



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS

INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS

PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOCIÊNCIAS
ÁREA DE METALOGÊNESE

RODRIGO PARREIRA DA NÓBREGA

Análise espacial ‘*knowledge-driven*’ e ‘*data-driven*’: o uso das lógicas booleana, fuzzy e redes neurais para geração de mapas de favorabilidade mineral na região centro-leste da Bahia

Dissertação de Mestrado apresentada ao Instituto de Geociências como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Geociências pelo Departamento de Metalogênese e Geoquímica.

Orientador: Prof. Dr. Carlos Roberto de Souza Filho

Co-Orientador: Prof. Dr. Ardemírio de Barros Silva

Este exemplar corresponde à redação final da tese defendida por Rodrigo P. da Nóbrega e aprovada pela Comissão Julgadora em 31/08/2001

Carlos R. S. Filho

ORIENTADOR

CAMPINAS - SÃO PAULO

Agosto – 2001

UNICAMP
BIBLIOTECA CENTRAL
SEÇÃO CIRCULANTE

202345

**FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DO IG - UNICAMP**

Nóbrega, Rodrigo Parreira

N669a Análise espacial “knowledge-driven” e “data-driven”: o uso das lógicas booleana, fuzzy e redes neurais para geração de mapas de favorabilidade mineral na região centro-leste da Bahia /Rodrigo Parreira da Nóbrega - Campinas, SP: [s.n.], 2001.

Orientador: Carlos Roberto de Souza Filho

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Geociências.

1. Sistema de Informação Geográfica (SIG). 2. Redes Neurais. 3. Exploração Mineral. I. Souza Filho, Carlos Roberto de.
- II. Universidade Estadual de Campinas. Instituto de Geociências.
- III. Título.

**UNICAMP
BIBLIOTECA CENTRAL
SEÇÃO CIRCULANTE**



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS

INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS

PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOCIÊNCIAS
ÁREA DE METALOGÊNESE

AUTOR: Rodrigo Parreira da Nóbrega

Análise espacial '*knowledge-driven*' e '*data-driven*': o uso das lógicas booleana, fuzzy e redes neurais para geração de mapas de favorabilidade mineral na região centro-leste da Bahia

ORIENTADOR: Prof. Dr. Carlos Roberto de Souza Filho

Aprovada em: 31/08/01

PRESIDENTE: Prof. Dr. Carlos Roberto de Souza Filho

EXAMINADORES:

Prof. Dr. Carlos Roberto de Souza Filho (IG-UNICAMP)

Prof. Dr. José Carlos Sícoli Seoane (IG-UFPE)

Prof. Dr. Álvaro Penteado Crosta (IG-UNICAMP)

Three handwritten signatures are written over three horizontal lines. The top signature is clearly legible as "Carlos Roberto de Souza Filho".

Campinas, 31 de Agosto de 2001

UNICAMP
BIBLIOTECA CENTRAL iii
SEÇÃO CIRCULANTE



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS

INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS

PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOCIÊNCIAS
ÁREA DE METALOGÊNESE

Análise espacial ‘*knowledge-driven*’ e ‘*data-driven*’: o uso das lógicas booleana, fuzzy e redes neurais para geração de mapas de favorabilidade mineral na região centro-leste da Bahia

RESUMO

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Rodrigo Parreira da Nóbrega

O objetivo desta pesquisa foi o de realizar análises espaciais através de Sistema de Informações Geográficas visando a produção de mapas de favorabilidade, ou mapas potenciais, para diversos bens minerais na região centro-leste do Estado da Bahia.

De posse de um banco de dados geológico, geofísico e geoquímico, o estudo compreendeu a conversão dos dados para um formato adequado; o desenvolvimento de uma nova técnica, denominada Gradiente INR, para auxílio na interpolação de dados discretos; o extenso processamento de dados de modo a se extrair as informações necessárias para as análises; e a produção final de mapas de favorabilidade mineral.

Duas abordagens distintas de análise espacial foram avaliadas. A procura de áreas potenciais para depósitos sem ocorrências conhecidas na região estudada, como no caso de mineralizações de níquel, foi efetuada por uma abordagem guiada pelo conhecimento (*knowledge-driven*). Neste tipo de análise foi fundamental a definição de um modelo metalogenético descritivo para depósitos de níquel, o qual foi adaptado aos dados disponíveis. Norteados por esse modelo, os dados foram ponderados e combinados através das lógicas booleana e fuzzy. Os mapas de favorabilidade gerados a partir do operador fuzzy Gama mostraram-se superiores àqueles obtidos através dos operadores booleanos.

A definição de áreas potenciais para depósitos previamente conhecidos na região (aminato, ferro, manganês, entre outros) foi realizada com o auxílio das redes neurais artificiais, em uma abordagem guiada pelos dados (*data-driven*), fazendo uso de tecnologia de inteligência artificial. Os resultados obtidos através dessa análise foram interessantes, muito embora comprometidos em função da pequena quantidade de depósitos conhecidos na região, o que é essencial para análises *data-driven*.

UNICAMP
BIBLIOTECA CENTRAL
SEÇÃO CIRCULANTE



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS

INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS

PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOCIÊNCIAS

ÁREA DE METALOGÊNESE

Knowledge-driven and data-driven spatial analysis: the use of boolean-fuzzy logic and neural networks to mineral mapping potential in central-eastern Bahia State

ABSTRACT

MASTER DISSERTATION

Rodrigo Parreira da Nóbrega

This research focussed on the use of Geographical Information Systems to combine spatial data from different sources; to identify and describe spatial associations present in the data; and to use models for analysis and prediction of spatial phenomema related to mineral deposits (mineral potential mapping), in the central-eastern portion of the Bahia State, Brazil.

Employing geological, geophysical and geochemical data, the work involved several pre-processing and processing steps, including: (i) the conversion of heterogeneous datasets to a common format and coordinate system; (ii) the development of a new technique, named the 'INR Gradient', that allows a suitable interpolation of points to an area representation; (iii) an extensive data processing of thematic data aiming to extract useful information for input in the GIS analysis; (iv) and multi-map combination and decisive assembly of mineral potential maps for the study area.

Both data-driven and knowledge-driven mineral potential predictive models were investigated in this study. The prediction of Ni deposits, for which no information on occurrences were documented in the study area, was based on the knowledge-driven approach. Such analysis was made with the aid of a theoretic, descriptive metalogenetic model for Ni, which was adapted for the available geologic data. Guided by this descriptive model, the various input maps were weighted and combined using Boolean (index overlay) and Fuzzy (gamma operation) logic methods. Among the mineral potential maps yielded through such methods, those derived with the Fuzzy gamma operation proved superior, by better constraining the degree of favourability for Ni.

The prediction of mineral potential for known deposits in the study area (asbestos, iron, manganese and others) was made through the data-driven approach, and the various input maps were combined using artificial neural networks analysis. The results derived from this model were interesting though inhibited by the lack of a more representative number of occurrences for each type of deposit, a critical issue for the success in any data-driven modelling.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer aos meus pais, Gorgônio Nóbrega (*in memorian*) e Zalda Parreira por terem me ensinado que só levamos desta vida aquilo que vivemos e aprendemos.

A minhas duas irmãs, Doralice Vaz e Roberta Mendonça por sempre acreditarem naquilo que eu tive vontade de fazer.

Considero-me privilegiado por ter, na verdade, dois orientadores nessa dissertação. Meus agradecimentos aos doutores Carlos Roberto de Souza Filho e Ardemírio de Barros Silva.

Agradeço à Companhia Baiana de Pesquisa Mineral (CBPM) por ter disponibilizado os dados do Projeto Itaberaba, sem os quais essa dissertação não teria sido possível.

Agradeço ainda ao CNPq por ter financiado a bolsa de estudos sem a qual este Mestrado não teria sido realizado.

Daniela Borges, sem a sua companhia a conclusão deste trabalho seria muito mais difícil. Muito obrigado!

Não posso deixar de lembrar que tive professores na graduação, como Vassily Rolim, e geólogos para os quais fui estagiário, como João Christophe e Helius Guimarães, que me ensinaram a ter prazer lidando tanto com a geologia quanto com geotecnologias, sempre com a cabeça fresca.

Eu agradeço aos amigos de infância e adolescência Renato Bueno e Olavo Rocha por terem me ajudado a ser quem sou.

Aos amigos geólogos de Belo Horizonte Marcos 'Punk' Campello, Fernando 'Cercano' Cançado, Juliano 'B.O.' Maciel, Fernando Laureano, e amigas Sirley Oliveira, Ana Paula Barroso, Elisa Resende e Danielle Piuzana, meu muito muito obrigado.

E, claro, aos amigos que fiz em Campinas durante o Mestrado: Marcelo 'Carrera' Carvalho & Tati de Almeida, Alessandro 'Frangão' Silva, José Renato Nogueira, Guilherme Kroll, Maria Irian Duarte, Rigoberto Cainzos, André Gonçalves e Ronaldo Macedo. Valeu!

Por favor perdoem as omissões, mas o espaço é curto e o tempo urge.

Finalmente eu gostaria de agradecer a Francisco França pelo prazer de ouvir um bom barulho. Da lama ao caos, do caos à lama. Bom descanso, Chico Science.

ÍNDICE

RESUMO	iv
ABSTRACT	v
Agradecimentos	vi
Índice	vii
Índice de Figuras	ix
Índice de Tabelas	x
CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO	1
Introdução	1
<hr/>	
CAPÍTULO 2 - GRADIENTE DO ÍNDICE NORMALIZADO DE RESÍDUOS: UMA TÉCNICA COMPLEMENTAR PARA A INTERPOLAÇÃO DE DADOS DISCRETOS	4
2.1. Introdução	4
2.2. Materiais	5
2.3. Determinação da autocorrelação	6
2.4. Pré-processamento dos dados geofísicos	9
2.5. Determinação do método de interpolação ideal	10
2.6. Método para a avaliação da resolução ideal: o Gradiente INR	12
2.7. Verificação do método	16
2.8. Conclusões	18
CAPÍTULO 3 - ANÁLISE ESPACIAL GUIADA PELO CONHECIMENTO (KNOWLEDGE-DRIVEN): UM ESTUDO DE CASO NA REGIÃO CENTRO-LESTE DA BAHIA UTILIZANDO LÓGICAS BOOLEANA E FUZZY	20
3.1. Introdução	20
3.2. Geologia regional	21
3.3. Base de dados	23
3.4. Modelo metalogenético	24
3.5. Métodos de processamento de dados	27
3.5.1. Geologia	27
3.5.2. Geofísica	29
3.5.2.1. Magnetometria	29
3.5.2.2. Gamaespectrometria	34
3.5.3. Geoquímica	36
3.6. Análise booleana	41
3.7. Análise fuzzy	44

3.8. Discussões	48
3.9. Conclusões	50
CAPÍTULO 4 - ANÁLISE ESPACIAL GUIADA PELOS DADOS (DATA-DRIVEN): O USO DE REDES NEURAIAS PARA AVALIAÇÃO DO POTENCIAL POLI-MINERÁLICO NA REGIÃO CENTRO-LESTE DA BAHIA	
4.1. Introdução	52
4.2. Geologia regional	53
4.3. Base de dados	54
4.4. Métodos de processamento de dados	54
4.4.1. Geologia e Geofísica	54
4.4.2. Geoquímica	55
4.5. Análise por redes neurais	55
4.6. Discussão dos resultados	61
4.7. Conclusões	62
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	64
ANEXO 1	69
Mapa litológico original	70
Mapa geológico generalizado	71
ANEXO 2	72
Softwares utilizados	72

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1. Representação da informação geográfica em camadas.	2
Figura 2.1. As relações espaciais Rook, Bishop e Queen.	7
Figura 2.2. Histogramas para comparação de I e C para os dados geofísicos do Projeto Itaberaba-Belmonte.	9
Figura 2.3. Suavização dos valores em uma superfície gerada por krigagem.	11
Figura 2.4. Variação do Índice Normalizado de Resíduos (INR) para diferentes resoluções e métodos de interpolação de dados do canal de Contagem Total.	14
Figura 2.5. Comparação entre INR Esperado (INRE) e INR Obtido (INRO).	15
Figura 2.6. Visualização do Gradiente INR para a área do Projeto Itaberaba-Belmonte.	16
Figura 2.7. Verificação do método do Gradiente INR sobre os dados geofísicos do Projeto Rio das Velhas.	17
Figura 2.8. Comparação entre a krigagem com parâmetros de espaçamento definidos pelo Gradiente INR (175m) e pela Frequência de Nyquist (500m).	18
Figura 3.1. Mapa geológico da porção centro-oriental do Estado da Bahia.	22
Figura 3.2. Método utilizado no processamento dos dados geológicos.	28
Figura 3.3. Campo magnético local antes da filtragem de ruídos.	30
Figura 3.4. Espectros de Fourier para o campo magnético local, antes e depois da aplicação de filtro cosseno bidirecional.	30
Figura 3.5. Campo magnético local corrigido.	31
Figura 3.6. Anomalias magnéticas de campo local e sinal analítico.	32
Figura 3.7. Etapas do processamento dos dados aeromagnetométricos.	33
Figura 3.8. Mapas de contagem total, potássio, tório e urânio.	35
Figura 3.9. Mapas de anomalias radiométricas de contagem total, potássio, tório e urânio.	36
Figura 3.10. Processamento dos dados aerogamaespectrométricos.	37
Figura 3.11. Modelo Digital de Terreno e sub-bacias geradas a partir deste e da rede de drenagens.	38
Figura 3.12. Refinamento das bacias de captação.	39
Figura 3.13. Bacias de captação representadas por teores de Níquel em ppm, ponderados pelo Índice de Sinuosidade	40
Figura 3.14. Mapas de Anomalias Geoquímicas de sedimento de corrente.	40
Figura 3.15. Processamento dos dados geoquímicos.	41
Figura 3.16. Mapa de favorabilidade para mineralizações de níquel segundo análise booleana.	43
Figura 3.17. Definição da pertinência fuzzy (fuzzy membership) para detalhe da imagem de magnetometria - campo local.	44
Figura 3.18. Função Pertinência Fuzzy para teores de níquel.	45
Figura 3.19. Mapa de favorabilidade para mineralizações de níquel, segundo análise fuzzy. $\gamma = 0.7$.	47
Figura 3.20. Mapa de favorabilidade para mineralizações de níquel, segundo análise fuzzy. $\gamma = 0.9$.	48
Figura 3.21. Comparação entre as análises booleana e fuzzy (com $\gamma = 0.7$).	50

Figura 4.1. Ocorrências minerais na região de Itaberaba.	53
Figura 4.2. Processamento dos dados geoquímicos.	55
Figura 4.3. Arquitetura da rede neural artificial utilizada neste estudo.	56
Figura 4.4. Determinação dos vetores da camada de entrada.	57
Figura 4.5. Definição de um cluster através de uma Função de Base Radial (RBF).	58
Figura 4.6. Mapa de favorabilidade mineral para amianto, antes e após a aplicação da máscara.	59
Figura 4.7. Mapas de favorabilidade mineral segundo análise por redes neurais.	60, 61

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 2.1. Valores de I e C para os dados geofísicos na área do Projeto Itaberaba-Belmonte.	8
Tabela 2.2. Exemplo do cálculo do INR para o canal de Contagem Total.	12
Tabela 3.1. Modelos de mineralização de níquel.	25
Tabela 4.1. Ocorrências minerais na área estudada.	54
Tabela 4.2. Dados utilizados na análise por redes neurais.	59

Introdução

Com o advento dos Sistemas de Informações Geográficas (SIG), a partir da década de 1960, inúmeras técnicas foram desenvolvidas para auxiliar na interpretação e análise de dados espaciais. Métodos que se utilizam de álgebra cartográfica e métodos de extração de significado a partir de dados multi-temáticos representam um enorme avanço em comparação à simples integração e visualização de dados disponíveis em qualquer SIG.

Diversas definições de SIG podem ser encontradas em Maguire *et al.* (1991), porém uma definição simples é dada por Bonham-Carter (1994), que define SIG como um sistema computacional que gerencia dados espaciais. Segundo este autor, estes sistemas tiveram um tremendo impacto em muitos campos de aplicação, por permitir a manipulação e análise de camadas (*layers*) individuais de dados espaciais (Figura 1.1), e por fornecerem ferramentas para análise e modelamento das inter-relações entre essas camadas. A pesquisa mineral, especificamente, necessita de considerações simultâneas de diversos tipos de evidências espaciais para os depósitos minerais, como geologia, estruturas, e características geoquímicas e geofísicas de uma região, bem como da localização de depósitos previamente conhecidos.

Harris *et al.* (2000) descreveram as características de consulta, manipulação, visualização e análise de dados de um SIG, e como estas ferramentas têm sido usadas na geração de mapas de favorabilidade (ou potencial) mineral através da análise espacial. Bonham-Carter (1994) define **análise espacial** como o processo de inferência de significados a partir dos dados, o que deve ser usado como fator para predição de áreas de favorabilidade através de modelos de mineralização. Em pesquisa mineral, mapas de favorabilidade representam áreas classificadas (ou ordenadas) indicando o maior ou menor potencial de ocorrência de depósitos minerais ainda por serem descobertos.

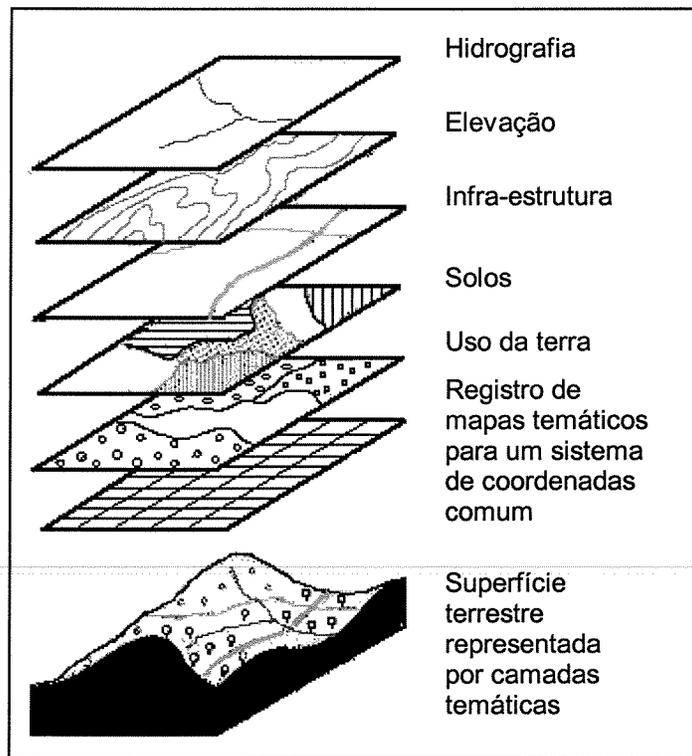


Figura 1.1. Representação da informação geográfica em camadas, característica do SIG

Bonham-Carter (1997) classifica as várias técnicas de mapeamento de potencial mineral em duas abordagens distintas: a *knowledge-driven*, onde os parâmetros do modelo de mineralização são definidos por um especialista, e que compreende os métodos de lógica booleana e fuzzy e a crença Dempster-Shafer; e a *data-driven*, na qual o modelo é calculado a partir dos dados (ocorrências conhecidas), compreendendo os métodos da Regressão Logística, Ponderação de Evidências e Redes Neurais.

O objetivo dessa pesquisa foi testar essas duas abordagens - *knowledge-driven e data-driven* – para geração de mapas de favorabilidade de metais e outros bens minerais econômicos na região centro-leste do Estado da Bahia (Folha de Itaberaba), utilizando mapas evidenciais obtidos do processamento de dados geológicos, geofísicos e geoquímicos.

Diversos foram os desafios encontrados na geração desses mapas evidenciais, entre os quais destacam-se aqueles enfrentados para a confecção de superfícies contínuas a partir de dados discretos (e.g., geofísicos, geoquímicos, plani-altimétricos). Devido às particularidades de cada

tipo de dado, diferentes métodos de interpolação podem ser mais adequados a cada caso. O critério de escolha do método de interpolação pode ser fornecido através do cálculo do Índice Normalizado de Resíduos (INR) (Berry, 1997), que indica, dentre os métodos analisados, qual teria gerado uma superfície cujos valores mais se aproximam da distribuição original. Contudo, este critério não se refere à escala, ou ao detalhamento desta interpolação. O desenvolvimento de uma técnica genérica que permitisse estabelecer um critério de escolha da escala, ou resolução espacial ideal na qual os dados devem ser interpolados é apresentado no Capítulo 2.

A aplicação, neste estudo, das duas abordagens de análise espacial foi diferenciada devido às particularidades de cada método. O uso da abordagem *knowledge-driven*, por sua definição conceitual e dependente de um modelo de mineralização pré-estabelecido, segue as recomendações de Rangel *et al.* (1988) de que a área de estudo reúne vários aspectos que atestam sua predisposição para ocorrências de mineralizações de níquel, e utiliza-se das lógicas booleana e fuzzy para determinar mapas de favorabilidade para este bem mineral. Esse assunto é abordado de forma independente no Capítulo 3.

Já na abordagem guiada pelo dados (*data-driven*), realizada através do método das redes neurais artificiais, não foi possível a determinação de mapas de favorabilidade para níquel, uma vez que este método depende de pontos de treinamento (representados por ocorrências minerais conhecidas, neste caso depósitos de níquel) não existentes na área. Optou-se, deste modo, pela determinação de mapas de favorabilidade para aqueles bens minerais cujas ocorrências são conhecidas, a saber: amianto, apatita, calcário, feldspato, ferro, manganês, talco e quartzo/cristal de rocha. Os resultados desse estudo são apresentados no Capítulo 4.

O desenvolvimento e os resultados de cada um dos estudos comentados em epígrafe foram redigidos sob a forma de capítulos independentes, visando à publicação dos mesmos como artigos em revistas arbitradas. De modo a apresentá-los sob a forma de dissertação procurou-se evitar, ao máximo, a repetição de figuras e dados entre os capítulos, embora uma ou outra exceção tenha sido inevitável.

Gradiente do Índice Normalizado de Resíduos: uma técnica complementar para a interpolação de dados discretos

2.1. INTRODUÇÃO

Existem diversas situações dentro das geociências onde a visualização de informações de distribuição discreta, como aquelas oriundas de dados geoquímicos e geofísicos, pode ser realçada sob a forma de distribuições contínuas. Pressupor valores intermediários em uma distribuição puntual no sentido de constituir superfícies contínuas, permite compreender, mais detalhadamente, a forma de corpos de minério ou a topografia de determinada área, por exemplo. Análises envolvendo áreas de risco, estabilidade de taludes, distribuição dos elementos químicos em solo ou medidas do campo magnético recebem auxílio valioso com o tratamento por superfícies contínuas.

A conversão de distribuições discretas em contínuas se dá através de métodos de interpolação. *Gridding* (ou gridagem) refere-se aos processos de interpolação de dados em uma malha de espaçamento constante, em um sistema de coordenadas específico (Musselman *et al.*, 2000). Existem diversos métodos disponíveis, cada um com suas particularidades e compreendendo vantagens e desvantagens próprias, dentre os quais podemos citar a triangulação (Dent, 1996), mínima curvatura (Briggs 1974; Swain 1976), inverso da potência da distância (Kekler 1994), vizinho mais próximo (Dent, 1996), regressão polinomial (De Boor 1962; Bhattacharya 1969), e krigagem (Krige 1966; Cressie 1990). Com exceção da triangulação, em todos os outros métodos a superfície resultante suaviza o valor da leitura em cada ponto.

Devido a estas características, alguns métodos são de maior utilidade nas geociências, particularmente em estudos metalogenéticos, e uma breve descrição será apresentada para cada um. A **triangulação** utiliza uma interpolação linear entre dois pontos próximos para estimar o

valor intermediário, forçando a superfície a passar pelo ponto (Dent, 1996). O método da **mínima curvatura** é uma técnica numérica para dados ortogonais, não-paralelos ou aleatórios, e gera superfícies onde a curvatura nos pontos amostrados tem a maior abertura possível (Briggs 1974; Swain 1976). O **inverso da potência da distância** considera que o valor de uma amostra tem influência sobre outra em uma razão inversa à distância entre elas, elevada a uma potência que considera a magnitude desta influência, sendo quanto maior a potência, menor a influência (Kekler 1994). A **regressão polinomial** pode ser utilizada em cálculos de resíduos, por gerar superfícies extremamente suavizadas, representando o melhor ajuste entre todos os pontos (De Boor 1962; Bhattacharya 1969). A **krigagem** é um método estatístico para dados aleatoriamente distribuídos, não-paralelos ou ortogonais (Musselman *et al.*, 2000) e considera heterogeneidades na distribuição dos valores, manipulando parâmetros variográficos como *slope*, *range*, e efeito pepita (Krige 1966; Cressie 1990).

Na avaliação do potencial metalogenético de uma área é freqüente o uso de dados geofísicos, geoquímicos e planialtimétricos, que exigem a geração de superfícies contínuas. Devido às particularidades de cada tipo de dado, diferentes métodos podem ser mais adequados a cada caso. O critério de escolha do método de interpolação pode ser fornecido através do cálculo do Índice Normalizado de Resíduos (INR, ver Barreto Neto, 2000), que indica, dentre os métodos analisados, qual teria gerado uma superfície cujos valores mais se aproximam da distribuição original. Apesar de fornecer parâmetros para a escolha do melhor método de interpolação, este critério não pode ser aplicado à definição da escala, ou detalhamento, desta interpolação.

O objetivo deste trabalho foi o de avaliar critérios para escolha do método ideal de interpolação e propor uma técnica genérica para a indicação da escala, ou resolução espacial, na qual os dados devem ser interpolados.

2.2. MATERIAIS

Dados aerogeofísicos, compreendendo a magnetometria (campo total) e a gamaespectrometria (canais de contagem total, potássio, tório e urânio), obtidos em linhas de

vãos com diferentes espaçamentos e sobre duas áreas geográfica e geologicamente distintas, foram utilizados para o desenvolvimento e verificação da técnica proposta nesse estudo.

Para o desenvolvimento do trabalho, adotar-se-á como referência o banco de dados adquiridos na região de Itaberaba, porção centro-oriental da Bahia. Esses dados foram gerados a partir de um levantamento aerogeofísico realizado em 1975, denominado Projeto Itaberaba-Belmonte, no âmbito de um convênio entre o Departamento Nacional da Produção Mineral (DNPM) e a Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais (CPRM). Esse levantamento foi realizado segundo a direção NS, a uma altura de vôo de 150 m, com espaçamento entre as linhas de vôo (*flight-lines*) de 1 Km e entre as linhas de controle (*tie-lines*) de 20 Km. As leituras do aeromagnetômetro foram realizadas a cada 100 metros e do aerogamaespectrômetro a cada 1 segundo.

A verificação do método proposto será feita num segundo banco de dados aerogeofísicos, gerado no Projeto Rio das Velhas-Quadrilátero Ferrífero (Minas Gerais), no âmbito de um convênio entre o DNPM e um consórcio de mineradoras (Hildebrand & Johnson, 1993). Esse levantamento foi realizado segundo várias direções (as linhas de vôo foram projetadas perpendicularmente à orientação preferencial das unidades geológicas), variando de N50E a N40W (esta última correspondendo à orientação das linhas de vôo aqui utilizadas). O espaçamento dos perfis foi fixado em 250 metros. As leituras do magnetômetro e do gamaespectrômetro foram feitas a cada 5 metros e 25 metros (em média), respectivamente. Durante a coleta de dados, a altura de vôo da aeronave foi mantida em 60 metros.

2.3. DETERMINAÇÃO DA AUTOCORRELAÇÃO

Para dados espaciais, a geração de uma superfície que represente a distribuição contínua de valores pontuais só é possível se existir uma autocorrelação espacial entre os dados. Isto implica que a representação gráfica de uma superfície só tem significado quando esta é gerada a partir de distribuições onde o valor em determinado ponto tem influência sobre aqueles localizados em sua proximidade. Normalmente, se existe a autocorrelação espacial entre os

dados, esta será exibida como similaridades entre regiões contíguas (Ord & Getis, 1995). A verificação da autocorrelação espacial é geralmente considerada como uma das primeiras tarefas na análise de dados geográficos.

Pode-se definir a autocorrelação espacial como a dependência de uma observação em um local em relação aos valores observados em outros locais amostrados (Jacquez, 1991), embora outras definições possam ser encontradas na literatura (e.g., Sawada, 1999). Uma autocorrelação espacial positiva implica, em geral, que amostras próximas tendem a ser mais semelhantes que amostras distantes. Dados com autocorrelação negativa têm relação inversa de proximidade (quanto mais distantes, mais semelhantes). Dados aleatórios, como estática ou ruído não-periódico, não possuem autocorrelação.

A quantificação da autocorrelação espacial pode ser feita através do cálculo dos Índices de Moran (I) e Geary (c) (cf. Barreto Neto 2000). Ambos os índices medem o grau de dependência de uma amostra em relação às suas vizinhas. Essas relações de vizinhança podem ser mensuradas pelas relações *Rook* (torre), *Bishop* (bispo) e *Queen* (rainha), em alusão aos movimentos das peças de Xadrez (Figura 2.1). Destas, a técnica mais utilizada é a que compreende a contigüidade pelo caso *Rook*. Esta técnica foi aplicada aos dados abordados nesse trabalho através do software ‘*Rook’s Case*’ (Sawada, 1999).

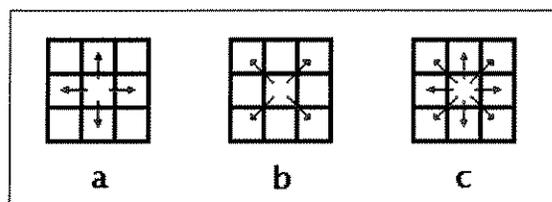


Figura 2.1. As relações espaciais Rook (a), Bishop (b) e Queen (c).

Ambos os índices, I e c , são calculados através do produto (denominado *general cross-product matrix*) entre uma matriz binária de conectividade W_{ij} (ou contigüidade), função da medida de continuidade nos dados originais, e uma matriz C_{ij} , que considera a medida de proximidade ou distância entre as amostras. Para dados em uma matriz irregular podem ser considerados adjacentes apenas os pontos dentro de uma distância específica.

O Índice de Moran é um coeficiente de correlação ponderado, e seu valor normalmente situa-se entre -1 e 1 . Contudo, o termo de ponderação (W_{ij}) pode ser responsável, em algumas situações, pelo posicionamento de I fora desta faixa. Quando I é positivo, as observações dentro de uma classe de distâncias (*distance class*) tendem a ser semelhantes; do contrário, I é negativo. Se não há autocorrelação espacial, como no caso de dados aleatórios, o valor de I é zero.

O Índice de Geary situa-se na faixa entre 0 e 2 , embora este não seja estritamente o seu limite máximo. Na ausência de autocorrelação espacial, c tem valor 1 . Se a autocorrelação é positiva, c será menor que 1 . Valores maiores que 1 indicam uma autocorrelação negativa.

A Tabela 2.1 e a Figura 2.2 apresentam os valores obtidos para os dados geofísicos da área de estudo (Projeto Itaberaba-Belmonte) no formato XYZ. Observa-se que ambos os índices indicam uma forte autocorrelação espacial positiva entre os dados, onde I é próximo de 1 e c é próximo de zero.

	Moran (I)	Geary (C)
Cont. Total	0.842	0.021
K	0.927	0.056
U	0.966	0.084
Th	0.940	0.054
Mag	0.781	0.019

Tabela 2.1. Valores de I e C para os dados geofísicos na área do Projeto Itaberaba-Belmonte.

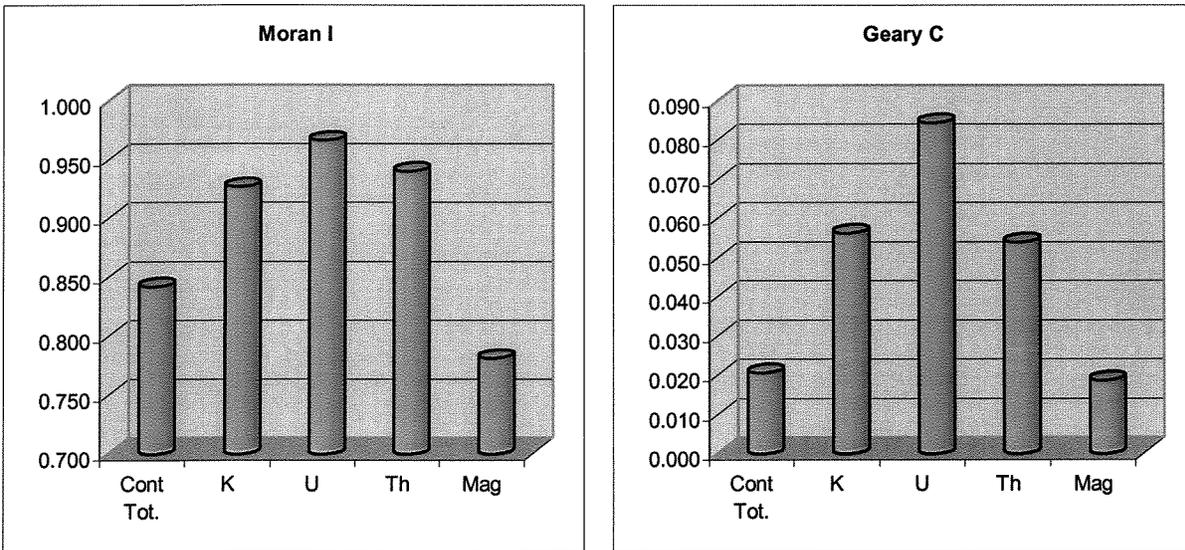


Figura 2.2. Histogramas para comparação de I e C para os dados geofísicos do Projeto Itaberaba-Belmonte.

Este resultado evidencia portanto a possibilidade de se gerar superfícies que representem os dados geofísicos pontuais de maneira contínua.

2.4. PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS GEOFÍSICOS

Dados magnetométricos e radiométricos, antes de serem interpolados, necessitam ser pré-processados para que tenham significado em aplicações geológicas.

A leitura do magnetômetro se refere aos valores do Campo Magnético Total no local do levantamento, incluindo-se aí tanto o magnetismo remanescente das rochas quanto o gerado pelo núcleo terrestre. Para se determinar o valor do campo anômalo, que corresponde à susceptibilidade magnética das rochas na região, deve-se retirar a influência do campo geomagnético. Neste estudo, duas abordagens foram utilizadas: a) pela determinação do campo residual, consistindo na diferença entre o campo magnético total e uma superfície polinomial de primeira ordem que passa pelos pontos amostrados; e b) pelo cálculo do campo local, ou da susceptibilidade magnética, retirando-se do campo total a superfície definida pelo IGRF (International Geomagnetic Reference Field) na época do levantamento (Amaral & Pascholati, 1998).

Os dados gamaespectrométricos são obtidos em contagens por segundo. Entretanto, esses dados somente fazem mais sentido para interpretação geológica quando convertidos em porcentagens (para o canal de potássio) e partes por milhão (para urânio e tório). De posse do tamanho do cristal detector de iodeto de sódio ativado presente no gamaespectrômetro, pôde-se determinar os parâmetros utilizados nesta transformação, seguindo-se os procedimentos descritos em Amaral & Pascholati (1998).

2.5. DETERMINAÇÃO DO MÉTODO DE INTERPOLAÇÃO IDEAL

Existem diversos métodos de interpolação disponíveis, e para cada conjunto de dados, um deles é mais apropriado. Pode-se considerar que o método ideal é aquele em que os valores da superfície resultante mais se aproximam dos valores originais dos dados, uma vez que, excetuando-se a Triangulação, todos os métodos implicam em uma suavização dos valores pontuais em diferentes intensidades, características de cada método. Berry (1997) propõe uma técnica denominada **Interpolação Justificável** (*Justifiable interpolation*) que compara, dentre as superfícies geradas por diferentes métodos, qual aquela que mais se aproxima dos valores originais através da análise residual das mesmas.

Resíduos de uma distribuição são calculados pela diferença entre o valor da amostra e o valor, no mesmo local, da superfície gerada por interpolação (Figura 2.3). Berry (1997) sugere o cálculo do Índice Normalizado Residual (INR) como parâmetro para avaliação da proximidade entre a superfície em questão e os dados originais. O INR é calculado através da razão entre a média dos resíduos absolutos (uma vez que não importa se a variação é positiva ou negativa) e a média dos valores amostrados (Tabela 2.2). Uma conclusão simples a respeito do INR indica que quanto menor o seu valor, mais próxima estará a superfície dos dados originais, uma vez que os resíduos serão menores.

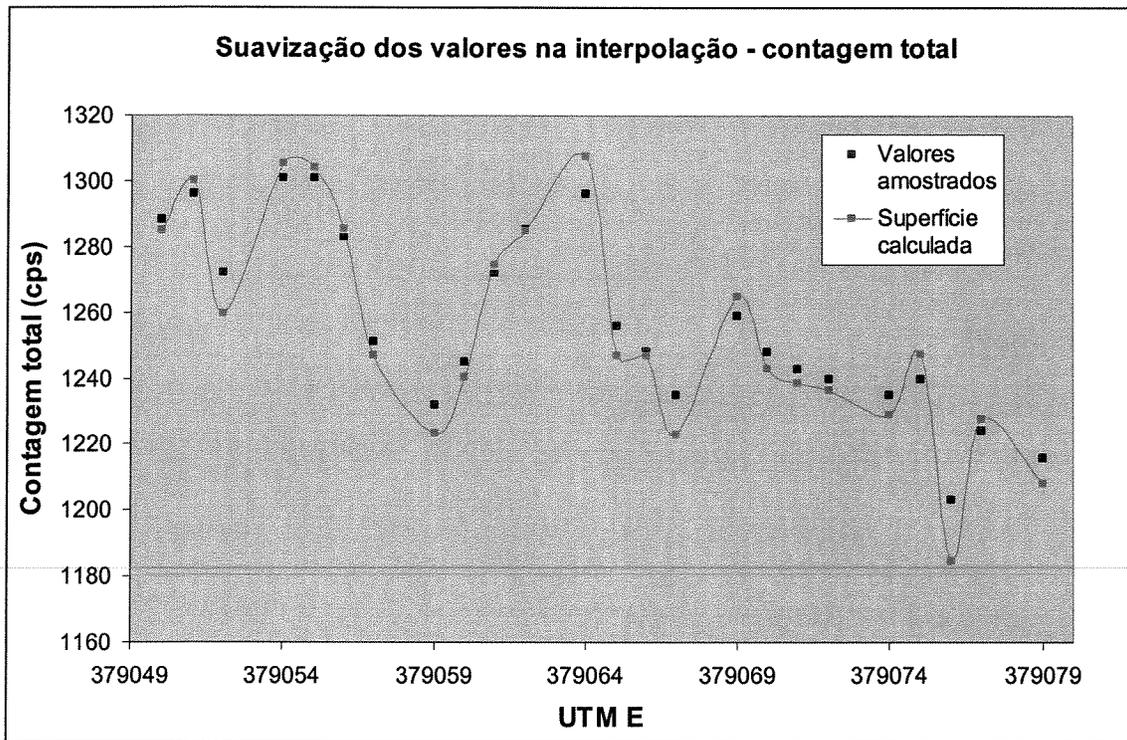


Figura 2.3. Suavização dos valores em uma superfície gerada por krigagem. Observar os resíduos entre o valor original e a superfície no perfil.

Esta solução, contudo, permite a identificação do melhor método de interpolação, porém, nada diz a respeito da escala ou resolução espacial na qual os dados devem ser gridados, parâmetro crítico e que interfere diretamente na magnitude dos resíduos. Visando equacionar e solucionar esse problema, a seguir, é proposto um método genérico para escolha da escala ideal de interpolação de dados.

UTM X	UTM Y	CT (cps)	Resíduos	Resíduos Abs.
391558	8617856	1461	-0.7810059	0.7810059
391557	8617759	1471	5.187256	5.187256
391556	8617662	1477	3.018066	3.018066
391555	8617565	1492	8.92334	8.92334
391555	8617468	1492	10.82483	10.82483
391554	8617371	1463	-6.370239	6.370239
391553	8617274	1477	5.743042	5.743042
391552	8617177	1474	-1.443726	1.443726
391552	8617080	1493	7.467651	7.467651
391551	8616982	1486	1.47522	1.47522
391550	8616885	1488	1.337769	1.337769
391549	8616788	1497	3.656494	3.656494
391548	8616691	1488	-0.189209	0.189209
391548	8616594	1484	-0.7471924	0.7471924
391547	8616497	1493	1.545532	1.545532
391546	8616400	1495	2.225342	2.225342
391545	8616303	1487	1.521973	1.521973
391545	8616206	1476	-0.2536621	0.2536621
391544	8616109	1480	1.630249	1.630249
391543	8616012	1477	2.282227	2.282227
Média dos Valores de Contagem Total			1482.55	
Média dos Resíduos Absolutos			3.33120127	
Índice Normalizado Residual			0.00224694	

Tabela 2.2. Exemplo do cálculo do INR para o canal de Contagem Total. Os valores residuais referem-se a uma superfície gerada por Krigagem, com uma resolução de 100m.

2.6. MÉTODO PARA AVALIAÇÃO DA RESOLUÇÃO ESPACIAL IDEAL DE INTERPOLAÇÃO: O GRADIENTE INR

Luiz & Silva (1995) indicam que a resolução na qual os dados devem ser interpolados corresponde à metade do espaçamento das linhas de vôo, ou das linhas levantadas em serviços terrestres. O conceito da frequência de Nyquist implica que se a interpolação for realizada em uma resolução espacial superior a este número (1/2), então os valores de pontos em uma linha passam a interferir nos valores calculados para pontos nas linhas vizinhas - como por difrações de ondas causando interferências construtivas ou destrutivas.

Se o que fosse observado seguisse esta regra, quanto maior a interferência devido à frequência de Nyquist, maiores deveriam ser os resíduos entre a superfície gerada e os valores amostrados.

A maneira aqui proposta para avaliar a resolução ideal é semelhante àquela da Interpolação Justificável, mas a transcende quanto aos objetivos e resultados. A Interpolação Justificável calcula e compara o INR para cada método de interpolação, sendo escolhido o método no qual o índice é menor (como consequência dos seus resíduos menores). A técnica aqui proposta implica na interpolação dos dados, segundo cada método, em diferentes resoluções espaciais (escalas). Em seguida, dentre os índices calculados, seleciona-se como ideal, aquela resolução cujo INR foi o mais baixo.

A Figura 2.4 apresenta os índices para as superfícies geradas por três diferentes métodos de interpolação utilizando-se dados gamaespectrométricos de Contagem Total. Como pode-se observar pelos resultados obtidos, para cada método não é possível escolher a resolução ideal apenas comparando-se o INR, pois quanto maior a resolução espacial (menor tamanho de pixel) menores serão seus resíduos. Isto indica que quando o tamanho do pixel tende a zero, o valor do ponto na superfície tende ao próprio valor da amostra, e conseqüentemente, o seu resíduo tende a zero. No limite extremo, apenas a superfície verdadeiramente contínua (e não uma aproximação discreta como imagens no formato *raster*) representaria com precisão os valores de uma distribuição puntual. Entretanto, devido a limitações práticas, não se constroem superfícies com resolução espacial exagerada, pois a manipulação de grandes arquivos digitais exige um robusto poder de computação.

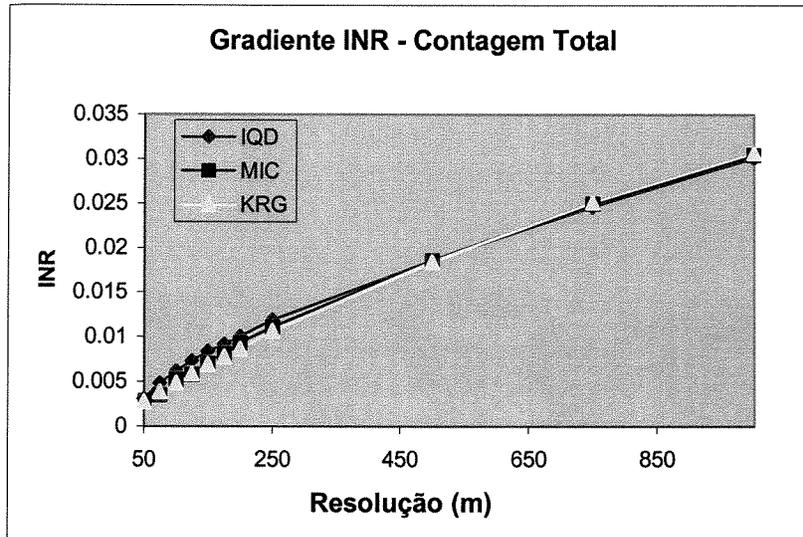


Figura 2.4. Variação do Índice Normalizado Residual (INR) para diferentes resoluções e métodos de interpolação de dados do canal de Contagem Total. IQD = inverso do quadrado da distância. MIC = mínima curvatura. KRG = krigagem

Se a escolha da escala de interpolação não pode ser avaliada simplesmente comparando-se o INR para diferentes resoluções, uma alternativa de defini-la se faz necessária. Uma simples avaliação visual da distribuição de INRs em função do tamanho dos pixels permite concluir que esta variação é praticamente linear, mas apresenta ligeiras oscilações. Uma regressão polinomial de primeira ordem permite determinar a função linear de variação de INR esperada para cada conjunto de dados, sendo que para cada escala, o valor de INR esperado (INRE) pode ser obtido através desta função. Considera-se que se o valor do INR obtido (INRO) para determinada resolução for inferior àquele previsto por esta função (INRE), a superfície com esta resolução será mais representativa da distribuição de valores (Figura 2.5), pois valores menores de INR representam uma superfície mais próxima aos valores originais das amostras.

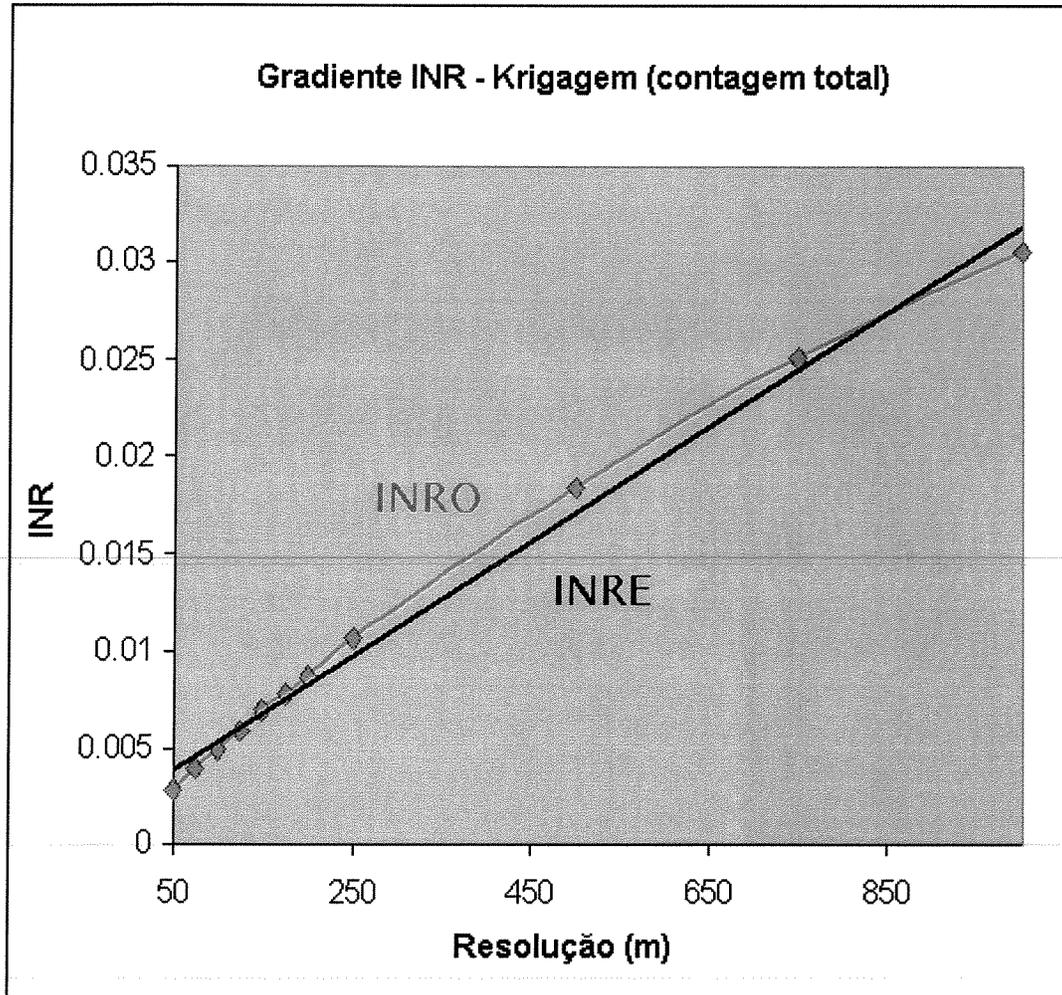


Figura 2.5. Comparação entre INR Esperado (INRE) e INR Obtido (INRO). Notar que não é possível distinguir qual resolução indicada pelo INRO é a mais apropriada.

Devido à sutileza da diferença entre INRE e INRO, deve-se utilizar de um artifício que realce esta variação de alguma forma, o que pode ser obtido através do cálculo do Gradiente INR. Derivando-se a variação do INRO é possível determinar, pela inclinação da curva, os valores de INR anômalos ('negativamente') em relação à função INRE (Figura 2.6), pois a derivada de uma função corresponde a uma reta tangente, o que acarreta no realce das pequenas variações da curva. Anomalias negativas na função Gradiente INR seriam, desta forma, indicadoras da resolução na qual o INRO é inferior ao INRE. Propõe-se, portanto, que se escolha, para cada método, a resolução indicada pela anomalia negativa do Gradiente INR e, que se compare, dada esta resolução, qual método apresenta o menor INR.

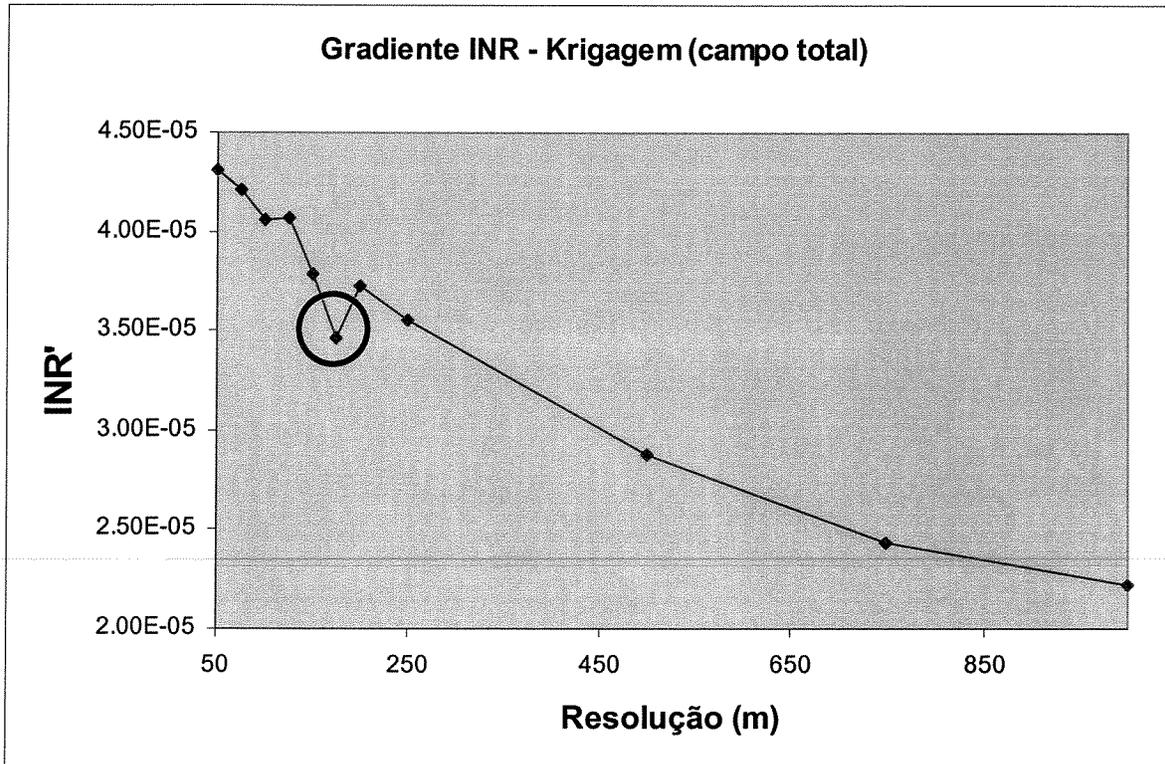


Figura 2.6. Visualização do Gradiente INR para os dados de Contagem Total (interpolados por krigagem) do Projeto Itaberaba-Belmonte. A anomalia destacada no gráfico indica uma resolução de 175m.

2.7. VERIFICAÇÃO DO MÉTODO

O Gradiente INR foi testado ainda sobre os dados do Projeto Rio das Velhas de modo a verificar sua aplicabilidade sobre dados coletados com menor espaçamento entre as linhas de vôo e adquiridos em uma área com respostas geofísicas distintas daquela anteriormente abordada. O resultado apresentado aqui refere-se, para motivo de comparação, apenas ao canal de contagem total interpolado por krigagem (Figura 2.7). Nota-se que a técnica do Gradiente INR indica, para qualquer tipo de dado que possua autocorrelação espacial, a resolução de interpolação cujos resíduos são menores do que aqueles esperados - ratificando assim que, nessa resolução, a superfície calculada se aproxima mais dos pontos amostrados.

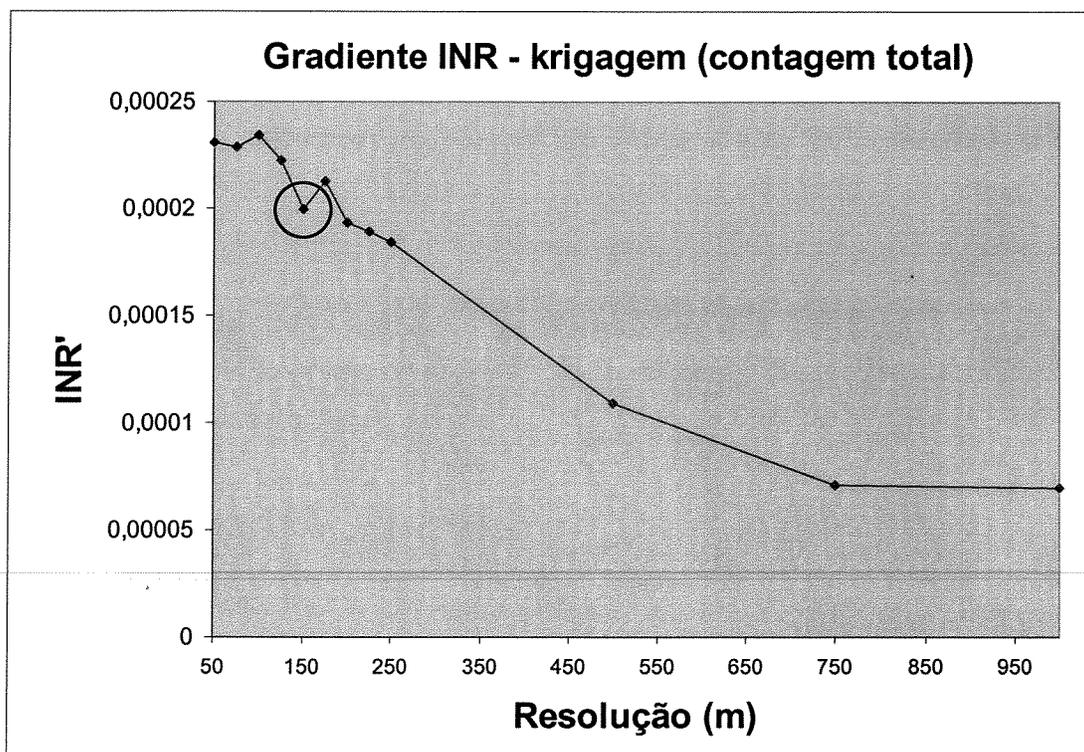


Figura 2.7. Verificação do método do Gradiente INR sobre os dados de Contagem Total (interpolados por krigagem) do Projeto Rio das Velhas. A anomalia destacada no gráfico indica uma resolução de 150m.

Essa mesma análise foi repetida para todos os dados geofísicos do Projeto Itaberaba-Belmonte e Rio das Velhas, de onde obteve-se, consistentemente, uma anomalia indicadora da resolução mais adequada para interpolação.

Tendo demonstrado a eficiência do método para uma quantidade e tipos representativos de dados, resta ainda verificar se há ou não diferenças significativas no resultado final obtido na interpolação de dados utilizando-se os critérios de interpolação definidos: (i) pela Interpolação Justificada e pelo Gradiente INR e (ii) pela Frequência de Nyquist (metade do espaçamento entre as linhas de vô). Tomando como base os dados de contagem total do Projeto Itaberaba-Belmonte, as resoluções indicadas pelos dois métodos em epígrafe são, respectivamente, 175 e 500 metros. A diferença aritmética entre as imagens resultantes das interpolações baseadas nestas resoluções é ilustrada na Figura 2.8. Nesta figura, observam-se as áreas suavizadas na interpolação de 500m em relação à interpolação de 175m (definida pelo Gradiente INR), correspondendo tanto aos valores máximos (em vermelho) quanto aos valores mínimos (em azul). É marcante a ampla distribuição de valores suavizados pela interpolação de 500m, em

comparação àquela de 175m, cujos valores na superfície mais se aproximam dos valores reais (amostrados). Isto demonstra a importância da escolha de uma resolução adequada para interpolação de dados, o que pode ser prontamente obtido através da técnica do Gradiente INR aqui proposta.

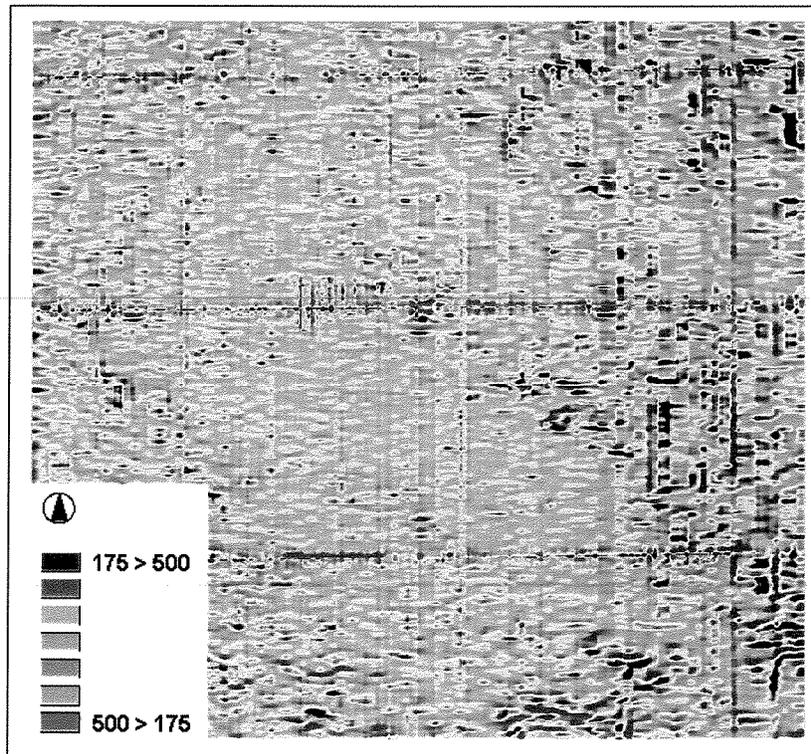


Figura 2.8. Comparação entre a krigagem com parâmetros de espaçamento definidos pelo Gradiente INR (175m) e pela Frequência de Nyquist (500m), utilizando os dados de Contagem Total do Projeto Itaberaba-Belmonte. Note a ampla distribuição das áreas suavizadas na interpolação de 500m.

2.8. CONCLUSÕES

O método do Gradiente INR foi testado com os dados aerogeofísicos do Projeto Itaberaba-Belmonte e do Projeto Rio das Velhas. Em todos os casos foi possível observar o padrão semelhante do Gradiente INR: para uma resolução específica a derivada da curva de variação do INR obtido apresenta uma forte anomalia negativa indicando que, naquela resolução, os resíduos da interpolação (INR obtido) são menores que os resíduos esperados quando se estima a curva de variação do INR (INR esperado).

É importante salientar que esta técnica é apenas indicativa, e deve sempre ser utilizada em conjunto com a Interpolação Justificada de Berry (1997) - enquanto esta se presta a identificar o método de interpolação que melhor se ajusta aos dados, o Gradiente INR aponta qual escala apresenta a menor relação resíduo/resolução.

Análise espacial guiada pelo conhecimento (*knowledge-driven*): um estudo de caso na região centro-leste da Bahia utilizando lógicas booleana e fuzzy

3.1. INTRODUÇÃO

O objetivo deste trabalho é o de realizar uma análise espacial visando a geração de mapas de favorabilidade mineral em uma área localizada na região centro-leste do estado da Bahia, utilizando-se para isto dados geológicos, geoquímicos e geofísicos. Essa região reúne vários aspectos que atestam sua predisposição para ocorrência de mineralizações de níquel (Rangel *et al.* 1988), muito embora depósitos deste metal ainda não tenham sido ali documentados. Em função da falta de dados sobre ocorrências de níquel na região, este estudo pretende avaliar o potencial de mineralizações de níquel através de análise espacial dirigida pelo conhecimento (*knowledge-driven*). No ambiente de um Sistema de Informações Geo-referenciadas, serão testadas, sobre modelos metalogenéticos descritivos teóricos, as técnicas das lógicas booleana e fuzzy.

A apresentação deste trabalho compreende uma descrição dos materiais utilizados no estudo (dados geológicos, geofísicos, geoquímicos, planialtimétricos), a definição do modelo metalogenético, o extensivo processamento de dados para a geração dos mapas evidenciais a serem utilizados nas análises, uma breve descrição teórica de cada um dos métodos aplicados (lógicas booleana e fuzzy), a apresentação dos resultados obtidos e uma discussão a respeito dos mesmos.

3.2. GEOLOGIA REGIONAL

A área estudada (Figura 3.1) localiza-se na região centro-oriental do Estado da Bahia, abrangendo parte dos municípios de Baixa Grande, Macajuba, Rui Barbosa, Ipirá e Itaberaba. Na área mapeada por Rangel *et al.* (1988) foram encontradas rochas migmatíticas de grau metamórfico da fácies anfíbolito e rochas granulíticas de composição variando de granítica a tonalítica, em parte apresentando estruturas migmatíticas. Esses autores descreveram ainda rochas supracrustais metamorfisadas, como quartzitos, rochas calcossilicáticas e anfíbolitos, ocorrendo tanto no domínio do Complexo metamórfico-migmatítico como no do Complexo granulítico (Figura 3.1).

Rangel *et al.* (1988) apresentaram as dificuldades de se estabelecer uma coluna estratigráfica para esses terrenos de alto grau metamórfico, principalmente em função da história complexa de eventos tectono-metamórficos polifásicos que os moldaram. Apesar disso, esses autores esboçaram a seguinte estratigrafia, do topo para a base, para a região centro-oriental da Bahia (Figura 3.1):

- Cobertura detrítica
- Granitos intrusivos
- Granitóides
- Complexo granulítico
- Complexo metamórfico-migmatítico
- Unidade Ipirá
 - Sequência metassedimentar químico-pelítica
 - Sequência metaígnea máfica-ultramáfica

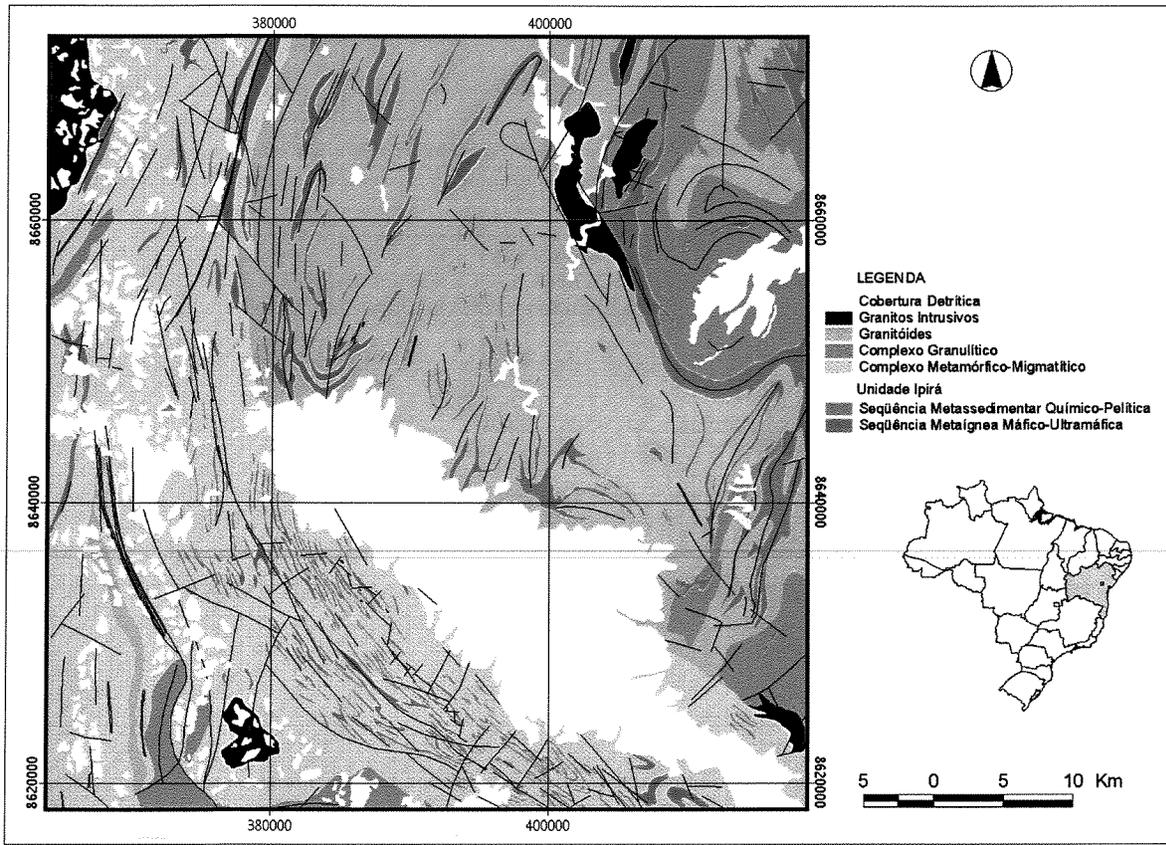


Figura 3.1. Mapa geológico da porção centro-oriental do Estado da Bahia (Folha Itaberaba)

A seqüência metaígneia máfica-ultramáfica da Unidade Ipirá é constituída por anfibolitos, gabros, peridotitos, serpentinitos e piroxenitos. A seqüência metassedimentar químico (exalativa?)-pelítica é composta por quartzitos, formação ferrífera, chert, calcossilicáticas e gnaisses kinzigíticos. Rangel *et al.* (1988) admitem que a maior parte da subunidade máfica-ultramáfica inferior corresponde a relictos de um greenstone belt Arqueano, o qual teria sido submetido à fácies anfibolito alto, migmatizado e posteriormente alçado a níveis mais elevados da crosta. Da mesma maneira, as extensas faixas de metassedimentos químico-pelíticos e exalativos foram posicionadas na subunidade superior do greenstone belt (Rangel *et al.* 1988). O complexo metamórfico-migmatítico é constituído de rochas gnáissicas de fácies anfibolito de médio a alto grau, com estruturas migmatíticas de baixa a alta mobilidade, compondo-se de metatexitos e diatexitos.

O complexo granulítico é constituído de rochas que foram submetidas ao metamorfismo de alto grau da fácies granulito. Em sua maior parte, apresenta rochas de composição granítica a tonalítica com hiperstênio e hornblenda-granitóide com mesopertita.

Os granitóides são litotipos provenientes de extensa metassomatose potássica que afetou principalmente as rochas granulíticas, resultando na formação de granitóides porfiroblásticos devido à forte blastese de K-feldspato que freqüentemente ocorre como augen.

Granitos intrusivos apresentam-se em duas categorias, os sintectônicos e os pós-tectônicos. Os primeiros estão parcialmente estruturados e concordantes com a estruturação regional. Os seguintes ocorrem principalmente como corpos filoneanos cortando os augen-granitóides.

As coberturas detríticas não consolidadas Terciário-Quaternárias encerram o esquema cronoestratigráfico da área.

3.3. BASE DE DADOS

Além da geologia supracitada, foram utilizados neste estudo os seguintes dados:

- **Dados Aerogeofísicos:** compreendem a magnetometria (campo total) e a gamaespectrometria (contagem total e canais de potássio, tório e urânio). O levantamento aerogeofísico foi realizado em 1975, no âmbito de um convênio entre o Departamento Nacional da Produção Mineral (DNPM) e a Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais (CPRM), para a aquisição, processamento e interpretação de dados magnetométricos e radiométricos no Brasil. Esse levantamento foi realizado segundo a direção NS, a uma altura de vôo de 150 m, com espaçamento entre as linhas de vôo (*flight-lines*) de 1 Km e entre as linhas de controle (*tie-lines*) de 20 Km. As leituras do aeromagnetômetro foram realizadas a cada 100 m e do aerogamaespectrômetro a cada 1 segundo.

- **Dados Geoquímicos:** abrangem 862 amostras de sedimento de corrente, analisadas para 30 elementos por espectrografia de emissão ótica semi-quantitativa (Fe, Mg, Ca, Ti, Mn, Ag, Au, As, B, Ba, Be, Bi, Cd, Co, Cr, Cu, La, Mo, Nb, Ni, Pb, Sb, Sc, Sn, Sr, V, W, Y, Zn e Zr) e, adicionalmente, por espectrometria de absorção atômica (Cu, Ni, Co, Pb, Zn, Fe, Mn e As) (Rangel et al, 1988). Para os elementos analisados por ambos os métodos, optou-se por utilizar os resultados provenientes da absorção atômica, devido à sua maior sensibilidade (Riddle & Dekker, 1993).

Completam o acervo utilizado nas análises os dados referentes à base cartográfica da região, incluindo a hidrografia (rede de drenagens) e na hipsometria (topografia).

3.4. MODELO METALOGENÉTICO

Para realizar a análise espacial do tipo *knowledge-driven* é necessária a definição de um modelo descritivo de depósitos de níquel, principal metal de interesse nesse estudo. Diversos modelos podem ser encontrados na literatura, como aqueles propostos por Groves & Barley (1994), Groves (1994) e West (1997). Cox & Singer (1986) apresentam modelos metalogenéticos para os principais depósitos minerais existentes no mundo, do qual foram extraídas as informações contidas na Tabela 3.1, referentes aos depósitos de níquel.

Nome	Descrição	Litologias	Idade	Ambiente deposicional	Arcabouço tectônico	Mineralogia	Alteração	Controle do minério	Assinatura Geoquímica
Stillwater	Sulfetos Ni-Cu na base de intrusões acamadadas máfico-ultramáficas	nor., gabro-nor., dun., harzburg., peridot., piroxen., troctol., anortos. e gabro	Pré-cambriana podendo ser até Terciária	Intrudido em granito-gnaiss ou vulcanossediment.	Cratônico	pyrr+calcopy+pentil + sulfetos Co, EGP	-		Cu, Ni, EGP, CO Alto Mg Baixo Na, K, P
Duluth	Sulfetos maciços a dissim. associados à base de intr. acamadadas em rifts	peridot., harzburg., piroxen., nor., aug., troctol., anortos. Associados c/ folhelho piritoso, anidr, fonte de S	Pré-cambriana a Terciária (?)	Intrudido durante o rifteamento em meta-sedim. e metavulc.	Ambiente de rift	pyrr+pentil+calcopy +cuban+EGP+graf	sulfetos podem evidenciar remobiliz. hidrotermal	Zona de bacia de falha sin-intrusão; fonte de S externo; fonte de Si para contaminar magma	Ni/Cu=1/3; Cu, Ni; EGP, Co, Ti S não-magmático
Noril'sk	Sulfetos Cu-Ni-EGP mac. a diss. em intrus. rasas máf/ultramáf. com S externo	derrame basált., intrus. e gabro picrítico, nor., olivina-gabro, doler., intrus. e brecha vulc.	Paleozóica	magma intrude e forma sills em derrames durante falhamento	Ambiente de rift	pyrr+pentil+calcopy +cuban+py+EGP+telur +arsen+antim	-	fonte S externo; S na base de intr. em diques na hosped.; e em depressões por falhas	Ni/Cu=1.5 - 0.5 Co/Ni=1/16 Pt/(Pd/Ni)=1/500
Ni-Cu komatiítico (Kambalda)	sulfeto Ni-Cu assoc a vulc. komatiítica	dun., piroxen., peridot., basalto, komati., basalto komatiit. 15-40% MgO	Arqueana a Proterozóica	seq. de rochas máf. a féls. com numerosos eventos vulcânicos	Greenstone belts	py+pyrr+calcopy+pentil, EGP	-	base de fluxos >10m espess.; zonas c/ desenv. spinifex; próx. alimentação do fluxo	Alto Mg, Ni, Cu, EGP
Ni-Cu dunítico Perseverance	Sulfetos disseminados em dunitos intrusivos	dun., olivina-peridot.	Pré-cambriana	intrudido no contato sedimentares/vulc. féls. e máf./ultramáf.	Greenstone belts	pyrr+pentil+magnet+py+calcopy+crom	serpentinização	lentes duniticas próx. a transcorências	Ni, Cu, EGP, Cr, Co, Mg Ni/Co=30-70
Ni-Cu sinorogênico-sinivulcânico	Sulfeto em intrusões gabróicas em greenstone belts	nor., gabro-nor., piroxen., peridot., troctol. e anortos. em complexos acamadados ou compostos	predom. Arqueana a Proterozóica	intrusão sinivulcânica ou sinorogênica em rxs vulc. e sedim.	cint. metam., greenstone, cint. móveis	pyrr+pentil+calcopy+py+Ti+magnet+Cr-magnet+graf	-	Sulfetos na parte + ultramáf e próx. à base da intrusão	Ni, Cu, Co, EGP

após Cox & Singer, 1986

Tabela 3.1. Modelos de mineralização de níquel.

Adaptando-se os dados disponíveis para a região de estudo às características dos depósitos constantes na Tabela 3.1, obteve-se um modelo simplificado, subjetivo, que indica que depósitos de níquel normalmente encontram-se relacionados à:

- seqüência de rochas principalmente ultramáficas e, subordinadamente, máficas;
- falhas ou zonas de cisalhamento;
- anomalias magnéticas;
- teores elevados de níquel e cobre;
- teores elevados de magnésio, cromo e cobalto.

Baseando-se nos parâmetros definidos pelo modelo descritivo, foi possível direcionar o processamento dos dados geológicos, geofísicos, geoquímicos e geográficos de modo a extrair informações úteis para a análise espacial *knowledge-driven*.

3.5. MÉTODOS DE PROCESSAMENTO DE DADOS

3.5.1. Geologia

O mapa geológico apresentado na Figura 3.1 foi gerado a partir da generalização da geologia original, que consiste em um complexo mapa litológico contendo 21 unidades distintas (Rangel *et al.* 1988, ver **Anexo 1**). Baseando-se no esboço estratigráfico elaborado por estes autores, os litotipos foram agrupados nas 7 principais unidades que compõem o arcabouço geológico da área, através da descrição litológica das unidades estratigráficas propostas. Posteriormente, foram gerados mapas binários contendo os litotipos a serem utilizados no modelamento, ou seja, as áreas ocupadas por rochas máficas e ultramáficas.

As principais estruturas geológicas documentadas no mapa geológico foram utilizadas para produção de um mapa temático de zonas ao redor de falhamentos (através de *buffering*). Este mapa é ponderado de forma que regiões próximas à falhas comportam maior importância relativa, indicando áreas passíveis de terem sofrido influência de fluidos hidrotermais canalizados ao longo dessas estruturas. Neste estudo foram consideradas zonas de influência de 1000 metros

ao redor das principais falhas. Uma síntese do método proposto para o processamento dos dados geológicos é fornecida na Figura 3.2.

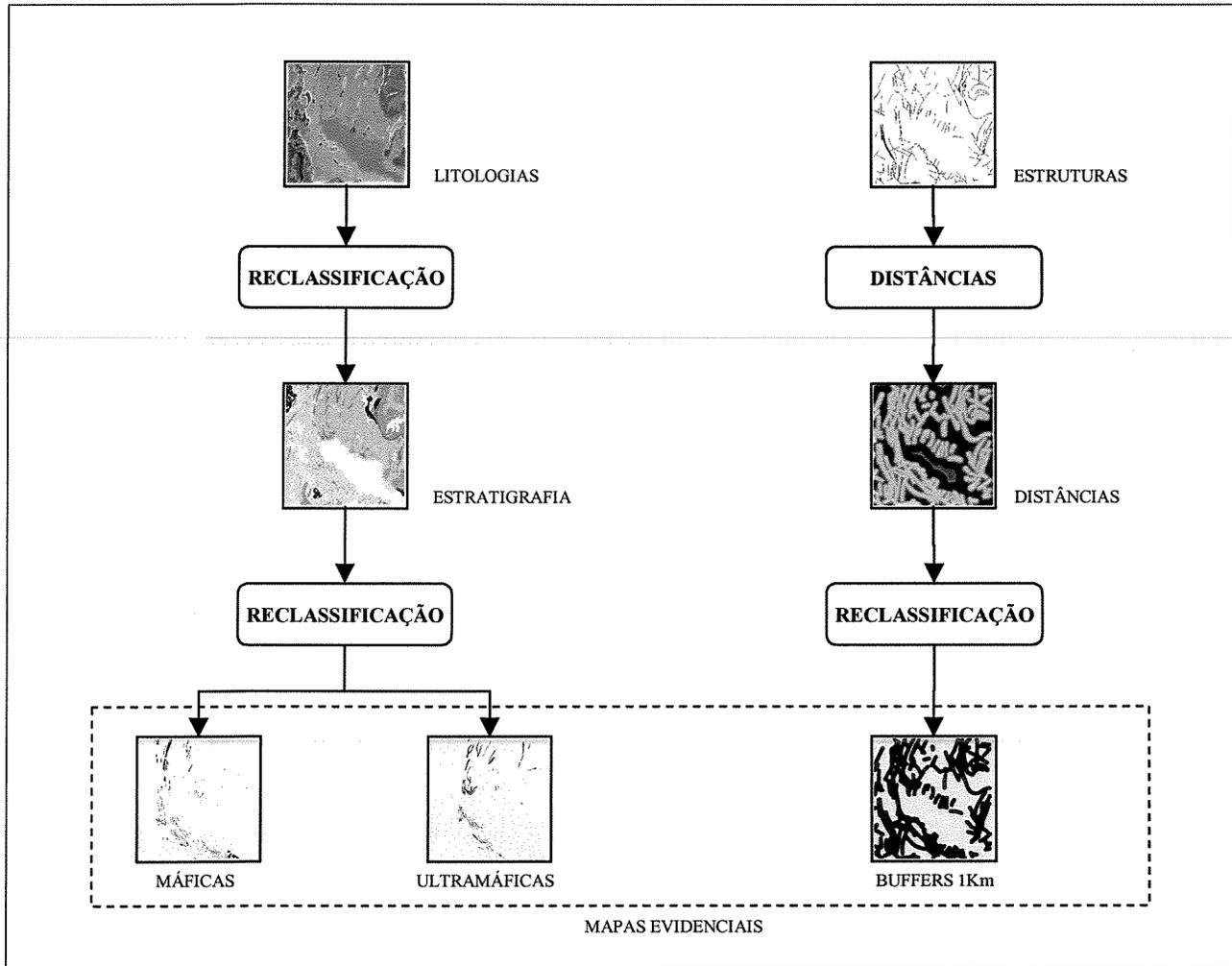


Figura 3.2. Método utilizado no processamento dos dados geológicos

3.5.2. Geofísica

3.5.2.1. Magnetometria

Os dados do campo magnético total foram obtidos no formato tabular, em arquivos do tipo ASCII (XYZ). O primeiro passo efetuado no processamento destes dados foi a verificação da contiguidade do campo total, através do cálculo da autocorrelação espacial dos dados (Sawada 1999; Capítulo 2), usando-se o software *Rook's Case* (Sawada, op cit). Os dados mostraram autocorrelação positiva, possibilitando a geração de superfícies contínuas.

Os valores pontuais do campo magnético total foram então convertidos para valores de campo magnético local com a retirada do efeito causado pelo campo geomagnético. Para efeito de comparação, duas abordagens foram testadas: (i) uma simples aproximação, com a subtração de uma superfície polinomial de primeira ordem calculada a partir dos pontos amostrados; (ii) outra, mais correta, através da retirada do IGRF (*International Geomagnetic Reference Field*) calculado para a data do levantamento, conforme descrito por Luyendyk (1997).

Superfícies contínuas foram geradas para o campo magnético local pelos métodos de interpolação do inverso do quadrado da distância, mínima curvatura e krigagem, envolvendo, para este último, o cálculo dos variogramas direcionais. Critérios para a escolha da superfície que melhor representa a distribuição discreta dos dados do campo local foram fornecidos pelas técnicas da Justificação Interpolada (Berry, 1997) e Gradiente INR (Capítulo 2).

A imagem resultante da interpolação é bastante ruidosa (Figura 3.3), fazendo-se necessário o uso de técnicas de filtragem para remoção de ruídos. A primeira correção aplicada foi o micro-nivelamento (Minty 1991; Luyendyk, 1997), para retirada de erros de nivelamento residuais dos dados aeromagnéticos. Para remoção do efeito causado pelas linhas de vôo e 'tie-lines' foi realizada uma filtragem no domínio da frequência (Souza Filho & Dinniss, 1997; Gonzalez & Wintz, 1977), utilizando-se o filtro cosseno bidirecional (Figura 3.4). A suavização definitiva dos ruídos foi realizada aplicando-se uma filtragem no domínio espacial por convolução de um filtro passa-baixas 3x3, resultando na imagem de campo magnético local apresentada na Figura 3.5.

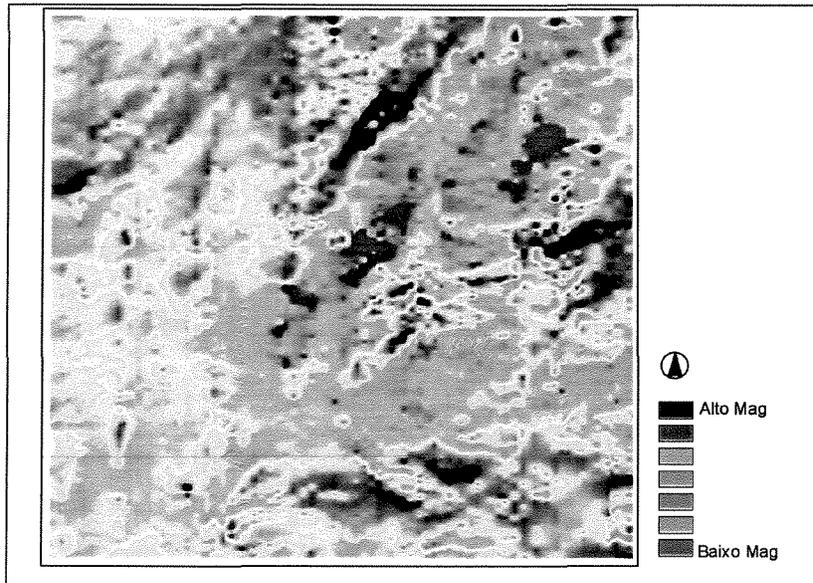


Figura 3.3. Campo Magnético Local antes da filtragem de ruídos

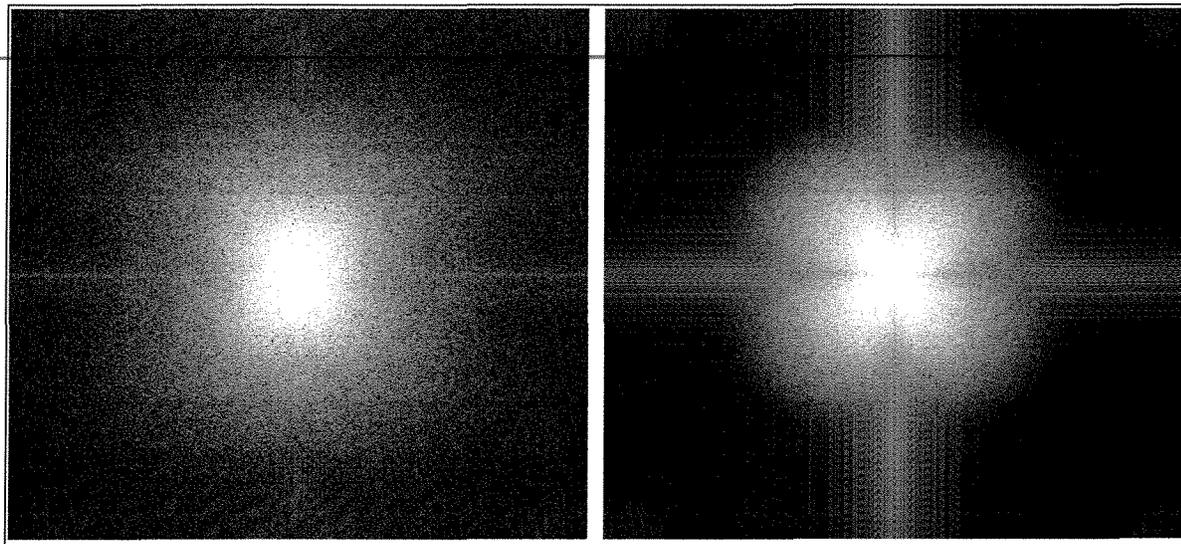


Figura 3.4. Espectros de Fourier para o campo magnético local, antes e depois da aplicação de filtro cosseno bidirecional

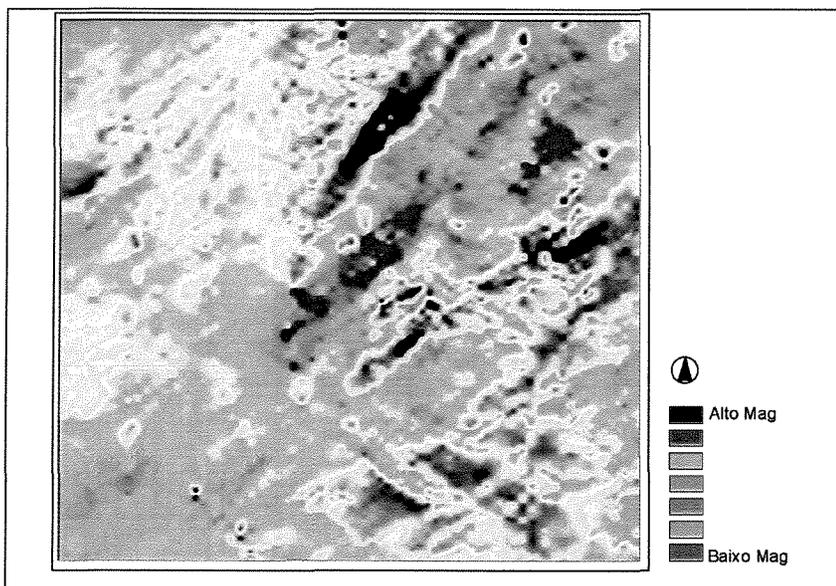


Figura 3.5. Campo magnético local corrigido. Os mapas apresentados nas Figuras 3.3 e 3.5 superpõem-se ao mapa da Figura 3.1.

As feições NW-SE e NE-SW observadas na Figura 3.5 são em grande parte decorrentes da filtragem no domínio da frequência, mas como na sua maioria as anomalias magnéticas se ajustam às feições geológicas considerou-se esta tendenciosidade mais representativa da geologia que aquela da Figura 3.3. Diversos ângulos foram testados na utilização do filtro cosseno bidirecional, e o melhor resultado foi obtido com o ângulo de 0.5° , apresentado na Figura 3.5.

A partir do mapa de intensidades magnéticas locais pode-se determinar outros produtos importantes para a geração de mapas de favorabilidade mineral, como as derivadas horizontais e a derivada vertical do campo magnético, utilizadas para a produção do mapa de sinal analítico (Milligan & Gunn, 1997).

Mapas com 'output' mais elaborado foram produzidos para fins de interpretação visual, como campo local sombreado, campo local sobre modelo digital de terreno, sinal analítico sobre campo local, e sinal analítico sobre modelo digital de terreno, com diferentes parâmetros de iluminação.

A estatística das imagens de campo magnético local e sinal analítico foi calculada para determinação de *background* e limiares, e conseqüente produção de mapas de anomalias magnéticas, os quais serão utilizados na análise espacial (Figura 3.6).

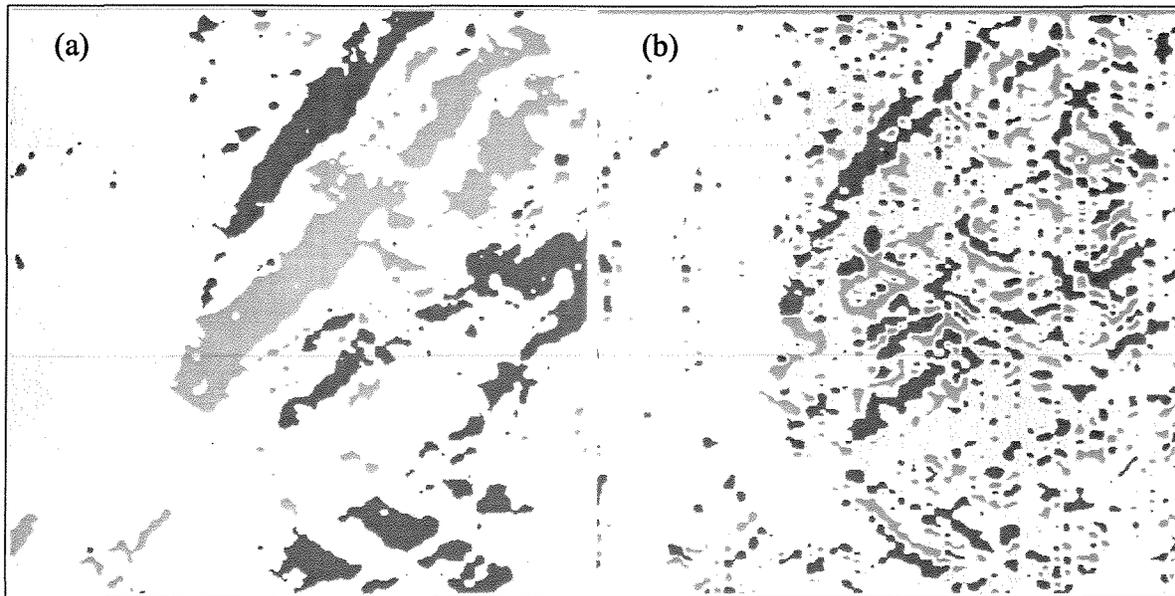


Figura 3.6. Anomalias magnéticas de campo local (a) e sinal analítico (b). Azul: anomalias negativas. Vermelho: anomalias positivas

Os principais métodos e etapas de processamento dos dados magnetométricos são apresentados no fluxograma da Figura 3.7.

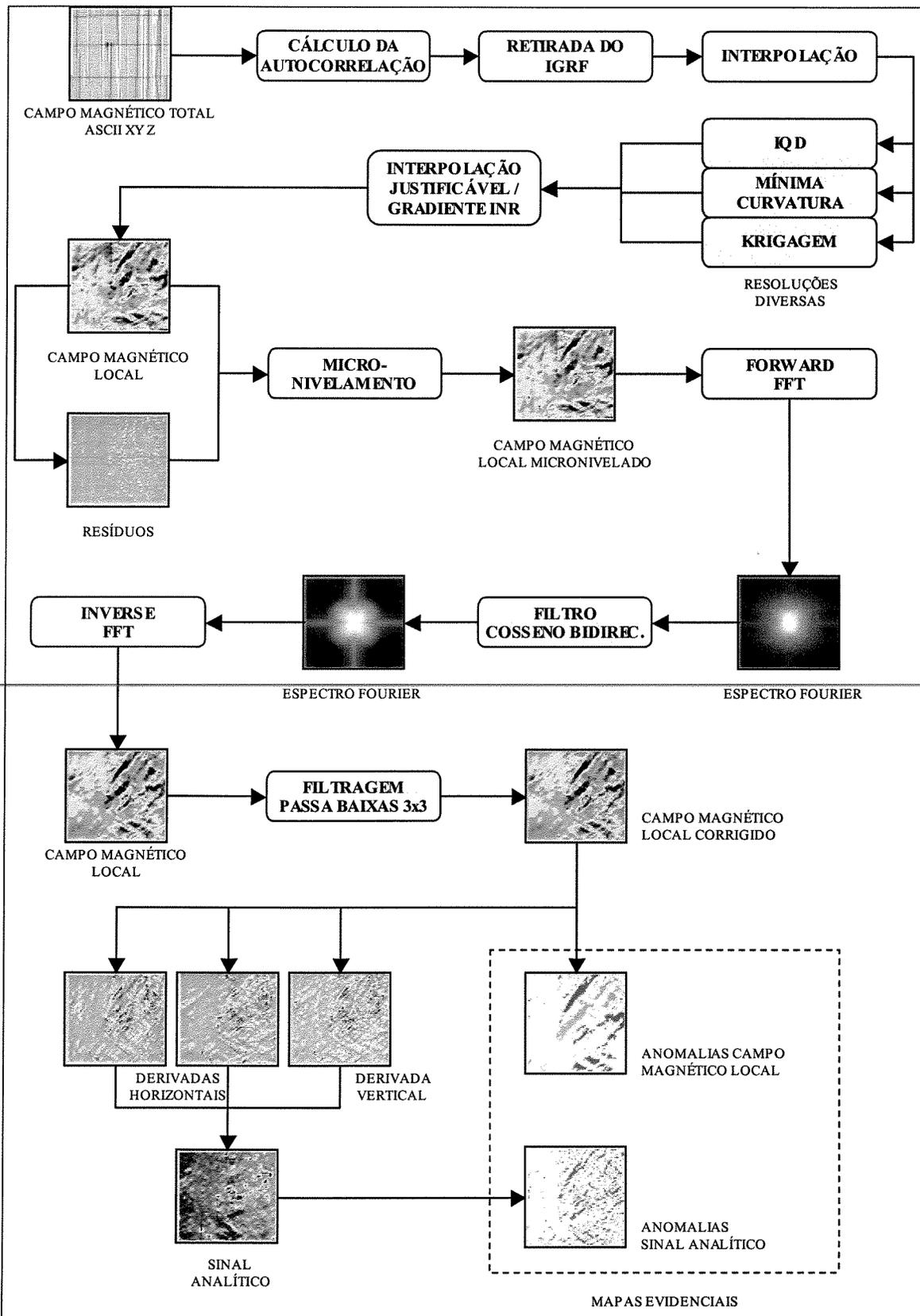


Figura 3.7. Etapas do processamento dos dados aeromagnetométricos

3.5.2.2. Gamaespectrometria

De maneira similar ao processamento dos dados magnetométricos, os dados relativos à leitura de contagem total, potássio, tório e urânio (originalmente em formato ASCII) foram submetidos à determinação da autocorrelação espacial para verificação de contigüidade (Sawada, 1999). Constatou-se uma autocorrelação positiva para todos os dados, possibilitando a geração de superfícies contínuas.

Os canais da radiometria foram convertidos de seus valores quantitativos, em contagens por segundo, para semi-quantitativos (Amaral & Pascholati, 1998). O potássio foi expresso em porcentagens (K%), e tório e urânio foram calculados para seus equivalentes em partes por milhão (eTh e eU).

Os canais de K%, eTh, eU e contagem total foram interpolados através dos métodos inverso do quadrado da distância, mínima curvatura e krigagem, com o cálculo das variografias para este último, e em diferentes resoluções. De maneira semelhante à magnetometria, as superfícies contínuas foram selecionadas através de critérios determinados pelas técnicas da Interpolação Justificada (Berry 1997) e do Gradiente INR (Capítulo 2).

A remoção de ruídos nos canais de radiometria causados pelas linhas de vôo e *tie-lines* foi realizada por uma filtragem no domínio da frequência através de uma transformação de Fourier (Souza Filho & Dinniss, 1997; Gonzales & Wintz, 1977), utilizando-se o filtro cosseno bidirecional. A suavização final das imagens foi obtida por filtragem no domínio espacial, utilizando-se um filtro de convolução passa-baixas de ordem 3x3.

Deste processo resultaram as imagens dos quatro canais da gamaespectrometria: contagem total, potássio, tório e urânio (Figura 3.8).

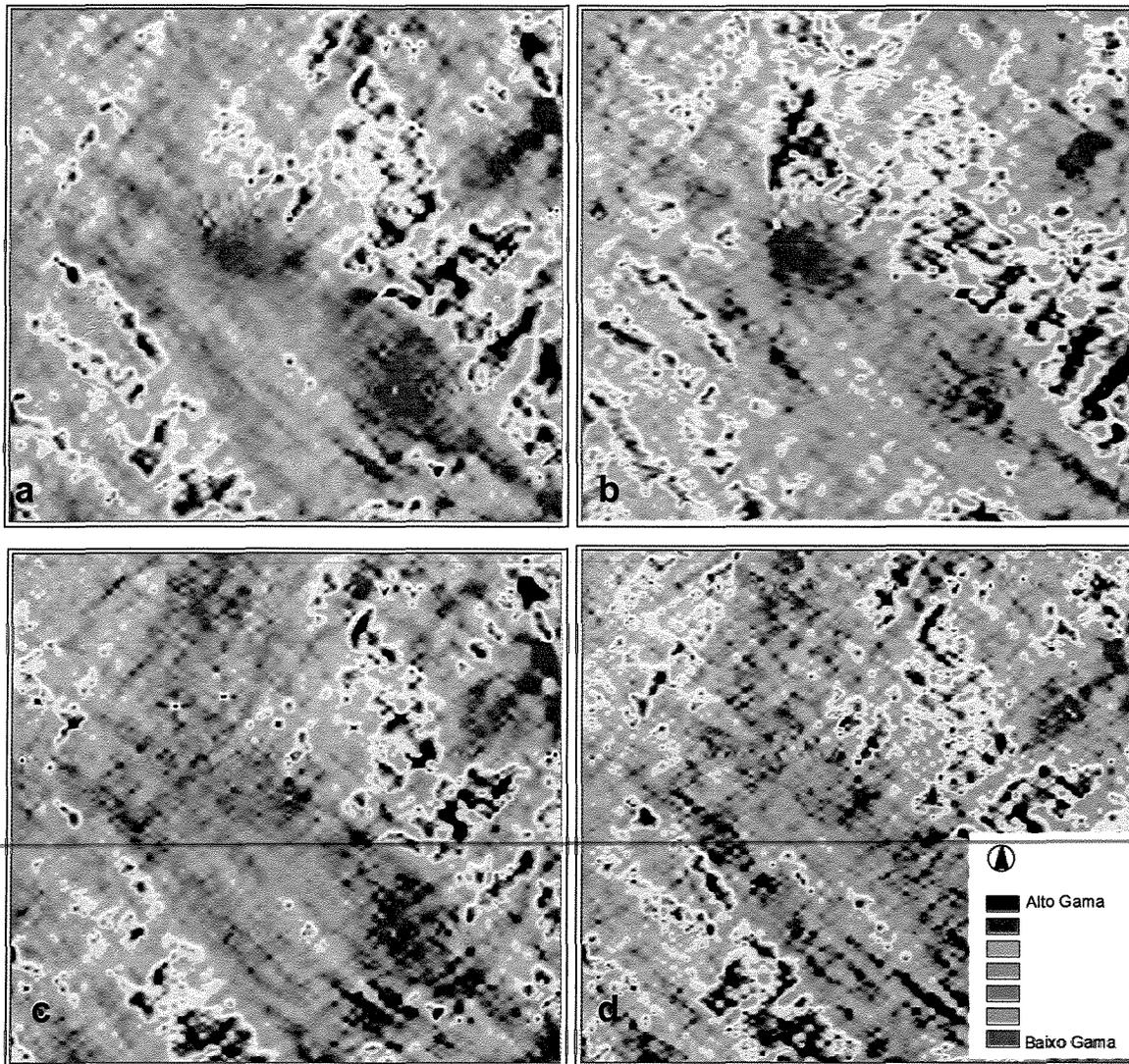


Figura 3.8. Mapas de contagem total (a), potássio (b), tório (c) e urânio (d). A área dos mapas corresponde à mesma da Figura 3.1.

Dois mapas principais foram produzidos a partir destas imagens para fins de interpretação (segundo recomendações de Milligan & Gunn, 1997): (i) um mapa ternário onde aos três canais K%, eTh e eU foram atribuídas, respectivamente, as cores vermelho, verde e azul; (ii) um mapa combinando simultaneamente os canais dos três radio-elementos ao modelo digital de terreno.

A determinação de áreas relacionadas à anomalias radiométricas (potencialmente associadas à mineralizações de Ni) foi realizada segundo o método descrito por Saunders *et al.* (1993) e Pires (1995). Os mapas de anomalias radiométricas finais (Figura 3.9) foram obtidos a

partir do cálculo da estatística para cada um dos quatro canais, de modo a se determinar seus respectivos valores de limiar e *background*.

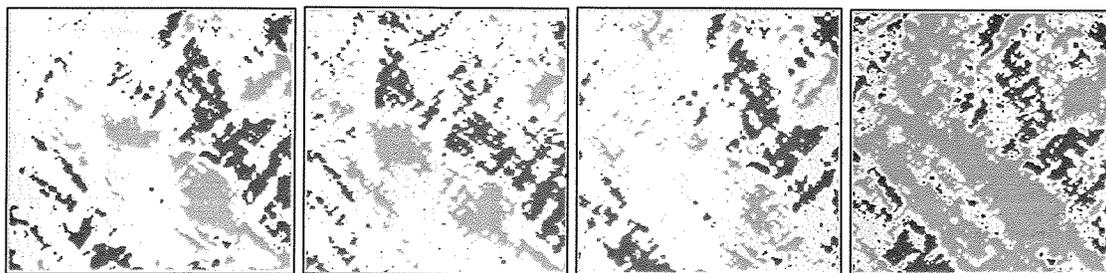


Figura 3.9. Mapas de anomalias radiométricas de contagem total, potássio, tório e urânio. Azul: anomalias negativas.
Vermelho: anomalias positivas

O processamento aplicado aos dados aerogamaespectrométricos pode ser observado no fluxograma da Figura 3.10.

3.5.3. Geoquímica

A abordagem utilizada para a manipulação dos dados geoquímicos de sedimento de corrente consistiu no tratamento por sub-bacias, onde a cada uma foi atribuído o valor da amostra nela coletada, conforme procedimentos descritos em Carranza & Hale (1997) e Seoane & Silva (1999).

A partir dos dados topográficos (curvas de nível) foram gerados dois modelos de elevação em formatos de dados distintos: raster (modelo digital de terreno) e vetor (rede triangular irregular). As curvas de nível foram transformadas em pontos cotados, os quais por sua vez foram interpolados e as duas superfícies obtidas.

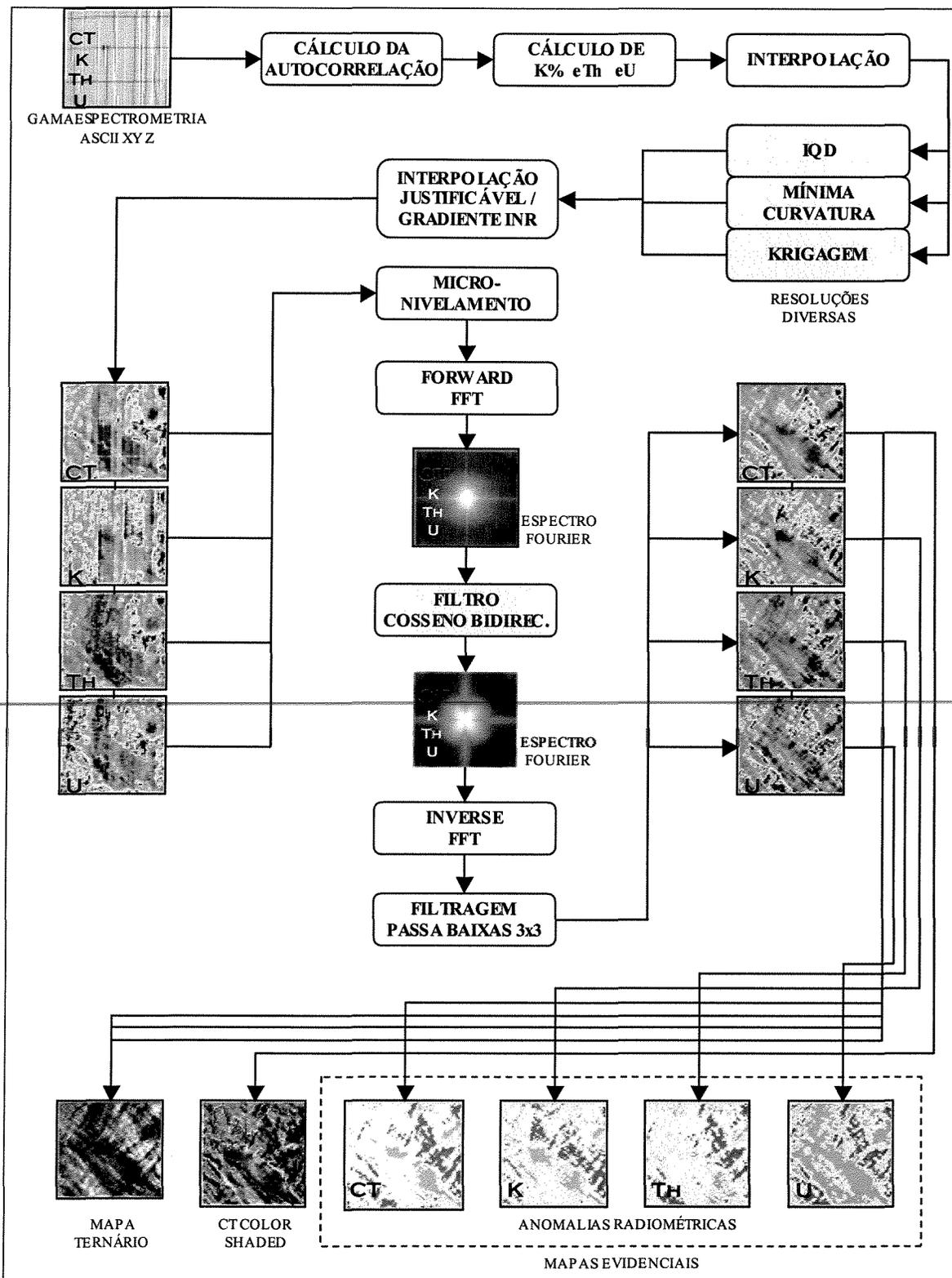


Figura 3.10. Processamento dos dados aerogamaespectrométricos.

As sub-bacias foram calculadas a partir do modelo digital de terreno, através de software desenvolvido por Kopp (1998). Diversos parâmetros de tamanho mínimo de sub-bacias foram investigados, porém observou-se que, devido ao grande número de amostras coletadas, o menor tamanho de sub-bacia se adaptava melhor à distribuição das amostras (Figura 3.11).

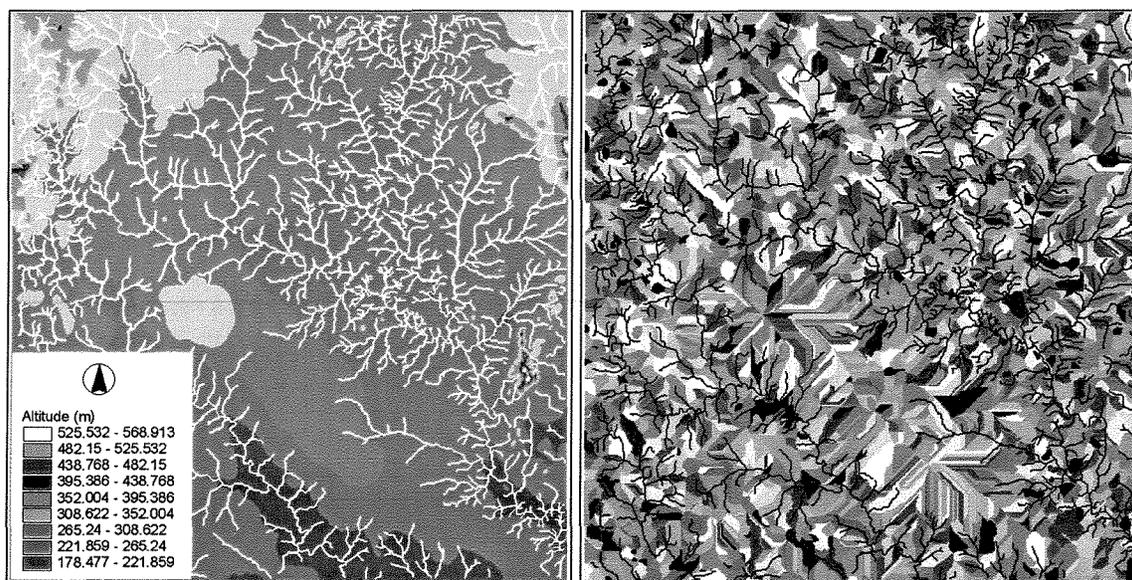


Figura 3.11. Modelo Digital de Terreno e sub-bacias geradas a partir deste e da rede de drenagens. A área dos mapas compreende a mesma da Figura 3.1.

O mapa de sub-bacias foi convertido do seu formato original (raster) para vetorial, de modo que se pudesse refinar manualmente o ponto de captação das mesmas, para que a cada sub-bacia correspondesse apenas uma amostra de sedimento de corrente (Figura 3.12). Para assegurar o correto formato das sub-bacias refinadas, utilizou-se a rede de drenagens em conjunto ao Modelo Digital de Terreno (sombreado sob diferentes ângulos de incidência), e as curvas de nível calculadas a partir do MDT em intervalos de 2 metros.

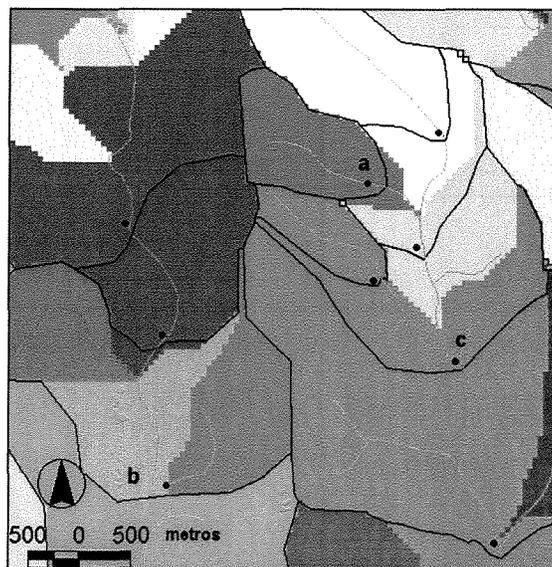


Figura 3.12. Refinamento das bacias de captação. a) por elevação do ponto de captação da bacia calculada pelo software; b) bela união de bacias capturadas pela mesma amostra de sedimento de corrente; c) por ambos

Definidas as sub-bacias pôde-se, assim, atribuir a cada uma delas os valores das amostras de sedimento de corrente analisadas para 30 elementos. Um outro fator a ser considerado, porém, é a sinuosidade das drenagens. Segundo Seoane & Silva (1999), em drenagens com baixo gradiente e/ou alta sinuosidade é mais provável a concentração de ouro (uma noção que pode ser estendida a outros metais pesados), por restringirem a dispersão à jusante. Estes autores propõem o cálculo do Índice de Sinuosidade para minimizar o fator de concentração da drenagem sinuosa, onde quanto mais alta a sinuosidade da drenagem, maior será o fator de redução do valor original (Figura 3.13).

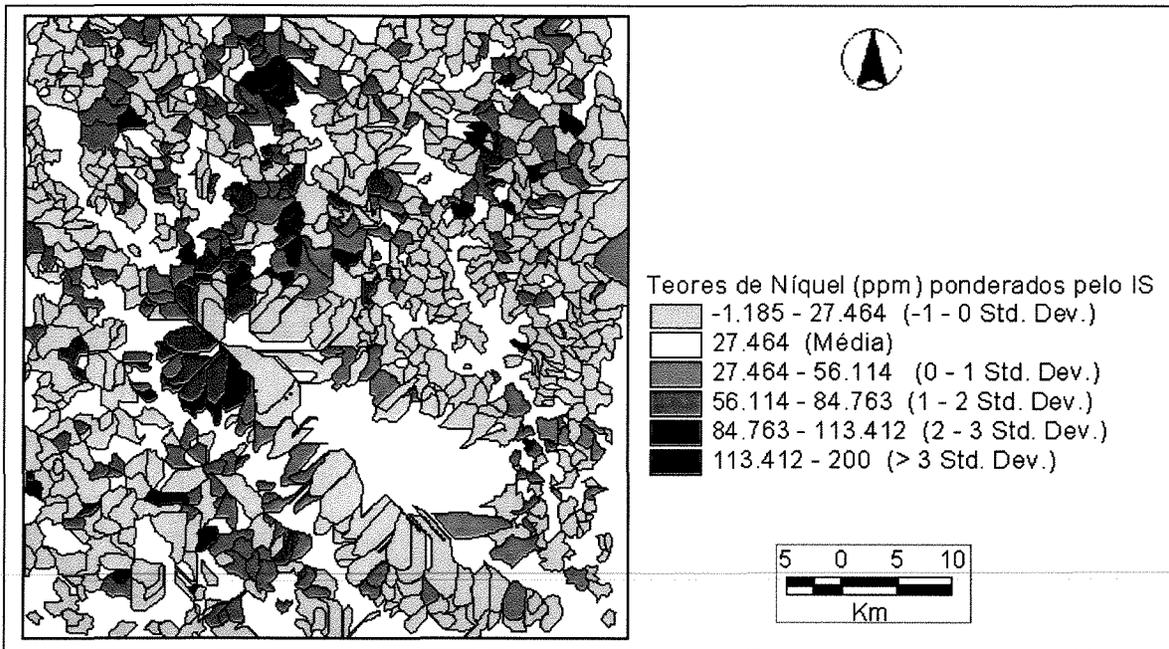


Figura 3.13. Bacias de captação representadas por teores de Níquel em ppm, ponderados pelo Índice de Sinuosidade

Os limiares e 'background' dos elementos utilizados na análise foram então calculados para a produção dos mapas de anomalias geoquímicas de sedimento de corrente (Figura 3.14).

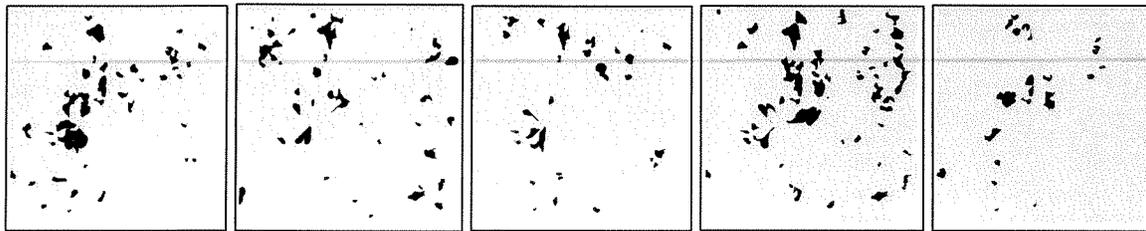


Figura 3.14. Mapas de Anomalias Geoquímicas de sedimento de corrente. a) Níquel; b) Cobre; c) Magnésio; d) Cobalto; e) Cromo

Um fluxograma sintetizando o processamento efetuado nos dados geoquímicos é fornecido na Figura 3.15.

UNICAMB
BIBLIOTECA CENTRAL
SEÇÃO CIRCULANTE

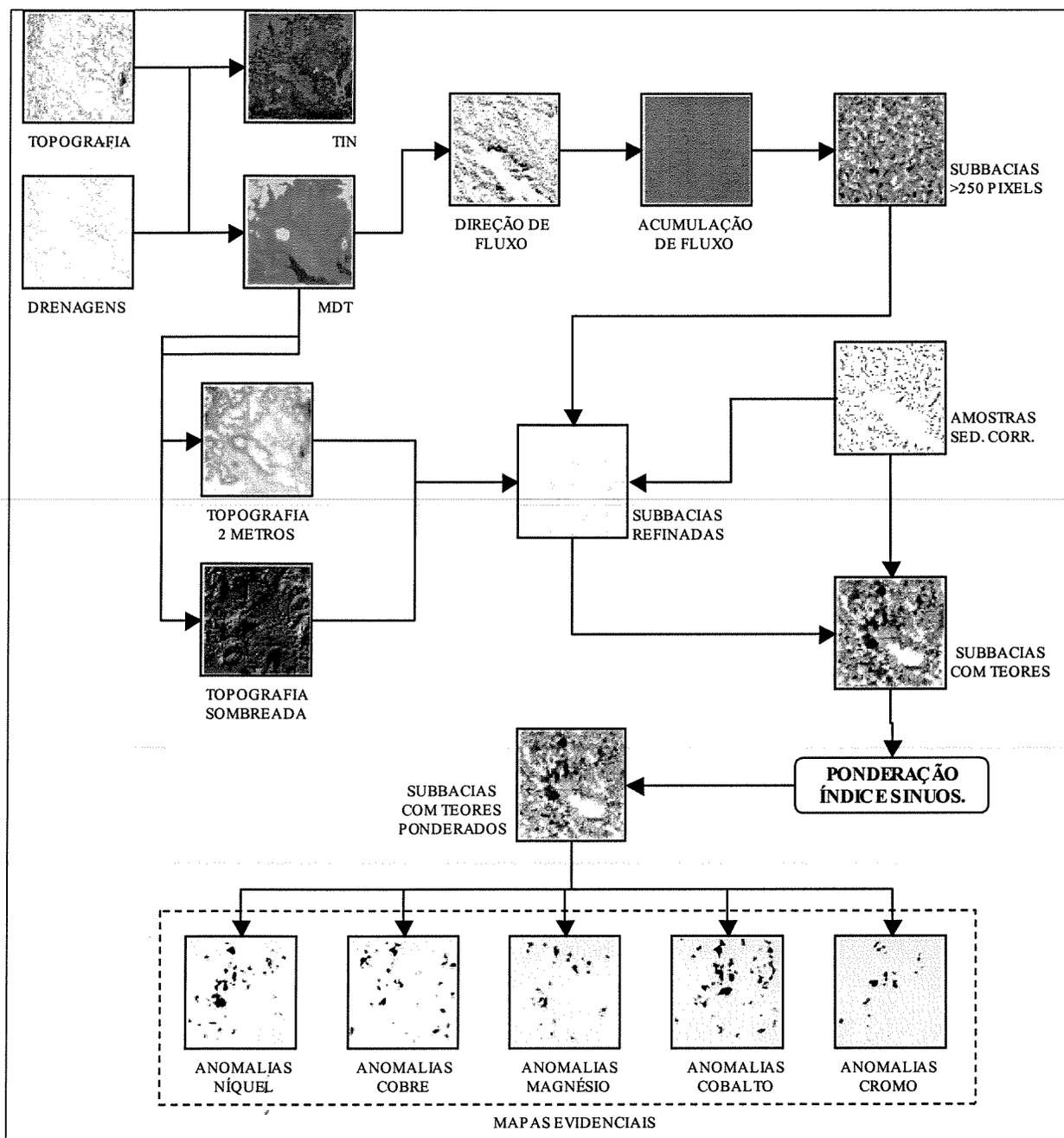


Figura 3.15. Processamento dos dados geoquímicos

3.6. ANÁLISE BOOLEANA

Diversas aplicações do método de análise booleana em pesquisa mineral podem ser encontrados na literatura (e.g., Bonham-Carter *et al.* 1988; Bonham-Carter 1994; Bonham-Carter

1997; Knox-Robinson & Groves 1997; Braghin, 1998). Operações booleanas são extensivamente usadas em pesquisa mineral e, embora a lógica booleana seja bastante simples, resultados interessantes tem sido obtidos (Braghin, *op. cit.*).

O modelamento booleano consiste na combinação lógica de mapas binários resultantes da aplicação de operadores condicionais (Bonham-Carter, 1994). Esta técnica envolve a quantificação de relações espaciais identificadas como mapas que compreendem apenas dois estados: prospectivo (áreas que recebem o valor 1) e não-prospectivo (valor 0) (Knox-Robinson & Groves 1997). Os mapas utilizados como condicionantes são combinados para dar suporte a uma hipótese, e no caso da análise realizada neste estudo a hipótese definida foi: “...esta área é favorável para depósitos de níquel...”.

Na análise booleana tradicional são utilizados apenas operadores lógicos para combinação de mapas. Mapas binários, contudo, combinados através dos operadores E, OU e NÃO resultam em um mapa também binário, e portanto de pouca utilidade em pesquisa mineral, pois os alvos determinados não são classificados em ordem de importância, de “mais favorável” a “menos favorável”. O método denominado *Index Overlay* (Bonham-Carter, 1994) é uma alternativa interessante pois, apesar de os mapas condicionantes serem booleanos, o resultado da combinação compreende uma gama de valores desde as áreas menos prospectivas até as mais prospectivas.

A vantagem do método *Index Overlay* é que a cada mapa utilizado como evidência é atribuído um ponderador, dependendo da sua significância para a hipótese sob consideração, permitindo um melhor ajuste ao modelo definido pelo especialista. Por exemplo, a presença de níquel anômalo em sedimento de corrente é um indicador muito mais importante de um depósito nas proximidades do que simplesmente áreas próximas à falhas.

Os ponderadores utilizados nesta análise, com critérios definidos pelo especialista e baseados no modelo descritivo contido no item 3.4 e na Tabela 3.1, foram os seguintes:

$$[\text{FALHA}] + [\text{MAG}] + [\text{MgCrCo}] + [\text{CuNi}] * 2 + [\text{MF}] + [\text{UM}] * 3 ,$$

onde

[FALHA]: zonas de 1Km ao redor dos principais falhamentos

[MAG]: anomalias magnéticas, sinal analítico

[MGCRCO]: anomalias geoquímicas de Mg, Cr ou Co

[CUNI]: anomalias geoquímicas de Cu ou Ni

[MF]: distribuição das rochas máficas

[UM]: distribuição das rochas ultramáficas

O mapa resultante deste modelamento é apresentado na Figura 3.16.

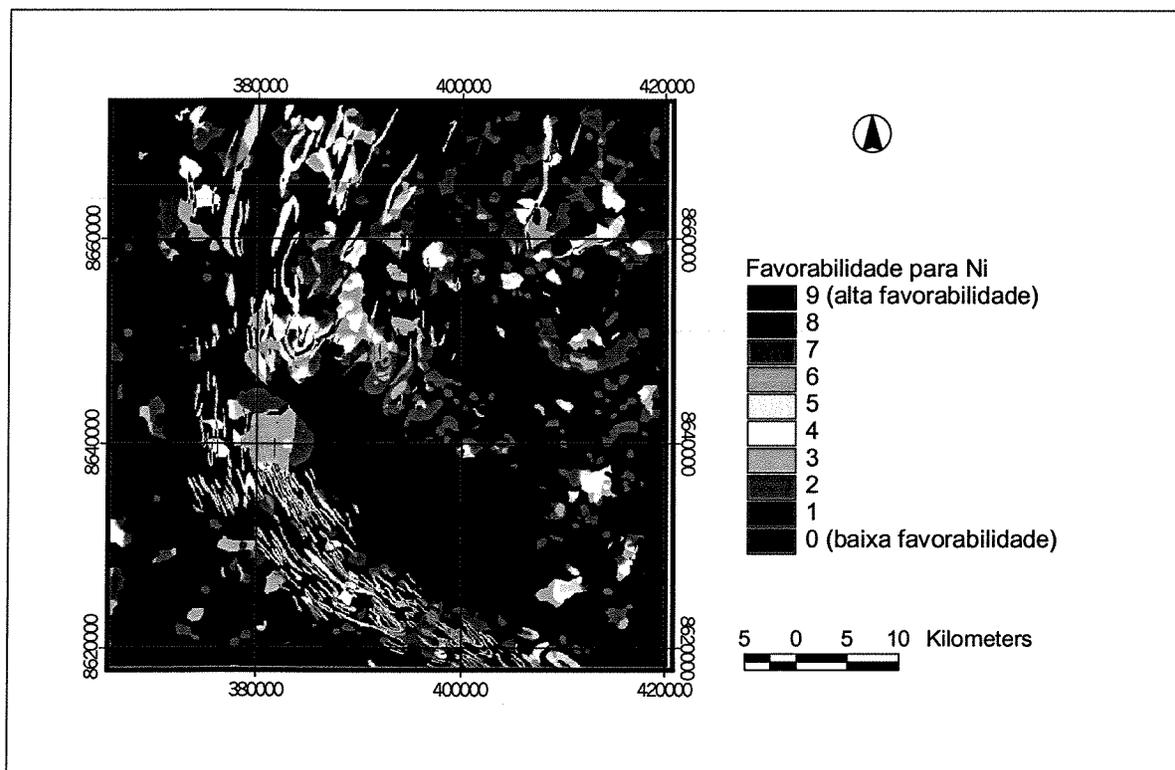


Figura 3.16. Mapa de favorabilidade para mineralizações de níquel segundo análise booleana

3.7. ANÁLISE FUZZY

Na lógica booleana a pertinência a um conjunto é definida sob a ótica de “verdadeiro ou falso”, não havendo nenhuma condição intermediária. As informações utilizadas nas geociências, contudo, são usualmente complexas e a simplificação dos mapas evidenciais para que seus valores se encaixem no modelo booleano acarreta em imprecisões na análise. A distribuição de teores de elementos químicos em determinada área, por exemplo, pode ser anômala ou não (condição verdadeira ou falsa), porém muitas áreas conterão teores variando de fracamente anômalos até fortemente anômalos.

A teoria da lógica fuzzy (An *et al.*, 1991; Bonham-Carter, 1994) consegue comportar uma escala contínua de pertinência aos conjuntos, variando de um (pertinência total) até zero (não-pertinência total). Desta maneira, medições individuais de um elemento químico, por exemplo, podem ser classificadas de acordo com o grau de pertinência ao conjunto "Anomalia" (Bonham-Carter, 1994). Valores muito altos serão certamente anômalos, possuindo uma pertinência fuzzy (*fuzzy membership*) “1”, enquanto valores muito baixos ou abaixo do background terão pertinência fuzzy “zero”. Entre estes dois extremos existe toda uma faixa de possíveis valores de pertinência (Figura 3.17).

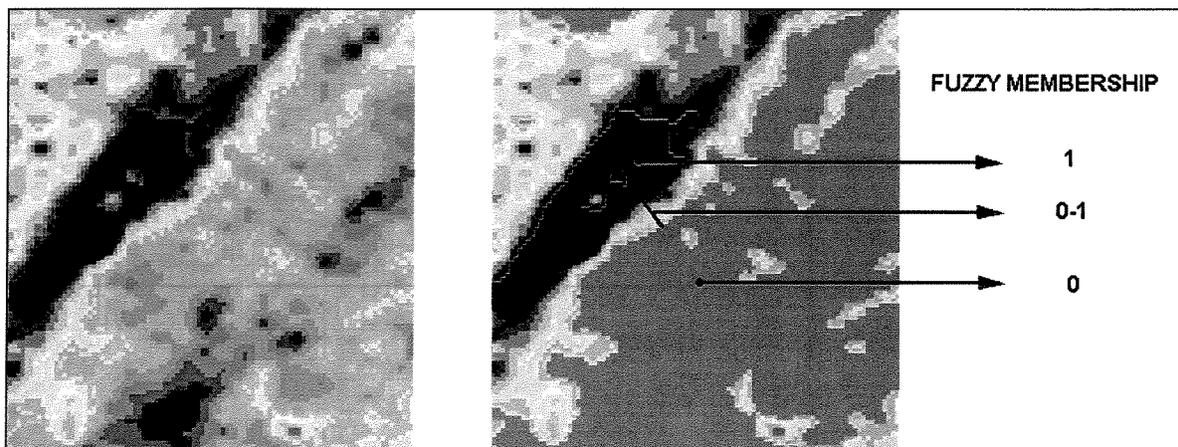


Figura 3.17. Definição da pertinência fuzzy (*fuzzy membership*) para detalhe da imagem de magnetometria - campo local

A classificação do mapa evidencial em *fuzzy memberships* pode ser definida: (i) em termos de um julgamento subjetivo do especialista (Bonham-Carter, 1994), no caso de informações categóricas como em um mapa geológico; (ii) ou através de uma Função de Pertinência Fuzzy (Figura 3.18) para informações ordinais ou por intervalos, como no caso da distribuição de elementos químicos em solo. Os limiares desta função de pertinência podem ser definidos com base em critérios estatísticos (Braghin, 1998).

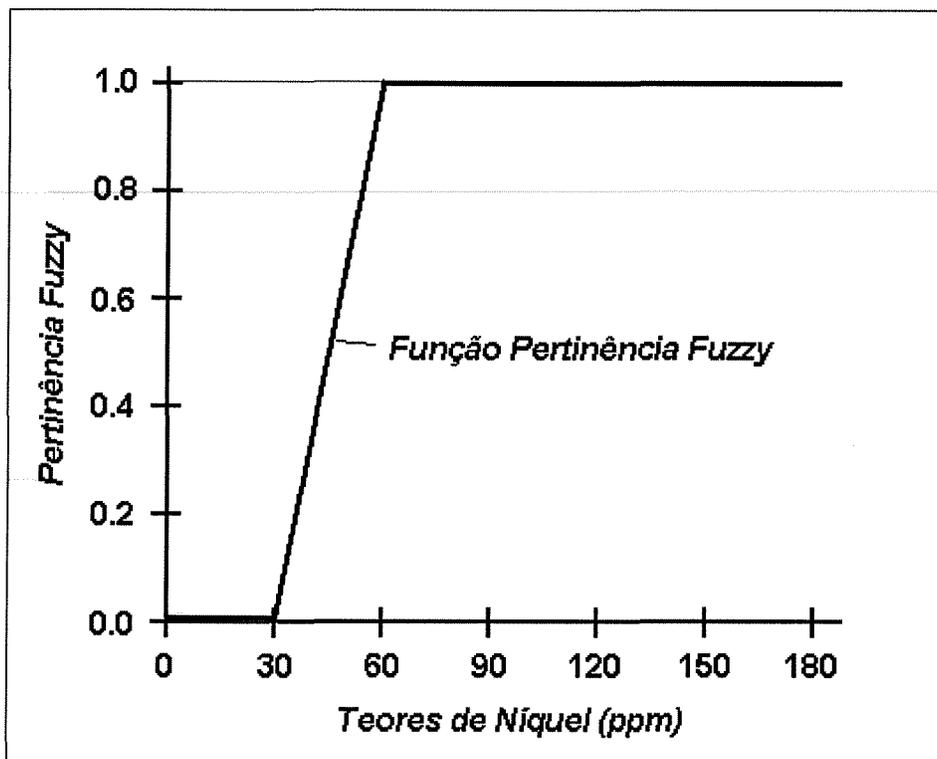


Figura 3.18. Função Pertinência Fuzzy para teores de níquel (ver Figura 3.13). Teores acima de 60 ppm certamente são anômalos e a eles são atribuídos o valor 1. Teores abaixo de 30 ppm certamente são não-anômalos, possuindo valor 0. Aos teores intermediários são atribuídos valores definidos por esta função.

A combinação entre os mapas evidenciais foi feita através de operadores fuzzy (An et al. 1991; Bonham-Carter 1994), e uma breve descrição de cada operador será apresentada a seguir. O operador “Fuzzy E” corresponde ao “E” booleano, e quando aplicado a uma distribuição contínua (como a contida na escala entre 0 e 1) retorna o menor valor dentre todas as evidências. O operador “Fuzzy OU” (equivalente ao “OU” booleano) retorna o maior valor dentre as evidências quando aplicado a uma distribuição contínua. O Produto Algébrico Fuzzy consiste no produto entre as evidências, e tem um caráter minimizante no sentido de que o produto final,

resultado da combinação dos diversos mapas evidências através da multiplicação de valores na faixa entre 0 e 1, possui valores menores que os mapas de entrada. Já a Soma Algébrica Fuzzy consiste simplesmente na soma dos diversos mapas evidências, e tem um caráter inverso ao do Produto Algébrico Fuzzy, em que os valores do *fuzzy membership* vão se somando, resultando em um produto no qual os valores do mapa final são maiores que aqueles dos mapas evidências.

Na análise espacial visando a definição de mapas de favorabilidade mineral, os operadores Fuzzy "E" e "OU" não são utilizados rotineiramente por não representarem, na verdade, uma superposição dos efeitos de cada um dos mapas de entrada. A combinação entre os mapas evidências se dá de maneira satisfatória, portanto, através dos operadores Produto e Soma Algébrica Fuzzy. Contudo, o modo mais eficaz de contrabalancear os efeitos minimizantes do Produto e os efeitos maximizantes da Soma Algébrica Fuzzy é obtido através do operador Fuzzy Gama (Bonham-Carter 1994).

O operador Fuzzy Gama é definido em termos do Produto e da Soma Algébrica Fuzzy da seguinte forma (Bonham-Carter 1994):

$$\text{FUZZY GAMA} = (\text{SOMA ALGÉBRICA FUZZY})^{\gamma} \times (\text{PRODUTO ALGÉBRICO FUZZY})^{(1-\gamma)}$$

, onde a variável γ situa-se na faixa entre 0 e 1, e define a contribuição aditiva ou subtrativa dos operadores Soma e Produto Algébrico Fuzzy. Utilizando-se $\gamma=1$ o operador Fuzzy Gama corresponde à Soma Algébrica Fuzzy (caráter essencialmente aditivo), enquanto quando $\gamma=0$ o operador Fuzzy Gama irá corresponder ao Produto Algébrico Fuzzy e terá um caráter subtrativo. A escolha do valor de γ é uma atribuição do analista e dependerá do tipo de resposta que se deseja encontrar.

Exemplos da utilização da lógica fuzzy em pesquisa mineral são fartamente encontrados na literatura (An *et al.* 1991; Bonham-Carter *et al.* 1988; Bonham-Carter 1994; Bonham-Carter 1997; Braghin 1998; Chinn & Ascough 1997). No presente trabalho, utilizando o modelo de

depósito de níquel descrito anteriormente, as evidências foram combinadas através do operador fuzzy Gama, com γ valendo 0.9 (contribuição aditiva mais forte) e 0.7 (contribuição um pouco mais subtrativa). Os mapas de favorabilidade para níquel resultantes desta análise encontram-se nas Figuras 3.19 e 3.20.

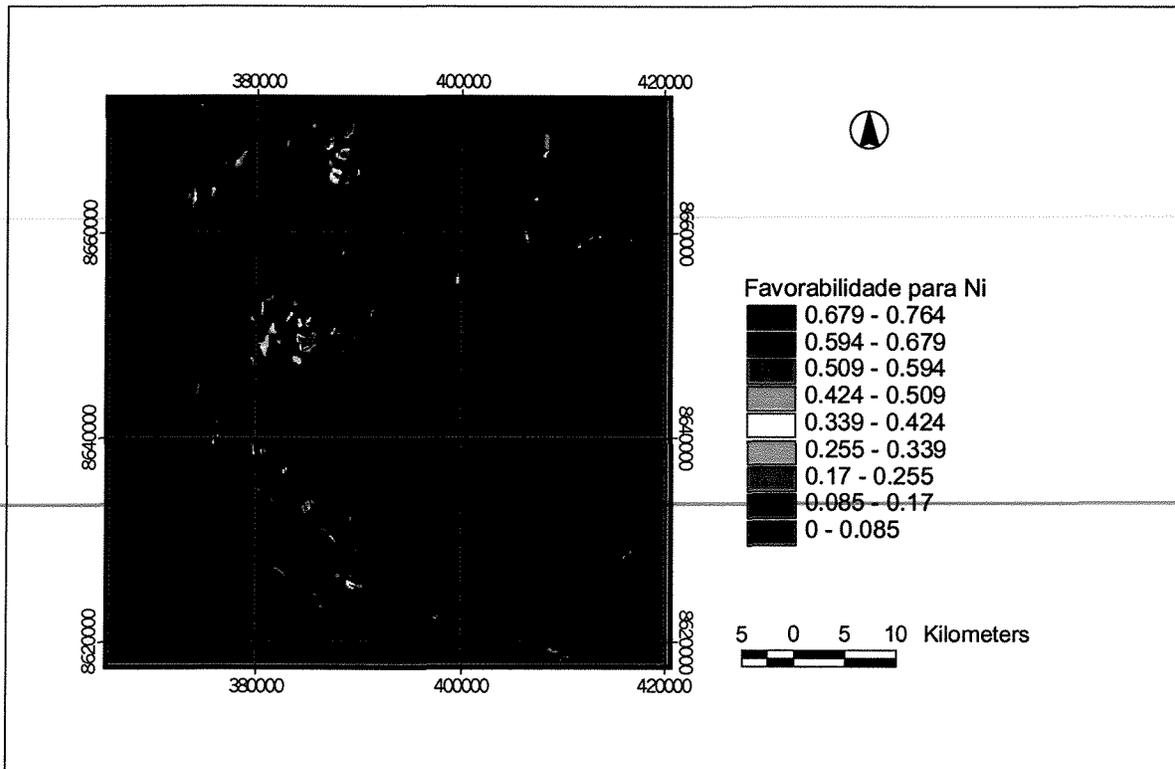


Figura 3.19. Mapa de favorabilidade para mineralizações de níquel, segundo análise fuzzy. $\gamma = 0.7$

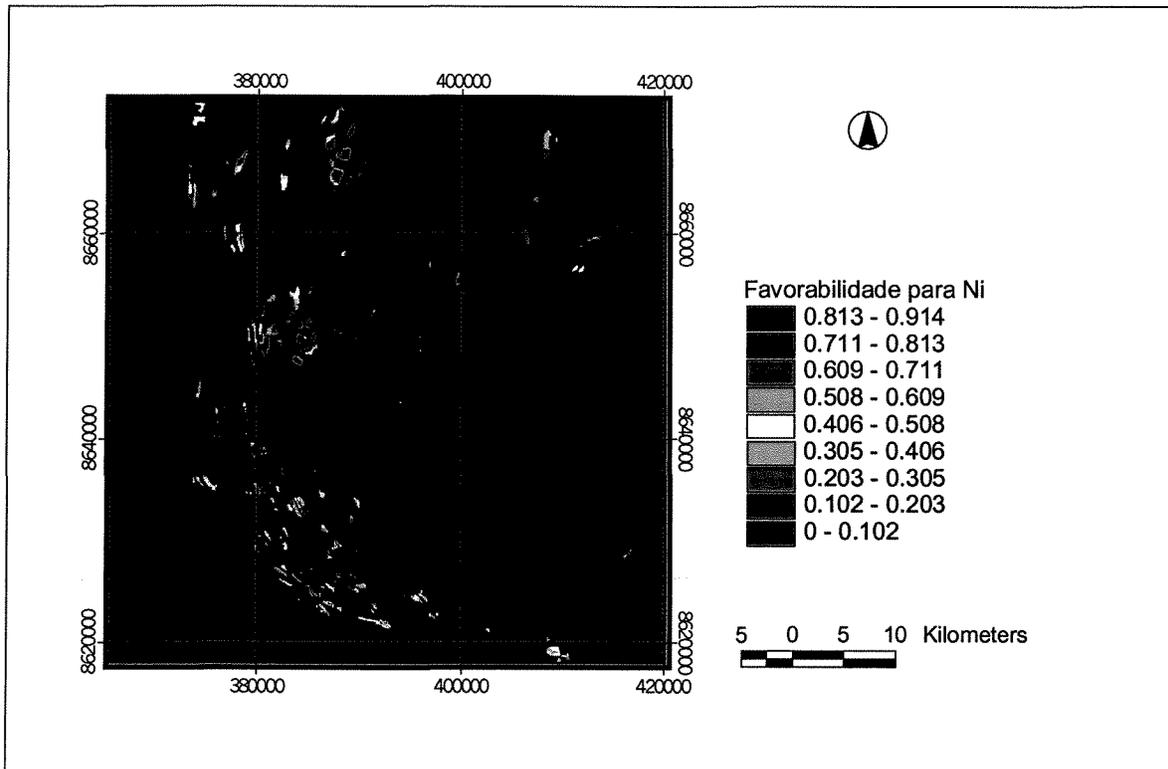


Figura 3.20. Mapa de favorabilidade para mineralizações de níquel, segundo análise fuzzy. $\gamma = 0.9$

3.8. DISCUSSÕES

A análise booleana pelo método *Index Overlay* forneceu um resultado interessante, permitindo a separação entre áreas mais e menos favoráveis à prospecção de níquel na região centro-oriental da Bahia. Embora a aplicação da técnica seja atrativa em função de sua simplicidade, o mapa de favorabilidade obtido é pouco conclusivo e demasiadamente genérico, na medida em que muitas áreas, de dimensões consideráveis, foram arbitradas como tendo potencial para hospedar depósitos de níquel. Considerando as condições inflexíveis na análise booleana, o maior peso atribuído às rochas ultramáficas (corretamente do ponto de vista do modelo metalogênético) contribuiu decisivamente, mas de forma imprecisa, para a elevação de praticamente todas as áreas relacionadas a essas rochas à condição de alta prioridade para prospecção (Figura 3.16).

A abordagem fuzzy, utilizando-se o operador “fuzzy Gama” e a variável γ sob duas condições (Figuras 3.19 e 3.20), resultou em mapas de favorabilidade mais satisfatórios para a prospecção de níquel na área de estudo. Verifica-se que os mapas evidenciais, integrados em condições de pertinência intermediária segundo o modelo metalogenético adotado, não influenciaram, de forma tendenciosa, a seleção de áreas com maior potencial para a prospecção. Ao contrário, a conjugação dos dados através da lógica fuzzy resultou em alvos muito mais bem definidos, em comparação aos resultados obtidos com a lógica booleana. A escolha do valor de γ dependerá do tipo de resposta que se deseja encontrar, pois valores baixos, indicando uma maior contribuição do Produto Algébrico Fuzzy, resulta em alvos mais restritos e bem definidos, enquanto valores mais altos de γ irão resultar em um número maior de alvos e também uma maior distribuição areal dos mesmos.

Uma comparação entre os mapas de favorabilidade para níquel obtidos através das lógicas booleana e fuzzy (com $\gamma=0.7$, onde os alvos têm menor distribuição areal) pode ser observado na Figura 3.21. Este mapa compreende a diferença entre os mapas de favorabilidade definidos pelas análises booleana e fuzzy, e mostra justamente aquelas áreas classificadas como alvos pela análise booleana, não classificadas como tal pela análise fuzzy. Pode-se observar que os alvos definidos pela análise fuzzy são bem mais restritos, cabendo ao responsável pelo projeto de pesquisa mineral (e o tamanho de seu orçamento) escolher qual a extensão do *follow-up*.

O significado dos alvos definidos por ambos os métodos foge ao escopo desse estudo, os quais somente poderão ser investigados na medida em que dados de maior detalhe (e.g., geoquímica de solo) estejam disponíveis.

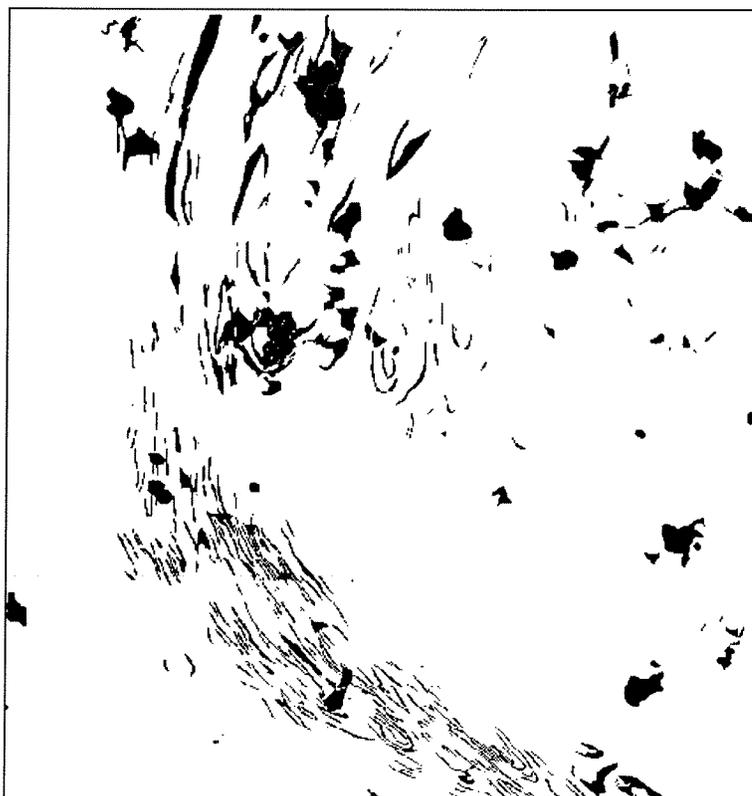


Figura 3.21. Comparação entre as análises booleana e fuzzy (com $\gamma = 0.7$). As áreas em vermelho representam alvos definidos pela análise booleana que não foram definidos pela análise fuzzy, representados aqui em preto.

3.9. CONCLUSÕES

Utilizando-se as técnicas de análise espacial *knowledge-driven* apresentadas neste capítulo (lógicas booleana e fuzzy) foi possível produzir mapas de favorabilidade para níquel de maneira simples e objetiva, o que poderia ser estendido para análises para outros bens minerais.

O essencial para estas análises é a definição do modelo de mineralização feita pelo especialista. Assim, esta técnica deve ser aplicada em áreas para as quais dados geológicos, geofísicos e geoquímicos de qualidade estejam disponíveis, e onde haja um bom conhecimento geológico-metalogenético, de modo a conceber da melhor maneira possível o modelo descritivo a ser aplicado.

Este modelo descritivo, definido com base em critérios subjetivos, deve ser ajustado aos dados disponíveis (Item 3.4). Desse modo, pelo menos duas simplificações devem ser feitas nestas análises: uma, ao se adaptar as ocorrências do bem mineral (depósitos, jazidas) ao modelo de mineralização, e outra, ao se adaptar o modelo aos dados disponíveis. Conclui-se, portanto, que a abordagem *knowledge-driven* deva ser aplicada somente em áreas para as quais o especialista possa contar com conhecimentos geológico-metalogenéticos prévios.

Análise espacial guiada pelos dados (*data-driven*): o uso de redes neurais para avaliação do potencial poli-minerálico na região centro-leste da Bahia

4.1. INTRODUÇÃO

O método das redes neurais artificiais oferece uma abordagem vantajosa à questão do mapeamento da favorabilidade mineral, pois as redes neurais representam um sistema computacional adaptativo que pode aprender, ou adquirir conhecimento a partir dos dados, através de técnicas de inteligência artificial. Segundo Brown *et al.* (2000), as redes neurais possuem algumas propriedades que as tornam adequadas ao reconhecimento de padrões e à classificação de dados espaciais, entre as quais: (i) a habilidade em extrair padrões ocultos em conjuntos de dados que podem ser imperceptíveis aos humanos e às técnicas estatísticas tradicionais; (ii) a capacidade de analisar dados sem nenhum conhecimento prévio, não necessitando de um modelo de depósito mineral; (iii) a possibilidade de trabalhar com dados ruidosos, limitados, interdependentes ou não-lineares; (iv) a possibilidade de adição contínua de novos dados; (v) a facilidade para a análise de grandes conjuntos de dados.

Devido às suas características, no método das redes neurais o conhecimento é adquirido através de um processo de aprendizado a partir de exemplos (Brown *et al.* 2000), os quais, em pesquisa mineral, são representados por ocorrências minerais conhecidas. No processo de aprendizado, denominado treinamento, o conhecimento armazenado é distribuído através da rede de dados na forma de valores ponderados, modificados como resultado do treinamento.

O objetivo deste trabalho foi o de utilizar a análise por redes neurais para avaliar a favorabilidade mineral partindo-se de um pressuposto básico: dada uma área com conhecimento geológico prévio e depósitos minerais conhecidos, quais seriam as áreas prováveis onde poderíamos encontrar novas ocorrências? A flexibilidade do método permite que se façam

diferentes análises com *commodities* minerais distintos, possibilitando, por exemplo, que órgãos de estímulo à pesquisa mineral forneçam mapas detalhados de favorabilidade a pequenos e grandes mineradores.

Neste trabalho, foram utilizadas diversas ferramentas em SIG, software de geoestatística e de processamento de imagens para processar dados geológicos, geoquímicos e geofísicos, os quais servirão de entrada para a análise espacial por meio de redes neurais.

4.2. GEOLOGIA REGIONAL

Uma descrição geológica da região avaliada pode ser encontrada no Capítulo 3. Nesta análise por redes neurais as ocorrências minerais exercem uma influência fundamental, e serão descritas a seguir.

Na área estudada são encontradas ocorrências minerais de talco, amianto, apatita, calcário, ferro, manganês, cristal de rocha e quartzo (Figura 4.1 e Tabela 4.1), bem como ocorrências de grafita, argila e feldspato.

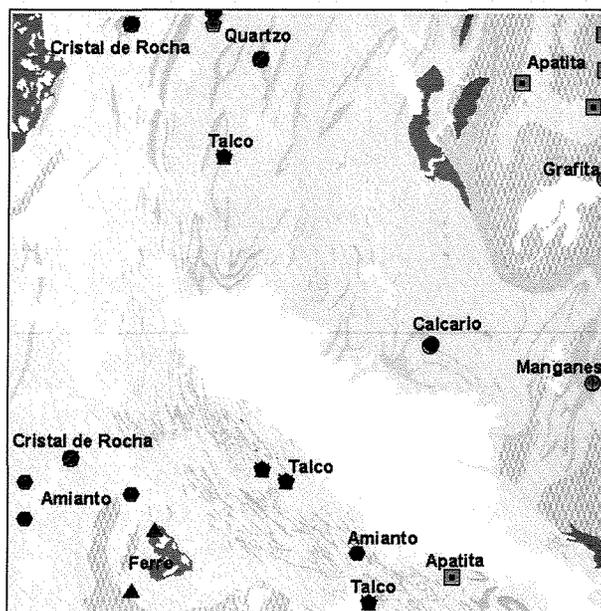


Figura 4.1. Ocorrências minerais na região de Itaberaba.

Substância	Município	Localidade	Status	Mineralogia
Amianto	Itaberaba	FAZ. CAMPO DAS PEDRAS	OCORRENCIA	AMIANTO, OPALA, CALCEDONIA,
Amianto	Itaberaba	FAZ. LAGOA DA ONÇA E FAZ. TESTA BRANCA	MINA PARALISADA	CRISOTILA, VERMICULITA, MAGNETITA, OPALA/CALCEDONIA,
Amianto	Ipirá	FAZ. POÇO DANTAS	OCORRENCIA	CRISOTILA,
Amianto	Itaberaba	FAZ. SOLIDAO	OCORRENCIA	CRISOTILA, SERPENTINA, CALCEDONIA,
Apatita	Ipirá	FAZ. CANTO DO MORRO	OCORRENCIA	APATITA, CALCITA, CALCEDONIA, QUARTZO E PIRITA
Apatita	Ipirá	FAZ. RETIRO	OCORRENCIA	APATITA, VERMICULITA, CALCITA, FLOGOPITA, GRAFITA
Apatita	Ipirá	FAZ. PEDRA BRANCA	OCORRENCIA	APATITA, QUARTZO, CALCITA, VERMICULITA, FLOGOPITA
Apatita	Ipirá	FAZ. PANELAS	OCORRENCIA	APATITA, CALCITA, VERMICULITA E FLOGOPITA, GRAFITA,
Apatita	Ipirá	PAU DE COLHER	OCORRENCIA	APATITA, VERMICULITA, CALCITA, CALCEDONIA, BIOTITA
Argila	Ipirá	FAZ. JAGUARAO	GARIMPO	ARGILA, QUARTZO,
Argila	Ipirá	FAZ. CONQUISTA (FAZ. FONTINHA)	GARIMPO	ARGILA,
Calcario	Ipirá	FAZ. MORRO DO CESARIO	OCORRENCIA	
Cristal de Rocha	Baixa Grande	FAZ. JUNCO	OCORRENCIA	CRISTAL DE ROCHA,
Cristal de Rocha	Baixa Grande	FAZ. SOLEDADE	GAR.ABANDONADO	CRISTAL DE ROCHA,
Cristal de Rocha	Itaberaba	FAZ. SAO MATEUS	OCORRENCIA	CRISTAL DE ROCHA,
Feldspato	Baixa Grande	FAZ. IPOEIRA	OCORRENCIA	FELDSPATO, CALCEDONIA, QUARTZO LEITOSO,
Ferro	Itaberaba	FAZ. CAMPESTRE /FAZ. QUIXABA	OCORRENCIA	MAGNETITA, HEMATITA, QUARTZO,
Ferro	Itaberaba	ROCA VELHA	OCORRENCIA	HEMATITA, MAGNETITA,
Grafita	Ipirá	FAZ. CACIMBA	OCORRENCIA	GRAFITA, QUARTZO,
Manganes	Ipirá	FAZ. CANDEIAS	OCORRENCIA	PIROLUSITA,
Quartzo	Baixa Grande	FAZ. ITAPICURU	OCORRENCIA	QUARTZO LEITOSO,
Talco	Baixa Grande	FAZ. SANTANA	OCORRENCIA	TALCO, SERPENTINA, MAGNETITA, MAGNETITA,
Talco	Itaberaba	FAZ. MARINHOS / FAZ. SAO LORENCO	OCORRENCIA	TALCO, ANTOFILITA E ESTEATITA,
Talco	Itaberaba	FAZ. BONITA	OCORRENCIA	TALCO, MAGNETITA,
Talco	Itaberaba	FAZ. LAGOA ESCONDIDA	OCORRENCIA	TALCO, MAGNETITA,

Tabela 4.1. Ocorrências minerais na área estudada.

4.3. BASE DE DADOS

A base de dados utilizada neste estudo foi a mesma utilizada na análise *knowledge-driven*, consistindo em dados referentes à base cartográfica (topografia e hidrografia), geologia (litotipos, estruturas e ocorrências minerais), aerogeofísica (magnetometria e gamaespectrometria) e geoquímica (amostragem de sedimento de corrente) (cf. Capítulo 3).

4.4. MÉTODOS DE PROCESSAMENTO DE DADOS

4.4.1. Geologia e Geofísica

O processamento dos dados geológicos e aerogeofísicos para esta análise em nada difere daquele executado para a análise *knowledge-driven* (Capítulo 3).

4.4.2. Geoquímica

Neste trabalho optou-se por uma análise mais simplificada da distribuição dos elementos químicos pela superfície, sem maiores rigores quanto ao fato de que anomalias de sedimento de corrente são, por definição, transportadas. Neste caso, para se converter teores de elementos químicos amostrados puntualmente para áreas anômalas, foram executadas interpolações, uma para cada elemento analisado.

Posteriormente, foi calculada a estatística de cada uma das distribuições químicas, de modo a se determinar os limiares e background para a produção dos mapas de anomalias geoquímicas a serem utilizados na análise por Redes Neurais (Figura 4.2).

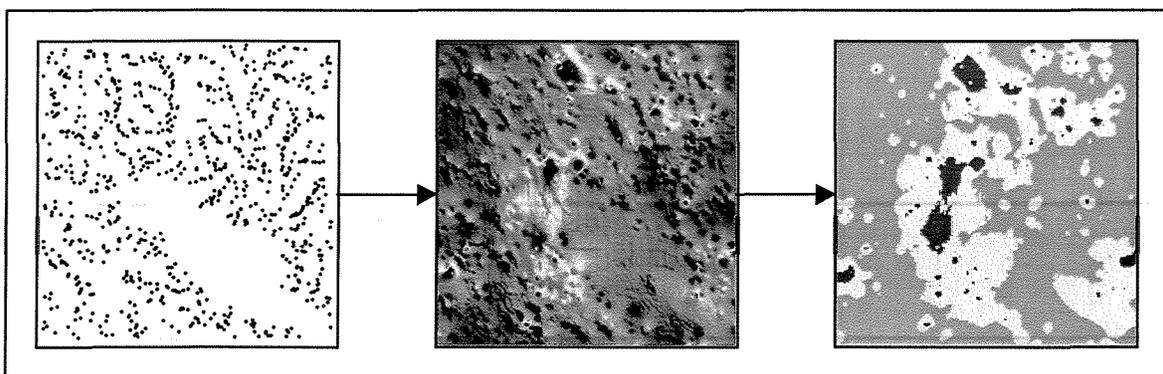


Figura 4.2. Processamento dos dados geoquímicos. As amostras (a) são interpoladas para cada elemento químico, níquel neste exemplo; (b) seus limiares e background são utilizados para a produção do mapa de anomalias (c).

4.5. ANÁLISE POR REDES NEURAIAS

O método das redes neurais oferece diversas vantagens em relação a outros métodos para a análise de dados de diferentes fontes, utilizadas em pesquisa mineral regional ou predição de prospectividade mineral (Brown *et al.* 2000). Métodos estatísticos como a lógica bayesiana (Ponderação de Evidências, Agterberg *et al.*, 1993) necessitam de um grande número de ocorrências minerais conhecidas para estimar a importância relativa das evidências geológicas associadas aos depósitos. Métodos conceituais (*knowledge-driven*) como *Index Overlay* ou lógica

fuzzy (Bonham-Carter, 1994) necessitam de um especialista em depósitos minerais para estabelecer um modelo, normalmente definindo parâmetros subjetivos. Áreas onde poucos depósitos são conhecidos, ou para as quais o modelo metalogenético é precário ou não estabelecido, dificilmente podem ser investigadas através destas técnicas.

Redes neurais artificiais são modelos computacionais distribuídos, paralelos, adaptativos e inspirados no raciocínio humano (Brown *et al.* 2000). Essas redes são compostas por elementos de processamento simples chamados de neurônios, os quais são interconectados por *links* associados a coeficientes numéricos (pesos) que indicam a força de cada conexão. Uma rede neural é constituída por uma camada de entrada (mapas evidenciais), uma camada de saída (resultado), e uma ou duas camadas ocultas, contendo a função que irá determinar os coeficientes numéricos a serem associados aos neurônios, permitindo a sua classificação (Figura 4.3).

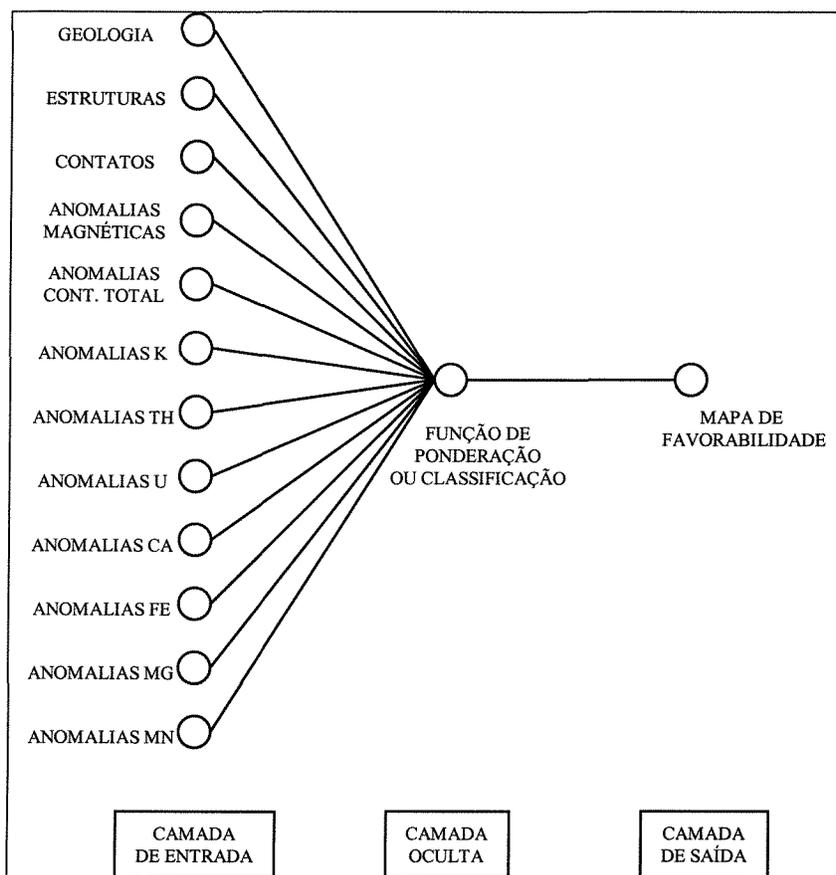


Figura 4.3. Arquitetura da rede neural artificial utilizada neste estudo (modificado de Brown *et al.* 2000).

A camada de entrada é composta por vetores em um espaço n -dimensional (sendo n o número de mapas evidenciais) formados pela combinação individual dos valores dos pixels dos mapas evidenciais (Figura 4.4). A determinação dos vetores da camada de entrada se dá de maneira análoga à forma na qual bandas de imagens de sensoriamento remoto são classificadas para se obter assinaturas de minerais de alteração hidrotermal (Brown *et al.* 2000). Assim, dados geológicos, geofísicos e geoquímicos no formato digital, podem ser superimpostos em SIG para produzir uma imagem na qual a assinatura dos depósitos minerais pode ser extraída, com base em pontos de treinamento relacionados a depósitos conhecidos, de modo a prever a localização de novos depósitos.

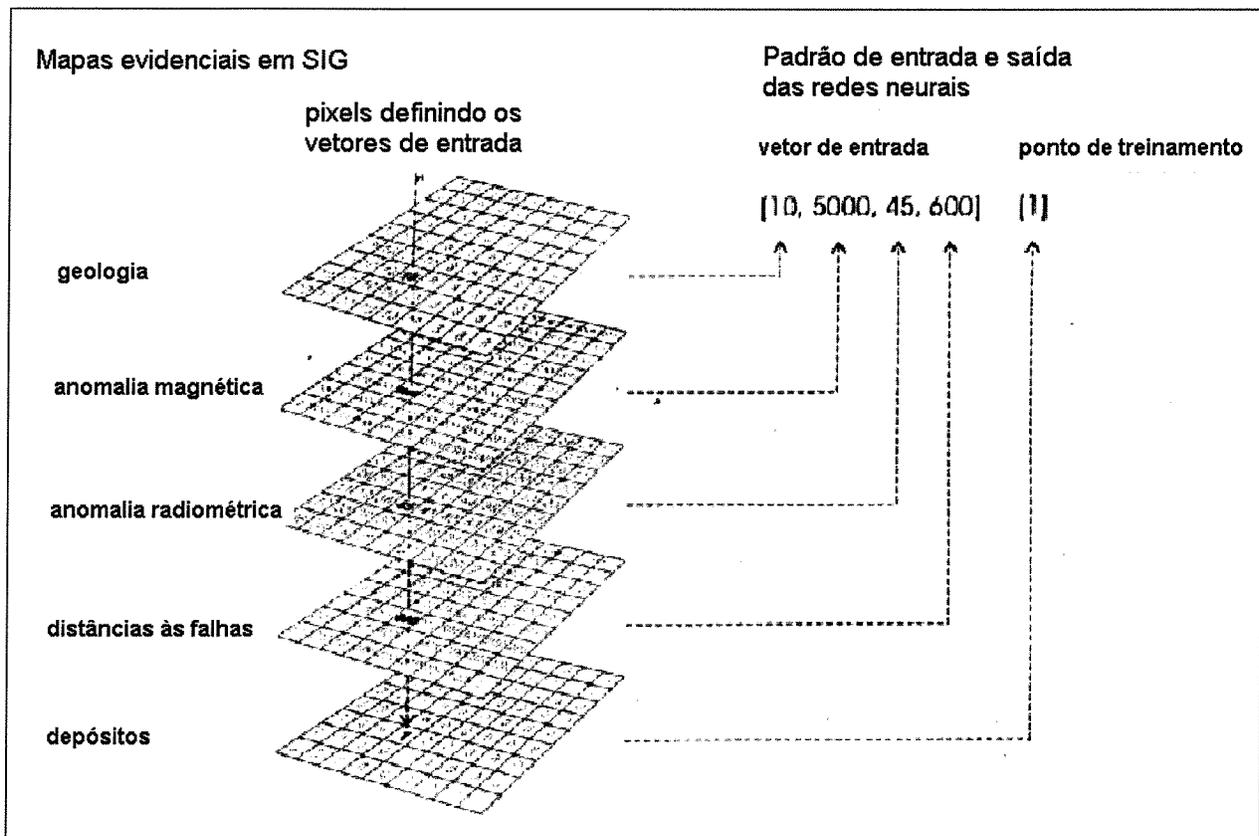


Figura 4.4. Determinação dos vetores da camada de entrada (Brown *et al.* 2000)

Diversas funções podem ser utilizadas na camada oculta. As mais utilizadas são as MLPs (*Multilayer Perceptrons*, Brown *et al.* 2000) e as RBFs (*Radial Basis Functions*; Looney & Yu, 2000). Enquanto nas redes neurais MLP a função da camada oculta envolve operações simples de adição, multiplicação e uma transformação não-linear aos sinais de entrada, as RBFs utilizam funções radiais para determinar a proximidade do vetor de entrada daqueles determinados na fase de treinamento (Figura 4.5) - que representam os depósitos conhecidos. Segundo Looney & Yu (2000), as RBFs são simples e o treinamento é efetuado mais rapidamente que em redes MLPs, além de permitirem a interpretação como sistemas baseados em regras fuzzy.

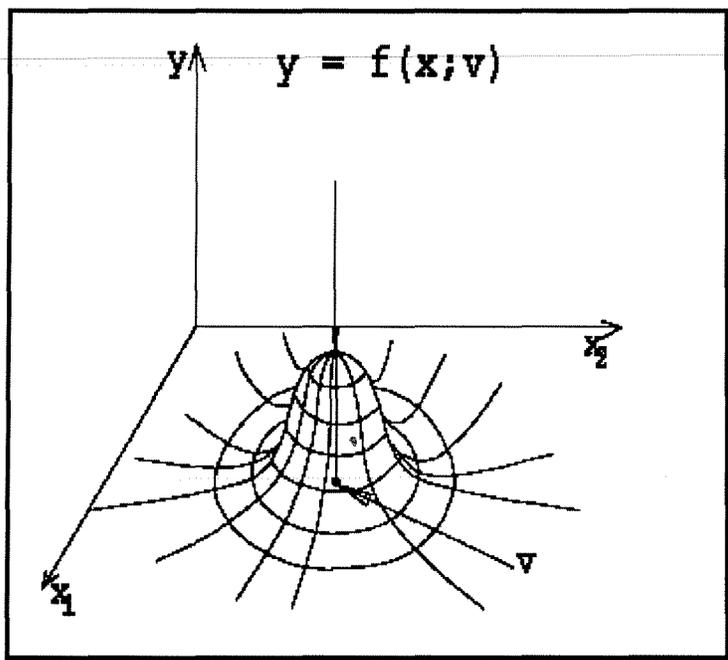


Figura 4.5. Definição de um *cluster* através de uma Função de Base Radial (RBF), in Looney & Yu (2000). x_1, x_2 : valores do vetor de entrada x ; v : centro do agrupamento (*cluster*); y : RBF. A todos os pontos x equidistantes do centro v são atribuídos o mesmo valor de y .

No presente trabalho optou-se por utilizar a abordagem da função de base radial RBFLN (*Radial Basis Functional Link Network*), através do software DataXplore (Looney & Yu, 2000), para combinar os diferentes bancos de dados. Para cada ocorrência mineral conhecida na área, os mapas de entrada foram selecionados de acordo com as características (Klein & Hurlbut, 1985) do bem mineral em questão (Tabela 4.2).

Substância	Geologia	Estrut	Contato	Mag	Gama	Ca	Fe	Mg	Mn
Amianto	X	X		X	X	X	X	X	
Apatita	X	X	X	X	X	X			
Calcario	X	X		X	X	X		X	
Cristal de Rocha	X	X		X	X				
Feldspato	X	X		X	X	X			
Ferro	X	X		X	X		X		
Manganes	X	X		X	X				X
Quartzo									
Talco	X	X	X	X	X			X	

Tabela 4.2. Dados utilizados na análise por redes neurais para 9 bens minerais documentados na Folha Itaberaba: (i) geologia (distinta para cada *commodity*); (ii) distância às principais estruturas; (iii) distância ao contato geológico; (iv) magnetometria (campo local); (v) gamaespectrometria (4 canais) e (vi) anomalias geoquímicas diversas.

Os mapas de favorabilidade mineral resultantes apresentaram, em geral, uma grande dispersão quanto aos seus máximos. A Figura 4.6a exemplifica essa dispersão para o amianto, o que se repete para outros bens minerais. Isto se dá devido ao baixo número de pontos de treinamento existentes na área, fazendo com que a função de base radial não tenha parâmetros de entrada suficientes para determinar os clusters que definem o depósito mineral. Uma maneira de minimizar este efeito em áreas onde o número de ocorrências é pequeno, como no caso da área estudada, consiste em se utilizar o conhecimento geológico e limitar os alvos, através de máscaras representando litotipos, apenas aos tipos litológicos compatíveis com determinado tipo de depósito (Figura 4.6b). Os mapas finais de favorabilidade para todos os bens minerais abordados nesse estudo são apresentados nas Figuras 4.7a-g.

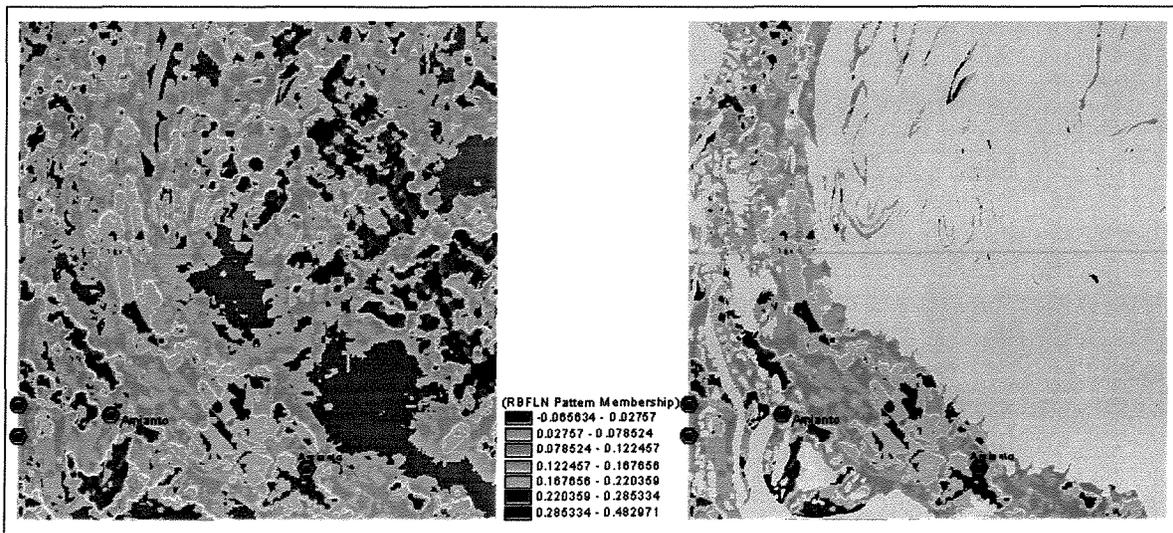
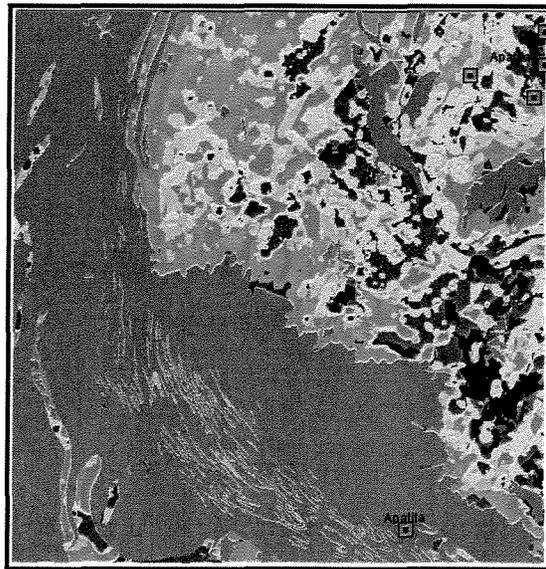
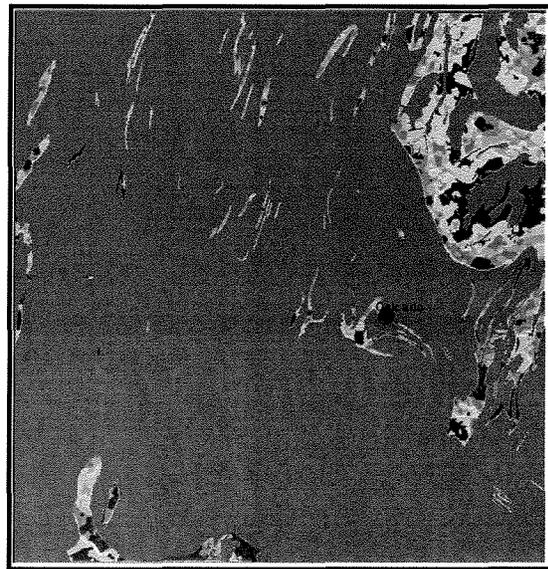


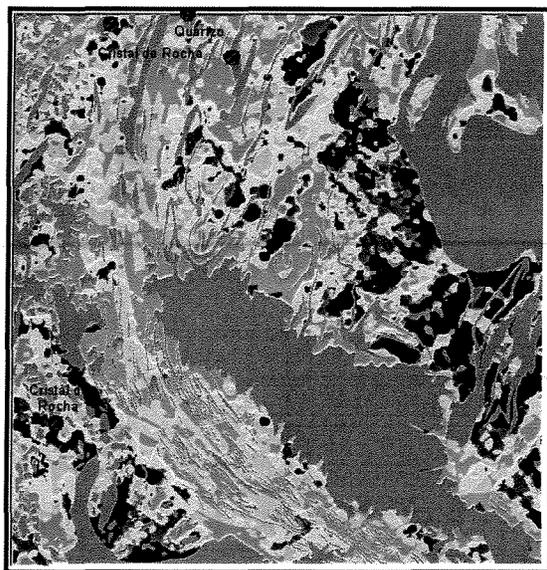
Figura 4.6. Mapa de favorabilidade mineral para amianto, antes (a) e após (b) a aplicação da máscara que limita os alvos apenas às áreas onde afloram tipos litológicos comumente associados a esse mineral.



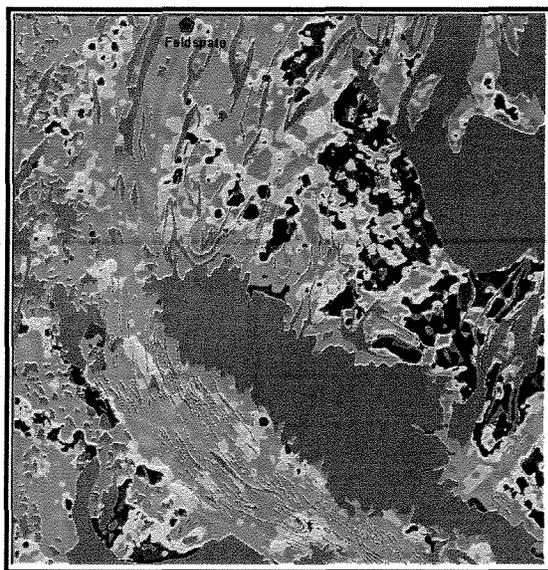
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 4.7. Mapa de favorabilidade mineral para (a) apatita; (b) calcário; (c) quartzo/cristal de rocha; (d) feldspato.

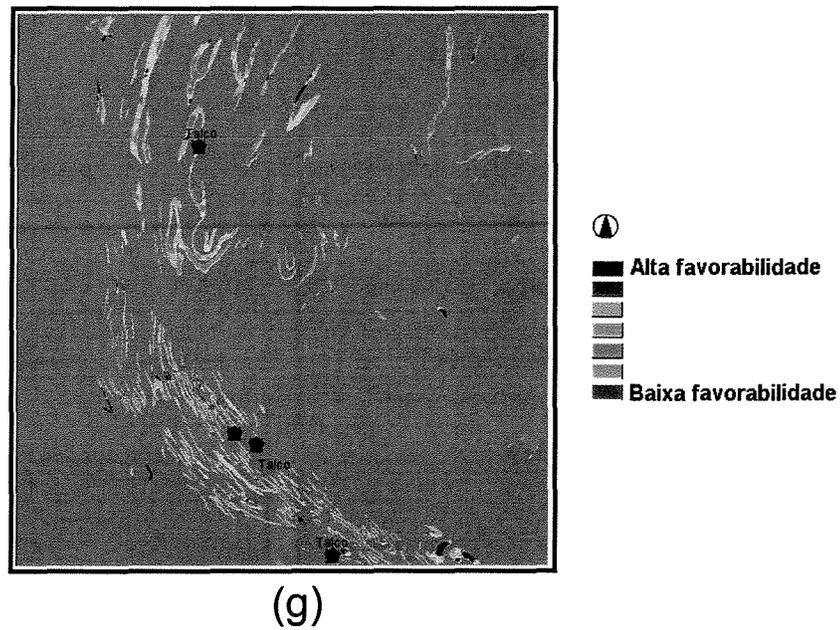
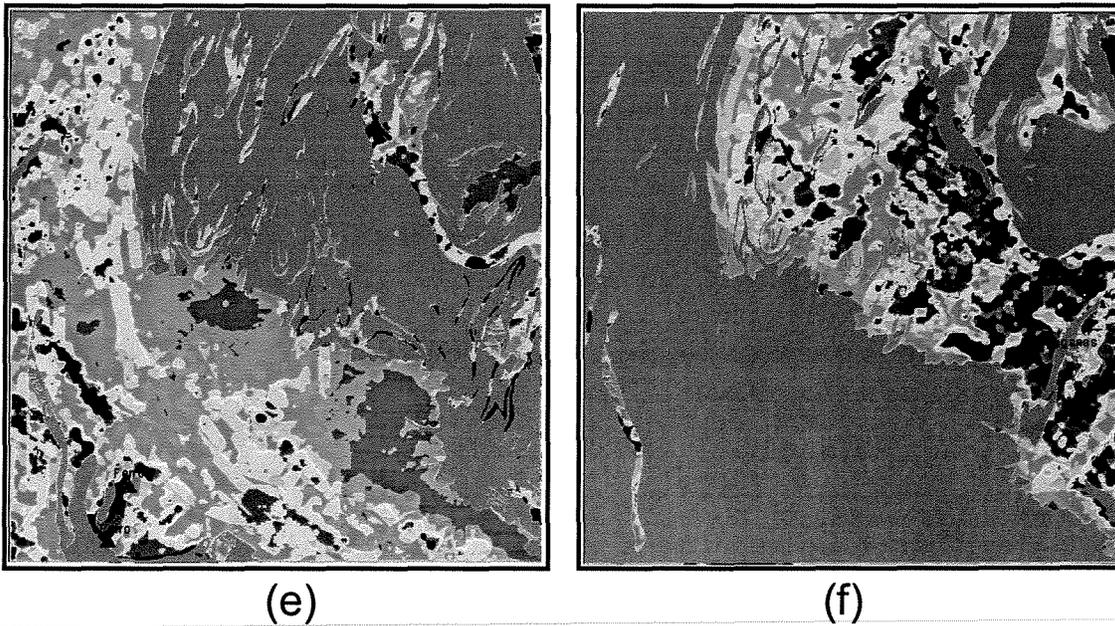


Figura 4.7. (cont.) Mapa de favorabilidade mineral para (e) ferro; (f) manganês; (g) talco.

4.6. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Observando-se os mapas da Figura 4.7 nota-se que o método das redes neurais produziu uma boa distribuição de alvos potenciais para os diversos bens minerais, principalmente após a aplicação das máscaras litológicas que limitam os alvos apenas aos litotipos que, sabidamente, têm a possibilidade de portar o depósito mineral em questão.

Os mapas de apatita (Figura 4.7a), quartzo/cristal de rocha (4.7c), ferro (4.7e) e manganês (4.7f) mostraram uma boa correlação entre as ocorrências conhecidas e os alvos definidos pela análise, permitindo inferir que os alvos distantes dos depósitos conhecidos sejam realmente potenciais portadores de mineralização.

Em alguns mapas (calcário, 4.7b, feldspato, 4.7d, talco, 4.7g) pode-se notar que as ocorrências conhecidas não se localizam sobre os máximos determinados pela rede neural, embora estejam situados em área de relativamente alta favorabilidade. Isto ocorre devido à escassez de pontos de treinamento que irão definir os vetores formadores dos *clusters* resultantes da Função de Base Radial (RBF). Quanto maior o número de ocorrências e maior a consistência destas (do ponto de vista geológico-geofísico-geoquímico), mais bem definidos serão os agrupamentos e, conseqüentemente, os alvos de prospecção – bem como o ajuste entre a verdade terrestre e os mapas derivados da análise.

4.7. CONCLUSÕES

Através dos resultados obtidos com a análise espacial por redes neurais artificiais algumas considerações relevantes podem ser feitas.

A primeira consideração é que este método permite, uma vez que um bom acervo de dados esteja disponível, avaliar de maneira rápida e flexível a potencialidade mineral de determinada região de modo a incentivar a mineração por pequenos ou grandes produtores. A disponibilização gratuita, pelo Geological Survey of Canada, do software que executa essa análise permite que os custos sejam reduzidos para áreas com profundo conhecimento geológico, geofísico e geoquímico. Contudo, os resultados devem ser avaliados com critério, sobretudo geológico, pois nenhum processamento computacional pode substituir o conhecimento da geologia de uma área.

A abordagem da análise direcionada pelos dados (*data-driven*) executada no método das redes neurais não necessita de modelos metalogenéticos e nem de um especialista em mineralizações, evitando-se o direcionamento dos resultados por critérios subjetivos. Por outro lado, esse direcionamento será dado pela qualidade e pela quantidade de dados disponíveis, e portanto um bom acervo de dados é fundamental para a confiabilidade dos resultados oriundos desta análise.

Observou-se ainda que a qualidade dos alvos resultantes da análise é uma função do número de pontos de treinamento, ou seja, depósitos minerais conhecidos. Isto significa que quanto mais depósitos forem conhecidos, mais bem definidas serão suas assinaturas geológico-geofísico-geoquímicas, em analogia às assinaturas espectrais em imagens de sensoriamento remoto.

O significado dos alvos foge ao escopo desse estudo, os quais somente poderão ser investigados na medida em que dados de maior detalhe estejam disponíveis para cada tipo de mineralização considerada na análise.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Agterberg, F.P., Bonham-Carter, G.F., Cheng, Q. & Wright, D.F., 1993. Weights of evidence modeling and weighted logistic regression for mineral potential mapping. *In: Davis, J.C. and Herzfeld, U.C. (eds.), 1993, Computers in Geology: 25 years of progress*, Oxford University Press, Oxford, pp.13-22
- Amaral, G. & Pascholati, E.M., 1998. Transformação dos dados aerogeofísicos do Projeto Rio das Velhas para uso em integração de dados. *Anais do XL Congresso Brasileiro de Geologia*. Belo Horizonte, 1998, SBG-MG, p.396
-
- An, P., Moon, W.M. & Rencz, A., 1991. Application of Fuzzy set theory to integrated mineral exploration. *Canadian Journal of Exploration Geophysics*, Vol.27, No.1, December 1991, p.1-11
- Barreto Neto, A.A., 2000. Padrões de acurácia em banco de dados geológicos para determinação de áreas anômalas de chumbo, zinco e prata usando Sistemas de Informações Georreferenciadas. Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas, 100p.
- Berry, J.K., 1997. Justifiable Interpolation. *GIS World*, February 1997, p.34-35
- Bhattacharyya, B. K., 1969. Bicubic spline interpolation as a method for treatment of potential field data. *Geophysics*, 6, 34, 402-423.
- Bonham-Carter, G.F., Agterberg, F.P. & Wright, D.F., 1988. Integration of geological datasets for gold exploration in Nova Scotia. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol.54, No.11, November 1988, pp.1585-1592
- Bonham-Carter, G.F., 1994. *Geographic Information Systems for Geoscientists – Modelling with GIS*. Pergamon, 400p.

- Bonham-Carter, G.F., 1997. GIS methods for integrating exploration data sets. *In: Proceedings of Exploration 97: Fourth Decennial International Conference on Mineral Exploration*, ed. A.G. Gubins, 1997, p.59-64
- Braghin, M.A., 1998. Utilização das Lógicas Booleana e Fuzzy para Análise Metalogenética na Folha Pilar do Sul (SP) via Sistema de Informações Geográficas. Dissertação de Mestrado. Universidade Estadual de Campinas. 144p.
- Briggs, I. C., 1974. Machine contouring using minimum curvature. *Geophysics*, 1, 39, 39-48.
- Brown W.M., Gedeon T.D., Groves D.I., Barnes R.G., 2000, Artificial neural networks: a new method for mineral prospectivity mapping, *Australian Journal of Earth Sciences*, 47: (4). P. 757-770.
- Carranza, E.J.M. & Hale, M., 1997. A catchment basin approach to the analysis of reconnaissance geochemical-geological data from Albay Province, Philippines. *Journal of Geochemical Exploration*, 60 (1997) 157-171
- Cox, D.P. & Singer, D.A., 1986. Mineral Deposit Models. *U. S. Geological Survey Bulletin 1693*
- Chinn, G.T. & Ascough, G.L., 1997. Mineral potential mapping using an expert system and GIS. *In: Proceedings of Exploration 97: Fourth Decennial International Conference on Mineral Exploration*, ed. A.G. Gubins, 1997, p.105-114
- Cressie, N. A., 1990. The Origins of Kriging. *Math Geology*, 22, 239-252.
- Dent, B., 1996. Cartography – Thematic Map Design, Wm. C. Brown Publishers.434p.
- De Boor, C., 1962. Bicubic Spline interpolation. *Journal of Mathematic and Physicist*, 41, 212-218.

Gonzalez, R.C. & Wintz, P., 1977. Digital Image Processing. Addison-Wesley, 502p.

Groves, D.I. & Barley, M.E., 1994. Archaean mineralization. In: Condie, K.C. (ed.) *Archaean Crustal Evolution*. Elsevier, Amsterdam p.461-503

Groves, D.I., 1994. Komatiite-associated nickel sulphide deposits of the Western Australia Shield. In: Soloman, M. & Groves, D.I., *The Geology and Origin of Australia's Mineral Deposits*. Oxford University Press, p.85-108

Harris, J.R., Wilkinson, L. & Grunsky, E.C., 2000. Effective use and interpretation of lithogeochemical data in regional mineral exploration programs: application of Geographic Information Systems (GIS) technology. *Ore Geology Reviews*, 16(2000) 107-143

Hildebrand, J.D. & Johnson, I., 1993. Projeto Rio das Velhas – O Emprego de um Multisistema Aerogeofísico para Prospecção de Ouro na Região do Quadrilátero Ferrífero – Minas Gerais. In: Congresso Brasileiro de Geologia, p.439-444.

Jacquez, G.M., 1991. C2D: Spatial Autocorrelation in Two Dimensions. Exeter Publishing, Setauket, New York. 52p.

Kekler, D., 1994. Surfer® for Windows. User's Guide. Golden Software, Inc.

Klein, C. & Hurlbut Jr., C.S., 1985. Manual of Mineralogy. 20th Ed., John Wiley & Sons, 402p.

Knox-Robinson, C.M. & Groves, D.I., 1997. Gold prospectivity mapping using a Geographic Information System (GIS) with examples from the Yilgarn Block of Western Australia. *Chronique de la Recherche Minière*, 529, 127-138

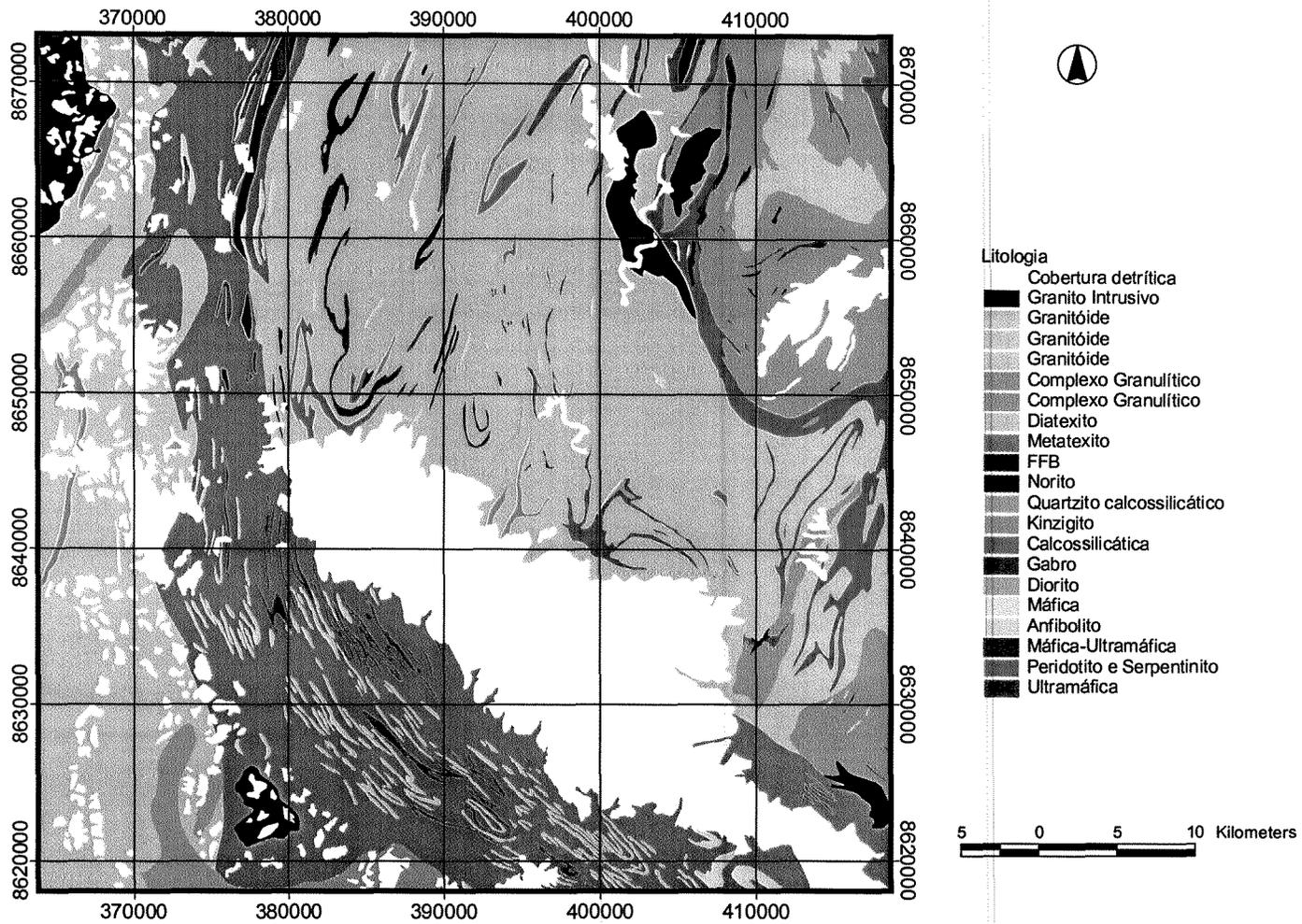
- Kopp, S., 1998. Developing a Hydrology Extension for Arcview Spatial Analyst. *ArcUser Magazine* April-June 1998
- Krige, D.G., 1966. Two-dimensional weighted moving average trend surface for ore valuation. *Journal South African Institute Mining and Metallurgy*, 3, 13-38.
- Looney, C.G. & Yu, H., 2000. Special software development for Neural Network and Fuzzy Clustering analysis in Geological Information Systems. Geological Survey of Canada, 34p.
- Luiz, J.G. & Silva, L.M.C., 1995. Geofísica de Prospecção, Volume 1. Ed. Cejup, 313p.
- Luyendyk, A.P.J., 1997. Processing of airborne magnetic data. *AGSO Journal of Australian Geology & Geophysics*, 17(2), 31-38
- Maguire, D. J. Goodchild, M. F. & Rhind, D. W., 1991. Geographic Information Systems, Vol. 1. Longman Scientific & Technical - John Wiley & Sons, Inc. New York, 1991
- Milligan, P.R. & Gunn, P.J., 1997. Enhancement and presentation of airborne geophysical data. *AGSO Journal of Australian Geology & Geophysics*, 17(2), 63-75
- Minty, B.R.S., 1991. Simple micro-levelling for aeromagnetic data. *Exploration Geophysics* (1991), 22, 591-592
- Musselman, C., Whitehead, N. & McDonald, K., 2000. *Gridding Data*. Oasis Montaj 5.0 Tutorial, 218p.
- Ord, J.K. & Getis, A., 1995. Local spatial autocorrelation statistics: distributional issues and an application. *Geographical Analysis*, 27:286-296
- Pires, A.C.B., 1995. Identificação geofísica de áreas de alteração hidrotermal, Crixás-Guarinos, Goiás. *Revista Brasileira de Geociências*, 25(1):61-68

- Rangel, P.A., Moraes, A.M.V., Toledo, L.A.A. & Fróes, R.J.B., 1988. Projeto Itaberaba – Relatório Final. Volume 1. Companhia Baiana de Pesquisa Mineral, Salvador. 138p.
- Riddle, C. & Dekker, M., 1993. Analysis of Geological Materials, 463 p.
- Sawada, M., 1999. ROOKCASE: An Excel 97/2000 Visual Basic (VB) Add-in for Exploring Global and Local Spatial Autocorrelation. *Bulletin of the Ecological Society of America*, 80(4):231-234.
- Saunders, D.F., Burson, K.R., Branch, J.F. & Thompson, C.K., 1993. Relation of thorium-normalized surface and aerial radiometric data to subsurface petroleum accumulations. *Geophysics*, 58:1417-1427
- Seoane, J.C.S. & Silva, A.B., 1999. Gold – anomalous catchment basins: a GIS prioritization model considering drainage sinuosity. *Journal of Geochemical Exploration* 67 (1999) 335-344
- Souza Filho, C.R. & Dinniss, A., 1997. Periodic noise suppression techniques applied to remote sensing images. *Boletim IG-USP, Sér. Cient.*, 28:23-61
- Swain, C. J., 1976. A FORTRAN IV program for interpolating irregularly spaced data using the different equations for minimum curvature. *Computer & Geosciences*, 1, 231-240.
- West, S.J., 1997. Volcanic flow-facies model for the komatiite sequence of the Mount Clifford area, Western Australia.. BSc (Hons) Thesis, University of Western Australia, p.20-29

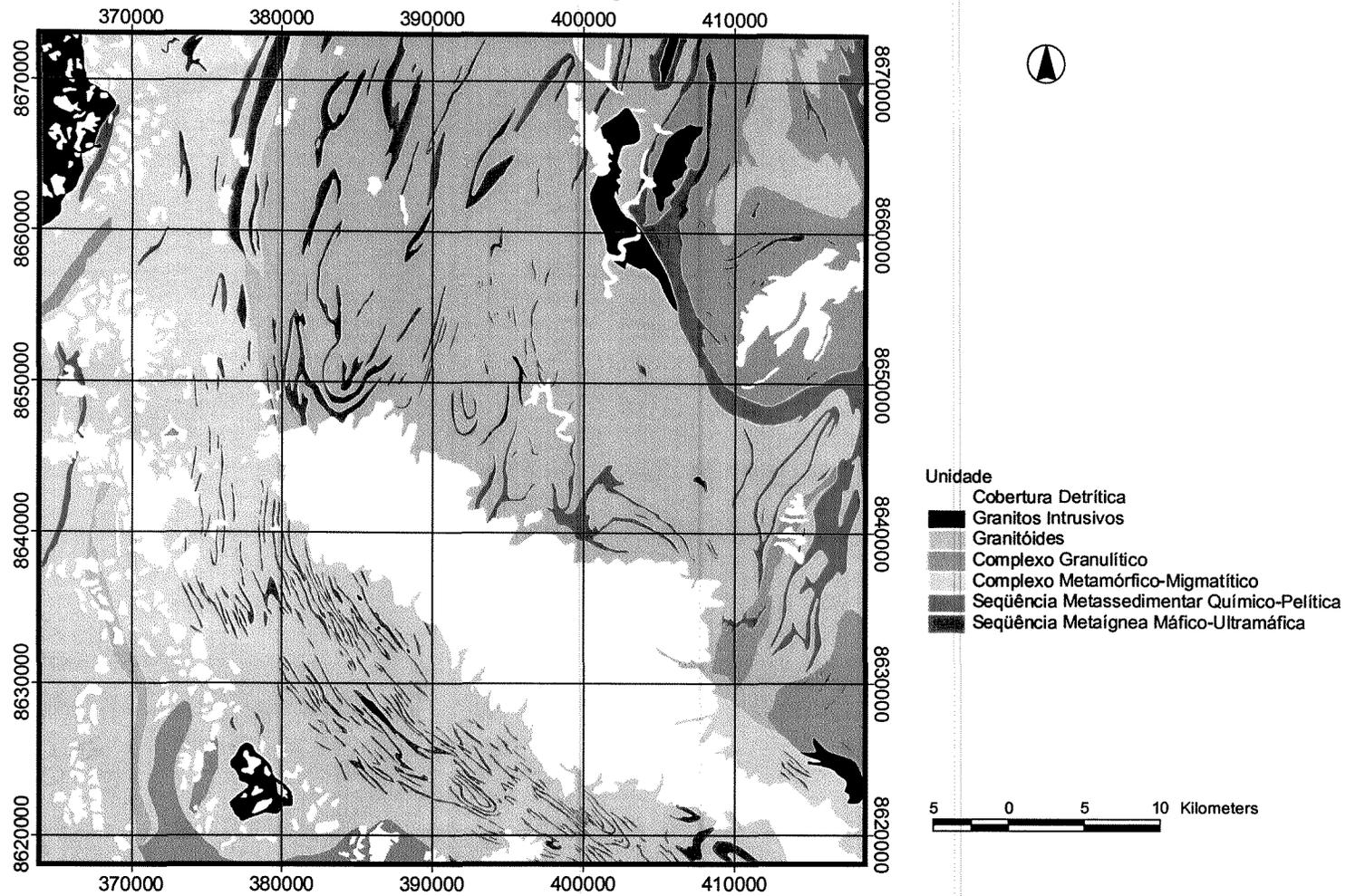
ANEXO 1

1a. Mapa litológico da região de Itaberaba por Rangel *et al.*, 1988

1b. Mapa geológico, generalizado pelo autor a partir das definições de Rangel *et al.*, 1988



Anexo 1a. Mapa litológico da região de Itaberaba por Rangel *et al.*, 1988



Anexo 1b. Mapa geológico, generalizado pelo autor a partir das definições de Rangel *et al.*, 1988

ANEXO 2

Relação de softwares utilizados no processamento de dados e análise espacial.

Grass: conversão dos dados de seu formato original para dados raster (genérico) e vetorial (DXF) (*U.S. Army Construction Engineering Research Laboratories*)

Excel: operações com tabelas de atributos e planilhas de localização de amostras, cálculo do Índice Normalizado de Resíduos (*Microsoft Corp.*)

Origin: derivação das curvas de variação do INR, cálculo do Gradiente INR (*Microcal Software Inc.*)

Rook's Case: cálculo de autocorrelações espaciais (Sawada, 1999)

OasisMontaj: cálculo dos variogramas utilizados na krigagem; filtragem no domínio da frequência (*Geosoft Inc.*)

Surfer: interpolação dos dados geofísicos por inverso do quadrado da distância, mínima curvatura e krigagem; cálculo dos resíduos; interpolação dos dados geoquímicos (*Golden Software Inc.*)

ER Mapper: processamento de imagens geofísicas e geoquímicas; filtragem no domínio espacial (*Earth Resource Mapping Inc.*)

ArcInfo: determinação da topologia dos temas vetoriais: contatos geológicos e drenagens (*ESRI Inc.*)

ArcView: integração dos dados, edição e produção de mapas; análises espaciais (*ESRI Inc.*)

Spatial Analyst: manipulação de dados raster; análise booleana (*ESRI Inc.*)

Fuzzy Logic: análise fuzzy (desenvolvido pelo autor)

ArcSDM: análise por redes neurais (*Geological Survey of Canada*)

DataXplore: análise por redes neurais – definição dos clusters (Looney & Yu, 2000)