

# ESTIMANDO A FAVORABILIDADE PARA RECURSOS MINERAIS NA BACIA DE IRECÊ PELOS MÉTODOS LÓGICA NEBULOSA E PESOS DAS EVIDÊNCIAS<sup>1</sup>

Washington Franca-Rocha\*

Graeme Bonham-Carter\*\*

Aroldo Misi\*\*\*

**RESUMO** — *A aplicação dos métodos Lógica Nebulosa (Fuzzy Logic) e Pesos das Evidências (Weights of Evidence) na estimativa da favorabilidade para ocorrência de depósitos de Pb e Zn na área da Bacia de Irecê (Bahia) aborda dois enfoques distintos da modelagem em ambiente de Sistemas de Informações Geográficas: o primeiro, simulando as idéias de um especialista sobre determinado fenômeno, e o segundo, obtendo medidas estatísticas da associação espacial para usar no prognóstico de novas ocorrências do mesmo fenômeno.*

**PALAVRAS-CHAVE:** *SIG; Avaliação de Recursos Naturais; Bacia de Irecê.*

**ABSTRACT** - *Approaches based on Fuzzy Logic (Fuzzy Set Theory) and Weights of Evidence (loglinear formulation of Bayes' Probability Theorem) have been applied in combining map patterns to predict the distribution of point or polygon objects in support of a hypothesis. In Fuzzy Logic method an expert subjectively assigns fuzzy membership functions for each predictor map and in the Weights of Evidence method weights calculations are used to characterize the spatial associations between known deposits and predictor maps.*

**KEY WORDS:** *GIS; Natural Resource Assessment; Irecê basin.*

---

<sup>1</sup> Trabalho apresentado no Workshop ARC-SDM: Spatial Data Modelling with Exploration Datasets in ArcView, em 26-29 de outubro de 1999, em Ottawa, Canadá.

\* Prof. Assistente, Área de Geociências, Dep. de Exatas (UEFS). Doutor em Geologia (UFBA). E-mail: wrocha@uefs.br

\*\* Research Scientist Mineral Resources Division, Geological Survey of Canada, Ottawa, Canadá. E-mail: bonham-carter@nrcan.gc.ca

\*\*\* Prof. Titular do Instituto de Geociências (UFBA). Centro de Pesquisa em Geofísica e Geologia, Laboratório de Metalogênese (UFBA). E-mail: misi@ufba.br

## INTRODUÇÃO

A análise da favorabilidade constitui uma importante etapa em um processo decisório. Essa técnica vem sendo usada pela indústria mineral e por agências de fomento do governo como um dos meios de avaliação de áreas para investimentos prioritários na exploração de recursos minerais. Atualmente, vem crescendo o interesse de organizações governamentais e não-governamentais por um procedimento decisório denominado Avaliação de Recursos Naturais, que utiliza projeções de favorabilidade, ao lado de informações de ordem socioeconômica, para comparar o custo de oportunidade de se implantar determinado tipo de atividade em relação a outros tipos possíveis de uso do solo na mesma área (p. ex. mineração x agricultura, mineração x parques etc.).

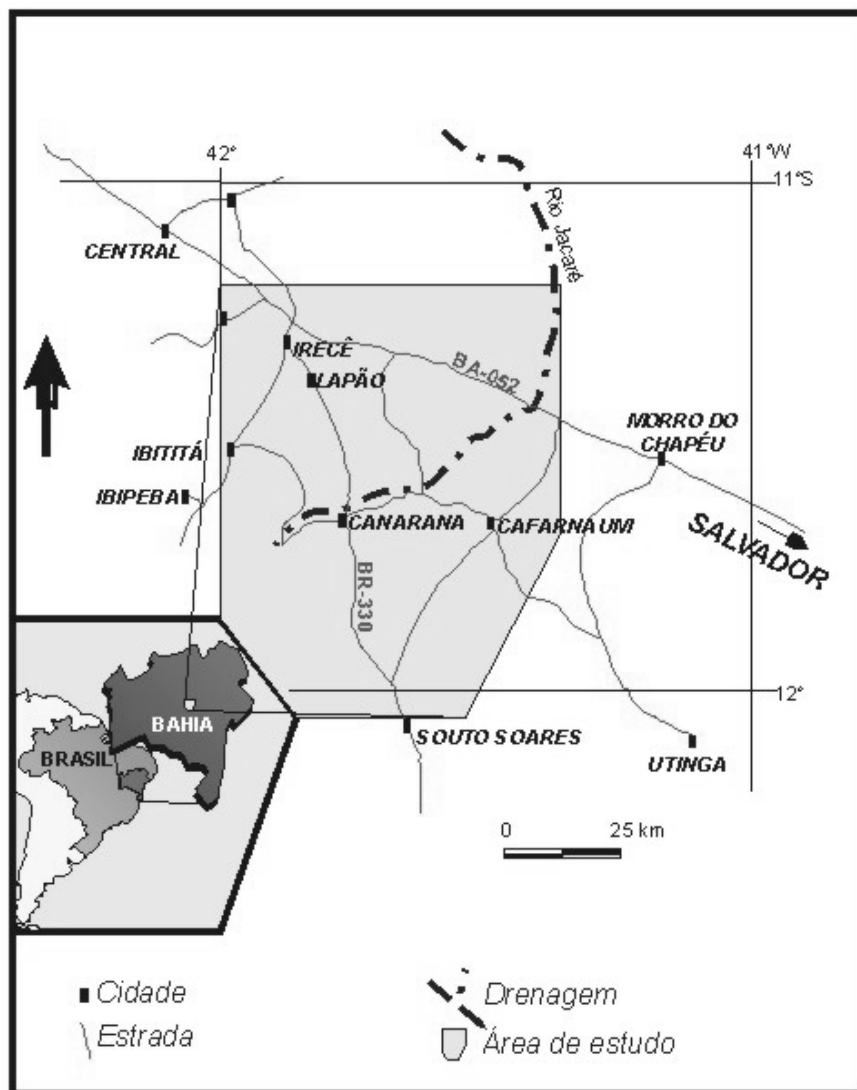
A avaliação da favorabilidade consiste em dividir determinado espaço geográfico em parcelas hierarquizadas, segundo um grau de favorabilidade. Pode-se medir a favorabilidade por meio de escores relativos ou probabilísticos, estimando-se, respectivamente, a possibilidade ou a probabilidade de ocorrência de algum fenômeno ou variável em uma área analisada. Por ser a variável espacial um fator importante, e, por ser necessário o uso de técnicas quantitativas para se fazer as estimativas, este tipo de problema é conduzido com maior eficiência através de modelagem em um Sistema de Informação Geográfica. Um Sistema de Informações Geográficas (SIG) facilita a manipulação, o gerenciamento e a análise de banco de dados geo-referenciados baseados em computador. Operações de consulta instantânea à base de dados espaciais e sua visualização através de mapas, tabelas e gráficos são procedimentos usuais em um SIG, facilitando a análise exploratória dos dados. O uso mais aprimorado do SIG possibilita a quantificação de grandezas, a combinação de ferramentas de análise espacial e a execução de funções de modelagem espacial, podendo revelar tendências e associações não observadas em um exame, através dos meios tradicionais de representação e de análise de dados. Uma abordagem mais detalhada sobre os Sistemas de Informações Geográficas pode ser encontrada em diversos livros de referência,

entre eles, ARONOFF (1989), BONHAM-CARTER (1994), BURROUGH & McDONNELL (1998) e SILVA (1999).

A modelagem de dados espaciais em SIG pode ser conduzida através de dois grupos de processos (BONHAM-CARTER, 1994): a modelagem baseada no conhecimento (Knowledge-Driven) e a modelagem baseada nos dados (Data-Driven). No primeiro grupo, a expertise do executor guia todo o processo de seleção e atribuição dos parâmetros do modelo. No segundo grupo, tais parâmetros são estimados por cálculos estatísticos executados em locais selecionados como pontos de treinamento onde são avaliadas as relações espaciais do fenômeno. Exemplos de modelagens do primeiro grupo são as operações de Lógica Nebulosa (Fuzzy logic), a teoria de Dempster-Shafer (Dempster-Shafer belief theory) e o sistema PROSPECTOR. No segundo grupo, encaixam-se as modelagens do tipo Pesos das Evidências (Weights-of-Evidence), Regressão Logística (Logistic Regression) e Redes Neurais Artificiais (Artificial Neural-Network).

Neste trabalho aplicam-se modelagens do tipo Lógica Nebulosa (FUZZY) e Pesos das Evidências (WOFE) a seis mapas relacionados à ocorrência de depósitos minerais, visando a comparação dos dois tipos de abordagem, na estimativa da favorabilidade. A área teste localiza-se na Bacia Sedimentar de Irecê, região centro-norte do Estado da Bahia.

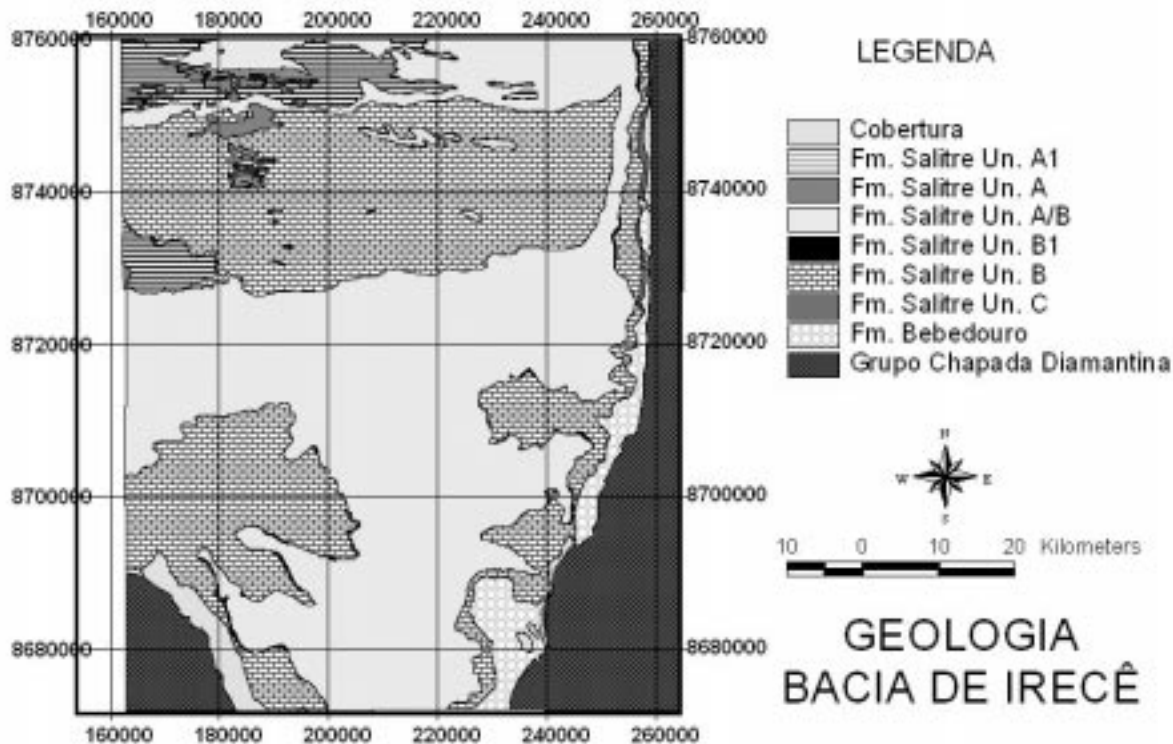
**Figura 1** - Situação, localização e acesso à área de estudo na bacia de Irecê.



## ASPECTOS GEOLÓGICOS DA ÁREA DE ESTUDO

A Bacia de Irecê é uma bacia sedimentar de formato triangular, pequena dimensão, aparentemente isolada e que faz parte da cobertura sedimentar do Cráton do São Francisco. É preenchida por sedimentos de idade neoproterozóica (datados em cerca de 600 milhões de anos) que pertencem ao Grupo Una-Bambuí, representados na área pela Formação Bebedouro (sedimentos glaciogênicos) e pela Formação Salitre (seqüências carbonáticas plataformais). A Formação Salitre consiste em uma seqüência predominantemente carbonática, com espessura aproximada de 1,2 Km, disposta em discordância sobre os diamictitos da Formação Bebedouro e sobre os metassedimentos siliciclásticos mesoproterozóicos do Grupo Chapada Diamantina. Dois ciclos transgressivos-regressivos foram identificados na sedimentação carbonática plataformal (MISI & KYLE, 1994): o primeiro ciclo compreende o calcário dolomítico laminado e o dolomito chertoso das unidades B e B1; o segundo ciclo é formado pelos pelitos, margas e calcários negros das unidades A e A1 (Figura 2). Em alguns locais, uma unidade dolomítica argilosa vermelha (unidade C) separa a sedimentação glaciogênica da sedimentação plataformal.

**Figura 2** - Mapa geológico da Bacia Sedimentar de Irecê. A Formação Salitre foi dividida em unidades estratigráficas, segundo o critério utilizado por Misi & Silva (1996).



Os depósitos minerais de sulfetos de Pb e Zn estão hospedados nos dolomitos da seqüência carbonática. As mineralizações são estratiformes maciças e/ou disseminadas, stratabound e venulares, estando as primeiras sempre associadas a ambientes marinhos rasos. A principal característica dos depósitos minerais da Bacia de Irecê é o seu controle estratigráfico no topo da seqüência regressiva do primeiro ciclo (MISI *et al.* 1999). Os depósitos minerais aflorantes são alterados superficialmente e formam crostas limoníticas (gossans), que constituem bons guias da mineralização.

A base de dados usada neste estudo compreende mapas geológicos, levantamentos geoquímicos e geofísicos, além dos registros de ocorrências minerais, todos, constituindo o acervo de dados, obtidos nos trabalhos executados na área pelo Serviço Geológico do Brasil (CPRM), Companhia Baiana de Pesquisa Mineral (CBPM) e Universidade Federal da Bahia (UFBA) (BONFIM *et al.*, 1985; MONTEIRO, 1997; MISI & SILVA, 1996).

## **METODOLOGIA**

Os procedimentos metodológicos adotados incluem a modelagem conceitual, a construção da base de dados e dos mapas derivados, a geração dos mapas de evidências e a modelagem da favorabilidade.

A conceituação da modelagem teve por base o modelo exploratório para a área, envolvendo as características gerais do modelo de depósito mineral em escala regional, as características dos depósitos na área e os indicadores de depósitos (estabelecidos pelos levantamentos geoquímicos e geofísicos). Essa compreensão é necessária para a seleção dos tipos de mapas primários a serem utilizados e dos mapas secundários a serem gerados, bem como, para a definição do procedimento de modelagem. O modelo de depósito mineral aqui assumido foi o “sediment-hosted Pb-Zn deposits”, conforme definido por MISI *et al.* (1999), e os indicadores de depósitos foram compilados dos relatórios de exploração mineral na área (BONFIM *et al.*, 1985; MONTEIRO, 1997).

A construção da base de dados foi iniciada com a avaliação das informações disponíveis e seleção das evidências a serem utilizadas na modelagem metalogenética. Em alguns casos, foi necessário processar algumas operações em ambiente SIG, para produzir mapas derivados mais adequados à modelagem, a exemplo do mapa das zonas de dilatação na unidade B1 (Figura 7B).

A modelagem da favorabilidade consiste, essencialmente, na fusão dos mapas de evidências que são combinados entre si, para formar um mapa de favorabilidade. O mecanismo de fusão bem como os parâmetros utilizados são decorrentes do método escolhido (FUZZY ou WOFE). Será feita, a seguir, uma breve revisão dos conceitos desses métodos, com base em BONHJAM-CARTER (1994) e SILVA (1999), de forma que se possa entender o significado dos resultados obtidos.

## **MODELAGEM POR LÓGICA NEBULOSA**

A imprecisão e a incerteza da informação são usualmente tratadas pela Teoria dos Conjuntos e pela Teoria de Probabilidades. A pertinência de um elemento a um conjunto é definida, na teoria clássica dos conjuntos, como verdadeira ou falsa, simbolizada por 1 ou 0, respectivamente. No mundo real, entretanto, a matemática precisa não consegue descrever de maneira satisfatória a riqueza das informações fornecidas por seres humanos. Se tomarmos, por exemplo, um subconjunto formado por pessoas de altura elevada, embora essa dimensão possa ser corretamente mensurada pela escala métrica, não há limites precisos para caracterizar a partir de que medidas uma pessoa pode ser considerada alta ou baixa e, portanto, definir com clareza todos os elementos pertencentes a este subconjunto. Para lidar com problemas dessa natureza, Lotfi Zedah desenvolveu, a partir de 1965, a Teoria dos Conjuntos Nebulosos (Fuzzy Set Theory), dedicada ao estudo dos princípios formais do aspecto vago da informação. A partir de 1978, os desdobramentos do trabalho de Zadeh resultaram na Teoria de Possibilidades que, como a Teoria de Probabilidades, trata a incerteza da informação, porém, de forma menos restritiva. A utilização da Teoria dos



Conjuntos Nebulosos em um contexto lógico é conhecida como *lógica nebulosa*, *lógica difusa* ou *lógica “fuzzy”*.

Para entendermos a aplicação desses conceitos à análise geográfica ou espacial, vamos supor que estejamos avaliando se um certo reservatório de água é poluído e se está suficientemente perto de uma cidade, para que possa ser utilizado no seu abastecimento. Usando a teoria clássica dos conjuntos, faremos duas afirmações:

1. “Este reservatório está próximo à cidade A” = 1 (verdade);
2. “Este reservatório é limpo” = 0 (falso).

Mas a definição do que possa ser considerado um reservatório limpo e próximo de uma cidade passa por intervalos de incertezas ou desconhecimentos, e, portanto, o grau de verdade das afirmativas anteriores depende da sua proximidade dos extremos, onde foi bem estabelecida a certeza de que o elemento pertence ou não ao conjunto. Podemos reelaborar as afirmativas precedentes, usando a teoria dos conjuntos nebulosos para avaliar o grau de verdade, tendo como referência uma escala de valores variando gradativamente entre os números 0 e 1:

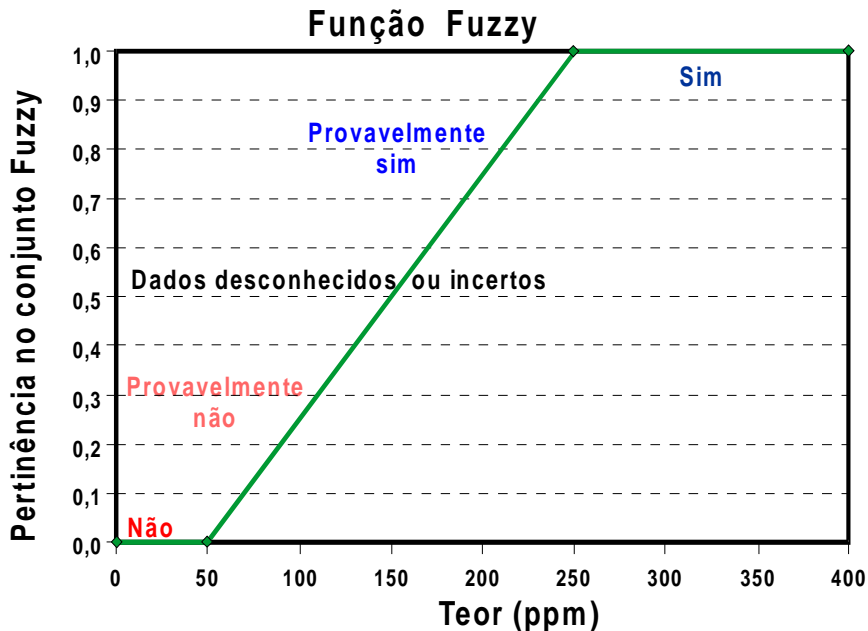
1. “Este reservatório está próximo à cidade A” = 0,6 (nos parece que sim);
2. “Este reservatório é poluído” = 0,9 (possivelmente é).

Se o grau de poluição dos reservatórios for aqui avaliado pela concentração de um hipotético elemento químico poluente expressa em “partes por milhão” (ppm), podemos atribuir o valor 1 para aqueles reservatórios que tiverem uma concentração muito elevada do elemento poluente e que é considerado, portanto, um reservatório poluído, e valor 0, para aqueles reservatórios com concentração muito baixa do elemento poluente e que são considerados reservatórios limpos. Para os reservatórios com medidas de concentração intermediárias aos padrões de limpeza ou de poluição, atribuímos valores compreendidos em uma escala contínua entre 0 e 1, para designar o grau de possibilidade de o reservatório pertencer ou não ao conjunto dos reservatórios poluídos. Essas relações podem ser expressas analiticamente por uma função de pertinência do tipo:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & x < 50 \\ \frac{x-50}{200} & 50 < x < (250) \\ 1 & x > (250) \end{cases} \quad (\text{Eq.1})$$

onde  $x$  é a concentração do elemento químico no reservatório e  $\mu(x)$  é a função de pertinência no conjunto nebuloso. A Figura 3 mostra a representação gráfica dessa função. A forma de uma função de pertinência nebulosa não é necessariamente linear, como no exemplo aqui dado, podendo assumir qualquer forma analítica ou arbitrária, apropriada a cada problema específico.

**Figura 3** - Representação gráfica da função de pertinência de elementos de um conjunto Fuzzy. Até 50 ppm sabe-se que o reservatório não é poluído, logo, o elemento não faz parte do conjunto Fuzzy. Acima de 50 ppm há um grau de incerteza se os reservatórios são ou não poluídos, até chegar a 250 ppm onde se tem esta certeza. Estes elementos formam um conjunto fuzzy. A função de pertinência deste conjunto é discutida no texto (segundo Bonham-Carter, 1994).



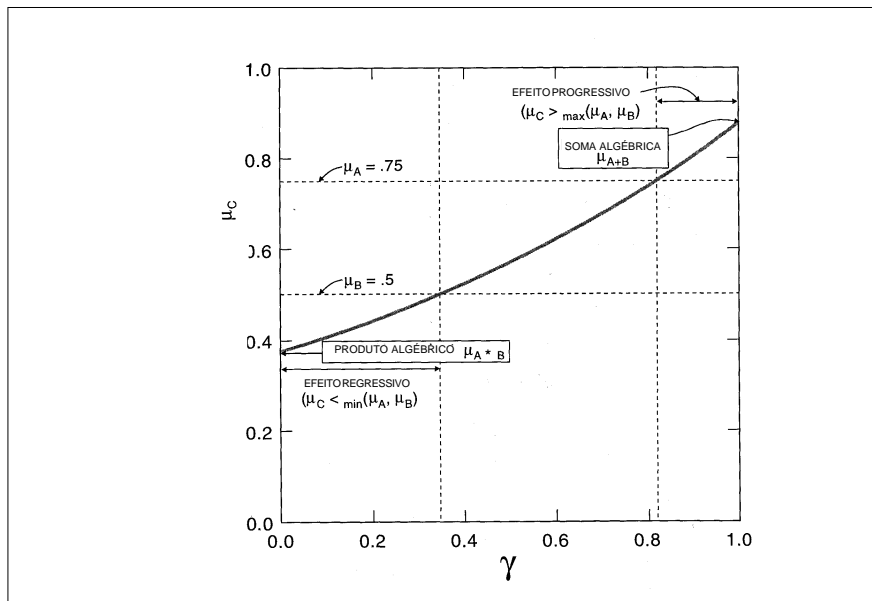
A modelagem de dados através de controladores nebulosos requer o uso de operadores lógicos, à semelhança dos operadores booleanos (lógica booleana). AN *et al* (1991) apresenta os operadores de lógica nebulosa mais úteis para a combinação de mapas exploratórios: intersecção lógica (fuzzyAND), união lógica (fuzzyOR), produto algébrico fuzzy (fuzzyPRODUCT), soma algébrica fuzzy (fuzzySUM) e operação gama (fuzzyGAMMA, definida em termos do produto algébrico fuzzy e da soma algébrica fuzzy).

A operação fuzzyAND é controlada pelo **menor** valor entre os elementos dos conjuntos fuzzy combinados, enquanto a operação fuzzyOR é controlada pelo **maior** valor entre eles. A operação fuzzyPRODUCT corresponde ao produto algébrico entre os valores dos elementos fuzzy e seu resultado tende a ser menor que os valores mínimos dos conjuntos combinados devido ao efeito multiplicativo. A operação fuzzySUM é o complemento da operação anterior e embora seu valor seja superior ao maior valor dos elementos combinados, não corresponde a uma soma algébrica propriamente dita. A operação fuzzyGAMMA é expressa por:

$$\mu_{\text{comb}} = \text{fuzzySUM}_{\gamma} * \text{fuzzyPRODUCT}^{(1-\gamma)} \quad (\text{Eq. 2})$$

e serve para controlar o grau de confiança na combinação, através de um efeito crescente (ou otimista), para valores elevados de  $\gamma$ , e de um efeito decrescente (ou conservador), para os valores mais baixos. Os valores de  $\gamma$  variam no intervalo de 0 a 1, sendo que para  $\gamma=0$  o resultado se iguala ao fuzzyPRODUCT enquanto para  $\gamma=1$  o resultado é o mesmo que o da operação fuzzySUM. A Figura 4 apresenta graficamente a expressão matemática e a relação entre os operadores nebulosos aqui discutidos.

**Figura 4** - Gráfico de valor  $\gamma$  versus  $\mu$  (escore de pertinência do elemento no conjunto Fuzzy). O valor  $\gamma$  controla as operações Fuzzy, incrementando a favorabilidade, com valores de  $\gamma$  muito próximos de 1, se há boa confiança nos mapas de evidência, ou, reduzindo o resultado final da favorabilidade, pelo uso de valores  $\gamma$  menores. Em ambos os casos, tanto  $\gamma$  como os escores finais de favorabilidade são expressos entre 0 e 1.



O resultado entre combinações envolvendo operadores fuzzy correspondem a valores contínuos na escala de 0 a 1, à semelhança da escala de valores da probabilidade, porém não constituem funções densidade de probabilidade e, por isso mesmo, são, por vezes, denominados de escala de possibilidade.

## MODELAGEM PESOS DAS EVIDÊNCIAS

Pesos das Evidências (Weights-of-evidence - WofE) é um método quantitativo que utiliza uma formulação loglinear do Teorema de Probabilidade de Bayes para combinar padrões em mapa e prognosticar a distribuição de objetos, dando suporte

a uma hipótese. Foi desenvolvido originalmente para aplicações não-espaciais em diagnóstico médico, nas quais as evidências são representadas por um conjunto de sintomas, e a hipótese, por uma assertiva do tipo: “o paciente tem a doença x”. Para cada sintoma, um par de ponderadores ou pesos (weights) é calculado: um, pela presença e outro, pela ausência do sintoma. A magnitude dos ponderadores depende da medida da associação entre o sintoma e o padrão da doença em um grupo de pacientes observados. Os ponderadores podem então ser usados para estimar a probabilidade de um novo paciente estar com a mesma doença, de acordo com a presença ou a ausência de determinados sintomas.

No final da década de 80, o método WOFE foi adaptado para o mapeamento da favorabilidade mineral em ambientes geológicos, usando Sistema de Informações Geográficas (BONHAM-CARTER *et al*, 1989). Neste tipo de aplicação, as evidências são os mapas ou conjunto de dados comumente usados na exploração mineral, e a hipótese tem a seguinte formulação: “este local é favorável para a ocorrência do depósito mineral do tipo x”. Os pesos são estimados a partir da medida da associação entre as ocorrências minerais conhecidas e dos valores que resultam da aplicação da hipótese nos mapas usados como evidências. A hipótese é então avaliada repetidamente para todos os locais possíveis na área usando os ponderadores calculados. Ao final, é produzido um mapa de favorabilidade que combina as evidências de todos os mapas.

O modelo WOFE pressupõe independência entre as evidências (independência condicional) e expressa a probabilidade condicional (posterior) de um depósito ocorrer quando um padrão binário anômalo está presente em função da probabilidade prévia da ocorrência de depósitos na área e de um multiplicador vinculado à presença do padrão binário anômalo, ou:

$$P\{D | B\} = P\{D\} \frac{P\{B | D\}}{P\{B\}} \quad (\text{Eq.3})$$

onde  $P\{D | B\}$  é a probabilidade posterior,  $P\{D\}$  é a proba-

bilidade prévia e  $\frac{P\{B|D\}}{P\{B\}}$  é o fator multiplicador, devido à presença do padrão binário anômalo.

Uma expressão semelhante relaciona a probabilidade posterior de um depósito ocorrer na ausência do padrão binário anômalo, ou seja:

$$P\{D|\bar{B}\} = P\{D\} \frac{P\{\bar{B}|D\}}{P\{\bar{B}\}} \quad (\text{Eq. 4})$$

Pode-se expressar o mesmo modelo sob a forma de uma razão da probabilidade de um evento ocorrer sobre a probabilidade de ele não ocorrer (*chance*) e definir a *razão de suficiência* (*RS*), como a razão entre a chance posterior e a chance prévia na presença do padrão anômalo. Utilizando o logaritmo natural da *chance*, temos:  $\ln\{D|B\} = \ln\{D\} + \log_e RS$ , ou seja, a chance posterior de ser encontrado algum depósito na presença do padrão binário é o somatório da chance prévia ( $\ln\{D\}$ ) com o *ponderador positivo de evidência* ou  $W^+$  ( $\log_e RS$ ) e a equação assume a forma final:  $\ln\{D|B\} = \ln\{D\} + W^+$  (Eq. 5)

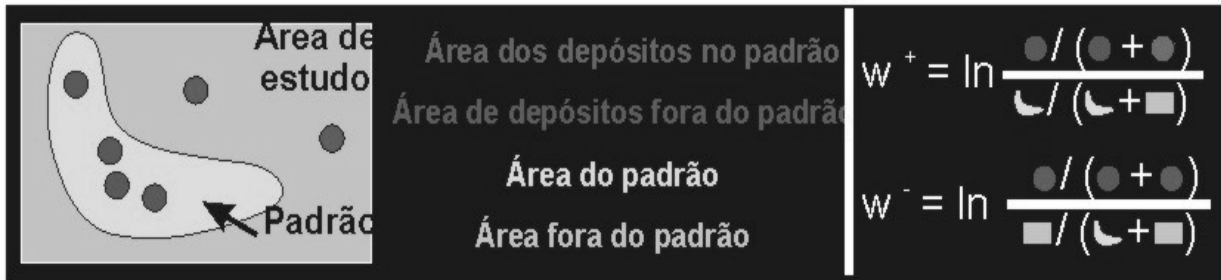
De maneira similar, a chance para a probabilidade condicional da existência da feição especial dada à ausência da evidência, considera a *razão de necessidade* (*RN*), ou seja, a razão entre a chance posterior e a chance prévia na ausência do padrão binário anômalo, e deriva o *ponderador negativo da evidência* ( $W^-$ ) resultando na expressão:  $\ln\{D|\bar{B}\} = \ln\{D\} + W^-$  (Eq. 6)

A probabilidade prévia corresponde à densidade de depósitos na área (área dos depósitos/área total) e os ponderadores  $W^+$  e  $W^-$  são calculados segundo o procedimento da Figura 5. Um parâmetro particularmente útil é o *contraste*, derivado da diferença entre os ponderadores de evidências positivos e negativos. Com base no contraste e observando-se ainda a medida de sua normalização (para verificar o grau de variância), podem-se simplificar os mapas, reduzindo o número de classes e separando as áreas mais favoráveis daquelas menos favoráveis, facilitando os cálculos e sua interpretação. A Figura 6 mostra um método para proceder a reclassificação das classes ordenadas em mapas de proximidade (buffers), ou de elevação (medidas geoquímicas e geofísicas), a partir da maximização do contraste.

## PESOS DAS EVIDÊNCIAS

**Figura 5** - Metodologia de cálculo dos ponderadores de evidência no método WOFE - Modificado de MIHALASKY (1999), segundo BONHAM-CARTER (1994).

Os valores de  $W+$  são função da razão entre a área de depósitos que ocorrem em um padrão do mapa e a área total dos depósitos, normalizado pela razão entre a área padrão e a área total do mapa.  $W-$  é calculado de forma idêntica, mas, considerando a ausência do padrão.



$W+$  é positivo e  $W-$  é negativo em determinada classe do mapa onde há mais ocorrências que o esperado pelo cálculo da chance.

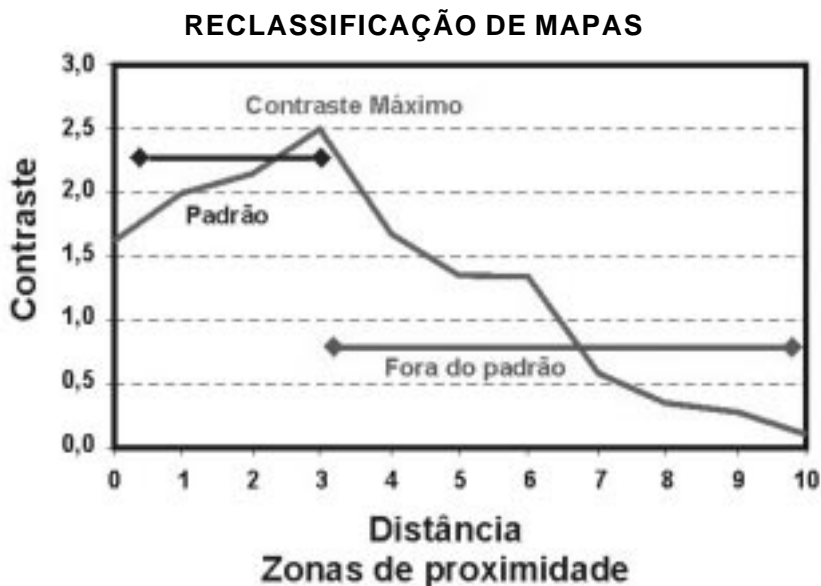
Áreas sem dados:  $W+$  e  $W-$  recebem valores = 0

Ocorrências aleatórias (sem correlação espacial):  $W+ = W- = 0$

Ocorrências mais freqüentes que a chance: ponderador positivo.

Ocorrências menos freqüentes que a chance: ponderador negativo.

**Figura 6** - Reclassificação de mapas pelo critério do contraste máximo. As classes no eixo das abcissas são distâncias regulares e crescentes, representando a proximidade de alguma feição. O contraste máximo separa as classes anômalas (padrão) daquelas não anômalas. Pode-se também utilizar as variações na inclinação da curva para separar mais de uma classe anômala. Modificado de MIHALASKY (1999), segundo BONHAM-CARTER (1994).

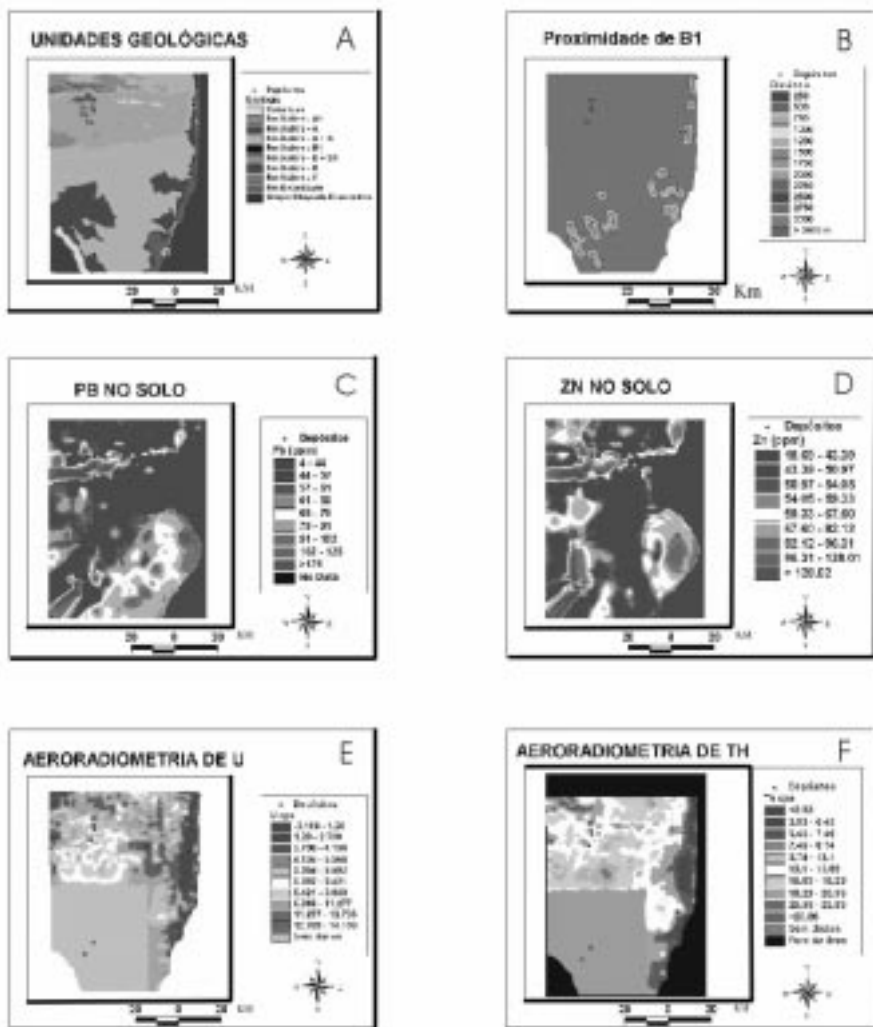


## RESULTADOS

Foram selecionados seis mapas representando planos de informações necessários à extração de evidências para a modelagem, de acordo com os critérios definidos na modelagem conceitual (Figura 7). A preparação dos mapas de evidências se fez a partir da reclassificação dos mapas primários e derivados, observando-se os aspectos específicos a cada método.



**Figura 7** - Mapas de evidências usadas nas modelagens e localização dos minerais previamente conhecidos. (A) Mapa geológico da Bacia de Irecê (B) Mapa de proximidade da Unidade B1 da Formação Salitre, em intervalos de 250 m (C) Mapa de distribuição de Pb no solo, interpolado pelo método de krigagem (D) Mapa de distribuição de Zn no solo, interpolado pelo método de krigagem (E) Mapa Aeroeofísico de Cintilometria de U, interpolado pelo método da mínima curvatura (F) Mapa Aeroeofísico de Cintilometria de Th, interpolado pelo método da mínima curvatura.



**Evidências Estratigráficas** - A generalização das unidades geológicas teve por objetivo destacar o intervalo estratigráfico de maior afinidade espacial com a mineralização e que corresponde às unidades do primeiro ciclo (B1 e B). Considerando o forte controle exercido pelo contato superior do primeiro ciclo sobre as mineralizações, foi produzido, também, um mapa de proximidade da unidade B1.

**Evidências Geoquímicas** - Os mapas geoquímicos de Zn e Pb apresentam classes em percentis, sendo selecionada a classe com melhor contraste em cada mapa, como limiar, separando os valores anômalos dos não-anômalos. Embora a associação de Pb e Zn neste modelo de depósito seja típica, em alguns depósitos, só ocorre um ou outro elemento. Para modelar este efeito, combinaram-se os dois mapas em um único, a partir da união lógica fuzzy (fuzzyOR), agregando-se as áreas complementares, sem duplicar informações.

**Evidências Geofísicas** - As imagens geofísicas foram usadas como critério permissivo, já que os trabalhos de prospecção na área mostraram baixa resposta geofísica da mineralização, o que foi comprovado durante o cálculo dos ponderadores de evidências pelo método WOFE. Os mapas aero-radiométricos de Tório e Urânio foram combinados em um único mapa, através do operador de intersecção lógica fuzzy (fuzzyAND), visando modelar a hipótese de os depósitos minerais serem radiometricamente anômalos.

Para a modelagem nebulosa, as classes de cada mapa foram ponderadas por um escore ou fator escolhido subjetivamente, para caracterizar a importância de cada classe no controle dos depósitos minerais, de acordo com o modelo exploratório. Nas Tabelas 1 e 2, podemos ver, na coluna “escore fuzzy”, os ponderadores nebulosos atribuídos a cada classe de alguns mapas de evidências. Nos mapas de proximidade de B1 e de concentração de Zn, as classes são ordenadas e a variação dos escores fuzzy é, respectivamente, decrescente (quanto mais distante de B1 diminui a possibilidade de ocorrerem depósitos), e crescente (quanto maior a concentração de Zn aumenta a possibilidade de ocorrerem depósitos). Esses valores são arbitrários e seguem unicamente o julgamento do especialista, ou seja,

representam a expectativa e a confiança que o especialista tem no modelo e nas evidências.

**Tabela 1** – Cálculo dos ponderadores de evidência, escore fuzzy e reclassificação binária para o mapa de proximidade da Unidade B1.

CLASSE	ESCORE FUZZY	NUMERO PONTOS	W+	W-	CONTRASTE (C)	CONFIANÇA C/S(C)	CLASSE BINÁRIA
250	0.90	0					2
500	0.90	0					2
750	0.85	2	2.143	-0.149	2.292	2.956	2
1000	0.85	4	2.261	-0.335	2.596	4.285	2
1250	0.80	6	2.269	-0.570	2.839	5.070	2
1500	0.50	6	2.135	-0.563	2.697	4.821	2
<b>1750</b>	0.44	<b>6</b>	<b>1.849</b>	<b>-0.544</b>	<b>2.393</b>	<b>4.282</b>	<b>2</b>
2000	0.36	6	1.675	-0.529	2.204	3.946	1
2250	0.30	6	1.593	-0.521	2.114	3.787	1
2500	0.24	6	1.392	-0.497	1.889	3.386	1
2750	0.16	6	1.281	-0.482	1.763	3.159	1
3000	0.11	6	1.196	-0.469	1.665	2.985	1
3000 +	0.10	13					1

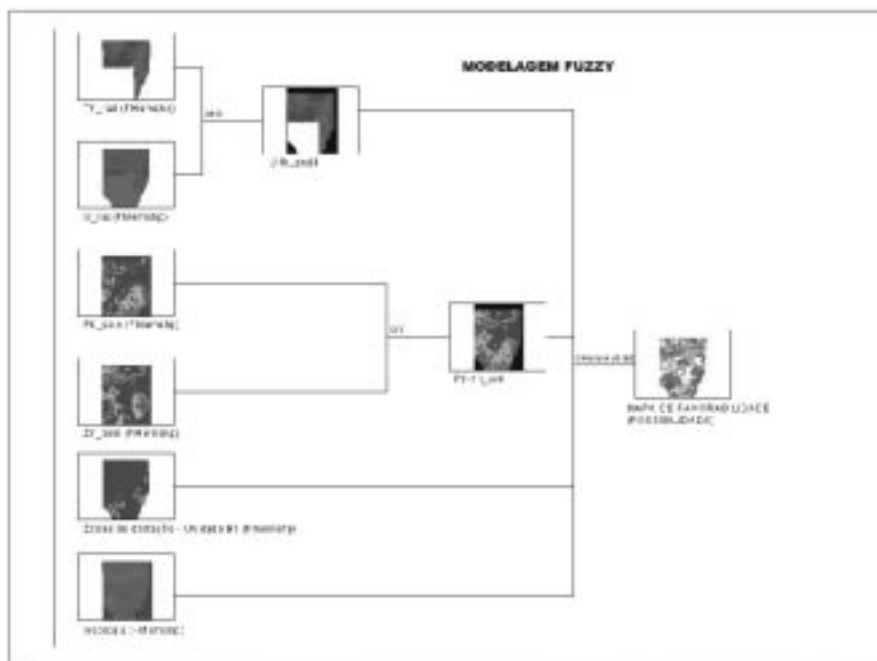
**Tabela 2** - Escore fuzzy e reclassificação binária para os mapas de distribuição de Zn no solo e de Geologia.

CLASSES ZN	ESCORE FUZZY	CLASSE BINÁRIA	DESCRIÇÃO
1 "18.69 - 43.39"	0.10	1	Ausente
2 "43.39 - 50.97"	0.21	1	Ausente
3 "50.97 - 54.05"	0.33	1	Ausente
4 "54.05 - 59.33"	0.44	1	Ausente
5 "59.33 - 67.60"	0.57	1	Ausente
6 "67.60 - 82.12"	0.69	1	Ausente
7 "82.12 - 96.31"	0.80	2	Presente
8 "96.31 - 128.01"	0.85	2	Presente
9 "> 128.02"	0.90	2	Presente
CLASSES GEO	ESCORE FUZZY	CLASSE BINÁRIA	DESCRIÇÃO
1 "Cobertura"	0.10	1	Ausente
2 "Fm Salitre - A1"	0.30	1	Ausente
3 "Fm Salitre - A"	0.30	1	Ausente
4 "Fm Salitre - A + B"	0.35	1	Ausente
5 "Fm Salitre - B1"	0.95	2	Presente
6 "Fm Salitre - B + B1"	0.80	2	Presente
7 "Fm Salitre - B"	0.80	2	Presente
8 "Fm Salitre - C"	0.30	1	Ausente
9 "Fm Bebedouro"	0.20	1	Ausente
10 "Grupo Chapada Diamantina"	0.10	1	Ausente

Dispondo-se de escores ou ponderadores fuzzy para cada classe de cada mapa, procede-se a seqüência de operações para executar a modelagem. A Figura 8 mostra o fluxograma da modelagem nebulosa implementada. O operador fuzzy GAMMA ( $\gamma=0.95$ ) foi usado para a combinação dos mapas intermediários de associação Pb-Zn e U-Th com os mapas de informação geológica.

**Figura 8** - Fluxograma de execução da Modelagem Fuzzy.

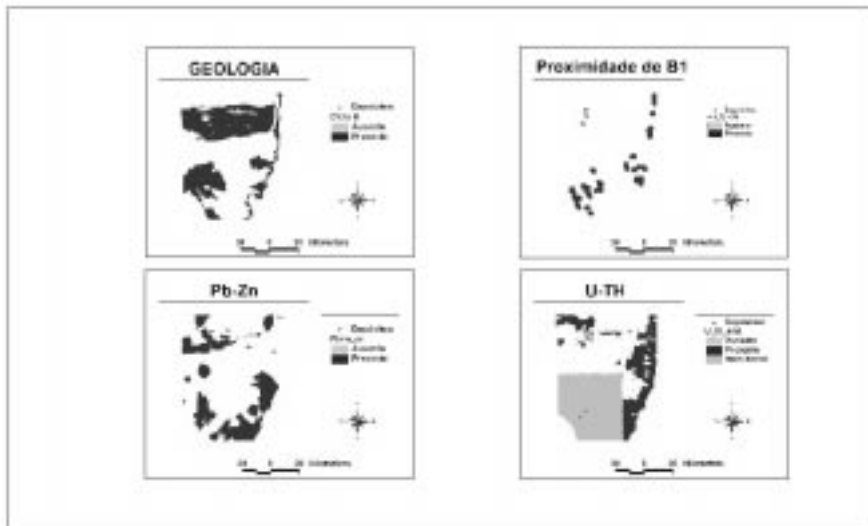
Os mapas de Pb e Zn e de U e Th foram inicialmente combinados em mapas intermediários, através dos operadores AND e OR, e, em seguida, os quatros mapas foram combinados pelo operador GAMMA (GAMMA = 0,95) resultando no mapa de favorabilidade final.



Na modelagem WOFE, calculou-se, para cada mapa, a associação espacial por classe, em relação a um conjunto de treze depósitos previamente conhecidos na área e usados como treinamento. Em uma modelagem anterior (FRANCA ROCHA *et al.*, 1999), verificou-se que a utilização simultânea de mapas com acentuada correlação de informações, como, Pb e Zn e Th

e U, poderia violar, de maneira significativa, a pressuposta independência condicional na modelagem WOFE. Assim, esses mapas foram previamente combinados por operadores nebulosos, conforme discutido anteriormente, resultando em quatro mapas para serem utilizados na modelagem. Foi necessária a reclassificação dos mapas de evidência em mapas binários (classes anômalas e não-anômalas) antes de executar a modelagem. Este procedimento confere maior confiança estatística à modelagem WOFE, especialmente quando o número de pontos de treinamento é pequeno. Utilizou-se a medida do contraste como principal critério de reclassificação dos mapas de evidências em mapas binários. Na tabela 1, por exemplo, consta o cálculo dos pesos e do contraste para o mapa de proximidade da Unidade B1. Os valores foram calculados para distâncias crescentes, e as classes subseqüentes acumulam a área da classe anterior. O número de depósitos usados como treinamento também é cumulativo. À distância de 1250 metros, o valor do contraste é máximo e, também, o grau de confiança, expresso pela normalização do contraste pelo seu desvio padrão, significando menor variância na estimativa. Nessa classe, o número de depósitos inclusos é 6. Entretanto, verificou-se que a distâncias maiores, tanto o contraste, como a confiança, continuam elevados, e, considerando as características geológicas do modelo, escolheu-se a distância de 1 750 metros como limiar para separar as classes anômalas daquelas não-anômalas e proceder a reclassificação dos mapas em classes binárias. Na tabela 2, é apresentado o resultado da reclassificação dos mapas de Zn e de Geologia em mapas binários. Na coluna DESCRIÇÃO, “presente” indica a classe anômala. Embora a base do método seja estatística, a reclassificação dos mapas aqui executada teve um pouco da opinião do especialista, dentro de limites controlados, designados pelos valores do contraste e do seu grau de confiança. A Figura 9 apresenta os mapas binários resultantes da reclassificação dos mapas de evidências.

**Figura 9** - Mapas binários resultantes da reclassificação das evidências. As classes destes mapas indicam a presença ou a ausência do padrão anômalo em cada mapa de evidência investigado e foram usadas no cálculo da probabilidade final pelo método WOFE.



Na Tabela 3, podemos ver o sumário das estatísticas resultantes da aplicação da modelagem por WOFE na Bacia de Irecê, por ordem decrescente do valor do contraste. O elevado valor de contraste obtido para o mapa de “Proximidade da unidade B1” comprova a forte associação espacial entre os depósitos minerais e o intervalo estratigráfico onde se situa essa unidade. A segunda maior medida de contraste foi obtida também para um mapa de evidência geológica, no caso, a unidade estratigráfica, embora com um baixo valor de ponderador positivo de evidência ( $W^+$ ) e alto valor de ponderador negativo de evidência ( $W^-$ ), significando que a ausência do padrão binário é mais importante que sua presença, ou seja, onde **não** devemos procurar depósitos. O mapa geoquímico de Pb e Zn e o mapa aerogeofísico de U-Th apresentaram valores de contraste baixos, sobretudo o último mapa, demonstrando limitações para serem usados na estimativa da ocorrência de novos depósitos.

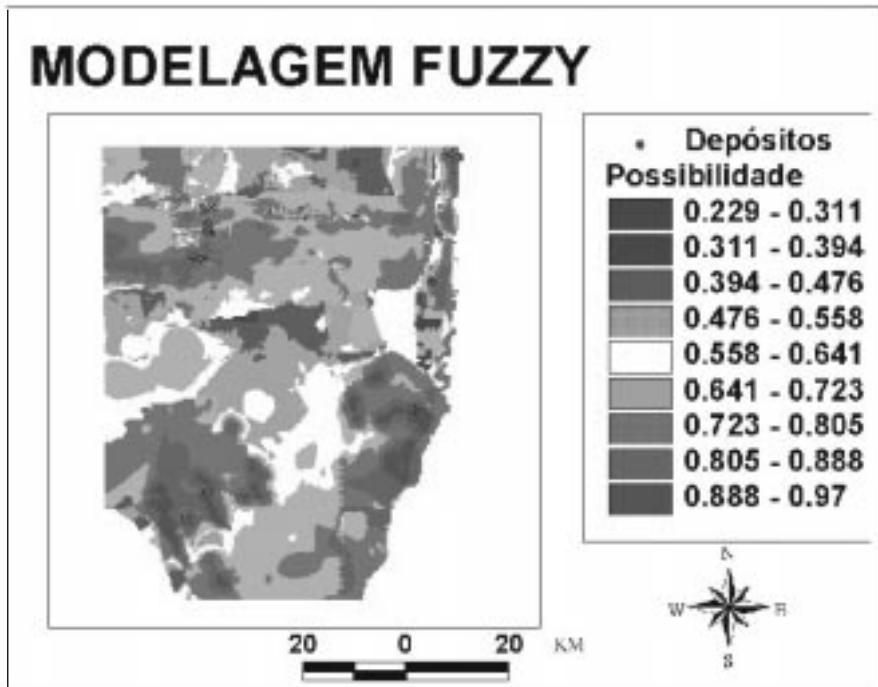
**Tabela 3** - Resumo dos cálculos dos ponderadores de evidência para cada mapa.

MAPAS DE EVIDÊNCIAS	W+	W-	CONTRASTE (C)	CONFIANÇA C/S(C)
Zonas de dilatação - unidade B1	1.745	-0.463	2.208	3.757
Ocorrência das unidades B + B1	0.777	-1.379	2.156	2.802
Pb-ZN	0.534	-0.304	0.838	1.504
U-Th	-0.108	0.050	0.158	0.228

Área total: 5498.63 Km<sup>2</sup>. Probabilidade prévia: 0.0024

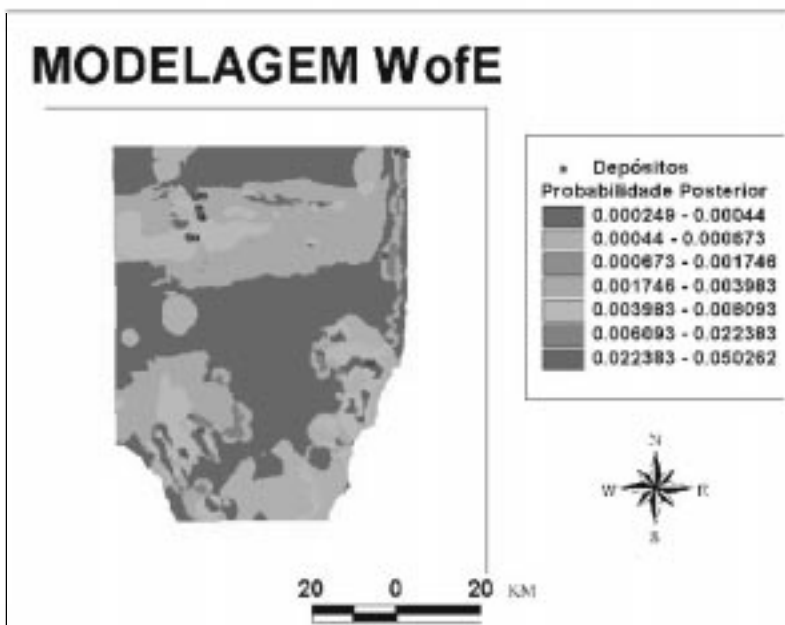
As figuras 10 e 11 mostram a distribuição final da favorabilidade estimada, segundo os métodos Fuzzy e WOFE, considerando apenas a influência dos seis mapas usados como evidências. O valor da probabilidade prévia na área é 0,00235 (densidade média dos depósitos). Observa-se, nesse mapa a ocorrência de áreas com favorabilidade em torno de 0,03 (cerca de 12,5 vezes mais favoráveis que a densidade de depósitos na área), grande parte coincidindo com as ocorrências conhecidas, mas com algumas áreas em locais onde ainda não foram encontrados depósitos.

**Figura 10** - Mapa de favorabilidade obtido pela modelagem Fuzzy (possibilidade). Esta é uma escala relativa, resultante da avaliação subjetiva do especialista, refletindo a idéia do modelo. Observe que as áreas em tons mais escuros do vermelho são mais favoráveis à possibilidade de se encontrar novos depósitos. Os depósitos previamente conhecidos estão inclusos nestas áreas, lembrando que, neste tipo de modelagem, eles não foram utilizados nos cálculos.





**Figura 11** - Mapa de favorabilidade (possibilidade posterior) obtido pela modelagem com o método WofE. As áreas em tons de amarelo a vermelho são mais favoráveis à ocorrência de novos depósitos e a probabilidade posterior (probabilidade que leva em conta a associação espacial das evidências modeladas com os depósitos previamente conhecidos) da classe mais favorável é cerca de 8 vezes maior que a densidade média dos depósitos na área.



## CONCLUSÕES

Os mapas de evidências geológicas, geoquímicas e geofísicas usados neste trabalho demonstraram boa aplicabilidade na modelagem dos depósitos de Pb-Zn na bacia de Irecê, através de Sistema de Informações Geográficas (SIG). Apesar de serem disponibilizados em escalas distintas e com significado também

diferente, um exame visual nos dois mapas de favorabilidade modelados mostra a coincidência de várias áreas com potencial mais elevado, significando um bom ajuste entre o modelo de dados (estatístico) e o modelo exploratório (empírico).

O modelo Fuzzy mostra grande flexibilidade na atribuição dos pesos a cada classe dos mapas de evidências, permitindo a experimentação de variações no modelo exploratório. Verificou-se, por exemplo, que os mapas de geoquímica e geofísica têm uma importância menor que o esperado na estimativa de novos depósitos, pelo menos à luz dos dados disponíveis atualmente.

O modelo WOFE pode ser aplicado tanto a mapas com classes binárias (ausência/presença da evidência) como a mapas com classes múltiplas de evidências. As modelagens através de mapas binários são mais fáceis de interpretar e têm sido utilizadas com mais frequência. Operações com estes tipos de mapas são atividades relativamente comuns para os geólogos de exploração, a exemplo da separação de background e zonas anômalas nos mapas geoquímicos. Neste trabalho, utilizaram-se mapas de evidências binários, a partir dos critérios definidos na modelagem conceitual.

O mapa de proximidade da unidade B1 constituiu, particularmente, um ótimo critério para prognóstico das mineralizações, devendo ser aperfeiçoado para melhorar a qualidade da modelagem. Embora tenha havido alguma violação da independência condicional, pois as zonas de dilatação em B1 e o mapa das unidades B e B1 possuem larga superposição, as analogias verificadas nos padrões dos mapas de favorabilidade por WofE e por regressão logística (FRANCA-ROCHA *et. al.*, 1999) demonstram que este efeito não foi considerável.

Os depósitos situados nas bordas leste e oeste da bacia foram bem modelados pelo método WOFE, mas o grupo de depósitos situados na região central da bacia não foram bem explicados. Isso pode significar ausência de informações relevantes nesta área, uma vez que a modelagem fuzzy mostra elevados escores de favorabilidade neste local.

Por fim, cabe salientar, que os métodos e procedimentos utilizados nesta pesquisa não são exclusivos para aplicações em análise de recursos minerais, podendo ser amplamente

utilizados em qualquer tipo de problema, desde que a variável espacial esteja contida. São particularmente úteis as aplicações envolvendo a análise ambiental, face à necessidade de se quantificar e simular a importância relativa das variáveis ambientais na manutenção do equilíbrio do ecossistema.

## AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem o apoio do Geological Survey of Canada na execução deste trabalho. São também gratos ao Prof. Jaimeval Caetano de Souza (UEFS), pelas críticas e sugestões, e, a Maria Madalena de Souza Oliveira e Maria da Conceição de Carvalho Senna pela revisão do texto. Washington Franca-Rocha agradece ao CNPQ a concessão de uma bolsa-sandwich, que viabilizou o processamento dos dados no Geological Survey of Canada - Canadá.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AN, A.; MOON, W. M.; RENCZ, A. Applications of fuzzy set theory for integration of geological, geophysical and remote sensing data. **Canadian Journal of Exploration Geophysics**, v.27, p.1-11, 1991.

ARONOFF, S. **Geographic information systems: A management perspective**. Ottawa: WDL Publications, 1989. 294 p.

BONFIM, L.C.; ROCHA, A.J.D.; PEDREIRA, A.J.; MORAES FILHO, J.C. de, GUIMARAES, J.T.; TESCH, N.A. **Projeto bacia de Irecê**: relatório final. Salvador: CPRM, 1985.

BONHAM-CARTER, G.F.; AGTERBERG, F.P; WRIGHT, D.F. Weights of evidence modeling: a new approach to mapping mineral potential. In: AGTERBERG, F.P.; BONHAM-CARTER, G.F. (ed.) **Statistical applications in the earth sciences**. Geological Survey of Canada. Paper 89-9, 1989, p.171-183,.

BONHAM-CARTER, G.F. **Geographic information systems for geoscientists: modelling with GIS**, Oxford, Pergamon, 1994. 398p.

BURROUGH, P.A.; MCDONNELL, R. **Principles of geographical information systems**. London: Oxford, 1998. 333p.

FRANCA ROCHA, W.; BONHAM-CARTER G.; MISI, A. Gis-based modelling of sulfide deposits in the Irece basin, northeast Brazil. In: LIPPARD, S.J.; NAESS, A.; SINDING-LARSEN, R. (ed.). In: ANNUAL CONFERENCE OF THE INTERNATIONAL ASSOCIATION FOR MATHEMATICAL GEOLOGY – IAMG´99, 5, 1999, Trondheim, Norway: IAMG. **Proceeding ...** Trondheim, Norway. 1999, v.1, p.337-342.

MIHALASKY M. J. **Mineral potential modelling of gold and silver mineralization in the Nevada Great basin: A GIS-Based Analysis Using Weights of Evidence**. Ottawa, 1999. 203 f. PhD Thesis. Ottawa-Carleton Geoscience Centre University of Ottawa, 1999.

MISI, A.; KYLE, J.R. Upper Proterozoic carbonate stratigraphy, diagenesis, and stromatolitic phosphorite formation, Irecê Basin, Bahia, Brazil. **Jour. Sed. Research**, v. A64, n.2, p.199-310, 1994.

MISI, A.; SILVA, M. G. **Chapada Diamantina Oriental, Bahia**. Geologia e recursos minerais. Superintendência de Geologia e Recursos Minerais/Universidade Federal da Bahia, 1996. 194 p.

MISI, A.; IYER, S.S.; TASSINARI, C.G.; KYLE, J.R.; COELHO, C.E.S.; FRANCA-ROCHA, W.; GOMES, A.S.R.; CUNHA, I.A.; CARVALHO, I.G. Geological and isotopic constraints on the metallogenic evolution of the Proterozoic sediment-hosted Pb-Zn(Ag) deposits of Brazil, **Gondwana Research**, v.2, n.1, p.47-65, 1999.

MONTEIRO, M. D. **Projeto metais-base e fosfato da bacia de Irecê - 2a Etapa**. Salvador (BA): CBPM, 1997.

SILVA, A. B. **Sistemas de informações geo-referenciadas: conceitos e fundamentos**. Campinas: Edições UNICAMP, 1999. 235 p.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. **Inst. Electr. Electron. Eng. Information and Control.**, v.8, p.338-353, 1965.

\_\_\_\_\_. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. **Fuzzy Sets and Systems**, v.1, p.3-28, 1978.