (2.8)$$

Na eq. (2.8), $\gamma(h)$ é o variograma (semivariograma), $z(x_i)$ e $z(x_{i+h})$ são os valores da variável regionalizada nos pontos x_i e x_{i+h} , respectivamente, e $N(h)$ é o número de pares de amostras separados pela distância h .

O variograma é uma medida da variabilidade geológica em função da distância. Esta variabilidade pode ser diferente em diversas direções espaciais, de tal forma que uma direção é mais ou menos contínua que outras (ROSSI; DEUTSCH, 2014). Portanto, para uma determinada variável regionalizada (teor, espessura, densidade, etc), o variograma é calculado segundo várias direções da mineralização com o intuito de se conhecer a sua estrutura espacial (YAMAMOTO, 2001). O cálculo, em uma dada direção, para vários valores de h (passo) fornece um gráfico de pontos como o observado na Figura 2.19, representando a correlação espacial em função da distância.

Figura 2.19 – Esquema de um variograma experimental mostrando os pontos dos valores de $\gamma(h)$ calculados em determinadas distâncias, formando um conjunto de pontos, que definem o variograma experimental.

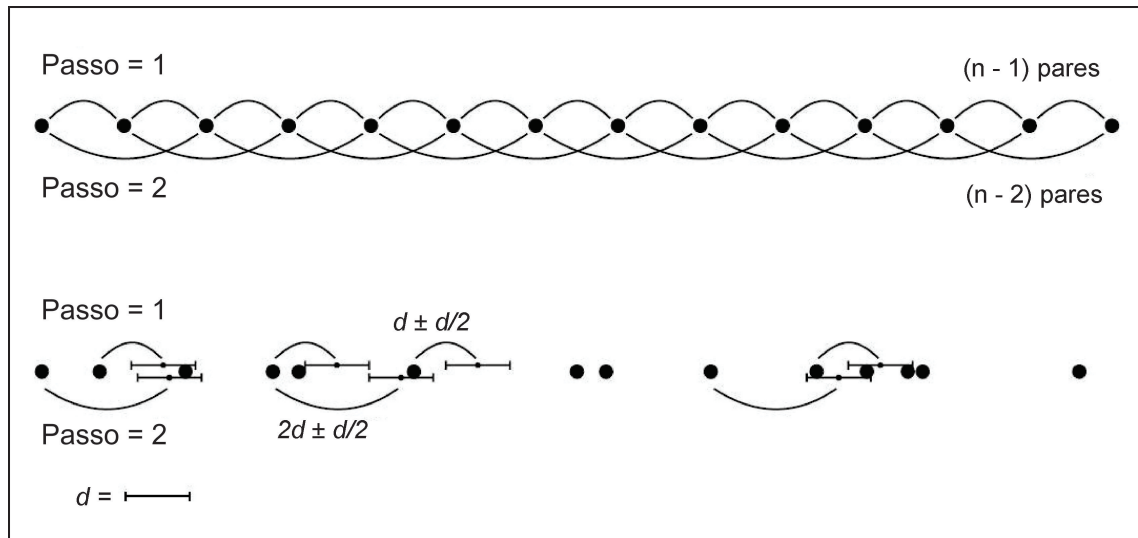


Fonte: Modificado de (BARNES, 1979 apud HUSTRULID; KUCHTA; MARTIN, 2013)

O procedimento de cálculo de variogramas experimentais se baseia na definição de um passo h , também denominado *lag* (Figura 2.20), e são determinadas os valores de variograma conforme a eq. (2.8), para várias distâncias (múltiplas de h), produzindo então o variograma experimental (YAMAMOTO, 2001). Entretanto, neste caso, as distâncias entre pontos amostrais seriam exatamente iguais, o que de fato não ocorre. Comumente os dados amostrais não se distribuem regularmente, de tal forma que, além do passo, são consideradas tolerâncias (de passo e angular) e largura máxima de pesquisa ou banda (*bandwidth*). O intuito de tais parâmetros adicionais é se obter um maior número de pares de amostras em uma dada direção e para um dado valor de h (SOARES, 2006).

A escolha dos valores de tolerância (de passo e angular) e de largura máxima de pesquisa é um processo de tentativa e erro. Se as tolerâncias são muito pequenas, serão utilizados apenas uma pequena porcentagem de amostras do total amostrado, e o variograma resultante apresentará muito ruído, ou seja, valores de variograma terão grande oscilação. Do contrário, tolerâncias muito grandes tornam a continuidade espacial muito suavizada e imprecisa. Portanto, de maneira geral, as tolerâncias devem ser as menores possíveis para garantir uma boa definição da continuidade espacial e obter um variograma estável (ROSSI; DEUTSCH, 2014).

Figura 2.20 – Arranjo de dados unidimensionais com distribuição regular (acima) e irregular (abaixo) com ilustrações dos valores de passo (*lag*) no cálculo do variograma.



Fonte: Adaptado de (SINCLAIR; BLACKWELL, 2004)

O variograma experimental, composto de pontos, não permite a mensuração dos valores de variograma de maneira contínua, para qualquer distância h . Assim, há a necessidade de ajustar o variograma experimental por modelos matemáticos que descrevam ininterruptamente a continuidade da variável regionalizada naquela direção (YAMAMOTO, 2001). Além disso, ao contrário de valores experimentais, sujeitos a erros amostrais, um modelo matemático/teórico é mais aplicável por suavizar flutuações amostrais locais (SINCLAIR; BLACKWELL, 2004).

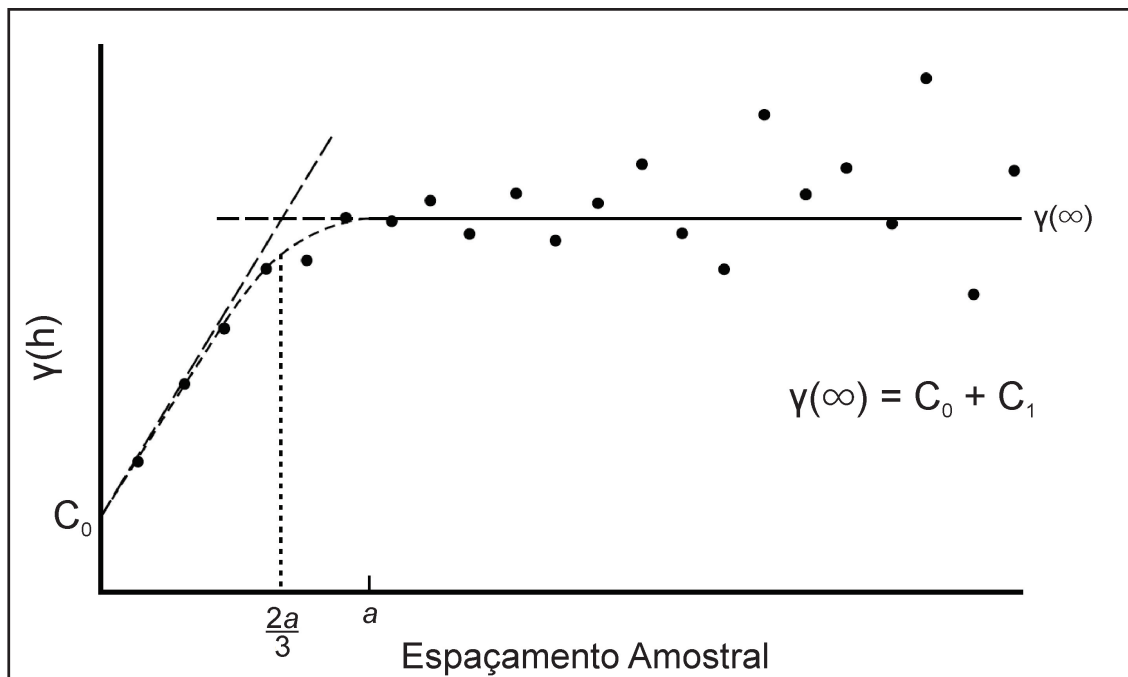
2.2.1.3 Ajuste de Variogramas Experimentais por Modelos Matemáticos

O conjunto de pontos que compõem o variograma experimental não são de fato utilizados para os cálculos subsequentes de estimativa (krigagem). Tais variogramas experimentais são ajustados por modelos matemáticos contínuos por duas razões principais: (i) cálculos geoestatísticos de estimativa e de simulação requerem valores de variograma para todas as distâncias e direções possíveis, o que não pode ser obtido com variogramas experimentais, que possuem valores de variograma atribuídos apenas a distâncias específicas, e; (ii) os variogramas devem ser positivo definidos para que as equações de krigagem sejam resolvidas, o resultado seja único, e a variância de krigagem seja positiva. Neste caso, uma função definida positiva é uma medição válida de distância (ROSSI; DEUTSCH, 2014).

O ajuste variográfico pode ser feito de maneira interativa, em programas computacionais, onde o profissional fornece o tipo de modelo e os parâmetros de ajuste, traçando a curva contínua da função matemática juntamente com o conjunto de pontos do variograma experimental. Os parâmetros de ajuste e os tipos e quantidades de estruturas teóricas são

alterados sucessivamente até que o ajuste seja considerado satisfatório (YAMAMOTO, 2001). A Figura 2.21 mostra um esquema de ajuste de um variograma experimental.

Figura 2.21 – Exemplo de ajuste de um variograma experimental (pontos) por um modelo teórico/matemático (linha contínua). O ponto de interseção com o eixo vertical é o Efeito Pepita.



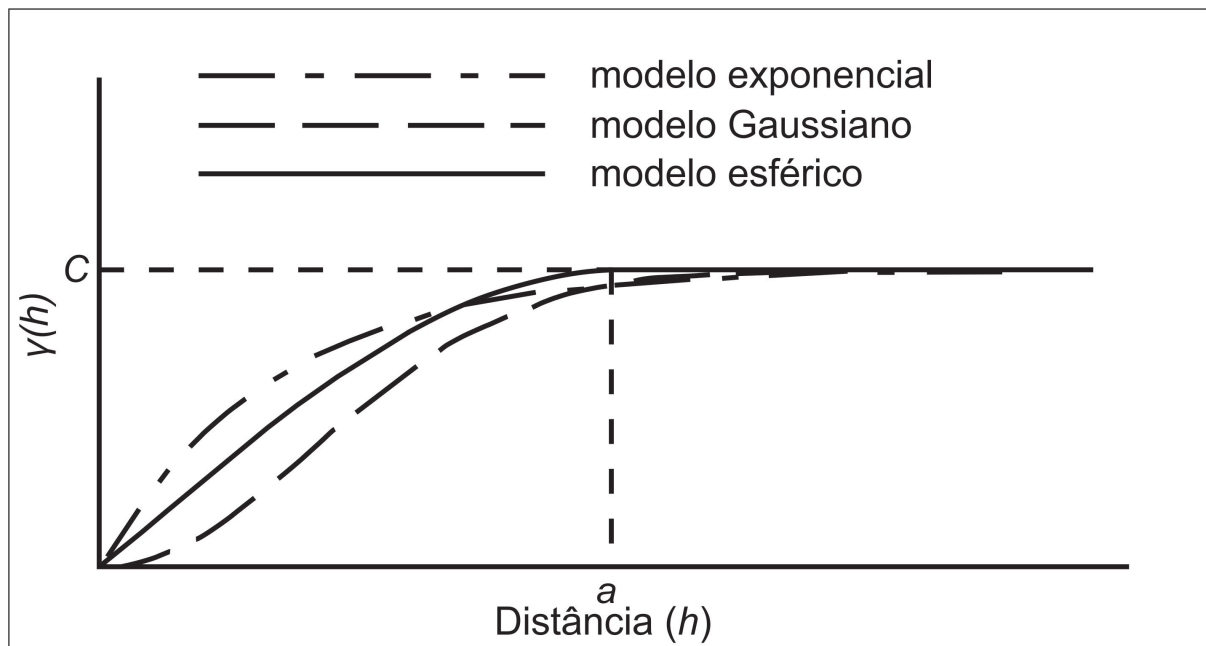
Fonte: Adaptado de (SINCLAIR; BLACKWELL, 2004)

Outros procedimentos mais complexos e matemáticos para ajustes variográficos foram elaborados, por exemplo o ajuste pelo método dos mínimos quadrados proposto por Cressie (1985). Entretanto, tais métodos normalmente são inapropriados, uma vez que podem não considerar fatores geológicos no ajuste (SINCLAIR; BLACKWELL, 2004). Além disso, de acordo com Rossi e Deutsch (2014), apesar da praticidade de se ter uma medida da proximidade entre o modelo teórico e os pontos experimentais, não há garantias de que a menor soma das diferenças quadráticas fornecerá um ajuste melhor.

O ajuste teórico de variogramas pode ser feito por uma grande variedade de modelos matemáticos. Exemplos de modelos teóricos são: Esférico, exponencial, Gaussiano, linear e de Wisjian. Cada um possui forma e função matemática próprias. De acordo com Isaaks e Srivastava (1989), os modelos mais utilizados na indústria mineral são os três primeiros, cujas formas estão dispostas na Figura 2.22. Neste trabalho, foi utilizado o modelo esférico, caracterizado por um crescimento linear na origem do variograma ($h = 0$), cuja representação matemática é dada por (ISAASKS; SRIVASTAVA, 1989):

$$\gamma(h) = \begin{cases} 1,5 \left(\frac{h}{a}\right) - 0,5 \left(\frac{h}{a}\right)^3 & \text{se } h \leq a \\ C & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.9)$$

Figura 2.22 – Esquema de um variograma mostrando os formatos dos modelos esférico, exponencial e Gaussiano.



Fonte: Adaptado de (ISAACS; SRIVASTAVA, 1989)

O modelo variográfico resultante do ajuste ao conjunto de pontos experimentais é adequado e necessário para a realização da krigagem, ou seja, a estimativa do valor da variável regionalizada nos locais não amostrados, a qual pode ser pontual ou em um dado volume (bloco) (YAMAMOTO, 2001).

2.2.1.4 Anisotropias

A continuidade espacial de uma variável regionalizada em um depósito mineral ou domínio litológico pode variar com as diferentes direções no espaço. O teor de um elemento, por exemplo, pode apresentar o variograma dependente apenas da distância h entre os pontos, com alcance invariável, caso denominado de isotropia; ou, além de variar com as distâncias (passos) h , pode apresentar continuidades diferentes, ou seja, alcances distintos, ao longo de várias direções, caso em que a variável é anisotrópica (SOARES, 2006).

De acordo com Yamamoto (2001), uma variável regionalizada raramente apresenta comportamento isotrópico, ou seja, alcance invariável com as orientações espaciais. Geralmente, os valores se estendem de um modo mais contínuo em uma determinada direção que em outra, refletindo então, em um caso de anisotropia. No último caso, dois tipos principais podem ser especificados: geométrica e zonal (SOARES, 2006).

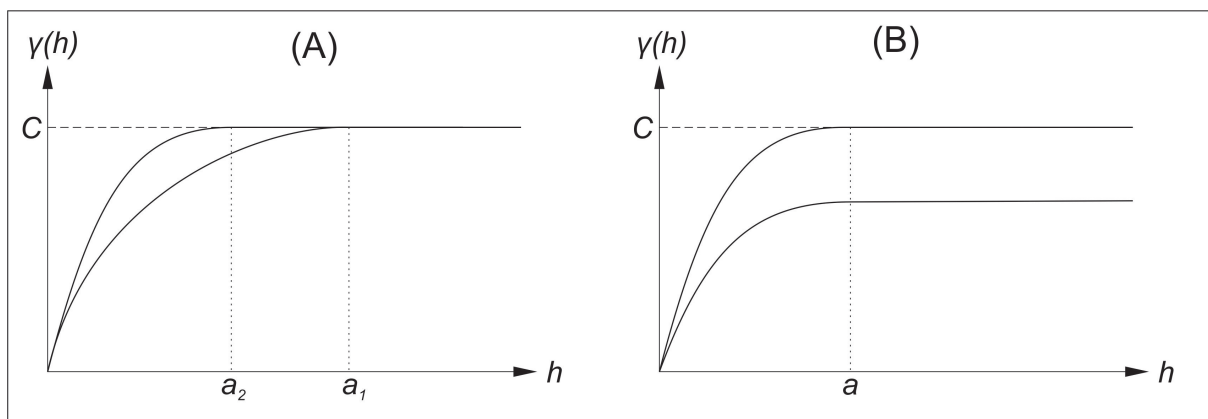
A anisotropia geométrica corresponde à situação em que o patamar (variância *a priori*) do variograma é alcançado em diferentes distâncias para direções distintas, expondo, portanto, uma variação do alcance em função da direção. Já a anisotropia zonal ocorre

quando, para uma dada orientação considerada, o variograma nunca atinge o patamar esperado (variância *a priori*) (ROSSI; DEUTSCH, 2014). A Figura 2.23a mostra uma situação de anisotropia geométrica, onde é possível notar a ocorrência de alcances distintos, vinculados a um mesmo patamar, enquanto a Figura 2.23b mostra uma anisotropia zonal, onde um variograma não atinge a variância esperada (linha horizontal tracejada), possuindo, portanto, variação quanto ao patamar.

O procedimento para se avaliar o comportamento da continuidade (alcance) nas diferentes direções consiste em calcular variogramas em múltiplas destas, e então, definir um conjunto de três orientações, perpendiculares entre si, as quais representam adequadamente a anisotropia, caso exista. A anisotropia geométrica, particularmente, é idealizada na forma de um elipsoide, cujos eixos principais correspondem a estas três direções (ROSSI; DEUTSCH, 2014). A Figura 2.24 mostra um corte de um elipsoide na origem da coordenada Z, onde se observa as orientações dos dois eixos horizontais da elipse, atribuídos aos alcances dos variogramas da Figura 2.23a. Devido a esta característica, alguns autores, como Chilès e Delfiner (2012), denominam essa configuração também de anisotropia elíptica.

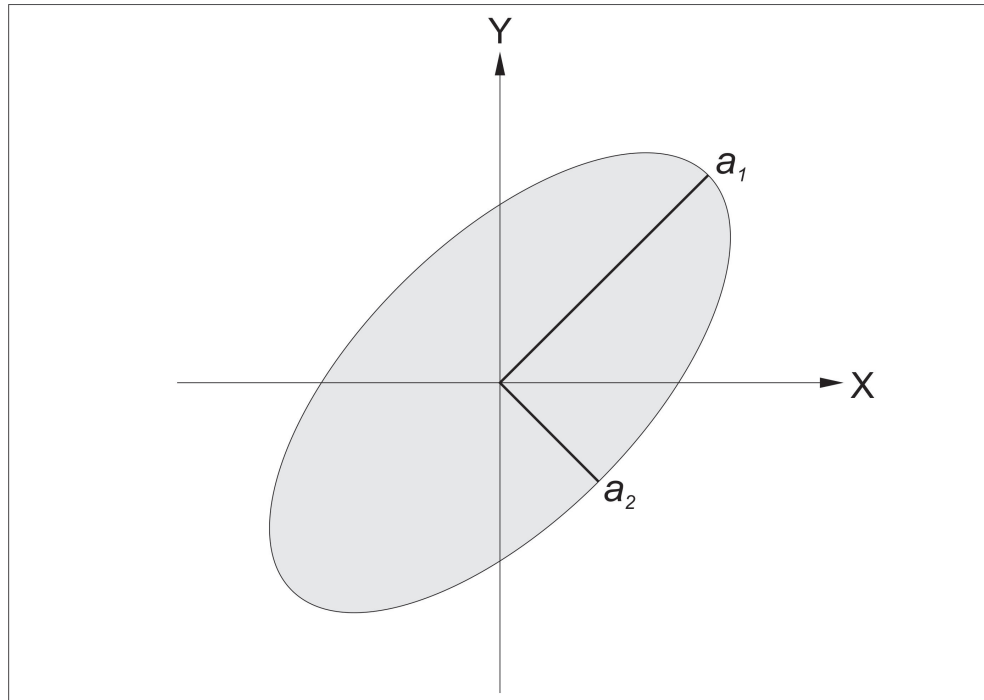
A anisotropia geralmente é descrita por meio dos alcances variográficos a_1 e a_2 , de tal forma que a magnitude dessa, ou seja, a diferença de continuidade entre direções perpendiculares, é estabelecida pela relação entre o maior alcance (a_1) e o menor (a_2), definida como razão de anisotropia (r) (CHILÈS; DELFINER, 2012).

Figura 2.23 – Exemplos esquemáticos de anisotropias geométrica (A) e zonal (B).



Fonte: O Autor (2017)

Figura 2.24 – Esquema de uma elipse no plano horizontal cujos eixos representam as orientações dos variogramas e seus respectivos alcances.



Fonte: O Autor (2017)

2.2.2 Krigagem

De maneira geral, apenas uma pequena parte do volume de um depósito mineral é conhecida através da amostragem, normalmente menor que um bilionésimo do volume total da população amostrada. Desta forma, torna-se necessário estimar os atributos geológicos, particularmente teores, nos locais não amostrados. A finalidade desta operação é prever teores e tonelagens para, em um primeiro momento, avaliar a viabilidade da extração, e em um segundo, realizar controles de teor (*grade control*) durante as operações de lavra (ROSSI; DEUTSCH, 2014).

Um estimador pode ser uma fórmula ou procedimento, que, utilizando-se dos dados amostrais conhecidos, encontra um valor representativo (estimado) em um local não amostrado (KITANIDIS, 1997). Portanto, o propósito da estimativa, em se tratando de exploração mineral, é atribuir um valor (ex: teor) a um ponto ou bloco de valor desconhecido a partir de amostras próximas e do conhecimento sobre a continuidade espacial dos valores da variável, dado pelo variograma. O procedimento de estimativa, de forma geral, baseia-se na combinação linear de amostras disponíveis, conforme a equação a seguir (MATHERON, 1963).

$$z^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i z(x_i) \quad (2.10)$$

Na eq. (2.10), λ_i e $z(x_i)$ são, respectivamente, ponderador e valor da amostra i , no local x_i . Neste caso, como se espera uma estimativa o mais correta possível, define-se os valores dos ponderadores λ_i de tal forma que sejam cumpridas duas restrições: (i) o estimador deve prover uma estimativa sem viés global, ou seja, globalmente não enviesada, e; (ii) o erro quadrático médio do estimador deve ser mínimo (MATHERON, 1963) (KITANIDIS, 1997).

A existência de viés global está associada aos erros inerentes ao próprio processo de estimativa, que, como tal, por se tratar de realização de previsões, é caracterizado pela presença de erros/desvios, cujos valores podem ser calculados pela subtração entre teores estimados ($z^*(x_0)$) e respectivos teores reais ($z(x_0)$). O valor médio dos erros de estimativa, ou seja, o erro de estimativa médio, é definido (KITANIDIS, 1997) por:

$$E[z^*(x_0) - z(x_0)] = \sum_{i=1}^n \lambda_i m - m = \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1 \right) m \quad (2.11)$$

A ausência de viés global ocorre quando a eq. (2.11) resulta em valor nulo, ou seja, o erro de estimativa médio é nulo. Tal objetivo é atingido quando, para qualquer valor da média m da variável, a soma dos ponderadores λ_i é 1 (um). Portanto, para que o estimador não contenha tendência/viés global, tem-se que (KITANIDIS, 1997) (MATHERON, 1971):

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad (2.12)$$

A condição dada pela eq. (2.12) permite que a estimativa não dependa da média m , e resulta em um estimador não enviesado. Entretanto, a combinação ótima dos ponderadores é obtida quando o erro quadrático médio é mínimo, ou seja, quando se minimiza a esperança matemática de $(z^*(x_0) - z(x_0))^2$ (MATHERON, 1971). Tal valor pode ser calculado, a partir dos variogramas, pela seguinte relação (KITANIDIS, 1997):

$$E \left[\left(z^*(x_0) - z(x_0) \right)^2 \right] = - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j \gamma(\|x_i - x_j\|) + 2 \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma(\|x_i - x_0\|) \quad (2.13)$$

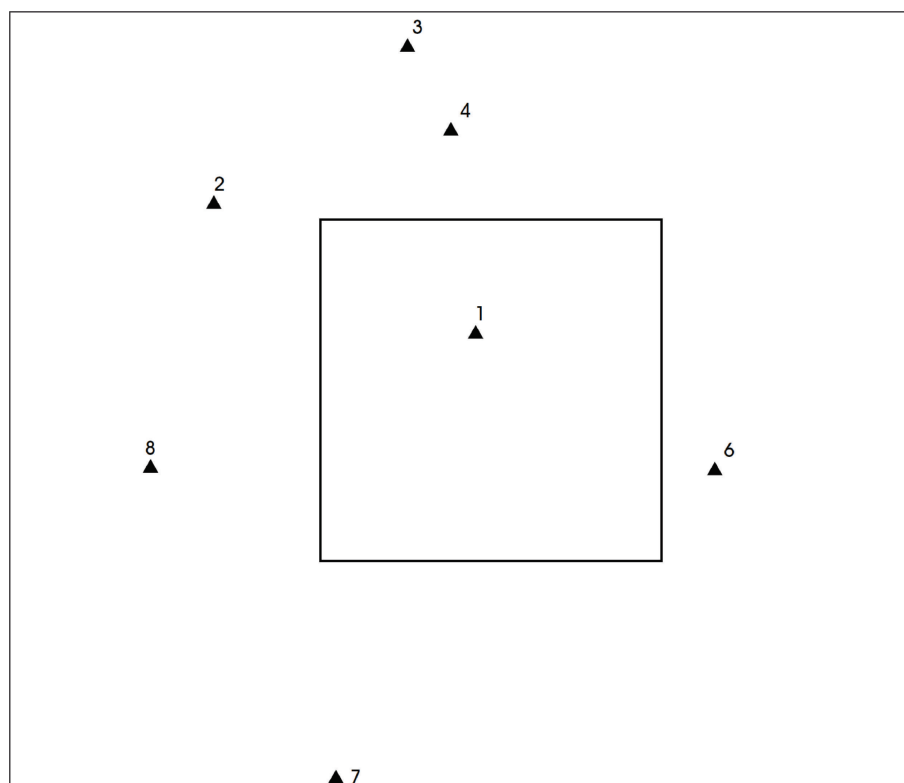
Os ponderadores λ_i são então determinados a partir de um problema de otimização com restrições, onde a função objetivo, a ser minimizada, é a eq. (2.13), sujeita à restrição imposta pela eq. (2.12). Tal processo resulta em um conjunto de ponderadores cujos valores são ótimos, os quais geram teores estimados com mínimo erro quadrático (dispersão do erro/variância) e sem viés global.

A partir destas características, os métodos de Krigagem são referidos geralmente à sigla BLUE (*Best Linear Unbiased Estimator*). Isto significa que é uma estimativa baseada em uma combinação linear de amostras (*Linear*); não gera uma estimativa tendenciosa (*Unbiased*), ou seja, a média do erro de estimativa é zero; e é uma estimativa ótima, isto é, com variância do erro de estimativa mínima (*Best*) (ISAAKS; SRIVASTAVA, 1989).

A Krigagem é um termo genérico associado a um conjunto de métodos de estimativa, os quais incluem: Krigagem Simples (KS), Krigagem Ordinária (KO), Krigagem Indicadora (KI), Krigagem Universal (KU), Krigagem Múltipla de Indicadores (KMI) e Krigagem com Deriva Externa (KDE) (SINCLAIR; BLACKWELL, 2004). Cada método possui restrições/considerações matemáticas próprias e, portanto, um sistema de equações específico. Entretanto, todos são baseados no mesmo princípio, ou seja, ausência de enviesamento e variância do erro de estimativa mínima.

O problema geral a ser resolvido na Krigagem, para a estimativa de depósitos minerais, é fornecer a melhor estimativa de um ponto ou bloco de valor (ex: teor) desconhecido a partir de um conjunto restrito de amostras (SINCLAIR; BLACKWELL, 2004), conforme ilustra a Figura 2.25, no caso da estimativa de um bloco em duas dimensões. A partir do conhecimento da continuidade espacial da variável sob análise (variograma) e das amostras vizinhas, é estimado um teor, representativo do volume do bloco (suporte).

Figura 2.25 – Esquema de um bloco (em duas dimensões) a ser estimado por Krigagem a partir de amostras vizinhas (triângulos preenchidos de preto).



Fonte: (SINCLAIR; BLACKWELL, 2004)

Os diferentes métodos de Krigagem apresentam formulações matemáticas específicas e, portanto, cada um é adequado à resolução de situações particulares. Neste trabalho serão utilizadas a Krigagem de Indicadores e a Krigagem Ordinária. Assim, serão abordados apenas tais tipos. Demais métodos podem ser encontrados em Sinclair e Blackwell (2004), Rossi e Deutsch (2014), Matheron (1971) e (CHILÈS; DELFINER, 2012).

2.2.2.1 Krigagem Ordinária

Neste método, o teor estimado de uma variável Z é calculado basicamente a partir de uma combinação linear dos valores (teores) das amostras vizinhas, por meio da mesma relação mostrada na eq. (2.10). O erro médio e a variância do erro são sempre desconhecidos, de tal forma que é necessário construir um modelo dos dados amostrais e então trabalhar com tais parâmetros. Neste caso, é utilizado um modelo de probabilidade 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 o erro médio nulo (ISAACS; SRIVASTAVA, 1989).

O fato de se desconhecer tanto o erro médio quanto a variância do erro implica que a média m da variável é também desconhecida. Neste método, a relação entre a média e os demais parâmetros da estimativa (teores reais e ponderadores) é dada pelas seguintes relações (ROSSI; DEUTSCH, 2014).

$$[z^*(x_0) - m] = \sum_{i=1}^n \lambda_i [z(x_i) - m] \quad (2.14)$$

$$z^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i z(x_i) + \left[1 - \sum_{i=1}^n \lambda_i \right] m \quad (2.15)$$

A condição de não enviesamento, de acordo com a eq. (2.15), é então cumprida, sob o desconhecimento da média, quando a soma dos ponderadores é 1 (um). Assim, com esta condição, que garante a ausência de viés global, não se torna necessário o conhecimento prévio da média (ROSSI; DEUTSCH, 2014). Ainda, de acordo com os mesmos autores, “esta é essência da krigagem ordinária: a variância de estimativa é minimizada sob a condição de que a soma dos pesos é 1,0”.

O processo de estimativa é feito por vizinhanças de busca móveis, de tal forma que a cada local x_0 , a ser estimado, é atribuída uma vizinhança, constituída de um grupo de amostras dentro dos limites espaciais da mesma, implicando no uso de diferentes amostras em cada uma. Para cada local x_0 é estimado implicitamente a média, aqui denotada por $m^*(x_0)$, dependente dos valores amostrais contidos na vizinhança daquele ponto/bloco. Conforme a vizinhança é alterada a média $m^*(x_0)$ também o é, atribuindo à mesma uma característica local, representativa do volume próximo ao ponto/bloco x_0 (ROSSI; DEUTSCH, 2014).

A característica deste método de atribuir uma média implícita $m^*(x_0)$ a cada ponto/bloco x_0 o torna muito utilizado, visto que este aspecto do método permite considerar, na estimativa, as variações locais dos valores (teores) da variável.

O sistema de Krigagem Ordinária, escrito em função do variograma, é dado por (YAMAMOTO; LANDIM, 2013, p. 70):

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma(x_j - x_i) + \mu = \gamma(x_0 - x_j) & \text{para } j = 1, n \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \end{cases} \quad (2.16)$$

No sistema da eq. (2.16), obtido “[...] fazendo-se as derivadas parciais da lagrangeana iguais a zero e derivando-se a lagrangeana em relação a μ [...]” (YAMAMOTO; LANDIM, 2013, p. 70), a primeira equação se refere ao sistema de equações gerais, e a segunda, à restrição de não enviesamento da estimativa. Tal sistema, escrito na forma matricial, é dado por

$$\begin{bmatrix} \gamma(x_1, x_1) & \gamma(x_1, x_2) & \dots & \gamma(x_1, x_n) & 1 \\ \gamma(x_2, x_1) & \gamma(x_2, x_2) & \dots & \gamma(x_2, x_n) & 1 \\ \gamma(x_3, x_1) & \gamma(x_3, x_2) & \dots & \gamma(x_3, x_n) & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \gamma(x_n, x_1) & \gamma(x_n, x_2) & \dots & \gamma(x_n, x_n) & 1 \\ 1 & 1 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \lambda_3 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ \mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma(x_1, x_0) \\ \gamma(x_2, x_0) \\ \gamma(x_3, x_0) \\ \vdots \\ \gamma(x_n, x_0) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

No sistema matricial da eq. (2.17), $\gamma(x_i, x_j)$ é o valor variograma entre dois dados amostrais, $\gamma(x_i, x_0)$ é o valor do variograma entre os dados amostrais e o ponto/bloco a ser estimado, λ_i são os ponderadores a serem determinados, e μ é o parâmetro de Lagrange. A solução deste sistema para λ_i fornece os ponderadores ótimos para cada amostra, e o teor estimado pode ser obtido pela eq. (2.10). A variância mínima de estimativa, conhecida como variância de krigagem, é dada por (YAMAMOTO; LANDIM, 2013, p. 70):

$$\sigma_{KO}^2 = \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma(x_0 - x_i) + \mu \quad (2.18)$$

Os teores estimados por meio da eq. (2.10), a partir dos ponderadores ótimos obtidos com a resolução do sistema da eq. (2.17) para λ_i , são atribuídos a pontos não amostrados, procedimento conhecido como krigagem pontual. Entretanto, como na indústria mineral é prática comum a realização da estimativa em um modelo geológico constituído de blocos, o teor representativo do volume de cada bloco é calculado como sendo a média aritmética dos teores pontuais estimados no interior do bloco (YAMAMOTO; LANDIM, 2013).

2.2.2.2 Krigagem Indicadora

A Krigagem Indicadora (KI), diferentemente da Krigagem Ordinária, a qual se baseia em variáveis de teor, é um procedimento de estimativa aplicado a variáveis binárias (indicadoras), codificadas em zeros e uns. A atribuição de valores binários (zeros e uns) às variáveis indicadoras pode ser efetuada segundo dois critérios: (i) posição de um valor da variável original em relação a um limiar específico; ou, (ii) presença ou ausência de uma característica geológica (SINCLAIR; BLACKWELL, 2004).

De maneira geral, a codificação da variável indicadora em valores binários é realizada dependendo da posição dos dados originais em relação a um valor limite/limiar de corte z_k . Neste caso, para um dado valor da variável original $Z(x_i)$, localizado em um ponto amostrado x_i , a transformação binomial é feita de acordo com o seguinte critério (SOUZA; COSTA, 2013):

$$I[z(x_i); z_k] = \begin{cases} 1 & \text{se } z(x_i) \leq z_k \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.19)$$

A codificação em valores binários, de acordo com Daya (2013), trata-se de uma transformação não linear, de tal forma o mesmo valor indicador é atribuído tanto aos valores originais muito maiores que o limiar de corte z_k quanto aos valores originais levemente maiores que z_k , o que limita o efeito de valores muito elevados no processo de estimativa.

As variáveis indicadoras obtidas apresentam comportamentos de continuidade espacial característicos, de tal forma que se torna necessária a elaboração de variogramas indicadores para cada uma. Desta forma, para cada limiar de corte z_k , ao qual se atribui uma variável indicadora, é determinado um conjunto de variogramas indicadores. A partir de tais parâmetros (variogramas) o valor estimado da variável binária em um ponto x_0 , o qual representa uma probabilidade, pode ser obtido a partir da seguinte relação (ROSSI; DEUTSCH, 2014):

$$i_{KI}^*[x_0; z_k] = \sum_{i=1}^n \lambda_i[x_0; z_k] I[z(x_i); z_k] \quad (2.20)$$

Esta técnica, quando aplicada ao mapeamento do formato de corpos minerais, resulta em um modelo probabilístico que determina qual domínio litológico pode prevalecer em um local específico (EMERY; GONZÁLEZ, 2007). Neste modelo, o mapeamento das probabilidades de ocorrências dos domínios ou unidades litológicas dentro do depósito reflete a extensão espacial, ou seja, a continuidade geológica de cada domínio nos locais não amostrados (RAO; NARAYANA, 2015).

A codificação de valores binários baseada na presença ou ausência de um domínio litológico/categoria é dado de acordo um critério similar a adotado na eq. (2.19). Neste caso, a transformação é feita a partir de uma variável categórica composta de K tipos de domínios litológicos. Assim, para cada tipo litológico k , a variável indicadora associada é codificada em zeros e uns de acordo com o seguinte critério (YAMAMOTO *et al.*, 2012):

$$I[z(x_i); k] = \begin{cases} 1 & \text{se o tipo } k \text{ está presente no local } x_i \\ 0 & \text{se o tipo } k \text{ não está presente no local } x_i \end{cases} \quad (2.21)$$

Portanto, a variável indicadora $I[z(x_i); k]$ da eq. (2.21) assumirá o valor 1 caso a amostra pertença a esta categoria, e 0 caso contrário. A Krigagem Simples (KS) ou Ordinária (KO) de um conjunto de valores transformados em indicadores resulta em um modelo cujos valores estão situados entre 0 e 1 (DAYA, 2013). Tais valores representam então a probabilidade de um domínio litológico prevalecer em um dado local não amostrado (EMERY; GONZÁLEZ, 2007). O estimador da krigagem indicadora para um dado domínio litológico/categoria k , em um ponto x_0 , é escrito da seguinte forma (YAMAMOTO *et al.*, 2012):

$$i_{KI}^*[x_0; k] = \sum_{i=1}^n \lambda_i[x_0; z_k] I[z(x_i); k] \quad (2.22)$$

Na eq. (2.22) os valores $I[z(x_i); k]$ e λ_i são, respectivamente, os valores transformados/binários e os ponderadores associados aos mesmos. Tais ponderadores são calculados K vezes, a partir de K modelos variográficos, uma vez que estão presentes K tipos de domínios litológicos/categorias. Ainda, como a estimativa das K categorias é feita em conjunto, as probabilidades estimadas em cada local x_0 devem somar 1 (um) (YAMAMOTO *et al.*, 2015).

Os ponderadores λ_i são resultantes de um sistema de Krigagem Ordinária - ou Simples. Tal estimativa é baseada em semivariogramas dos dados transformados em indicadores e então é feita a Krigagem Ordinária ou Simples dos valores transformados (ROSSI; DEUTSCH, 2014) (SINCLAIR; BLACKWELL, 2004), resultando-se então nas probabilidades de ocorrência de cada categoria K , em cada local x_0 .

A Krigagem Indicadora, assim como a Krigagem Ordinária, permite a quantificação do erro de estimativa, dado pela variância de krigagem. Tal valor é obtido pela seguinte relação (YAMAMOTO *et al.*, 2012):

$$\sigma_{KI}^2[x_0; k] = \sum_{i=1}^n \lambda_i \{I[z(x_i); k] - i_{KI}^*[x_0; k]\}^2 \quad (2.23)$$

2.3 Calcário

O empreendimento mineiro objeto deste estudo explora um depósito mineral de calcário. Portanto, apresentar-se-á neste item, primeiramente, os conceitos mineralógicos e de gênese de rochas calcárias, importância e usos do calcário, e, por fim, aspectos de mercado deste bem mineral (recursos, reservas lavráveis e produção).

2.3.1 Mineralogia e Formação

O calcário é uma rocha sedimentar constituída essencialmente de carbonatos. O principal carbonato constituinte dos calcários é o carbonato de cálcio (CaCO_3), o qual pode ocorrer na forma de calcita ou aragonita (minerais com mesma composição química e estruturas cristalinas diferentes). Encontra-se também dolomita ($(\text{Ca}, \text{Mg})(\text{CO}_3)_2$), em diversos valores de teor, dependendo das condições geológicas do local e na época de deposição. A rocha constituída basicamente deste mineral é denominada dolomito (SAMPAIO; ALMEIDA, 2008) (TOMÁS, 2007).

Os calcários também são constituídos, além dos carbonatos de cálcio e magnésio, por impurezas, representadas principalmente por argilominerais (caulinita, ilita, clorita, etc.), podendo estar presentes também aluminossilicatos na forma de feldspato e mica, sulfetos, sulfatos, fosfatos, compostos de ferro (limonita e pirita), entre outros. Tais impurezas são prejudiciais à aplicação dos calcários, e, portanto, comprometem o aproveitamento econômico do mesmo (SAMPAIO; ALMEIDA, 2008).

O calcário é originado da precipitação do carbonato de cálcio (CaCO_3), a qual pode ocorrer em vários ambientes deposicionais, desde eólicos à marinhos. Entretanto, salvo algumas exceções, a formação da rocha calcária se dá basicamente em ambiente marinho, onde a precipitação do carbonato de cálcio pode se dar em decorrência da baixa solubilidade deste mineral em água marinha, aliada ou não a condições de saturação, ou devido à morte de vidas marinhas, as quais produzem conchas constituídas em quase sua totalidade por carbonato de cálcio. (SAMPAIO; ALMEIDA, 2008) (SELLEY, 2005).

A deposição do CaCO_3 por precipitação química, ou seja, devido à baixa solubilidade e/ou à saturação no meio origina um calcário de alta qualidade, isto é, com elevado nível de pureza, passível de ser utilizado para fins nobres. Já o calcário advindo da deposição de organismos marinhos pode possuir uma quantidade considerável de impurezas devido à deposição de materiais argilosos, silicosos ou silte ferruginosos (SAMPAIO; ALMEIDA, 2008).

2.3.2 Aplicações

O calcário possui uma grande variedade de aplicações, as quais incluem: fabricação de cimentos, corretivo de solo, ração animal, produção de cal (CaO), produção de bens in-

dustriais tais como papel, plástico, tintas e vidros, composição de massas cerâmicas, decoração (rocha ornamental), processos metalúrgicos - especialmente pirometalurgia, tratamento de água, dentre outras (SAMPAIO; ALMEIDA, 2008). As características químicas/mineralógicas e granulométricas dos calcários variam em função de sua aplicação, de acordo com as necessidades dos respectivos processos.

O calcário utilizado como corretivo de solo, denominado calcário agrícola, é um dos principais usos do calcário produzido no Brasil, o qual representa mais de 21% do total produzido. Ainda, a produção de calcário para tal finalidade é fundamental para o país, dada a importância que o agronegócio representa para a balança comercial brasileira (SILVA, 2009).

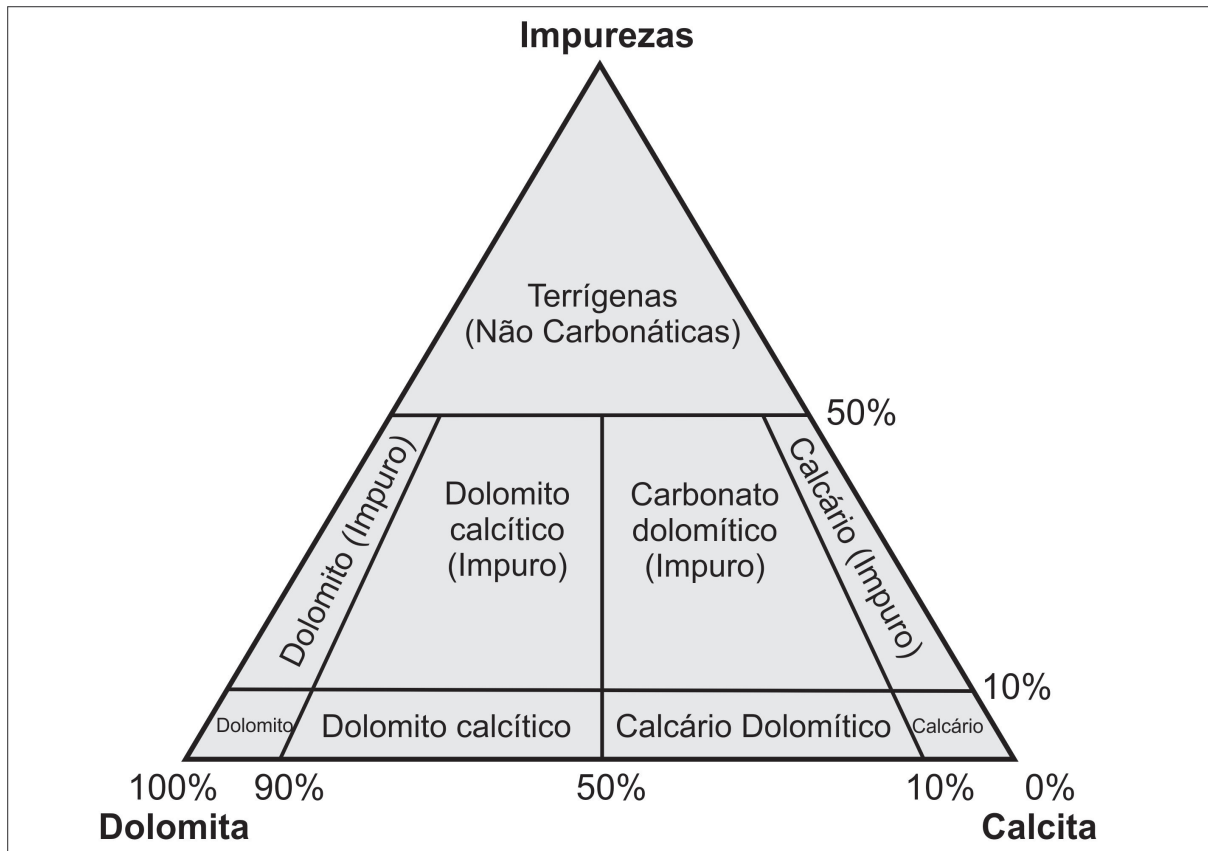
2.3.3 Classificação e Aspectos de Qualidade

A nomenclatura e a classificação de rochas carbonatadas são tópicos de grande debate, uma vez que há vários parâmetros que podem ser utilizados, tais como composição química, tamanho e tipo de grãos, conteúdo de lamas, porosidade, dentre outros (SELLEY, 2000). Na classificação mineralógica das rochas calcárias são geralmente consideradas as proporções de calcita, dolomita e componentes não carbonatados (impurezas) (SAMPAIO; ALMEIDA, 2008). Tais proporções, adicionadas em um diagrama ternário, resultam na classificação mineralógica mostrada na Figura 2.26, abordada em Machado (2016), onde se observa a localização das classes de calcários em função dos teores de calcita, dolomita e impurezas.

Apesar da representatividade da classificação mineralógica, esta não é comumente utilizada para descrever a qualidade do calcário em aplicações industriais, de tal forma que a classificação normalmente utilizada se baseia na composição química do calcário (SAMPAIO; ALMEIDA, 2008). A classificação química mais utilizada, de acordo com Tomás (2007), está relacionada com a quantidade (teor) de óxido de magnésio (MgO) presente na rocha. Desta forma, distinguem-se três classes: (i) Calcário Calcítico (MgO < 5%); (ii) Calcário Magnésiano ($5\% \leq \text{MgO} \leq 12\%$), e; (iii) Calcário Dolomítico (MgO > 12%).

As especificações dos calcários como produtos variam de acordo com a função do produto final, de tal forma que são considerados parâmetros distintos conforme o uso. Desta forma, calcários utilizados in natura são controlados quanto às especificações físicas (durabilidade e degradação); calcários utilizados nas indústrias de papel, plástico, vidro, siderúrgicas, entre outras são submetidos a um controle tanto químico (CaO, MgO, SiO₂, Fe₂O₃, Al₂O₃, etc) quanto físico (granulometria); e calcários para fins nobres, submetidos a um controle rígido de granulometria e alvura, além dos demais parâmetros químicos (SAMPAIO; ALMEIDA, 2008).

Figura 2.26 – Classificação mineralógica de rochas que contém pelo menos 50% de carbonato em sua composição.



Fonte: Modificado de (MACHADO, 2016)

O calcário agrícola, responsável por grande parte da produção nacional de calcário, é controlado a partir dos seguintes parâmetros: teor e natureza química dos constituintes neutralizantes; teores de CaO e MgO; granulometria; reatividade; e efeito residual. No caso do calcário agrícola, a qualidade é dada principalmente pelo Poder Relativo de Neutralização Total (PRNT), calculado a partir do Poder de Neutralização (PN) e da Reatividade (RE) do calcário (SILVA, 2009). As definições e especificações dos parâmetros de qualidade de calcários agrícolas estão prescritos na Instrução Normativa (IN) N° 35, de 04 de julho de 2006, da Secretaria de Defesa Agropecuária do Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA).

O Poder de Neutralização (PN), de acordo com a IN 35/2006, refere-se à “capacidade potencial total de bases neutralizantes contidas em corretivo de acidez, expressa em equivalente de Carbonato de Cálcio Puro (% E CaCO_3)” (BRASIL, 2006, p. 1). Já a Reatividade (RE) corresponde ao “valor que expressa o percentual (%) do corretivo que reage no solo no prazo de 3 (três) meses” (BRASIL, 2006, p. 1), sendo uma função da granulometria do material, cujos intervalos de frações granulométricas e seus respectivos valores de Reatividade estão prescritos também na IN 35/2006 (BRASIL, 2006). Por fim, o PRNT, calculado a partir dos dois parâmetros anteriores, é o conteúdo de neutralizantes que reagirá com o solo no

prazo de 3 (três) meses. O PRNT é calculado então pela seguinte relação:

$$PRNT(\%) = (PN * RE)/100 \quad (2.24)$$

As especificações mínimas dos produtos para corretivos de acidez estão prescritas também na IN 35/2006. A qualidade mínima dos produtos é dada pelos valores de PN, soma dos óxidos CaO e MgO e PRNT (Tabela 2.1).

Tabela 2.1 – Parâmetros de qualidade mínimos para corretivos de acidez.

Material Corretivo de Acidez	PN Mínimo	Soma CaO (%) + MgO (%)	PRNT Mínimo
Calcário Agrícola	67	38	45
Calcário Calcinado Agrícola	80	43	54
Cal Hidratada Agrícola	94	50	90
Cal Virgem Agrícola	125	68	120
Outros corretivos	67	38	45

Fonte: Adaptado de (BRASIL, 2006)

2.3.4 Recursos Minerais e Produção

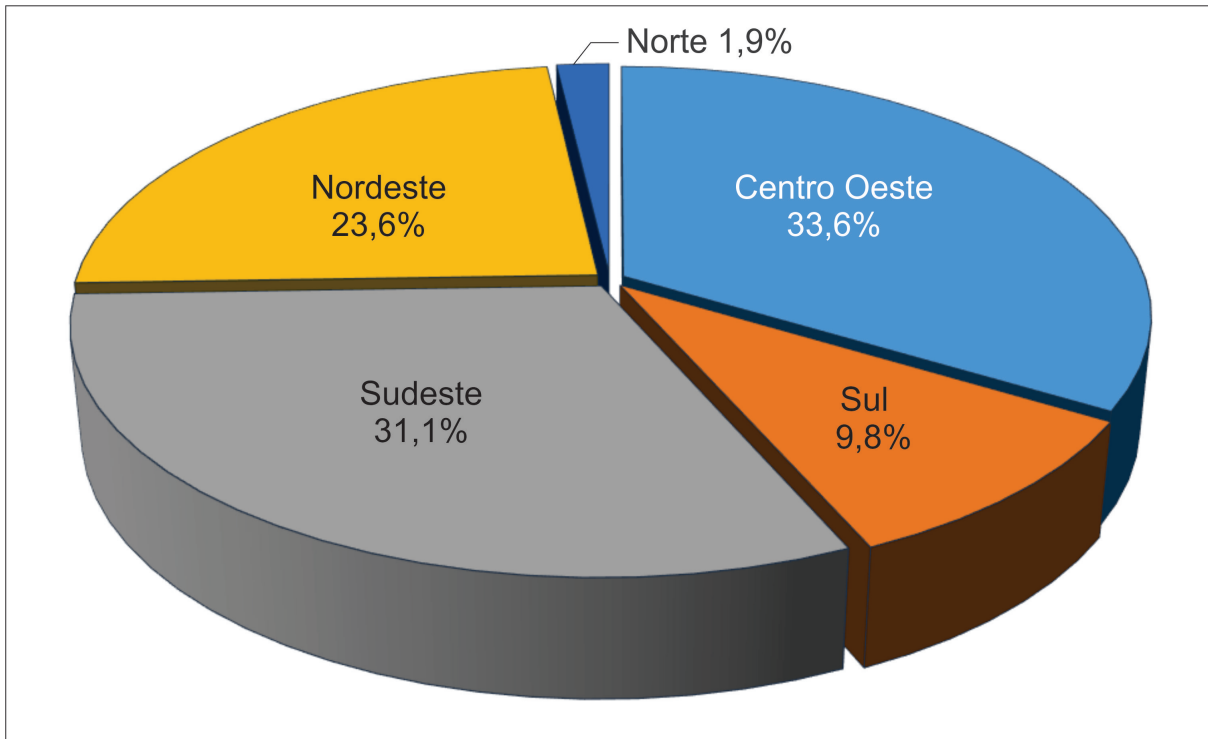
Os recursos minerais nacionais catalogados, de acordo com o levantamento feito pelo Departamento Nacional de Produção Mineral (DNPM) em 2010 (DNPM, 2010), são de 101,52 bilhões de toneladas, incluindo recursos medidos, indicados e inferidos. Entretanto, constituem reservas lavráveis, no ato do censo, 25,35 bilhões de toneladas.

Os três estados brasileiros detentores dos maiores recursos de calcário (DNPM, 2010) são os estados do Mato Grosso do Sul (19,6%), Minas Gerais (11,1%) e Goiás (8,3%). Entretanto, em termos de reservas lavráveis, as maiores estão atribuídas aos estados de Minas Gerais (22,7%), Goiás (13,8%) e Paraná (9,7%).

A partir do Anuário Mineral Brasileiro 2010 (DNPM, 2010), observa-se que, naquele ano, as três regiões brasileiras detentoras dos maiores recursos minerais de calcário eram a Centro Oeste (33,6%), Sudeste (31,1%) e Nordeste (23,6%). A Figura 2.27 mostra um gráfico contendo as proporções de recursos de calcário para as cinco regiões brasileiras, elaborado a partir das informações disponíveis no Anuário Mineral Brasileiro 2010 (DNPM, 2010).

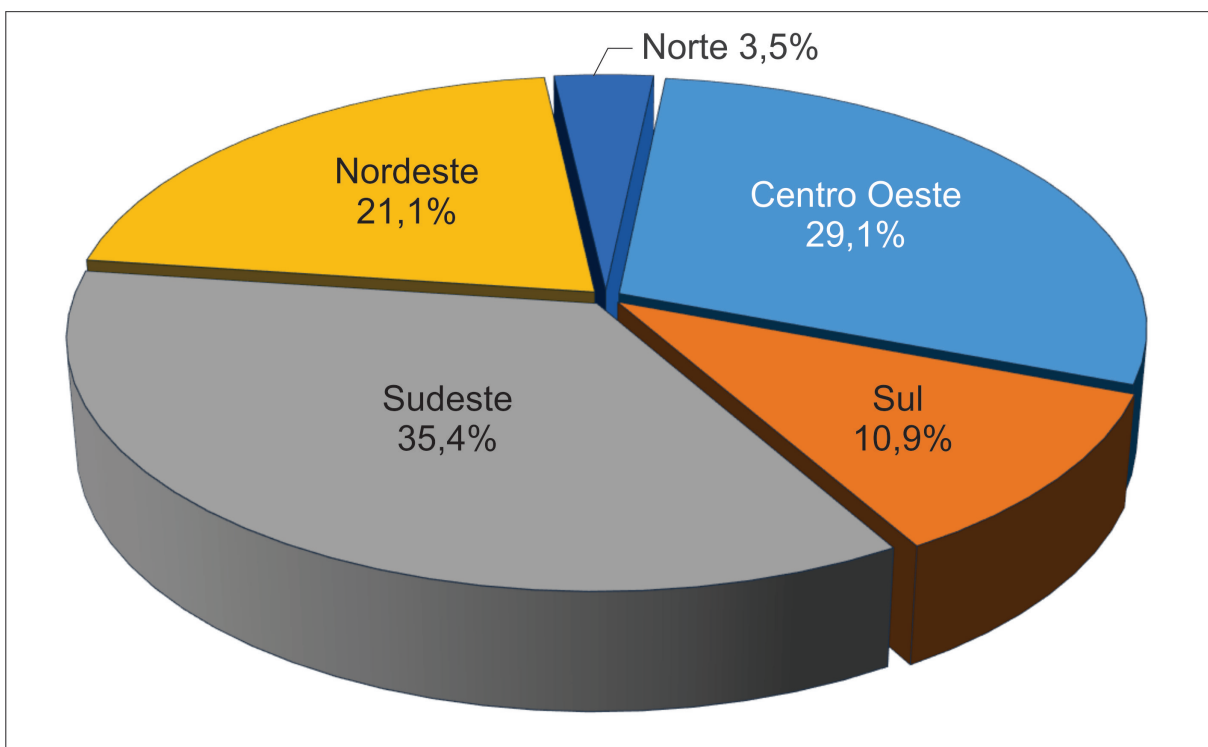
As reservas lavráveis de calcário, também segundo o Anuário Mineral Brasileiro 2010 (DNPM, 2010), estavam, naquele ano, nas regiões Sudeste (35,4%), Centro Oeste (29,1%) e Nordeste (21,1%) (Figura 2.28). Nota-se a maior participação da região Sudeste em virtude do estado de Minas Gerais, responsável, naquele ano, por 22,7% do total da reservas lavráveis nacionais.

Figura 2.27 – Recursos minerais de calcário por regiões segundo DNPM (2010).



Fonte: O autor (2017)

Figura 2.28 – Reservas lavráveis de calcário por regiões brasileiras segundo (DNPM, 2010).



Fonte: O autor (2017)

Informações mais recentes sobre recursos e reservas lavráveis de calcário não se encontram atualmente disponíveis a nível nacional, principalmente pelo fato de que as informações, quando disponíveis, estão vinculadas à produção de calcário para fins de corretivo de acidez de solos (calcário agrícola), além da grande participação de empresas de pequeno a médio porte na produção de calcário.

O estado de Goiás, de acordo com informações do Ministério de Minas e Energia/Departamento Nacional de Produção Mineral (CARVALHAES *et al.*, 2015), possui 11,88 bilhões de toneladas de recursos minerais (medidos, indicados e inferidos) de calcário, divididos em calcários agrícola, para cal, para cimento e para ração animal (Tabela 2.2).

Tabela 2.2 – Inventário de recursos minerais de calcário por produto para o estado de Goiás no ano de 2014⁽¹⁾

Produto	Recurso		
	Medido (t)	Indicado (t)	Inferido (t)
Calcário Agrícola	2.103.316.288,15	794.995.216,32	1.077.417.060,00
Calcário p/ Cal	426.019.986,00	76.592.160,00	68.872.849,00
Calcário p/ Cimento	4.541.510.811,00	2.539.647.688,00	96.738.083,00
Calcário p/ Ração	89.710.033,39	51.117.156,00	16.906.704,00

⁽¹⁾ Informações extraídas do Desempenho do Setor Mineral (MME/DNPM, 2015)

Fonte: O autor (2017)

No que tange à produção, de acordo com (SILVA, 2009), o calcário é produzido por um grande número de empresas, mas a produção está concentrada de tal forma que a produção das dez maiores empresas correspondem a mais de um terço da produção total, direcionada principalmente para a indústria de cimento.

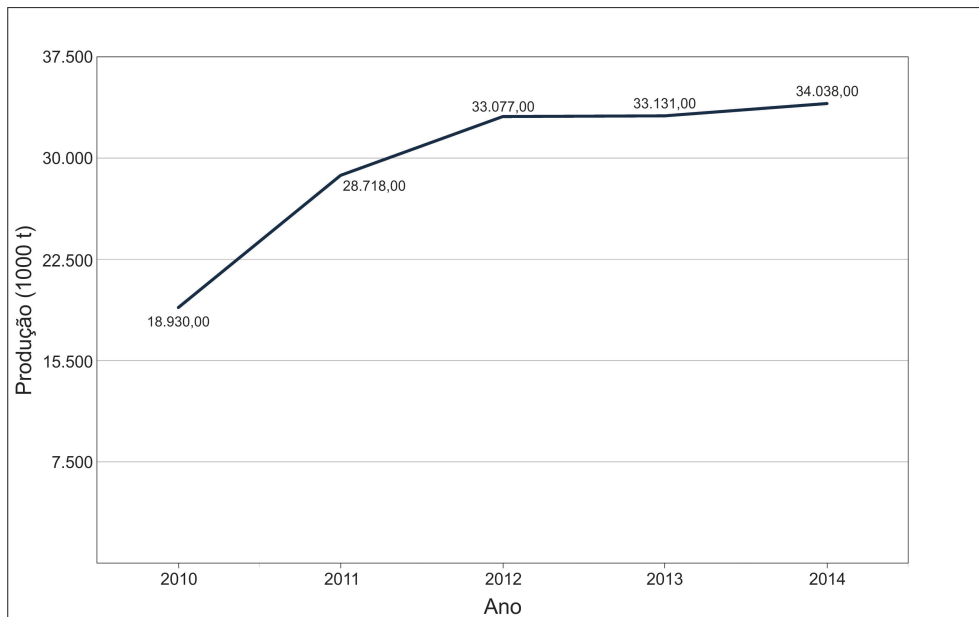
Os dados oficiais atuais referentes à produção de calcário, a nível nacional, estão relacionados somente à produção de calcário agrícola, tornando difícil a mensuração da produção total de calcário no país. Entretanto, há informações sobre produção, de forma detalhada, em relatórios de desempenho mineral de alguns estados. Portanto, as discussões sobre a produção de calcário a nível nacional ficam restritas à produção de calcário agrícola.

A produção nacional (calcário agrícola) em 2014 foi aproximadamente 34,038 milhões de toneladas, um aumento de 2,7% em relação ao ano anterior (MARTINS JÚNIOR, 2015). Somente o estado de Goiás foi responsável, naquele ano, por 13% da produção nacional, com 4.422.703 toneladas (DNPM, 2015). A Figura 2.29 mostra a evolução da produção nacional de calcário agrícola entre os anos de 2010 e 2014, e a Figura 2.30, as produções de calcário agrícola no estado de Goiás, também entre 2010 a 2014, cujas informações foram extraídas do Sumário Mineral 2015 (DNPM, 2013; DNPM, 2014; DNPM, 2015) e do Desempenho Mineral dos Estados de Goiás e do Distrito Federal (CARVALHAES *et al.*, 2015), respectivamente.

A produção de calcário vem tendo participação expressiva na arrecadação da Compensação Financeira pela Exploração de Recursos Minerais (CFEM), o que contribui para a

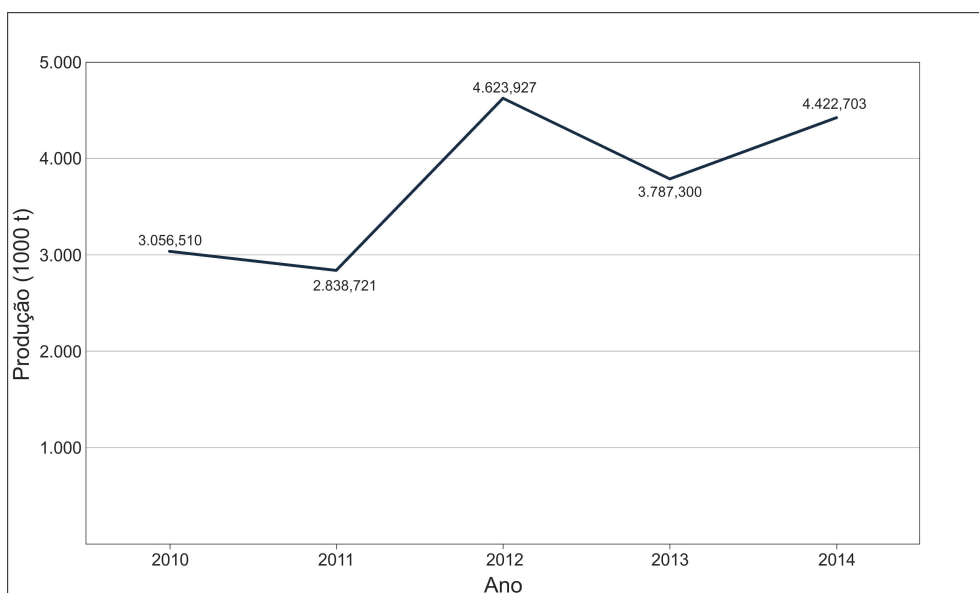
melhoria da qualidade de vida dos municípios produtores. No ano de 2014 foi responsável por 3,7% da arrecadação nacional, sendo menor apenas que a arrecadação relativa à produção de cobre (5,5%) e de ferro (63,3%) (DNPM, 2015). Ainda, a produção de calcário agrícola é fundamental para o país, visto a importância que o agronegócio brasileiro representa na balança comercial.

Figura 2.29 – Produção nacional de calcário agrícola no período de 2010 a 2014.



Fonte: O autor (2017)

Figura 2.30 – Produção de calcário agrícola no estado de Goiás e no Distrito Federal no período de 2010 a 2014.



Fonte: O autor (2017)