

CAPÍTULO 4

MODELAGEM DOS DADOS: RESULTADOS E DISCUSSÕES

Foram utilizados vários métodos de inferência espacial para a integração dos dados (evidências) relevantes para o modelo prospectivo adotado para o maciço alcalino de Poços Caldas. Os métodos geraram diferentes planos de informação (geocampos) com representação Temática ou Numérico - MNT (Modelo Numérico de Terreno). Na representação Temática (*booleano*), a favorabilidade para ocorrências minerais radioativas é expressa espacialmente através de polígonos ou “*pixels*”. Na representação Numérica têm-se campos contínuos em forma de grade regular, que expressam pontualmente o grau de favorabilidade.

Os resultados em formato numérico foram fatiados em quatro classes (nula, baixa, média e alta), arbitrariamente definidas, que exprimem níveis diferentes de potencialidade à ocorrência mineral. Os fatiamentos foram efetuados com o objetivo de definir classes com áreas o mais próximas possíveis em tamanho. O desejo dessa similaridade entre classes advém do sentimento de que as comparações entre cenários seriam mais lógicas.

Os mapas com representação Temática, gerados através dos 8 modelamentos (*Booleano*, Média Ponderada, *Fuzzy* Mínimo-Máximo, *Fuzzy* Média, *Fuzzy* Gama, *Fuzzy* Ponderado (AHP), *Bayesiano*, e Redes Neurais), foram avaliados qualitativamente e quantitativamente. Nas análises qualitativas foram observadas as coincidências das ocorrências minerais com as classes de favorabilidade de cada cenário. A observação foi executada sobrepondo-se a cada mapa de favorabilidade as ocorrências minerais, definidas por uma circunferência com 0,2 Km² de área. Em casos onde existiu a interseção de mais de uma classe por ocorrência mineral foi assumido a classe de maior potencialidade como a classe coincidente.

Para a realização das análises quantitativas foi utilizada a probabilidade condicional para a avaliação de cada fatia dos cenários gerados. O objetivo foi avaliar o caráter explicativo de cada faixa (nula, baixa, média e alta) em relação às

ocorrências minerais radioativas. Ou seja, desejou-se aferir em quanto seria aumentada a chance de ocorrência (grau de confiança) de um depósito mineral nas classes definidas no mapa de favorabilidade.

Para a definição dos graus de confiança, o primeiro passo foi a tabulação cruzada do PI das ocorrências minerais com cada um dos diferentes PI's que continham os cenários gerados. O cruzamento gerou 8 matrizes de confusão (2x4) que foram editadas. Cada matriz gerou outras 4 matrizes (2x2), de onde foram extraídos os valores para o cálculo da probabilidade *a priori* e *a posteriori*, necessárias para o cálculo do grau de confiança (grau de confiança = $P(D | B) / P(D)$). As matrizes binárias de confusão de cada classe dos diferentes cenários encontram-se na Tabelas II.1 (Anexo II).

O cálculo do grau de confiança foi obtido para todas as classes (fatias) dos mapas de favorabilidade gerados e os resultados estão apresentados em tabelas individualizadas para cada modelamento (Tabelas 4.2, 4.3, 4.6, 4.7, 4.9, 4.10, 4.20, 4.21). A análise dessas tabelas permitiu a obtenção de algumas conclusões com relação à qualidade dos mapas de favorabilidade gerados.

Os comentários com relação às avaliações qualitativas e quantitativas foram realizados individualmente, modelo por modelo, apontando-se os pontos positivos e falhos de cada modelamento. De modo geral, todos os mapas de favorabilidade apresentaram fatias com um comportamento coerente em relação à distribuição do grau de confiança. Ou seja, os valores de grau de confiança variaram de modo crescente, com valores menores sendo obtidos em classes definidas como de potencial nulo e maiores para classes de alto potencial. Isso atesta a eficiência desse parâmetro estatístico na aferição dos resultados, assim como dos modelamentos prospectivos executados.

4.1 INFERÊNCIA BOOLENA

O modelo *Booleano* envolve a combinação lógica de mapas binários, através de operadores condicionais. O primeiro passo para a aplicação do método foi a reclassificação dos planos de informação para um padrão binário. Os PI's "Litologia" e "Intensidade Radioativa" foram reagrupados cada um para apenas duas classes: favorável e não-favorável.

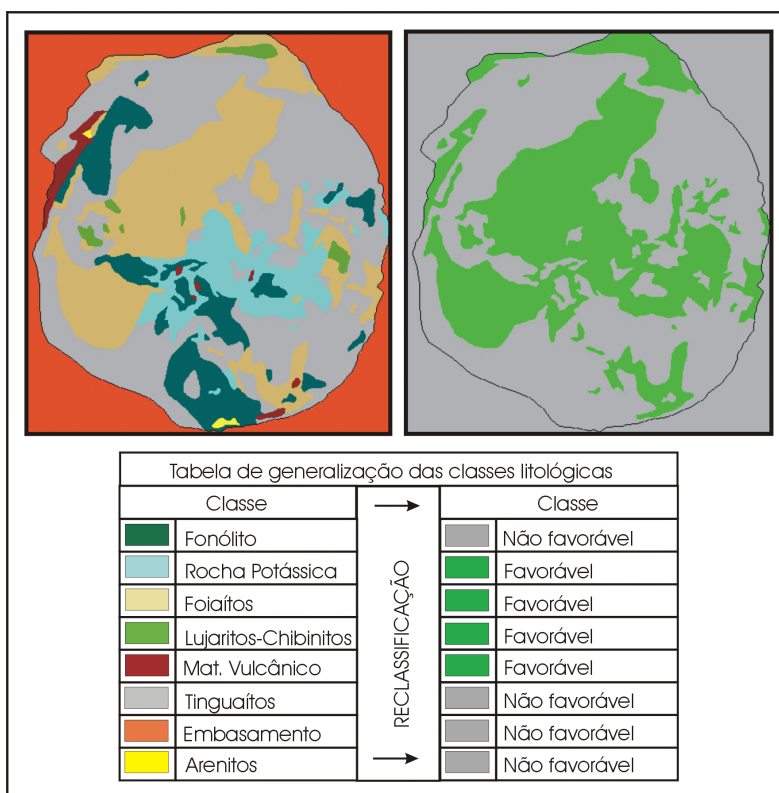


Fig. 4.1 – Exemplificação de generalização de mapa temático para padrão binário.

A Figura 4.1 mostra a generalização aplicada ao plano de informação litológico, onde as unidades (classes) Rocha Potássica, Foliaíto, Lujaritos/Chibinitos e Material Vulcânico foram agrupadas como favoráveis e as demais, Fonólito, Tinguaito, Embasamento e Arenito como não-favoráveis (Programa I.1 - Anexo I). O mesmo procedimento foi aplicado ao PI Intensidade Radioativa. Unidades com valores acima de 1,8 vez o *background* regional foram consideradas como favoráveis e abaixo como não-favoráveis. Esse limiar de corte foi definido

empiricamente por Almeida Filho (1995), que tomou como base o valor mínimo encontrado no depósito de Campo São Agostinho. O resultado encontra-se na Figura 4.2. O programa, em linguagem LEGAL, para esse procedimento encontra-se no Anexo I, Programa I.2.

No caso dos lineamentos e estruturas circulares, foi construído primeiramente um mapa de distâncias isotropicamente distribuído ao longo dos lineamentos e estruturas circulares, segundo uma grade regular numérica. Estes planos foram, então, fatiados segundo um limiar de corte definido empiricamente por Almeida Filho (1995). Para os lineamentos o limiar definido como área favorável foi de 250m e para as estruturas circulares de 350m (Figura 4.3).

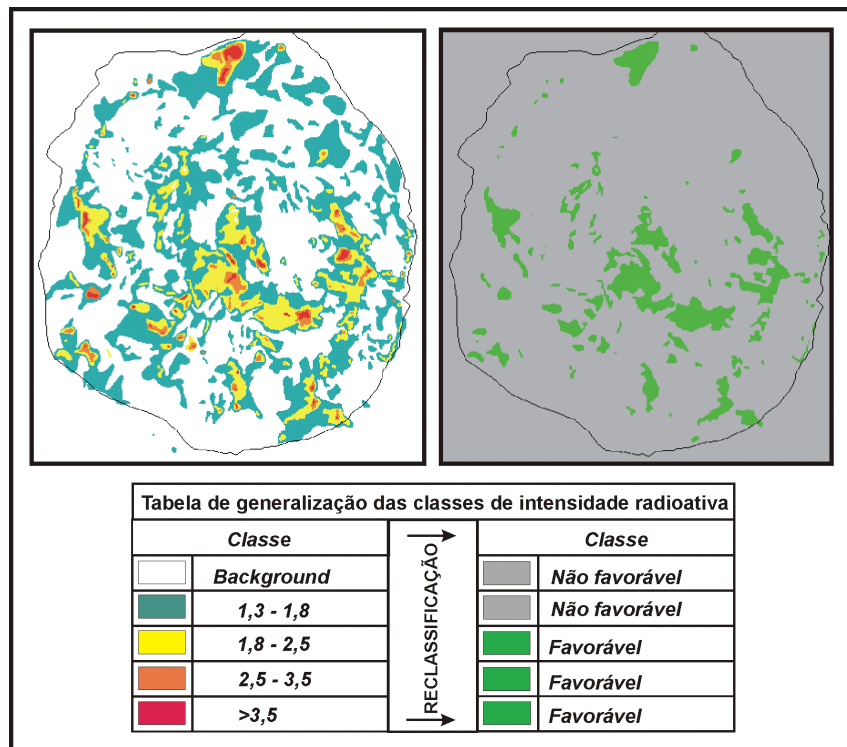


Fig. 4.2 - Tabela e plano de informação de intensidade radioativa reclassificado.

Como os contatos das unidades litológicas são inferidos na sua maioria, foi criado um *buffer* de 100m ao longo dos mesmos, de modo a minimizar erros relativos ao posicionamento. O procedimento de construção do plano de informação binário foi o mesmo adotado para os lineamentos e estruturas circulares.

Com os planos de informação ajustados para um padrão binário, o próximo passo foi a integração destas evidências, segundo os operadores de lógica *booleana*, determinando os locais onde as evidências satisfaziam ou não às regras definidas pelo modelo.

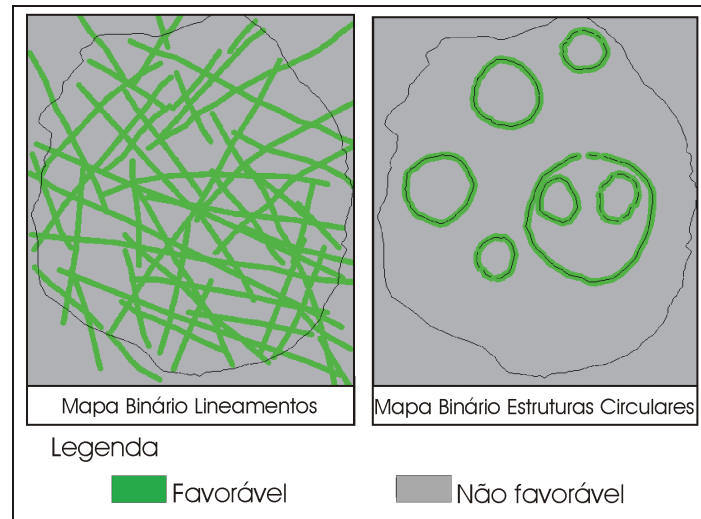


Fig. 4.3 – Planos de informação binários, lineamentos e estruturas circulares, com a classe favorável em verde e a não-favorável em cinza.

As operações efetuadas de modo seqüencial foram eqüivalentes às realizadas por Almeida Filho (1995), onde os operadores utilizados foram “**E**” (\cap - interseção) e “**OU**” (\cup - união). Primeiramente as evidências foram agrupadas com o operador “**OU**” em três grupos principais à saber:

Grupo A - litologia **OU** contatos litológicos;

Grupo B - estruturas circulares **OU** lineamentos;

Grupo C - intensidade gama-radiométrica.

O resultado deste agrupamento são planos de informação que retornam a união das áreas favoráveis de cada evidência. Com os grupos formados aplicou-se o operador “**E**”, para definir as áreas potencialmente favoráveis. O PI final apresenta como áreas potencialmente favoráveis apenas aquelas onde houve coincidência das classes favoráveis das evidências agrupadas. A formulação está expressa abaixo e o programa LEGAL encontra-se no Anexo I (Programa I.3).

$Grupo A = (litologia) \cup (contato\ litol\acute{o}gico)$

$Grupo B = (estruturas\ circulares) \cup (lineamentos)$

$Grupo C = (intensidade\ de\ radiometria\ gama)$

$R = (Grupo A) \cap (Grupo B) \cap (Grupo C)$

No modelamento *Booleano*, um dos problemas encontrados é a rigidez do resultado final, que não permite uma nova redistribuição dos dados em um número maior de classes. O cenário, em termos de distribuição de valores, foi o que apresentou o pior resultado, visto que os *pixels* apresentam apenas dois valores, 0 ou 1 (não-favorável e favorável) (Figura 4.4). Esta característica da técnica dificultou a comparação entre os outros modelos e pesou contra o modelamento, pois não permitiu variação nos limiares de tomada de decisão.

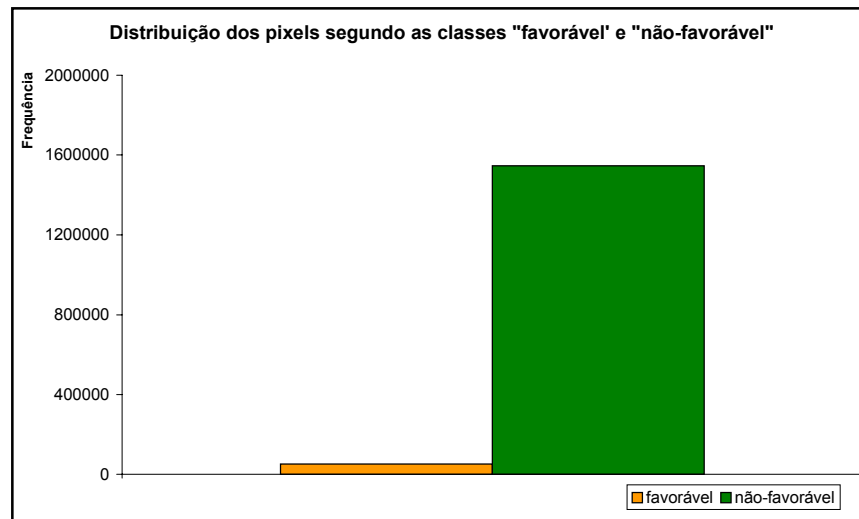


Fig. 4.4 – Distribuição acumulada dos pixels do cenário de potencialidade gerado pelo modelo *Booleano*.

A classe “favorável” encerrou 24 das 48 ocorrências minerais em uma área de 32,4 Km², ou 4,45% do maciço alcalino (Figura 4.5). O grau de confiança indica um aumento de 5,78 vezes na probabilidade *a priori* de descobertas de depósitos minerais, caso pesquisas sejam realizadas nessas áreas. Dentre os principais depósitos, a classe mapeou o Campo Agostinho e Morro do Ferro. A mina Usamu

Utsumi foi encerrada pela classe “não-favorável”, que compreende uma área de 694,94 Km² (95,55% do maciço) e obteve 0,78 de grau de confiança (Tabela 4.1).

TABELA 4.1– SUMÁRIO DOS RESULTADOS DO MÉTODO *BOOLEANO*

Fatia	Área (Km ²)	Área (%)	Prob. <i>Posteriore</i>	Grau de confiança	U-Zr	U-Mo	Th-Tr
Favorável	32.4	4.45	0.0722	5.78	14	9	1
Não favorável	694.94	95.55	0.0097	0.78 (1.28)	21	2	1
Total	727.34	100.00	Prob. <i>priore</i>	0.0125	35	11	2

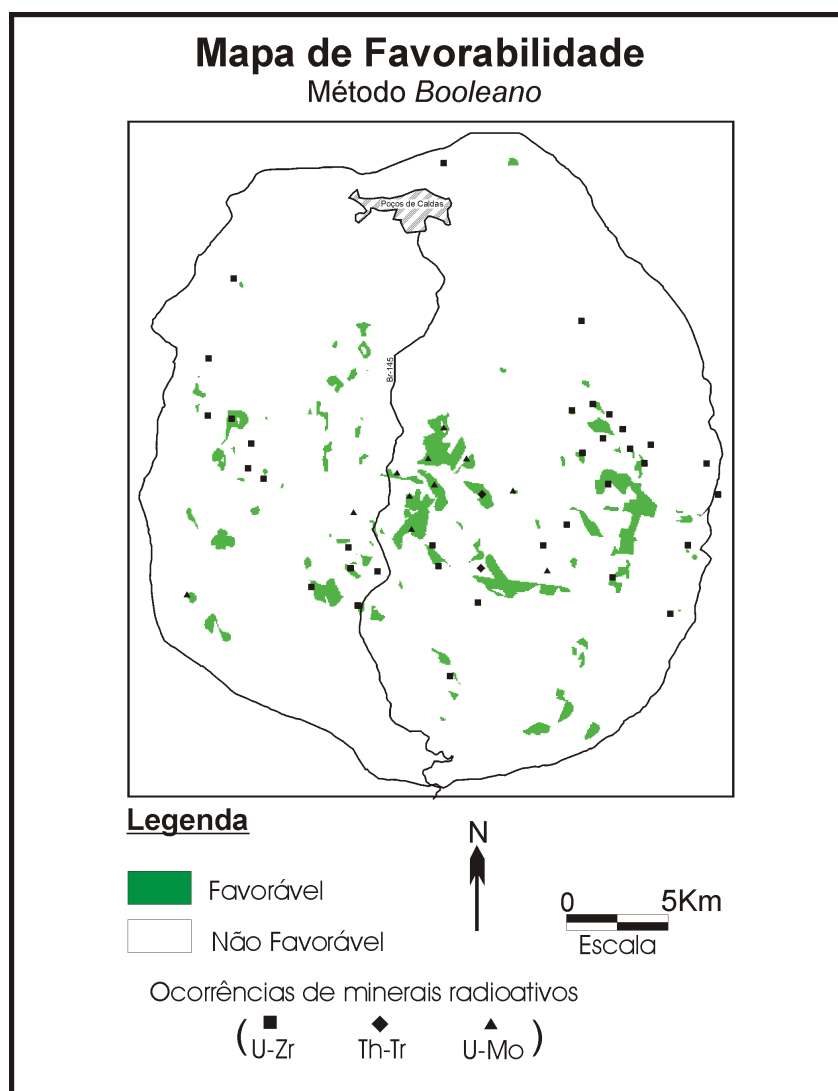


Fig. 4.5 – Mapa de favorabilidade à ocorrência de minerais radioativos, obtido segundo o método *Booleano*.

4.2 MÉTODO MÉDIA PONDERADA

Neste método, cada plano de informação e suas respectivas classes são ponderados de acordo com a importância relativa para a hipótese considerada no modelo prospectivo adotado. A definição dos pesos é a etapa mais crítica desta técnica, pois os pesos atribuídos às evidências precisam indicar a importância relativa das mesmas para o modelo. A integração das evidências é realizada através de uma soma ponderada, procurando refletir a importância relativa dos fenômenos geológicos envolvidos.

Para a aplicação da técnica, o primeiro passo foi a definição dos pesos que iriam ponderar tanto os PI's como suas respectivas classes. Os pesos adotados foram os mesmos definidos de modo heurístico por Almeida filho (1995), segundo sua experiência pessoal na região:

Gama-radiometria:

peso do plano de informação $\Rightarrow y_1 = 80$;

peso das classes:

<i>background</i> -1.3	$\Rightarrow w_{11} = 0$;
1.3 - 1.8	$\Rightarrow w_{12} = 10$;
1.8 - 2.5	$\Rightarrow w_{13} = 60$;
2.5 - 3.5	$\Rightarrow w_{14} = 70$;
> 3.5	$\Rightarrow w_{15} = 80$;

Dados litológicos:

peso do plano de informação $\Rightarrow y_2 = 60$;

peso das classes:

rochas potássicas	$\Rightarrow w_{21} = 60$;
lujaritos/chibinitos	$\Rightarrow w_{22} = 60$;
foiaítos	$\Rightarrow w_{23} = 30$;
material vulcânico	$\Rightarrow w_{24} = 20$;
tinguaítos	$\Rightarrow w_{25} = 0$;
fonólitos	$\Rightarrow w_{26} = 0$;

arenitos $\Rightarrow w_{27} = 0;$

embasamento $\Rightarrow w_{28} = 0;$

Dados estruturais: peso do plano de informação $\Rightarrow y_3 = 20;$

peso das classes: "*buffer*" das estruturas circulares e lineamentos $\Rightarrow w_{31} = 20.$

A atribuição dos pesos foi feita através de programas de ponderação em linguagem LEGAL (Anexo I - Programas I.4, I.5 e I.6). No caso dos lineamentos e estruturas circulares adotou-se *buffers* de 250m e de 350m, respectivamente. As classes foram integradas através do operador lógico (OU), gerando-se um único PI representando a soma dos *buffers* dos lineamentos e estruturas circulares.

Os dados resultantes em formato numérico, foram integrados através de uma soma ponderada, implementada através de um programa em LEGAL (Anexo I - Programa I.7). O plano de informação resultante apresenta valores numéricos que variam de 0 a 65, espacializados em uma grade regular. Para exemplificação do processamento, considere um ponto qualquer da grade que apresente: classe de anomalia gama-radiométrica de 2.5-3.5, unidade litologia foiaíto e que encontra-se dentro dos *buffers* dos lineamentos e/ou estruturas circulares. O valor de saída é:

$$r = ((w_{14} * y_1) + (w_{23} * y_2) + (w_{31} * y_3)) / (y_1 + y_2 + y_3)$$
$$r = ((70 * 80) + (30 * 60) + (20 * 20)) / (80 + 60 + 20) = 48,75$$

Pontos com valores iguais a "0" indicam áreas de potencial nulo, enquanto pontos com valores iguais a "65" são áreas de máximo potencial. Para uma melhor visualização, o plano de informação resultante foi subdividido arbitrariamente em 4 fatias de favorabilidade (0-29.9 \Rightarrow Nula; 29.9-52.0 \Rightarrow baixa; 52.0-55.3 \Rightarrow média; 55.3-65.0 \Rightarrow alta).

Dentre as técnicas utilizadas, a Média Ponderada mostrou-se uma das mais eficazes. As diferentes faixas de potencialidade mostraram coerência na

distribuição relativa dos valores dos graus de confiança, que apresentaram um padrão decrescente da classe “alto” potencial para a de potencial nulo. O ponto negativo deste modelamento foi a distribuição não uniforme dos valores de saída, apresentando agrupamentos que podem ser visualizados no gráfico da Figura 4.6 pelos patamares da distribuição acumulada dos valores. Esta má distribuição dos valores, na prática, impediu maior flexibilidade no fatiamento.

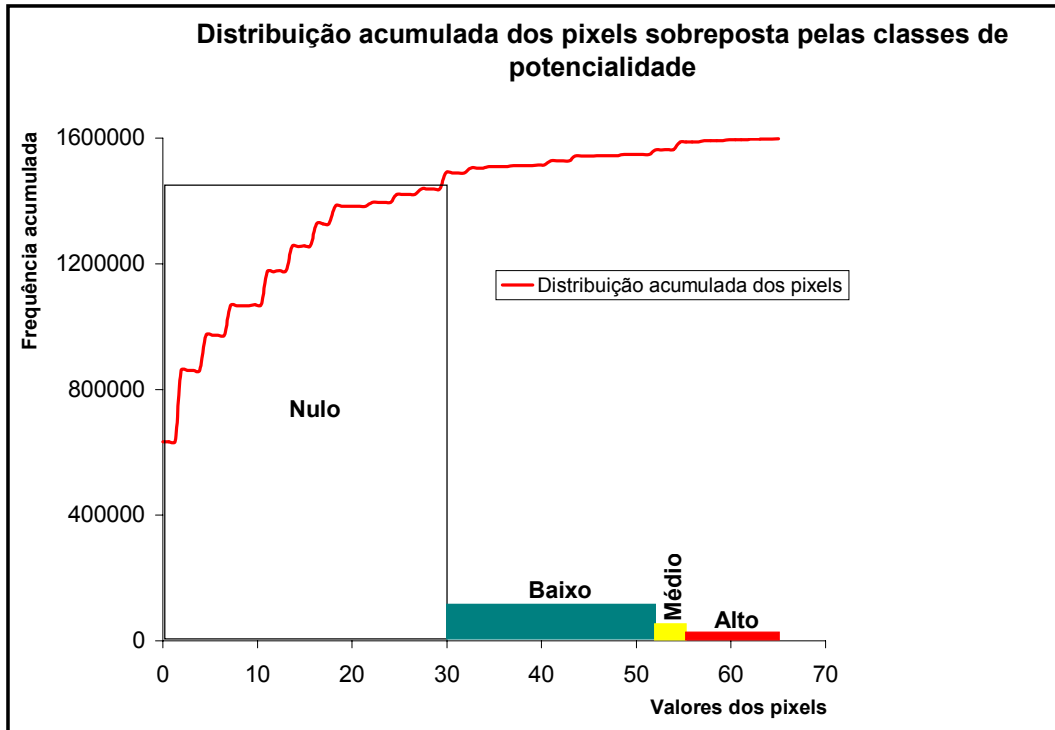


Fig. 4.6 – Distribuição acumulada dos pixels do cenário de potencialidade gerado pelo modelo Média Ponderada.

O grau de confiança da classe “nula” indica possibilidade de sucesso 2,27 vezes menor em relação a todo o complexo alcalino. Ou seja, a probabilidade do encontro de depósitos considerando-se a área total é maior do que se considerarmos apenas essa classe. Ela cobre uma área de 628,36 Km² (86,39% da superfície total do maciço alcalino), contendo 8 mineralizações conhecidas.

As demais classes (baixo, médio e alto potencial) compreendem uma área de 98,98 Km², que equivalem a 13,61% do complexo alcalino e encerraram 40 das 48, ou 83,33%, mineralizações conhecidas (Figura 4.7).

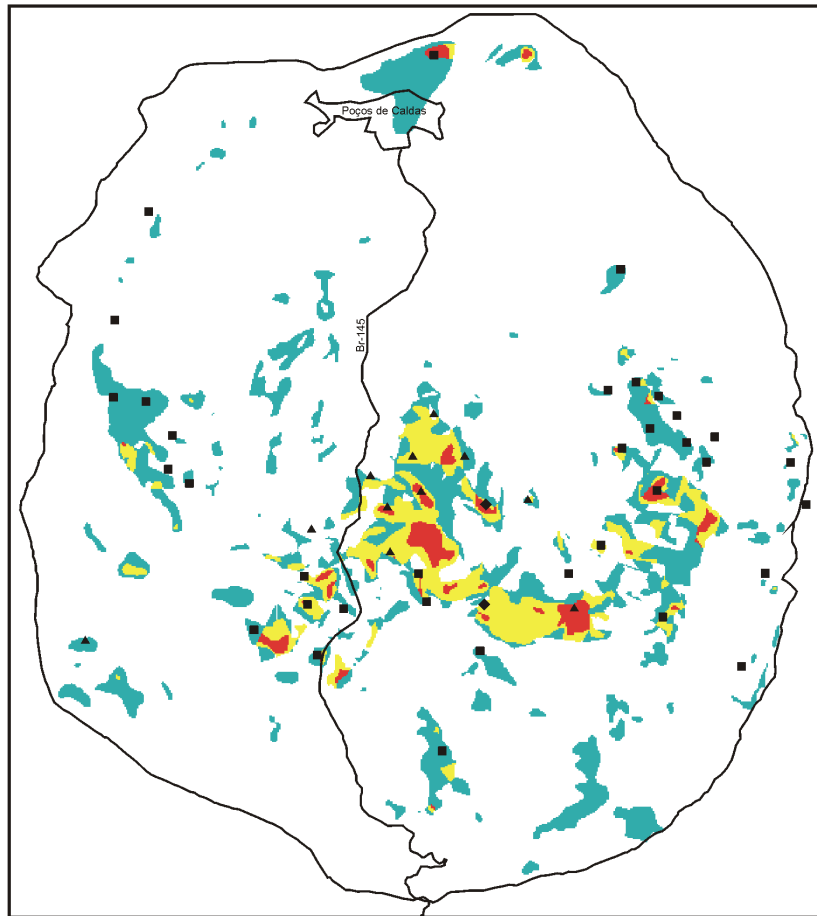
As classes “médio” e “alto” potencial encerram 24 mineralizações, sendo 10 das 11 mineralizações de U-Mo e as duas de Th-Tr, totalizando 30,64 Km² (apenas 4,27% do total do maciço alcalino). Os valores de grau de confiança das faixas “médio” e “alto” foram 4,97 e 12,60, respectivamente, sendo o valor da classe “alto” o segundo melhor valor obtido dentre todos os modelamentos prospectivos executados. Embora essa classe compreenda uma área de apenas 6,48Km² (menos de 1% do maciço), ela encerrou as principais mineralizações conhecidas, como a Mina Usamu Utsumi e os depósitos de campo Agostinho e Morro do Ferro, atestando a confiabilidade do modelo prospectivo (Tabela 4.2).

TABELA 4.2 –SUMÁRIO DOS RESULTADOS DO MODELO MÉDIA PONDERADA

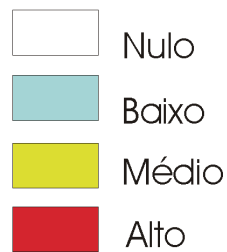
Fatia	Área (Km²)	Área (%)	Prob. Posteriore	Grau de confiança	U-Zr	U-Mo	Th-Tr
alta (65.0-55,3)	6.48	0.89	0.1574	12.60	7	4	1
média (55.3-52.0)	24.16	3.32	0.0621	4.97	6	5	1
baixa (52.0-29.9)	68.34	9.40	0.0457	3.65	15	1	0
nula (29.9-0.0)	628.36	86.39	0.0055	0.44 (2.27)	7	1	0
Total	727.33	100.00	Prob. priore	0.0125	35	11	2

Mapa de Favorabilidade

Método Média Ponderada



Legenda (Potencial)



Ocorrências de minerais radioativos



Fig. 4.7 – Mapa de favorabilidade à ocorrência de minerais radioativos, obtido segundo o método Média Ponderada.

4.3 – MÉTODO FUZZY

Para a aplicação da metodologia *fuzzy* torna-se necessário que todas as evidências (planos de informação) estejam no formato numérico MNT. Assim, os mapas temáticos foram ponderados para valores que variam entre 0 e 1 (membros *fuzzy*). A definição dos pesos, semelhantemente ao método Média Ponderada, é uma das mais difíceis etapas, pois as evidências devem ser hierarquizadas através dos membros *fuzzy*. Essa graduação deve expressar, de um modo semelhante ao modelo cognitivo humano, o grau de aceitação da evidência com o modelo prospectivo proposto.

Para o mapa de intensidade gama-radiometria, os membros *fuzzy* foram definidos através da aplicação de uma função linear sobre os pesos definidos por Almeida Filho (1995). O objetivo da função foi reescalonar os ponderadores das classes de anomalia gama-radiométrica para valores entre 0 e 1. A Tabela 4.3 apresenta os pesos do método Média Ponderada e os valores de membro *fuzzy* obtidos a partir da equação linear ($f(x) = 0,0125 * x$). Com os valores dos membros *fuzzy* definidos, o próximo passo foi a atribuição destes valores para o plano de informação através de um programa de ponderação executado através da linguagem LEGAL (Anexo I - Programa I.8).

No caso das unidades litológicas, a atribuição dos membros *fuzzy* foi um pouco mais complexa. Como a maioria dos contatos são inferidos, objetivou-se, além de atribuir os membros *fuzzy* para as unidades litológicas, expressar também a informação semântica dos diferentes contatos (inferido e definido). Sendo assim, foram necessários vários processamentos para construção de um PI litológico que expressasse também a informação do tipo de contato.

A primeira etapa foi a construção de um PI em formato temático com polígonos que serviriam de máscara para os contatos inferidos. Estes contatos correspondem àqueles mapeados pelos *buffers* de 100m por Almeida Filho (1995). A seguir foi editado o plano de informação litológico onde as unidades foram individualizadas em PI's binários, de modo que em cada PI estivesse apenas uma

unidade litológica, confrontada com as demais, representadas por um único polígono. Ou seja, se o desejo for confrontar a rocha potássica com as demais unidades litológicas, os contatos das outras unidades deveriam ser eliminados de modo que fique apenas os contatos da rocha potássica. Em teoria de conjuntos seria o conjunto A confrontado com o não-A ($\bar{A} = T - A$). No caso, essa edição foi necessária apenas para as 4 unidades (rocha potássica, lujarito/chibinito, foiaíto e material vulcânico) consideradas como favoráveis, ou com grau de aceitação maior que 0.

TABELA 4.3 – VALORES DOS MEMBROS FUZZY DO PLANO DE INFORMAÇÃO GAMA-RADIOMETRIA

Gama-radiometria $\Rightarrow f(x) = 0,0125 \cdot x$		
Classes	Média Ponderada	Membros fuzzy
background	0	0
1,3 - 1,8	10	0,125
1,8 - 2,5	60	0,750
2,5 - 3,5	70	0,875
> 3,5	80	1

Tomando como ponto de partida os contatos das unidades favoráveis (evidências), foram construídos 4 mapas de distâncias isotropicamente distribuídos em grades regulares (superfícies contínuas). A penúltima etapa foi a construção dos 4 planos de informação que conteriam os valores de membros *fuzzy* das unidades litológicas, considerando também a informação semântica dos tipos de contato (inferido e definido). Os PI's foram obtidos a partir de processamentos realizados através de programas em LEGAL (Anexo I - Programas I.9, I.10, I.11, I.12).

Os programas realizaram diferentes funções condicionadas por restrições espaciais. As operações foram realizadas pontualmente onde em cada ponto da grade, foi verificado o condicionante espacial e aplicada a respectiva função. A

seqüência de operações a seguir exemplifica o programa executado para a rocha potássica:

$MF_{R.potássica} = 0$ **Se** (Classe.Máscara = contato definido **E** Classe.PI binário = Não-R.potássica);

$MF_{R.potássica} = 1$ **Se** (Classe.Máscara = contato definido **E** Classe.PI binário = R.potássica);

$MF_{R.potássica} = (0.005 * dist) + 0.5$ **Se** (Classe.Máscara = contato inferido **E** Classe.PI binário = R.potássica **E** distância ≤ 100);

$MF_{R.potássica} = (-0.005 * dist) + 0.5$ **Se** (Classe.Máscara = contato inferido **E** Classe.PI binário = Não-R.potássica **E** distância ≤ 100).

A primeira e a segunda condições das operações têm como objetivo retornar valores de membro *fuzzy* que expressem o grau de possibilidade da existência da rocha potássica, considerando corpos definidos por contatos rígidos. A terceira e a quarta condição definem os membros *fuzzy* dos corpos de rocha potássica que são definidos por contatos inferidos.

Para expressar a incerteza quanto à possível localização do contato inferido, foi considerada uma zona de transição onde foi aplicada a função membro *fuzzy* linear. Esta graduou os membros de modo decrescente conforme a distância da unidade litológica. A zona de transição delimita a região onde os membros *fuzzy* expressam no espaço a possibilidade da localização do contato.

A Figura 4.8 ilustra o resultado do procedimento aplicado à rocha potássica e ao material vulcânico. Na figura estão representados os membros *fuzzy* como grade regular sobreposta a unidades litológicas separadas por contato rígido. As linhas pontilhadas demarcam uma zona de transição de 200m em relação a esse contato. As funções membro *fuzzy* que graduam os elementos encontram-se no topo da figura.

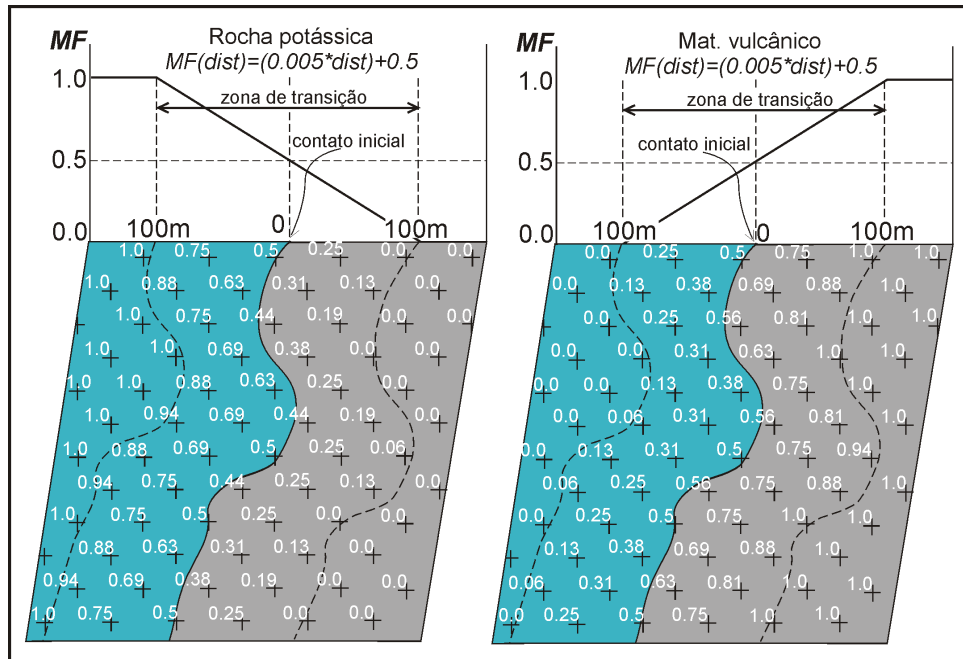


Fig. 4.8 – Representação dos membros *fuzzy* da rocha potássica (azul) e material vulcânico (cinza) em grade regular numérica. A grade sobrepõe as unidades definidas inicialmente pelo contato rígido. No topo dos dois planos encontram-se as funções lineares que mapearam os respectivos membros.

O procedimento foi aplicado também para as demais unidades litológicas favoráveis. Os PI's litológicos *fuzzy* com a informação semântica dos contatos foram finalmente integrados através de soma ponderada. Os pesos foram obtidos através da aplicação de uma função linear sobre os pesos definidos por Almeida Filho (1995). A Tabela 4.4 apresenta os pesos e os valores de membro *fuzzy* obtidos a partir da equação linear ($f(x) = 0,0167 * x$). Como o peso das unidades não-favoráveis é 0, o procedimento de representação dos membros *fuzzy* foi aplicado apenas para as unidades litológicas favoráveis. A soma ponderada foi executada a partir do Programa I.13 (Anexo I) e a expressão seguinte ilustra a operação:

$$MF_{litologia} = R.potássica + (Lujarito, chibinito) + (0.5 * Foiaíto) + (0.33 * Mat.vulcânico)$$

TABELA 4.4 – VALORES DOS MEMBROS *FUZZY* DO PLANO DE INFORMAÇÃO LITOLÓGICA

Litologia $\Rightarrow f(x) = 0,0167.x$		
Classe	Média Ponderada (x)	Membro fuzzy (f(x))
Rochas potássicas	60	1
Lujaritos /chibinitos	60	1
Foiaitos	30	0.5
Mat. Vulcânico	20	0,333
Tinguaito	0	0
Fonólitos	0	0
Embasamento	0	0
Arenito	0	0

Os procedimentos para atribuição dos membros *fuzzy* das estruturas circulares e lineamentos foram semelhantes. Para a definição dos membros *fuzzy* foi necessário a criação de dois mapas de distâncias, um para cada evidência estrutural. As funções quadráticas para espacializar os valores dos membros *fuzzy* foram aplicadas sobre as grades de distâncias através dos Programas I.14 e I.15 (Anexo I), considerando zonas de transição de 700m e 500m de largura, respectivamente. As funções espacializam os membros de uma forma gradual decrescente, conforme a distância das feições estruturais. A Figura 4.9 demonstra a função membro *fuzzy* para os lineamentos. Essa função é semelhante à que mapeou os membros *fuzzy* das estruturas circulares, sendo diferente apenas os parâmetros de ponto de cruzamento e zona de transição.

O processo de espacialização dos membros *fuzzy* que representariam os contatos geológicos foi semelhante ao executado para as estruturas circulares e lineamentos. Como a informação da incerteza na localização dos contatos já foi considerada na construção do PI litológico *fuzzy*, considerou-se apenas a importância dos contatos dos corpos intrusivos de foiaito. Novamente a função quadrática *fuzzy* aplicada (Programa I.16 – Anexo I), modela a importância desses contatos à medida que se distancia dos mesmos.

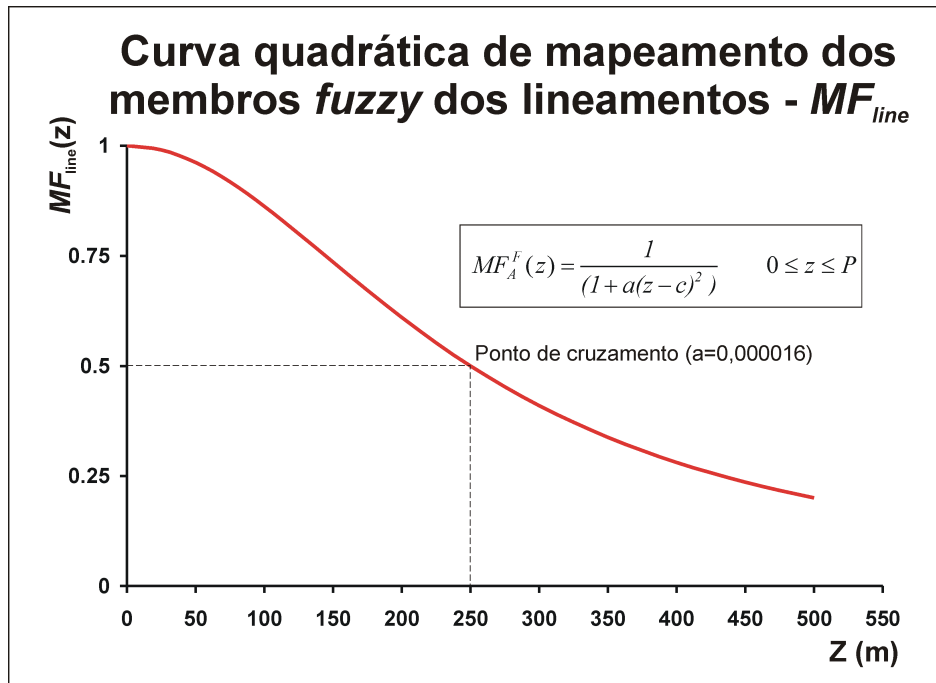


Fig. 4.9 – Curva quadrática de espacialização dos membros *fuzzy* dos lineamentos.

Finalmente os PI's *fuzzy* foram integrados, segundo análises multi-critério definidas através de operadores *fuzzy* (Mínimo-Máximo, Média, Ponderado (Técnica AHP) e Gama), gerando diferentes cenários de potencialidade à ocorrência mineral radioativa. Os procedimentos adotados estão relatados a seguir:

4.3.1 Fuzzy Mínimo-Máximo

Nessa análise multi-critério foram utilizados dois operadores, mínimo e máximo, combinados numa seqüência lógica semelhante à adotada no método *Booleano*. O primeiro passo foi a integração em três grupos principais das evidências *fuzzy* através do operador *fuzzy* máximo, à saber:

- Grupo A - Litologia com os contatos dos corpos intrusivos de foiaíto;
- Grupo B - Lineamentos com as Estruturas Circulares;
- Grupo C - Intensidade Gama-radiométrica.

Nessa primeira integração, o operador *fuzzy* máximo compara os valores numéricos dos membros *fuzzy*, retornando como valor de saída o maior valor dentre as evidências *fuzzy*.

Posteriormente esses três grupos foram integrados através do operador *fuzzy* mínimo que de modo contrário retornou os menores valores da comparação entre os membros *fuzzy*. A formulação abaixo exemplifica as operações que foram realizadas no Programa I.17 (Anexo I).

$$MF_{min-max} = Min(Max(MF_{litologia}, MF_{contato}), Max(MF_{estruet.circular}, MF_{lineamentos}), MF_{gama})$$

O mapa de favorabilidade resultante deste modelamento (Figura 4.11) apresentou alguns problemas, embora tenha obtido uma boa coincidência da classe “alto” potencial com as ocorrências minerais. O primeiro problema foi a distribuição não uniforme dos valores numéricos, o que dificultou o fatiamento. A distribuição dos valores apresentou picos que indicam pontos com maior concentração de valores. A Figura 4.10 apresenta a distribuição acumulada dos membros *fuzzy* onde é possível identificar degraus que ilustram de modo mais claro esse problema. Na prática, a distribuição não uniforme impediu que as classes de potencialidade pudessem ser definidas com áreas semelhantes às dos demais cenários.

Outro problema foi a distribuição não coerente dos valores de grau de confiança, onde a faixa “alto potencial” (5,44) obteve um valor menor do que a faixa “médio potencial” (5,87), quando o esperado seria o inverso (Tabela 4.5). A classe nula, com uma área de 575,9 Km² (79,18% do maciço alcalino), obteve uma coincidência de 8 ocorrências minerais, sendo uma delas a importante Mina Usamu Utsumi. Embora o número de coincidências tenha sido baixo, o fato de um importante depósito ter sido mapeado por esta classe depõe contra o método. O grau de confiança obtido indica que uma pesquisa mineral dirigida às áreas definidas como de potencialidade nula teria chance de sucesso 1,85 vezes menor do que pesquisas que considerassem todo o complexo alcalino.

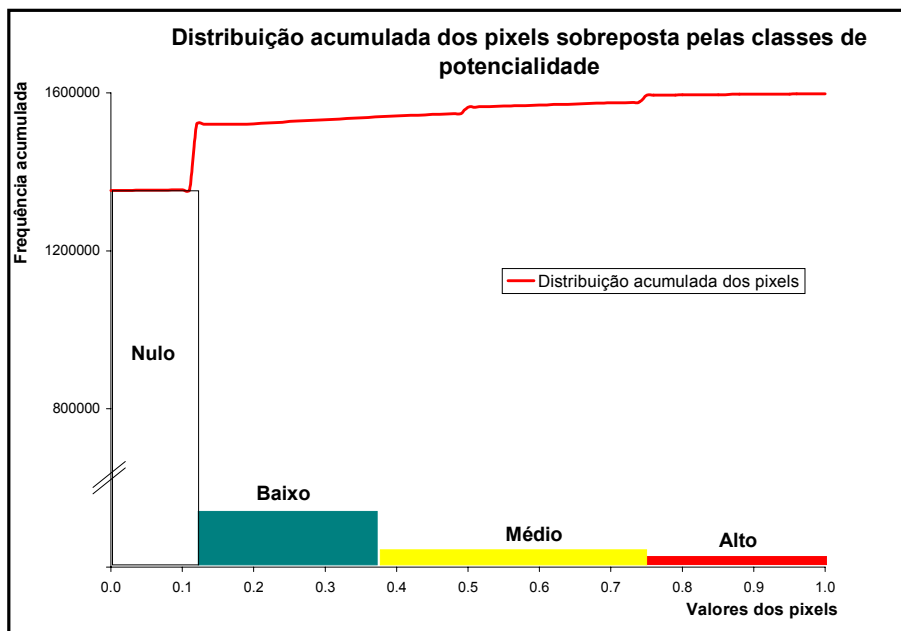


Fig. 4.10 – Distribuição acumulada dos pixels do cenário de potencialidade gerado pelo modelo *Fuzzy* Mínimo-Máximo.

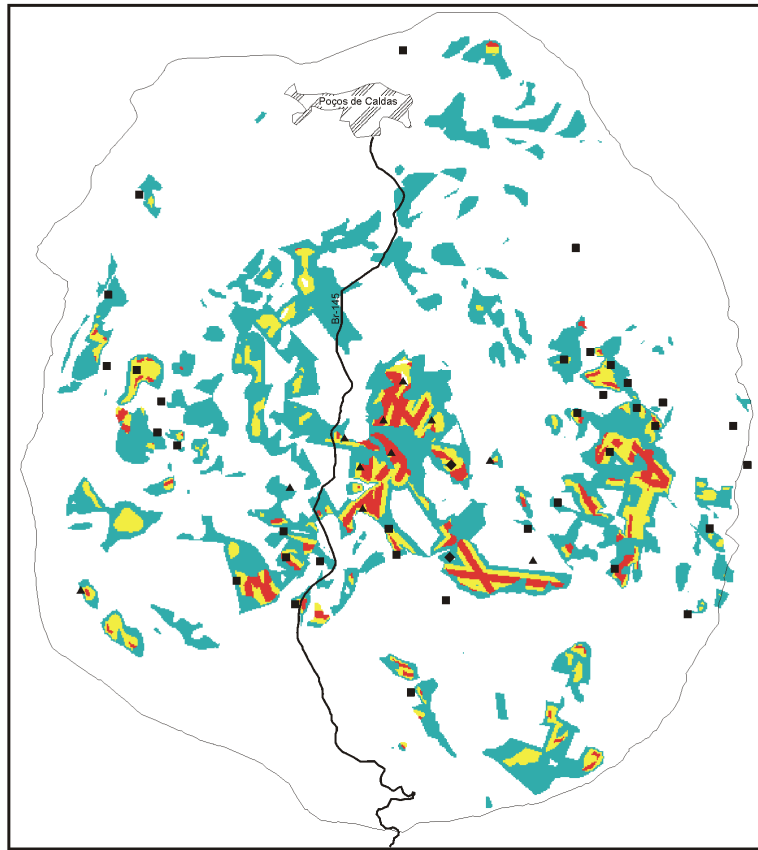
As demais classes de potencialidade (baixo, médio e alto) compreendem uma área de 151,44 Km² (20,82% da área total do maciço alcalino) e encerraram 40 das 48 mineralizações conhecidas. Embora a classe “alto” potencial tenha indicado uma coincidência com 18 mineralizações, seu grau de confiança (5,44) foi menor que as classes de mesmo potencial dos outros cenários. Dentre os principais depósitos, a classe “alto potencial” mapeou o Campo Agostinho e Morro do Ferro.

TABELA 4.5 – SUMÁRIO DOS RESULTADOS DO MÉTODO FUZZY MÍNIMO-MÁXIMO

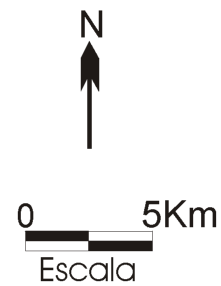
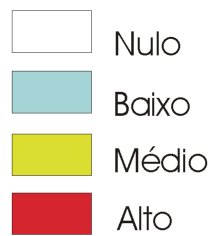
Fatia	Área (Km ²)	Área (%)	Prob. <i>Posteriore</i>	Grau de confiança	U-Zr	U-Mo	Th-Tr
alta (1.00-0.75)	12.94	1.78	0.0680	5.44	8	9	1
média (0.75-0.37)	24.42	3.36	0.0733	5.87	10	0	0
baixa (0.37-0.12)	114.08	15.68	0.0222	1.77	10	1	1
nula (0.12-0.00)	575.9	79.18	0.0068	0.54 (1.85)	7	1	0
Total	727.33	100.00	Prob. <i>priore</i>	0.0125	35	11	2

Mapa de Favorabilidade

Método *Fuzzy* mínimo-máximo



Legenda (Potencial)



Ocorrências de minerais radioativos

(■ ◆ ▲)
(U-Zr Th-Tr U-Mo)

Fig. 4.11 – Mapa de favorabilidade à ocorrência de minerais radioativos, obtido segundo o método *Fuzzy* Mínimo-Máximo.

4.3.2 Fuzzy Média

O operador *fuzzy* média define uma soma aritmética onde os pesos de importância são distribuídos uniformemente para todas os membros *fuzzy* de entrada. Este operador admite uma igualdade nas relações entre as evidências. A função matemática que o define é apresentada a seguir e o programa em Legal encontra-se no Anexo I, (Programa I.18)

$$MF_{média} = \frac{MF_{lito\logia} + MF_{gama} + MF_{lineamentos} + MF_{estrut,circular} + MF_{contato}}{5}$$

Num contexto geral, esse modelamento apresentou resultados coerentes. Os membros *fuzzy* apresentaram distribuição contínua, sem valores concentrados que pudessem dificultar o fatiamento (Figura 4.12). As classes de potencialidade apresentaram distribuição coerente dos valores de grau de confiança, sendo de 7,52 o valor obtido pela classe “alto potencial”. (Tabela 4.6).

As classes “alto” e “médio” potenciais encerram 26 ocorrências minerais em 30,93 Km², ou 4,25%, do complexo alcalino, incluindo os importantes depósitos de Morro do Ferro e Campo Agostinho (Figura 4.13). O número de ocorrências salta para 36 quando são consideradas as classes “alto”, “médio” e “baixo” potenciais juntas, o que corresponde a uma área de 98,74 Km² (13,57% do maciço alcalino).

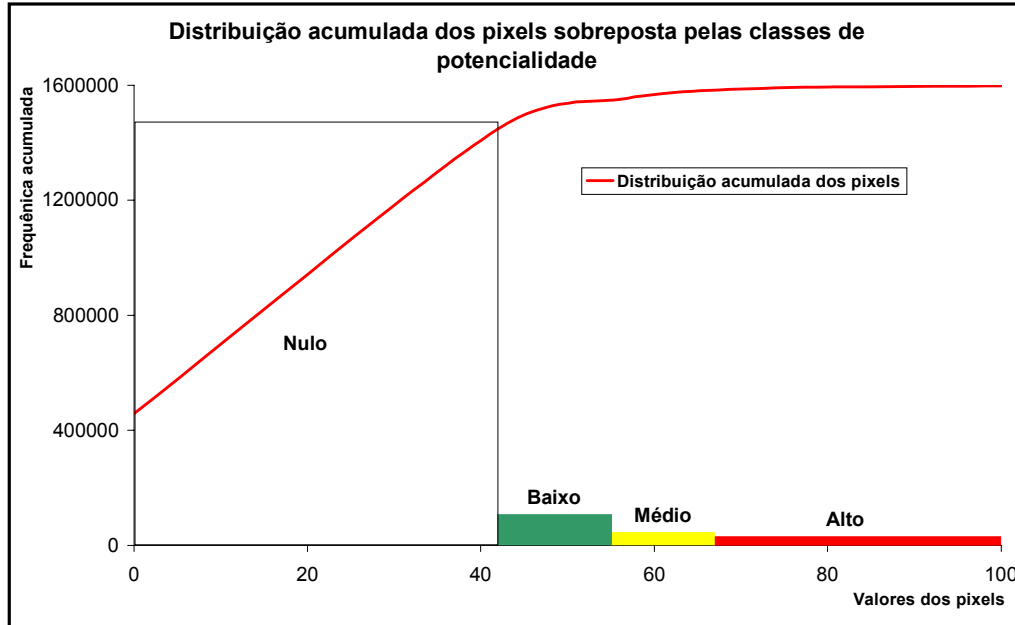


Fig. 4.12 – Distribuição acumulada dos pixels do cenário de potencialidade gerado pelo modelo *Fuzzy Médio*.

A classe “nulo potencial” obteve coincidência com 12 ocorrências minerais. Esta alta coincidência com ocorrências minerais, numa classe de potencial nulo, depõe contra o modelo, pois o esperado seria o inverso. Seu grau de confiança indica uma piora da chance do encontro de depósitos minerais de 1,54 vezes em relação ao maciço todo.

TABELA 4.6 – SUMÁRIO DOS RESULTADOS DO MÉTODO FUZZY MÉDIA

Fatia	Área (Km ²)	Área (%)	Prob. <i>Posteriore</i>	Grau de confiança	U-Zr	U-Mo	Th-Tr
alta (0.90-0.64)	6.39	0.88	0.0939	7.52	4	4	1
média (0.64-0.50)	24.54	3.37	0.0579	4.64	12	5	0
baixa (0.-0.38)	67.81	9.32	0.0385	3.08	8	1	1
nula (0.38-0.00)	628.59	86.42	0.0071	0.57 (1.54)	11	1	0
Total	727.33	100.00	Prob. <i>priore</i>	0.0125	35	11	2

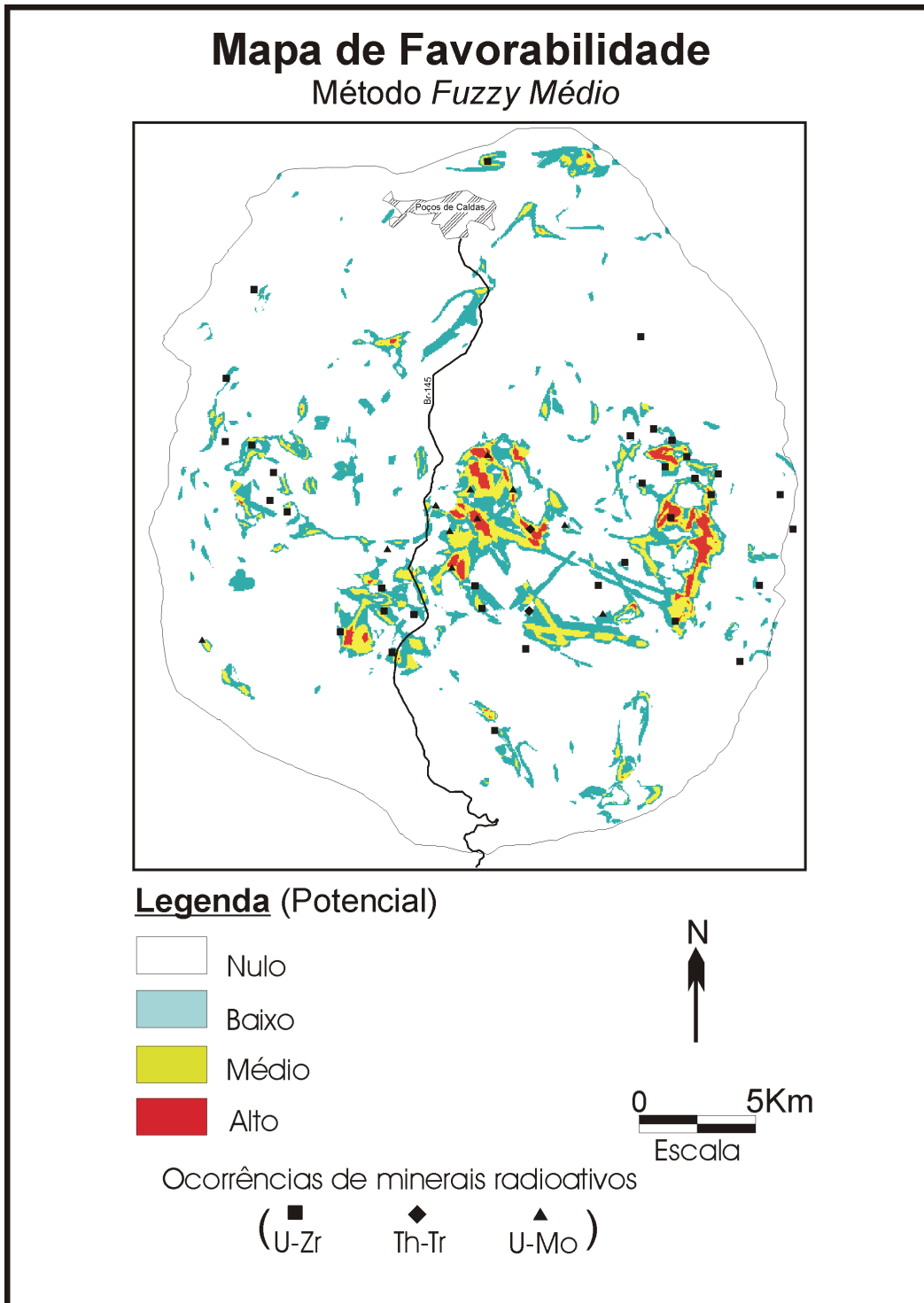


Fig. 4.13 – Mapa de favorabilidade à ocorrência de minerais radioativos, obtido segundo o método *Fuzzy Médio*.

4.3.3 Fuzzy Ponderado

Nesta inferência *fuzzy* as evidências foram combinadas através de uma soma ponderada, com os pesos de cada evidência sendo definidos empiricamente, segundo a técnica de tomada de decisão AHP (Saaty, 1992). Esta técnica permite a definição de pesos que expressam de modo hierárquico os membros *fuzzy*, através de comparação feita dois a dois entre as evidências.

A primeira etapa para a definição dos pesos foi a elaboração de uma relação de importância relativa entre as evidências, definida par a par. Essa relação entre as evidências pretende capturar o conhecimento do especialista que deve indicar o grau de importância relativo entre evidências comparadas. O módulo de análise espacial do SPRING (Suporte à decisão AHP) permite a graduação em 9 níveis (igual, um pouco melhor, algo melhor, moderadamente melhor, melhor, bem melhor, muito melhor, criticamente melhor e absolutamente melhor) os quais foram utilizados como dados de entrada da matriz de comparação par a par. As relações consideradas encontram-se abaixo e a matriz na Tabela 4.7:

- Gama algo melhor que Litologia (3 : 1)
- Gama melhor que Estruturas circulares (5 : 1)
- Gama muito melhor que Lineamentos (7 : 1)
- Gama muito melhor que Contatos geológicos (7 : 1)
- Litologia algo melhor que Estruturas circulares (3 : 1)
- Litologia melhor que Lineamentos (5 : 1)
- Litologia melhor que Contato geológico (5 : 1)
- Estruturas circulares algo melhor que Lineamentos (3 : 1)
- Estruturas circulares algo melhor que Contatos geológicos (3 : 1)
- Lineamentos igual Contatos geológicos (1 : 1)

TABELA 4.7 – MATRIZ DE COMPARAÇÃO PAR A PAR

	Gama-radiometria	Litologia	Estr. circular	Lineamentos	Cont. geológico
Gama-radiometria	1				
Litologia	1/3	1			
Estr. circular	1/5	1/3	1		
Lineamentos	1/7	1/5	1/3	1	
Cont. geológico	1/7	1/5	1/3	1	1

O módulo calcula os autovetores da matriz, os quais correspondem aos ponderadores das evidências e a razão de consistência, que é um parâmetro que indica a coerência na estipulação das relações. A razão de consistência obtida foi de 0.03, que indica uma boa concordância das comparações. Os pesos obtidos de cada membro *fuzzy* foram:

gama-radiometria = 0,514;

litologia = 0,258;

estruturas circulares = 0,1223;

lineamentos = 0,0529;

contatos litológicos = 0,0529;

As evidências foram então combinadas através de uma soma ponderada executada pelo Programa em LEGAL I.19 (Anexo I). A formulação foi expressa por:

$$MF_{ponderado} = (MF_{gama} * 0,514) + (MF_{litolog ia} * 0,258) + (MF_{estrut ,circular} * 0,1223) + (MF_{lineamentos} * 0,0529) + (MF_{contato} * 0,0529)$$

Em comparação aos demais o modelamento *Fuzzy* Ponderado foi o que apresentou os melhores resultados. A distribuição dos valores dos membros *fuzzy* foi a mais uniforme, não apresentando concentrações em pontos que pudessem dificultar o fatiamento dos valores (Figura 4.14).

Os valores de grau de confiança apresentaram distribuição relativa coerente entre as classes, variando de modo crescente da classe “nulo potencial” (0.45) para a classe “alto potencial” (12,90) (Tabela 4.8). A classe “alto potencial” obteve o maior valor de grau de confiança dentre todas as classes de alto potencial dos demais modelamentos e uma coincidência com 12 ocorrências minerais, incluindo entre estas os importantes depósitos do Morro do Ferro e Campo Agostinho e a Mina Usamu Utsumi (Figura 4.15).

A classe “médio potencial” apresentou grau de confiança de 5,70 e em conjunto com a classe “alto potencial” encerraram 27 ocorrências minerais, sendo 10 das 11 mineralizações de U-Mo e as duas mineralizações conhecidas de Th-Tr, numa área conjunta de 30,43 Km² (4,18% do maciço alcalino).

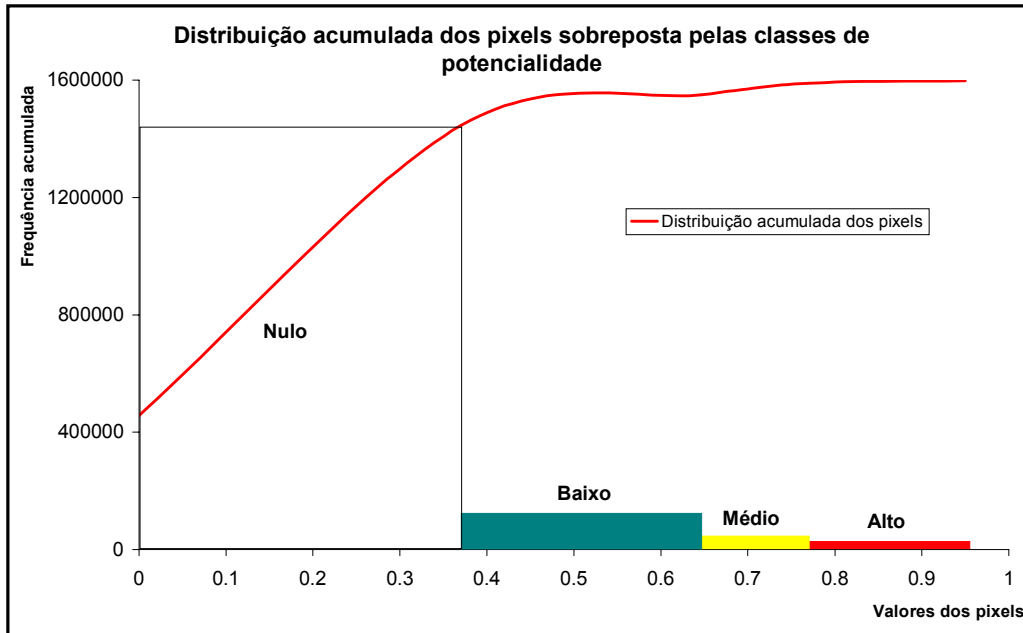


Fig. 4.14 – Distribuição acumulada dos pixels do cenário de potencialidade gerado pelo modelo *Fuzzy* Ponderado.

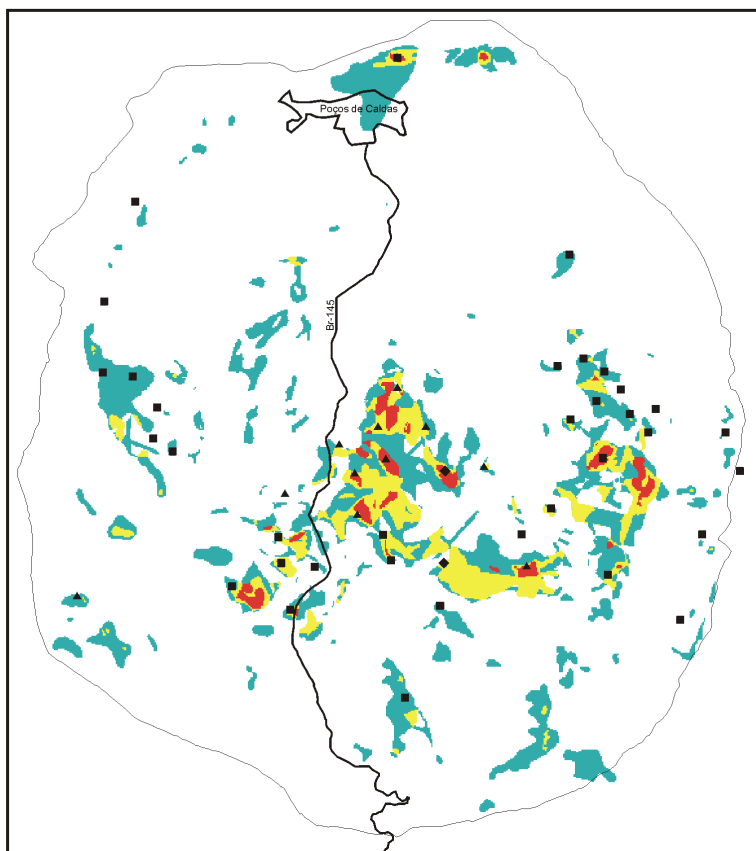
TABELA 4.8 – SUMÁRIO DOS RESULTADOS DO MÉTODO *FUZZY* PONDERADO

Fatia	Área (Km ²)	Área (%)	Prob. <i>Posteriore</i>	Grau de confiança	U-Zr	U-Mo	Th-Tr
alta (0.95-0.77)	6.14	0.84	0.1612	12.90	6	5	1
média (0.77-0.65)	24.29	3.34	0.0712	5.70	9	5	1
baixa (0.65-0.37)	67.91	9.34	0.0423	3.38	11	0	0
nula (0.37-0.00)	629.0	86.48	0.0056	0.45 (2.22)	9	1	0
Total	727.33	100.00	Prob. <i>priore</i>	0.0125	35	11	2

A classe “nulo potencial” compreendeu uma área de 629,0 Km² (86,48% do complexo alcalino) e encerrou 10 das 48 ocorrências minerais. O valor de grau de confiança (0,45) indica que essas áreas apresentam uma diminuição de 2,22 vezes na probabilidade *a priori* do encontro de ocorrências minerais.

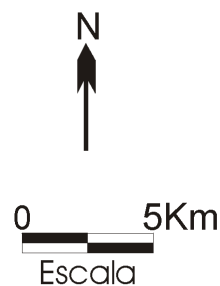
Mapa de Favorabilidade

Método *Fuzzy* ponderado



Legenda (Potencial)

- Nulo
- Baixo
- Médio
- Alto



Ocorrências de minerais radioativos

(U-Zr Th-Tr U-Mo)

Fig. 4.15 – Mapa de favorabilidade à ocorrência de minerais radioativos, obtido segundo o método *Fuzzy* Ponderado (AHP).

4.3.4 Fuzzy Gama

Nessa inferência as evidências foram combinadas através de um operador *fuzzy* definido por dois termos (controlados pelo parâmetro γ (gama). A escolha do γ determina o caráter de decisão produto algébrico *fuzzy*, Equação 2.7 e a soma algébrica *fuzzy*, Equação 2.8), do especialista que pode variar de “pessimista”, com γ abaixo de 0,35 e “otimista”, com γ acima de 0,85.

O valor γ adotado de 0.85 faz com que o termo “soma algébrica” seja mais importante que o “produto Pag. 32) observa-se que o valor γ encontra-se na região esquerda, o que garante algébrico”, na computação do resultado final. Pelo gráfico da Figura 2.5 (que o valor de saída será sempre maior ou igual ao maior valor de entrada das evidências. O Programa I.20 (Anexo I) realizou as operações que estão ilustradas abaixo:

$$MF_{soma\ alg\ ébrica} = 1 - ((1 - MF_{gama}) * (1 - MF_{lito}) * (1 - MF_{est.circular}) * (1 - MF_{lineam.}) * (1 - MF_{cont.geol.}))$$

$$MF_{produto\ alg\ ébrico} = MF_{gama} * MF_{lito} * MF_{est.circular} * MF_{lineam.} * MF_{cont.geol.}$$

$$MF_{gama} = (MF_{soma\ alg\ ébrica})^{0.85} * (MF_{produto\ alg\ ébrico})^{(1-0.85)}$$

O desempenho do modelo *Fuzzy Gama* foi parecido ao obtido pelo *Fuzzy Média*, com exceção ao padrão de distribuição dos membros *fuzzy*. A distribuição dos membros *fuzzy* de potencialidade à ocorrência de minerais radioativos deste modelo apresentou grande concentração em valores baixos, onde 86,55% dos membros *fuzzy* incidiram abaixo de 0,04. Essa concentração dificultou o fatiamento e gerou classes de potencialidade com amplitudes muito variadas. Enquanto a classe “alto potencial” precisou de uma amplitude de 0,41 (de 0,92 até 0,51) para compor uma área de 6,48 Km², a classe de potencial nulo precisou apenas de 0.04 de amplitude para compor uma área de 629,52 Km². Essa distorção fica mais clara no gráfico da Figura 4.16, onde os valores de membro *fuzzy* são plotados com distribuição acumulada.

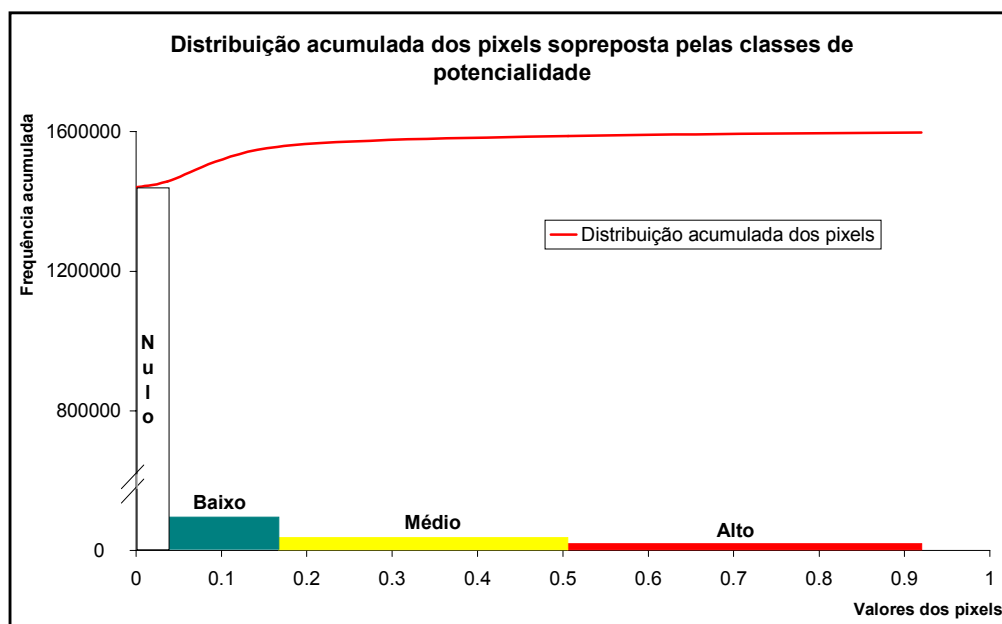


Fig. 4.16 – Distribuição acumulada dos pixels do cenário de potencialidade gerado pelo modelo *Fuzzy* gama.

A classe “alto potencial” obteve a menor coincidência com as ocorrências minerais conhecidas (apenas 8), dentre as classes de mesma potencialidade dos demais modelamentos (Figura 4.17). Os valores de grau de confiança das classes de potencialidade foram próximos aos obtidos pelo modelamento *Fuzzy* média (Tabela 4.9), onde as classes “alto”, “médio” e “baixo” potencial encerram 34 ocorrências minerais em áreas que totalizaram 97,81 Km². Dentre os principais depósitos, a classe “alto” potencial mapeou apenas o Morro do Ferro, sendo o depósito Campo Agostinho e a Mina Usamu Utsumi mapeados pelas classes “baixo” e “nulo” potencial respectivamente.

TABELA 4.9 – SUMÁRIO DOS RESULTADOS DO MÉTODO FUZZY GAMA

Fatia	Área (Km ²)	Área (%)	Prob. <i>Posteriore</i>	Grau de confiança	U-Zr	U-Mo	Th-Tr
alta (0.92-0.51)	6.48	0.89	0.0864	6.92	6	1	1
média (0.51-0.17)	22.58	3.10	0.0540	4.33	5	4	0
baixa (0.17-0.04)	68.75	9.45	0.0374	2.99	11	5	1
nula (0.04-0.0)	629.52	86.55	0.0075	0.60 (1.67)	13	1	0
Total	727.33	100.00	Prob. <i>priore</i>	0.0125	35	11	2

A classe “nulo potencial” encerrou 15 ocorrências minerais, o maior número dentre as demais classes de mesma prioridade. O grau de confiança indicou uma diminuição de 1,67 em relação a probabilidade a *priore*, que considera todo o maciço.

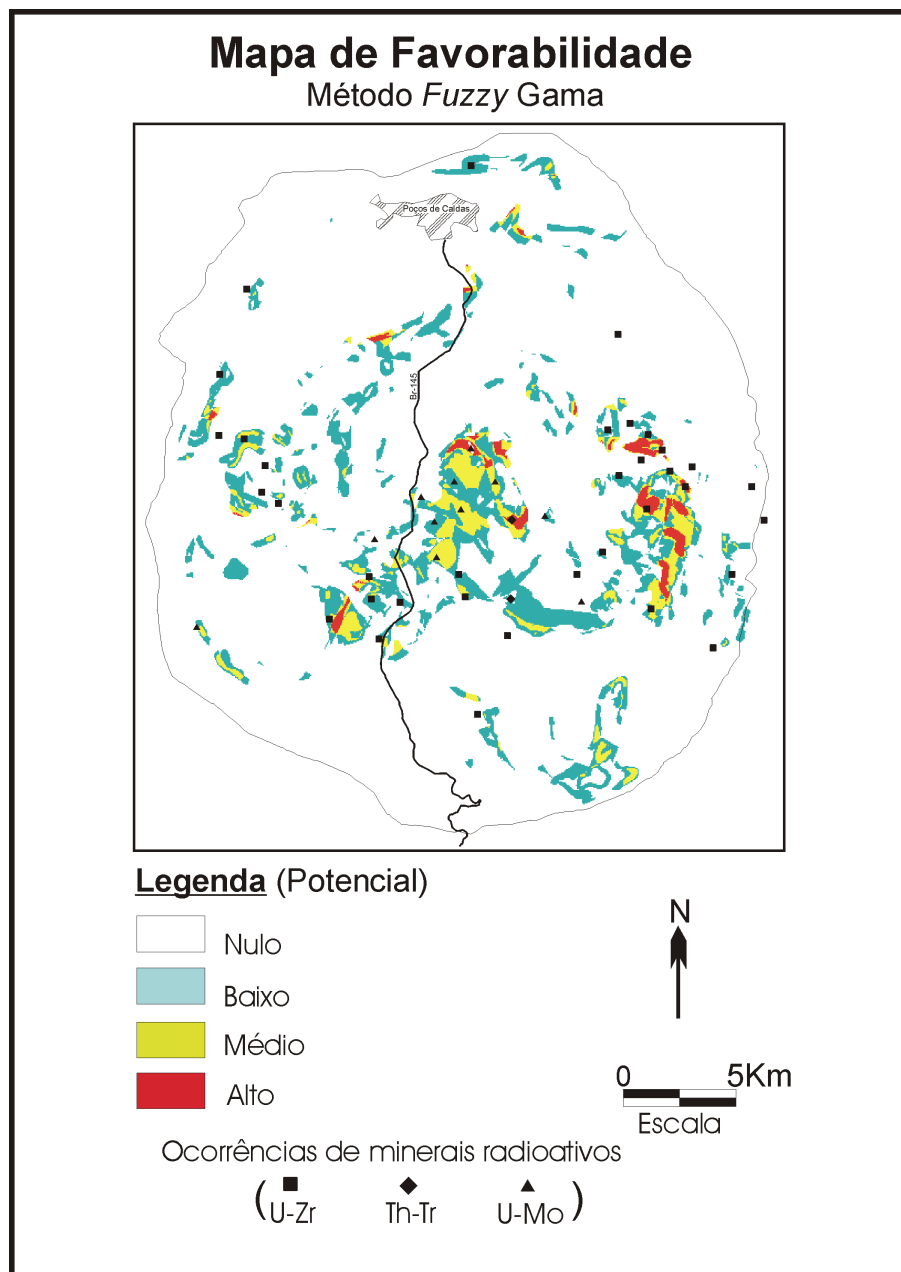


Fig. 4.17 – Mapa de favorabilidade à ocorrência de minerais radioativos, obtido segundo o método *Fuzzy Gama*.

4.4 MÉTODO DE BAYES

Na inferência *bayesiana* o objetivo foi utilizar as 48 ocorrências minerais, as quais possibilitaram o cálculo de parâmetros estatísticos que serviram de ponderadores das evidências consideradas no modelamento. Para assegurar a correta execução do modelo foram necessárias diferentes etapas de edição dos PI's, bem como o cálculo de parâmetros estatísticos que garantissem matematicamente o modelamento.

No modelo *bayesiano* as evidências devem estar em padrão binário (favorável, não-favorável), antes de serem calculados os ponderadores. Sendo assim, o primeiro passo foi um estudo de Contraste (C_w) das evidências com as ocorrências minerais, o qual possibilitou determinar o limiar de corte que maximizaria a associação espacial entre os PI's resultantes da reclassificação binária e o PI com as verdades de campo (ocorrências minerais).

Para os planos de informação, litologia e intensidade gama-radiometria, foi adotada a mesma reclassificação definida por Almeida Filho (1995), que considerou as unidades litológicas, rocha potássica, lujarito/chibinito, material vulcânico e corpos intrusivos de foiaíto, e as classes radiométricas com anomalia acima de 1.8 vezes o *background* como favoráveis. Entretanto, os estudos de Contraste da litologia e do mapa de intensidade gama-radiometria foram realizados apenas com o intuito de testar a correlação das evidências com as ocorrências minerais.

O primeiro passo para o cálculo do contraste da litologia foi a tabulação cruzada entre o PI ocorrências minerais e o PI litológico. Como a tabulação cruzada gera uma matriz de confusão onde cada célula da matriz indica a interseção (sobreposição) das classes dos PI's (ex. $N\{\text{fonólito} \cap \text{depósito}\} = 0,73\text{Km}^2$), e como estas interseções devem estar expressas por unidade de área ou número de elementos (*pixel*), foi necessário definir uma área para cada ocorrência mineral. Como não existia informação quanto à área de cada ocorrência mineral, foi assumida uma área circular padrão de $0,2 \text{ Km}^2$, construída a partir do fatiamento

de um mapa de distância adotado-se um raio de $r = 252,31m$ à partir de cada ocorrência mineral.

A matriz de confusão gerada foi posteriormente editada em planilha de modo que o cálculo do contraste fosse efetuado sempre em um padrão binário, ou seja, a classe estudada era sempre comparada com as demais agrupadas (ex. fonólito versus não-fonólito) (Tabela 4.10 em amarelo).

TABELA 4.10 – MATRIZES DE CONFUSÃO ENTRE AS OCORRÊNCIAS E AS UNIDADES LITOLÓGICAS AJUSTADAS PARA UM PADRÃO BINÁRIO COM A CLASSE FONÓLITO EM DESTAQUE

	fonólitos	não-fonólito	total
depósitos	0.73	8.35	9.08
não-depósitos	86.72	631.09	717.81
total	87.45	639.44	726.89

	r.potássica	não-rocha potássica	total
depósitos	3.65	5.43	9.08
não-depósitos	70.34	647.47	717.81
total	73.99	652.9	726.89

	foiaíto	não-foiaíto	total
depósitos	1.46	7.62	9.08
não-depósitos	212.25	505.56	717.81
total	213.71	513.18	726.89

	lujarito/chibinito	não-lujarito/chibinito	total
depósitos	0.21	8.87	9.08
não-depósitos	10.14	707.67	717.81
total	10.35	716.54	726.89

	tinguaíto	não-tinguaíto	total
depósitos	2.84	6.24	9.08
não-depósitos	325.97	391.84	717.81
total	328.81	398.08	726.89

	mat.vulcânico	não-mat.vulcânico	total
depósitos	0.19	8.89	9.08
não-depósitos	10.95	706.86	717.81
total	11.14	715.75	726.89

	arenitos	não-arenitos	total
depósitos	0	9.08	9.08
não-depósitos	1.44	716.37	717.81
total	1.44	725.45	726.89

As matrizes de confusão, em padrão binário, forneceram os parâmetros para o cálculo das razões de suficiência (LS) e necessidade (LN), as quais foram utilizadas no cálculo do contraste de cada classe litológica (Tabela 4.11). As formulações a seguir ilustram o cálculo do contraste do fonólito:

$$LS = \frac{\frac{N(D \cap \text{fonólito})}{N(D)}}{\frac{N(\bar{D} \cap \text{fonólito})}{N(\bar{D})}} = \frac{\left(\frac{0,73}{9,08} \right)}{\left(\frac{86,72}{717,81} \right)} = 0,6655$$

$$LN = \frac{\frac{N(D \cap \overline{\text{fonólito}})}{N(D)}}{\frac{N(\overline{D} \cap \overline{\text{fonólito}})}{N(\overline{D})}} = \frac{\left(\frac{8,35}{9,08}\right)}{\left(\frac{631,09}{717,81}\right)} = 1,0460$$

$$C_w^{\text{fonólito}} = Ln(LS) - Ln(LN) = -0,4522$$

TABELA 4.11 – VALORES DE RAZÃO DE SUFICIÊNCIA (LS), RAZÃO DE NECESSIDADE (LN) E CONTRASTE DE CADA UNIDADE LITOLÓGICA

	LS	LN	contraste
Fonólitos	0.6655	1.0460	-0.4522
R.potássica	4.1022	0.6630	1.8225
Foiaítos	0.5438	1.1915	-0.7844
Lujaritos/chibinitos	1.6372	0.9909	0.5022
Tinguaítos	0.6888	1.2589	-0.6031
Mat.vulcânico	1.3717	0.9942	0.3218
Arenitos	0.0000	1.0020	0.0000

O mesmo procedimento foi executado para as demais unidades litológicas e para as classes do PI de Intensidade Gama-radiométrica. As matrizes de confusão binárias do mapa de anomalia gama-radiométrica encontram-se na Tabela 4.12 e os resultados do contraste encontram-se na Tabela 4.13.

Os procedimentos para o cálculo do contraste das estruturas circulares, lineamentos e contatos dos corpos intrusivos de foiaíto foram idênticos. O objetivo era definir a zona (*buffer*) que apresentasse a melhor associação espacial com as verdades de campo. Inicialmente foram construídos três mapas de distância que tomaram como ponto de partida os arcos das estruturas circulares, lineamentos e corpos intrusivos de foiaíto. Esses PI's foram fatiados em 28 classes (fatias) de 25m cada e então cruzados com as ocorrências minerais, para a geração das matrizes de confusão. Estas foram reagrupadas para um padrão binário, onde cada fatia foi comparada com as demais ($\overline{A} = T - A$). As matrizes de confusão binárias forneceram os parâmetros para o cálculo dos contrastes, conforme exemplificado anteriormente com a unidade litológica fonólito.

TABELA 4. 12 – MATRIZES DE CONFUSÃO ENTRE AS OCORRÊNCIAS E AS CLASSES DE ANOMALIA RADIOMETRIA AJUSTADAS PARA UM PADRÃO BINÁRIO

	<i>background</i>	<i>não-background</i>	<i>total</i>
depósito	1.11	7.97	9.08
não depósito	410.48	307.77	718.25
total	411.59	315.74	727.33
	1.3	não (1.3-1.8)	total
depósito	2.94	6.14	9.08
não depósito	233.62	484.63	718.25
total	236.56	490.77	727.33
	1.8	não (1.8-2.5)	total
depósito	3.13	5.95	9.08
não depósito	59.52	658.73	718.25
total	62.65	664.68	727.33

	2.5	não (2.5-3.5)	total
depósito	1.12	7.96	9.08
não depósito	11.17	707.08	718.25
total	12.29	715.04	727.33
	3.5	não (>3.5)	total
depósito	0.78	8.3	9.08
não depósito	3.46	714.79	718.25
total	4.24	723.09	727.33

TABELA 4.13 – VALORES DE RAZÃO DE SUFICIÊNCIA (LS), RAZÃO DE NECESSIDADE (LN) E CONTRASTE DE CADA CLASSE DE ANOMALIA GAMA-RADIOMETRIA

	LS	LN	contraste
<i>background</i>	0.2139	2.0484	-2.2593
1.3 - 1.8	0.9955	1.0022	-0.0067
1.8 - 2.5	4.1598	0.7145	1.7616
2.5 - 3.5	7.9315	0.8905	2.1868
> 3.5	17.8323	0.9185	2.9660

Para a definição do limiar de corte, os valores de contraste foram plotados em um gráfico cumulativo. Nas Figuras 4.18, 4.19 e 4.20 encontram-se os gráficos dos contrastes acumulados para as estruturas circulares, lineamentos e contatos dos corpos intrusivos de foiaíto, respectivamente.

Pela análise dos gráficos de contraste acumulado foram escolhidos os pontos de máximo valor acumulado como limiares de corte. Os valores de corte foram 625m para as estruturas circulares, 250m para os lineamentos e 500m para os contatos dos foiaítos. Os PI's binários foram obtidos através do fatiamento dos respectivos mapas de distância nos pontos definidos pelos gráficos de contraste acumulados.

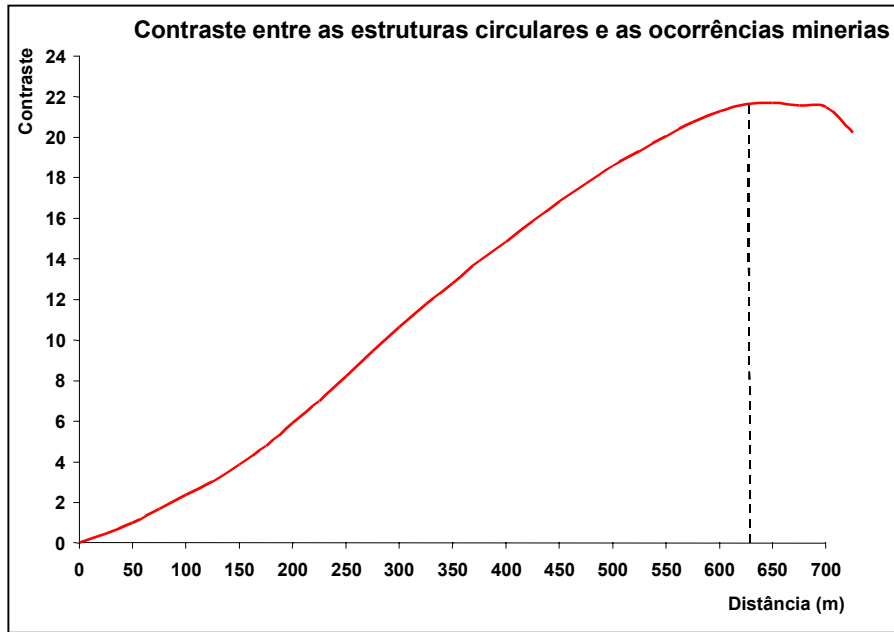


Fig. 4.18 – Valores de contraste acumulados das fatias ao longo das estruturas circulares, indicando o valor máximo acumulado usado como limiar de corte.

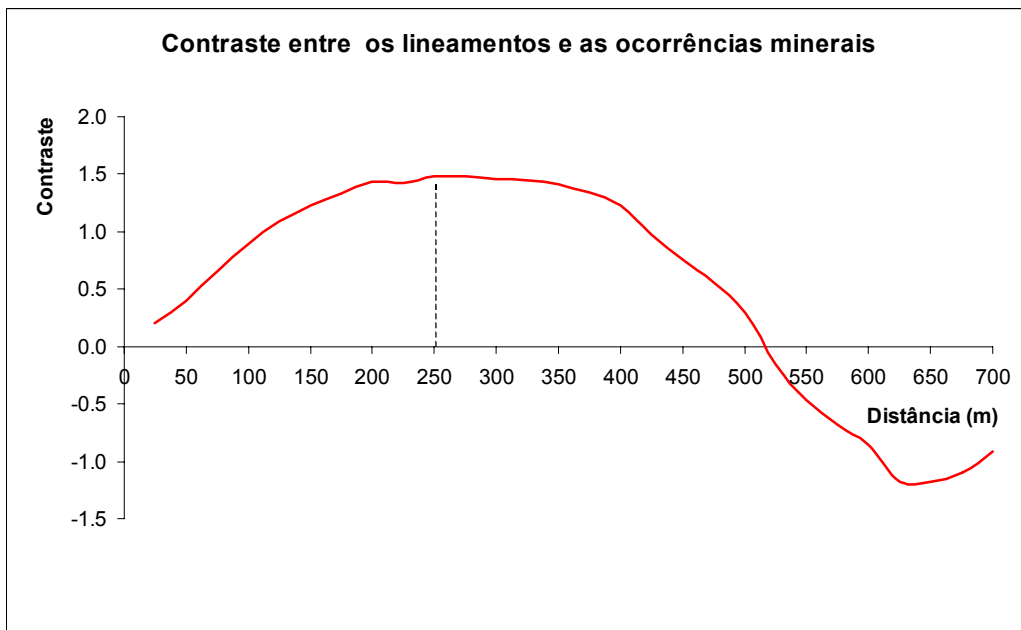


Fig. 4.19 – Valores de contraste acumulados das fatias ao longo dos lineamentos, indicando o valor máximo acumulado usado como limiar de corte.

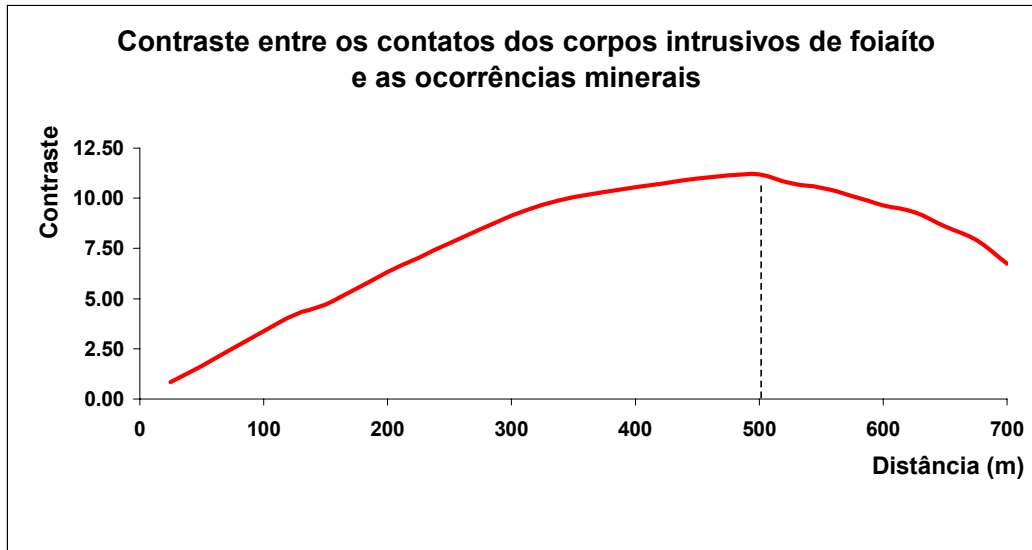


Fig. 4.20 – Valores de contraste acumulados das fatias ao longo dos contatos dos corpos intrusivos de foiaíto, indicando o valor máximo acumulado usado como limiar de corte.

Para a integração final dos planos de informação binários é necessário que a independência condicional entre as evidências não seja violada num grau elevado. Sendo assim, testes foram realizados com as evidências, medindo-se o grau de independência entre elas.

Todas as evidências binárias foram comparadas em pares, sendo utilizado como parâmetro de medida o índice Qui-quadrado, χ^2 , e o Coeficiente de Contingência, C. O objetivo foi testar o grau de associação entre classes de cada PI binário. Os procedimentos foram os mesmos para todas as análises dos pares de evidências, sendo as etapas envolvidas nos testes ilustradas aqui pelo teste entre o PI Intensidade Gama-radiometria e o PI Litologia.

Primeiramente foi executada uma tabulação cruzada entre as duas evidências, a qual gerou uma matriz de confusão, também conhecida como tabela de contingência, de onde foram extraídos os parâmetros necessários para o cálculo do χ^2 . Na Tabela 4.14, os valores em preto representam as interseções entre as classes do PI gama-radiometria binário com o PI litologia binário. Os números em

vermelho representam os valores esperados para as categorias de sobreposição, caso os PI's gama-radiometria e litologia fossem independentes. Os valores foram obtidos pelo produto dos totais das margens dividido pelo total absoluto, conforme demonstrado nas formulações abaixo:

$$T_{(gama \times lito \log ia)1,1}^* = \frac{T_{1.} T_{.1}}{T_{..}} = \frac{(79.18 * 309,33)}{727.33} = 33.66$$

$$T_{(gama \times lito \log ia)1,2}^* = \frac{T_{1.} T_{.2}}{T_{..}} = \frac{(79.18 * 418.10)}{727.33} = 45.52$$

$$T_{(gama \times lito \log ia)2,1}^* = \frac{T_{2.} T_{.1}}{T_{..}} = \frac{(648.15 * 309.33)}{727.33} = 275.56$$

$$T_{(gama \times lito \log ia)2,2}^* = \frac{T_{2.} T_{.2}}{T_{..}} = \frac{(648.15 * 418.10)}{727.33} = 372.58$$

TABELA 4.14 – TABELA DE CONTIGÊNCIA ENTRE OS PI'S DE INTENSIDADE GAMA-RADIOMETRIA E LITOLOGIA. OS VALORES EM VERMELHO INDICA VALORES ESPERADOS DE INTERSEÇÃO ($T_{i,j}^*$) NO CASO DE INDEPENDÊNCIA CONDICIONAL ENTRE OS PI'S

		Litologia		
		favorável	não-favorável	totais
gama	favorável	52.27 (33.66)	26.91 (45.52)	79.18
	não-favorável	256.96 (275.56)	391.19 (372.58)	648.15
totais		309.23	418.1	727.33

Os valores da interseção entre as classes (gama x litologia), mais o resultado das operações acima foram utilizados na estatística χ^2 e no cálculo do coeficiente de contingência, conforme demonstrado pelas formulações a seguir:

$$\chi_{gama \times lito \log ia}^2 = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 \frac{(T_{i,j} - T_{i,j}^*)^2}{T_{i,j}^*} = \left(\frac{(T_{1,1} - T_{1,1}^*)^2}{T_{1,1}^*} + \frac{(T_{1,2} - T_{1,2}^*)^2}{T_{1,2}^*} + \frac{(T_{2,1} - T_{2,1}^*)^2}{T_{2,1}^*} + \frac{(T_{2,2} - T_{2,2}^*)^2}{T_{2,2}^*} \right) =$$

$$= \left(\frac{(52,27 - 33,66)^2}{33,66} + \frac{(26,91 - 45,52)^2}{45,52} + \frac{(256,96 - 257,56)^2}{257,56} + \frac{(391,19 - 372,58)^2}{372,58} \right) = 20,07$$

$$C_{\text{gama x litologia}} = \sqrt{\frac{\chi^2}{T_{..} + \chi^2}} = \sqrt{\frac{20,07}{727,33 + 20,07}} = 0,164$$

Como mencionado anteriormente, as operações foram repetidas para as demais evidências, num total de 10 comparações, considerando-se 5 evidências (gama-radiometria, litologia, estruturas circulares, lineamentos e contatos geológicos). As tabelas de contingência dos cruzamentos encontram-se na Tabela II.2 (Anexo II) e os resultados de χ^2 e Coeficiente de Contingência encontram-se na Tabela 4.15.

TABELA 4.15 – VALORES DE χ^2 E C DAS EVIDÊNCIAS OBTIDOS POR COMPARAÇÃO PAR A PAR

PI x PI	χ^2	C
Gama-radiometria x litologia	20.075	0.164
Gama-radiometria x estruturas circulares	4.880	0.082
Gama-radiometria x lineamentos	0.607	0.029
Gama-radiometria x contatos geológicos	13.109	0.133
Litologia x estruturas circulares	5.202	0.084
Litologia x lineamentos	3.248	0.067
Litologia x contatos geológicos	19.283	0.161
Estruturas circulares x lineamentos	2.575	0.059
Estruturas circulares x contato geológico	16.134	0.147
Lineamentos x contatos geológicos	1.776	0.049

Os resultados dos coeficientes de contingência demonstraram que as evidências violaram o princípio da independência condicional em grau aceitável (valores próximos à 0), não sendo necessário nenhum ajuste das evidências.

Para a integração final o primeiro passo foi o cálculo da chance *a priori* ($O(D)$) das ocorrências minerais, que foi obtida a partir probabilidade *a priori* ($P(D)$) conforme formulação:

$$P(D) = \frac{N(D)}{N(T)} = \frac{9.08}{727.3} = 0,01248$$

$$O(D) = \frac{P(D)}{(1 - P(D))} = \frac{0,01248}{(1 - 0,01248)} = 0,01264$$

A próxima etapa foi o cálculo das razões de suficiência (LS) e necessidade (LN). Novamente foi necessário fazer uma tabulação cruzada, porém desta vez, o cruzamento envolveu as 5 evidências binárias construídas com as ocorrências minerais. As matrizes de confusão (Anexo II - Tabelas II.3) forneceram os valores para o cálculo das LS e LN (Tabela 4.16), dos quais foram extraídos os logaritmos naturais, W^+ e W^- respectivamente. Os W^+ e W^- foram, então, somados ao logaritmo natural da chance *a priori* segundo uma soma condicional controlada pela presença ou não das evidências.

TABELA 4.16 – VALORES DE LS E LN E W^+ E W^- DAS EVIDÊNCIAS BINÁRIAS

Evidências binárias	<i>LS</i>	<i>LN</i>	$W^+ = \text{Log}(LS)$	$W^- = \text{Log}(LN)$
Gama-radiometria	5.394	0.494	1.685	-0.704
Litologia	1.435	0.681	0.361	-0.384
Estruturas circulares	2.416	0.646	0.882	-0.437
Lineamentos	1.162	0.902	0.150	-0.103
Contatos foiaíto	1.895	0.226	0.639	-1.488

Como exemplificação do processo, considere um ponto da grade numérica, que encontra-se dentro dos padrões favoráveis anomalia gama-radiométrica e litologia e fora dos padrões favoráveis estruturas circulares, lineamentos e contatos dos foiaítos. A presença ou ausência das evidências serviram de condicionantes espaciais na soma condicional dos W^+ e W^- , efetuada pelo Programa I.21 (Anexo I). A formulação abaixo demonstra a operação realizada:

$$\begin{aligned} & \text{Ln}(O(D | \text{gama} \cap \text{lito log ia} \cap \overline{\text{est.circular}} \cap \overline{\text{lineamento}} \cap \overline{\text{cont.foiaíto}})) = \\ & = \text{Ln}(O(D)) + (W_{\text{gama}}^+ + W_{\text{lito log ia}}^+ + W_{\text{est.circular}}^- + W_{\text{lineamento}}^- + W_{\text{cont.foiaíto}}^-) = \end{aligned}$$

$$= -4,3708 + 1,6852 + 1,2540 + (-0,4020) + (-0,1034) + (-0,1876) = -2,1246$$

A última etapa do processo foi o cálculo da probabilidade *a posteriore* que foi obtida a partir da chance *a posteriore*, conforme as formulações abaixo:

$$O(D | B) = e^{Ln(O(D|B))}$$

$$Ln(O(D | gama \cap lito \log ia \cap \overline{est.circular} \cap \overline{lineamento} \cap \overline{cont.foiaito})) = -2,1246$$

$$O(D | gama \cap lito \log ia \cap \overline{est.circular} \cap \overline{lineamento} \cap \overline{cont.foiaito}) = e^{-2,1246}$$

$$O(D | gama \cap lito \log ia \cap \overline{est.circular} \cap \overline{lineamento} \cap \overline{cont.foiaito}) = 0,1195$$

$$P(D | gama \cap lito \log ia \cap \overline{est.circular} \cap \overline{lineamento} \cap \overline{cont.foiaito}) = \frac{O(D | gama \cap lito \log ia \cap \overline{est.circular} \cap \overline{lineamento} \cap \overline{cont.foiaito})}{1 + O(D | gama \cap lito \log ia \cap \overline{est.circular} \cap \overline{lineamento} \cap \overline{cont.foiaito})}$$

$$P(D | gama \cap lito \log ia \cap \overline{est.circular} \cap \overline{lineamento} \cap \overline{cont.foiaito}) = \frac{0,1195}{1 + 0,1195}$$

$$P(D | gama \cap lito \log ia \cap \overline{est.circular} \cap \overline{lineamento} \cap \overline{cont.foiaito}) = 0,1067$$

O cenário resultante do modelamento *bayesiano* apresentou alguns aspectos positivos e outros negativos quando comparados aos demais. Um dos aspectos negativos foi que os valores de probabilidade *a posteriore* não apresentaram uma distribuição contínua, com pontos de concentrações que dificultaram a divisão das classes em áreas semelhantes às mesmas classes dos demais cenários (Figura 4.21). O outro aspecto foi a distribuição pouco coerente dos graus de confiança. O valor obtido para a classe “alto potencial” (6,69) foi menor que o da classe “médio potencial (8,39), quando o esperado seria o contrário.

A classe “alto potencial” encerrou 9 ocorrências minerais, numa área de 5,98 Km² (0,82% do maciço alcalino) (Tabela 4.17). O depósito do Morro do Ferro foi mapeado por esta classe (Figura 4.22), que obteve um de grau de confiança de 6,64.

A classe “médio potencial” obteve 18 coincidências com ocorrências minerais conhecidas. A análise em conjunto das duas classes “alto” e “médio potencial” indicou que estas encerram 27 ocorrências minerais, em área de 27,54Km², (3,78% do complexo alcalino).

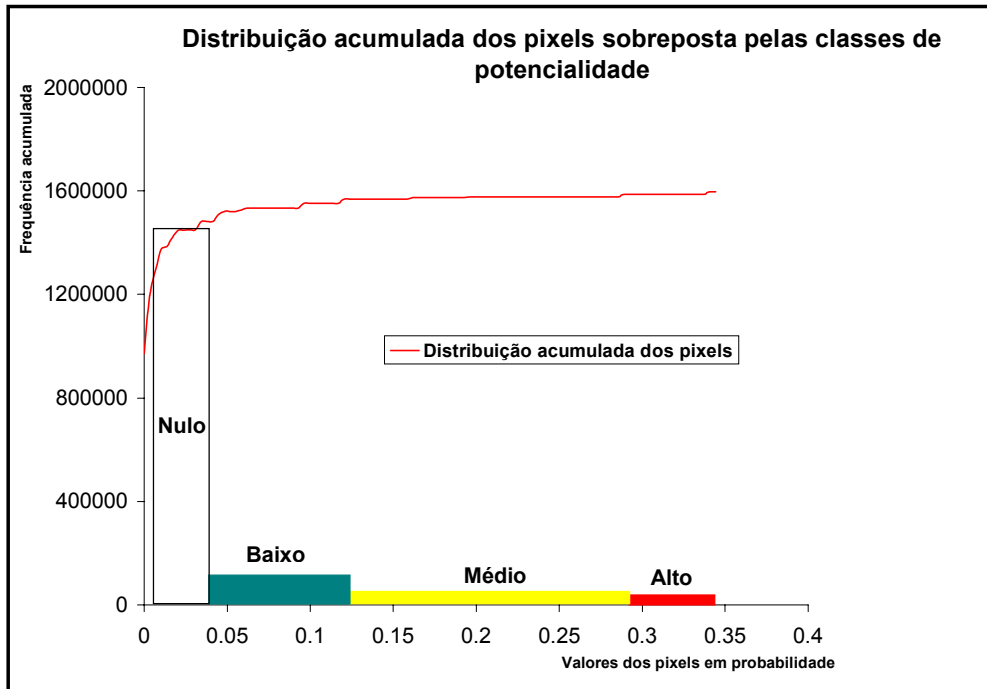


Fig. 4.21 – Distribuição acumulada dos pixels do cenário de potencialidade gerado pelo modelo *Bayes*.

TABELA 4.17 – SUMÁRIO DOS RESULTADOS DO MÉTODO DE BAYES

Fatia	Área (Km ²)	Área (%)	Prob. <i>Posteriore</i>	Grau de confiança	U-Zr	U-Mo	Th-Tr
alta (0.344-0.341)	5.98	0.82	0.0836	6.69	6	2	1
média(0.341-0.12)	21.56	2.96	0.1048	8.39	12	6	0
baixa (0.12-0.034)	64.61	8.88	0.0393	3.15	8	2	1
nula (0.034-0.0)	635.18	87.33	0.0060	0.48 (2.08)	9	1	0
Total	727.33	100.00	Prob. <i>priore</i>	0.0125	35	11	2

A classe “nulo potencial”, com 635,18 Km² de área (87,33% do maciço), apresentou uma probabilidade de descoberta de depósitos 2,08 vezes menor em relação a probabilidade *a priore* e encerrou 10 das 48 ocorrências minerais conhecidas.

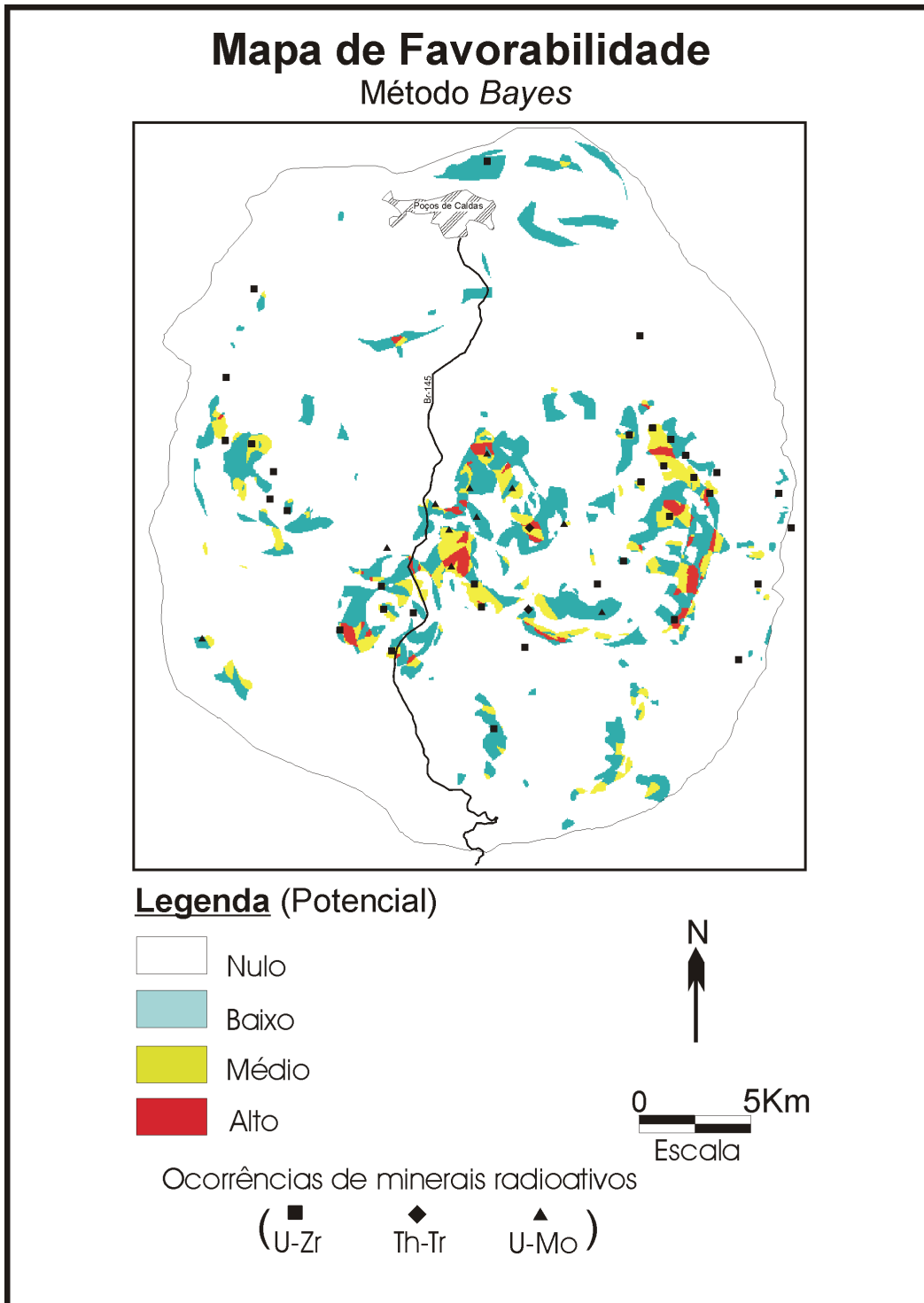


Fig. 4.22 – Mapa de favorabilidade à ocorrência de minerais radioativos, obtido segundo o método *Bayesiano*.

4.5 INFERÊNCIA POR REDES NEURAIIS

Para a realização da análise espacial por redes neurais foram utilizados os planos de informação, litologia *fuzzy*, anomalia radiométrica *fuzzy*, lineamentos *fuzzy* e estruturas circulares *fuzzy*, gerados para a inferência espacial *fuzzy*. O intuito foi definir uma rede neural artificial que processasse os dados pontuais dos planos de informação (evidências), utilizando o resultado (membros *fuzzy*) da inferência *fuzzy* ponderada como padrão de saída (padrão desejado para onde os dados de entrada fossem mapeados).

A realização da inferência espacial por redes neurais demandou a execução de diferentes etapas operacionais, bem como a definição de diversos parâmetros e funções, que estabeleceram o comportamento da rede no processamento dos dados de entrada. De todas as etapas, as mais complicadas talvez tenham sido as que envolveram a definição da arquitetura da rede (números de elementos de processamento (EP), tipo de conexão e número de camadas); o modelo de ativação; o algoritmo de aprendizado e seus respectivos parâmetros.

A primeira etapa para a realização da inferência espacial foi o ajuste dos planos de informação para um formato no qual o programa de simulação de rede neural entendesse. A conversão de formato foi realizada através da função de exportação para SNNS do pacote SPRING.

Com os dados convertidos, o próximo passo foi a separação dos dados em dois conjuntos: treinamento e testes. O primeiro foi utilizado para o treinamento da rede, enquanto os dados de teste foram utilizados para verificar sua performance sob condições reais de utilização. A escolha dos conjuntos foi arbitrária, onde cada conjunto de dados definido por uma quadrícula foi escolhido baseado na diversidade da informação das evidências (Figura 4.23).

A próxima etapa consistiu da definição da rede neural propriamente dita. Sendo assim, foram definidos: o paradigma neural, a arquitetura da rede, as funções de ativação e aprendizado e o modo de atualização das ativações. Embora existam

metodologias ("dicas") na condução destas tarefas, as escolhas foram feitas de forma empírica. Vale ressaltar que a definição da configuração de qualquer rede neural é ainda considerada uma arte que requer certa experiência dos projetistas (Carvalho, 1999).

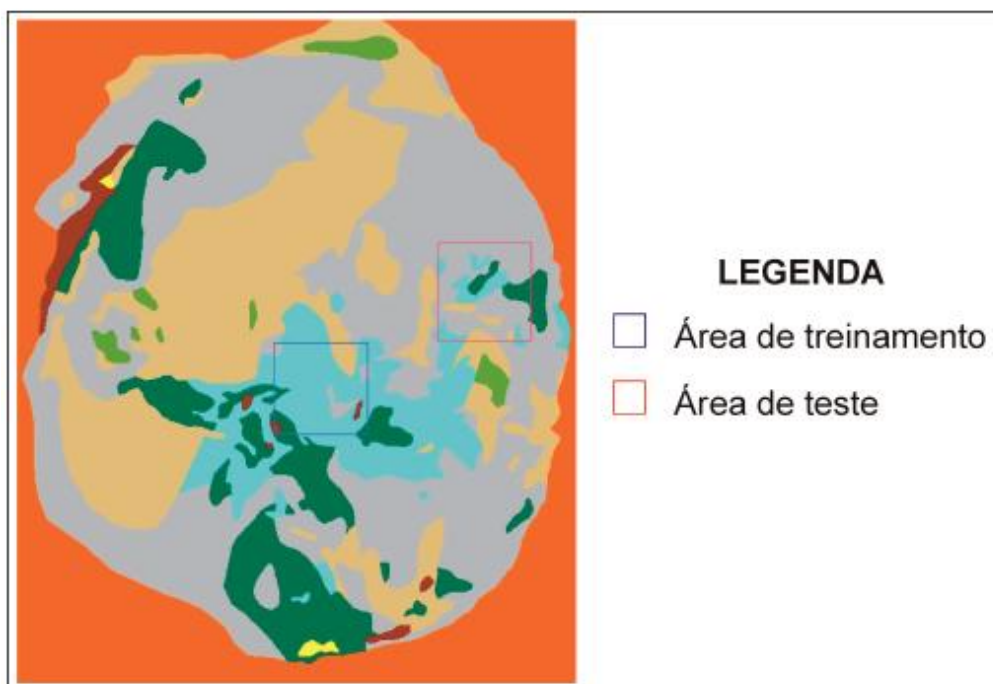


Fig. 4.23 – Definição dos conjuntos de dados de treinamento e teste da rede sobre o mapa Litológico.

A rede neural artificial escolhida foi a supervisionada, com fluxo da informação num sentido unidirecional, ascendente (*bottom-up*), denominada na literatura como *feedforward*. A direção da conexão mostra a direção de transferência da ativação. O EP a partir da qual a conexão se inicia é chamado de fonte, enquanto o EP, onde a conexão termina, é chamado de alvo. Cada conexão tem um peso que lhe é atribuído. O efeito da saída de uma unidade, na sua sucessora, é definido por este valor. No caso do peso ser negativo, a conexão será inibidora, resultando na diminuição da atividade da unidade alvo. No caso inverso, positivo, este tem uma excitação, resultando no aumento da atividade.

A arquitetura da rede foi definida com 17 elementos de processamento divididos em 4 camadas: uma de entrada, duas intermediárias, e uma de saída (Figura 4.24). A camada de entrada contendo quatro EP's foi responsável pelo recebimento dos sinais de entrada, que correspondem aos planos de informação (litologia *fuzzy*, anomalia radiométrica *fuzzy*, lineamentos *fuzzy* e estruturas circulares *fuzzy*). Ou seja, os EP₁₁, EP₁₂, EP₁₃, EP₁₄ podem ser entendidos como vetores, w_{ij} , onde cada localização das grades numéricas serviu de sinal de entrada processado pela rede neural artificial.

A segunda e terceira camadas contendo seis EP's cada, corresponderam às camadas intermediárias, responsáveis por parte do processamento dos sinais de ativação; é onde, através de seus elementos e suas conexões, parte da informação é aprendida e armazenada. A última, denominada de camada de saída, com um único EP, indica o grau de favorabilidade à ocorrência de minerais radioativos.

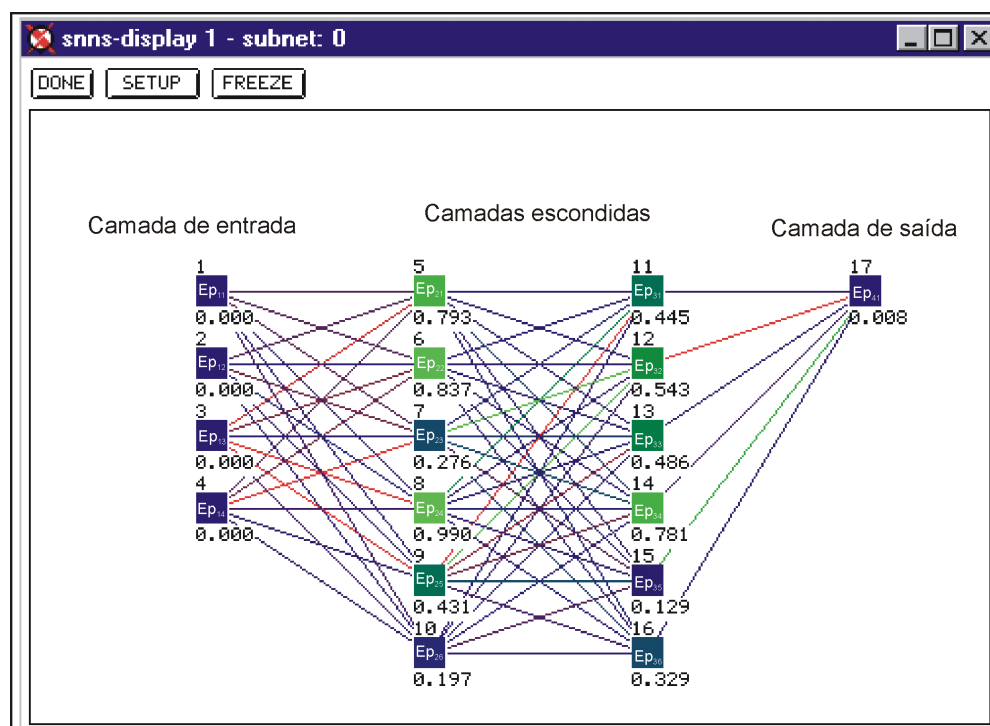


Fig. 4.24 – Arquitetura da rede neural artificial utilizada.

Os EP's foram conectados em sentido ascendente, da entrada para a saída, num total de 66 conexões. As conexões, que formam a memória distribuída do classificador, ocorreram dos EP's de uma camada com os EP's da camada subsequente. Ou seja, os elementos EP₁₁, EP₁₂, EP₁₃, EP₁₄ foram conectados aos elementos EP₂₁, EP₂₂, EP₂₃, EP₂₄ num total de 24 conexões, que por sua vez foram conectados aos EP₃₁, EP₃₂, EP₃₃, EP₃₄, num total de 36 conexões, e finalmente estes foram conectados ao EP₄₁ (4 conexões).

Com o paradigma e a topologia da rede neural definidos, o próximo passo foi a definição da função de ativação, a qual controlaria o comportamento dos sinais na etapa *forward* de processamento. A fase *forward* pode ser resumida da seguinte maneira:

- Sinais são apresentados à entrada;
- Cada sinal é multiplicado por um peso que indica a sua influência na saída do EP;
- Um nível de atividade é produzindo com a soma dos sinais ponderados;
- Se este nível de atividade exceder a um certo limite, a unidade produz uma determinada resposta de saída.

Assim, uma nova atividade (ativação) em um EP é computada, considerando-se a antiga ativação do EP, seu limiar de corte (*bias*) e as saídas dos EP's antecessores, multiplicadas pelos respectivos pesos das suas conexões com o EP corrente.

A formulação pode ser expressa de modo geral como segue:

$$a_j(t+1) = f_{act}(net_j(t), a_j(t), \theta_j) \quad (4.1)$$

onde:

$a_j(t)$ - ativação do elemento j no passo t ;

$net_j(t)$ - entrada da rede no elemento j no passo t ;

θ_j - limiar de corte (*bias*) do elemento j .

As entradas da rede $net_j(t)$ foram computadas conforme formulação a seguir:

$$net_j(t) = \sum_i w_{ij} o_i(t) \quad (4.2)$$

onde:

w_{ij} - peso da conexão do elemento i com o elemento j ;

$o_i(t)$ - saída do elemento i no passo t .

No presente modelamento foi utilizada a função *default act_logistic* do simulador SNNS, a qual calcula a entrada da rede através da soma ponderada de todas as ativações. O resultado foi posteriormente compactado com uma função logística, ou de transferência, $f_{act}(x) = 1/(1 + e^{-x})$. A função faz com que o valor de uma nova ativação em um passo ($t+1$) recaia dentro da amplitude $[0,1]$. A formulação, mais detalhada, da função de ativação logística encontra-se a seguir:

$$a_j(t+1) = \frac{1}{1 + e^{-\sum_i w_{ij} o_i(t) - \theta_j}} \quad (4.3)$$

onde:

$a_j(t)$ - ativação do elemento j no passo t

$o_i(t)$ - saída do elemento i no passo t ;

j - índice para alguns dos elementos da rede;

i - índice do elemento antecessor ao elemento j ;

w_{ij} - peso da conexão do elemento i com o elemento j ;

θ_j - limiar de corte (*bias*) do elemento j .

Sobre cada nova atividade foi aplicado uma função de saída, que possibilitou o processamento da ativação de todos os EP's, gerando, assim, os sinais de saída. A função de saída utilizada foi a identidade definida por:

$$o_j(t) = a_j(t) \quad (4.4)$$

onde:

$a_j(t)$ - ativação do elemento j no passo t ;

$o_j(t)$ - saída do elemento j no passo t ;

j – índice para todos os elementos de uma rede.

Para efetuar o cálculo do novo valor de ativação de um EP no passo $(t + 1)$, o simulador SNNS, operando seqüencialmente, tem que visitar todos os EP's. Esta ordem foi definida no Módulo de Atualização do SNNS, o qual contem cinco modelos de atualização. O modelo definido foi o Topológico, no qual o processador central (*Kernell*) organiza as visitas aos EP's pela sua topologia. Essa ordem corresponde à propagação natural de atividade da rede, da entrada para a saída.

Com a fase *forward* definida, a próxima fase foi a definição do algoritmo de aprendizado, responsável pelo ajuste dos pesos das conexões, para obter o comportamento desejado do sistema. O algoritmo é responsável pela fase de propagação *backward* de simulação da rede neural.

O procedimento de simulação total de uma rede neural artificial pode ser resumido como segue: Um padrão de entrada é apresentado para a rede. A entrada é então propagada à frente (*forward*) até a ativação atingir a camada de saída. Isto constitui a chamada fase de propagação *forward* (*forward propagation phase*). A saída é então comparada com o padrão de saída desejado. O erro, diferença δ_j (delta) entre a saída o_j e a padrão de saída desejado t_j de um EP alvo de saída j é então utilizado juntamente com a saída o_i do EP fonte i para computar as mudanças necessárias da conexão w_{ij} (Equação 4.5). Para computar os deltas dos EP's internos (camadas escondidas), para os quais não estão disponíveis os padrões de saída, são utilizados os deltas das camadas posteriores, que já foram

computados. Deste modo, os erros (deltas) são retropropagados (fase denominada *backward propagation*).

A regra *backpropagation* de atualização do peso, também chamada de “regra delta”, é escrita como segue:

$$\Delta w_{ij} = \eta \delta_j o_i \quad (4.5)$$

$$\delta_j = \begin{cases} f'_j(\text{net}_j)(t_j - o_j) & \text{caso o EP } j \text{ seja um EP de saída} \\ f'_j(\text{net}_j) \sum_k \delta_k w_{jk} & \text{caso o EP } j \text{ seja um EP escondido} \end{cases}$$

onde:

η - fator de treinamento *eta* (uma constante);

δ_j - erro (diferença entre a saída real e a entrada de treinamento) da unidade j ;

t_j - padrão de saída do EP j ;

o_i - saída do EP antecessor i ;

i - índice de um antecessor de um EP j corrente com conexão w_{ij} de i para j ;

j - índice de um EP corrente;

k - índice de um sucessor ao EP corrente j com conexão w_{jk} de j para k .

Na presente simulação artificial foi utilizado o algoritmo de aprendizado RPROP (*Relisient Backpropagation*), que é uma variação do algoritmo *Backpropagation*. O RPROP é um esquema de aprendizado supervisionado em grupo (*batch*), o que significa que a atualização dos pesos e as adaptações são executadas depois que o gradiente de todos os padrões for computado. A função RPROP conta com um termo de decaimento do peso, α , com o qual pode-se reduzir tanto o erro da saída como a dimensão do peso, o que resulta numa melhora da generalização (aprendizado). A função erro é expressa por:

$$E = \sum (t_i - o_i) + 10^{-\alpha} \sum w_{ij}^2 \quad (4.6)$$

O princípio básico da função RPROP é eliminar a influência destrutiva do tamanho da derivada parcial do peso de um determinado ciclo. Como consequência, apenas o sinal da derivação é considerado para indicar a “direção” da atualização do peso. O tamanho da mudança do peso é determinado exclusivamente por um peso específico, também chamado, “valor de atualização” $\Delta_{ij}^{(t)}$:

$$\Delta w_{ij}^{(t)} = \begin{cases} -\Delta_{ij}^{(t)} & , se \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} > 0 \\ +\Delta_{ij}^{(t)} & , se \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} < 0 \\ 0 & , outros casos \end{cases} \quad (4.7)$$

onde $\frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}}$ denota a informação dos gradientes somados considerando-se todos os padrões de um conjunto (*batch learning*).

O segundo passo do aprendizado RPROP é determinar o novo valor de atualização $\Delta_{ij}(t)$. Isto é baseado em um processo adaptativo de sinal dependente.

$$\Delta_{ij}^{(t)} = \begin{cases} \zeta^+ * \Delta_{ij}^{(t-1)} & , se \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} * \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} > 0 \\ \zeta^- * \Delta_{ij}^{(t-1)} & , se \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} * \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} < 0 \\ \Delta_{ij}^{(t-1)} & , outros casos \end{cases} \quad (4.8)$$

onde $0 < \zeta^- < 1 < \zeta^+$

A regra adaptativa funciona do seguinte modo: toda vez que a derivada parcial do peso correspondente w_{ij} muda seu sinal, o que indica que a última atualização foi muito grande e o algoritmo pulou sobre um mínimo local, o valor de atualização $\Delta_{ij}(t)$ é decrescido pelo fator η^- . No caso da derivada manter seu sinal, o valor

de atualização é levemente aumentado de modo à acelerar convergências em regiões aproximadamente planas. Os valores dos fatores de aumento e diminuição são: $\eta^- = 0.5$; $\eta^+ = 1.2$.

Parâmetros

O algoritmo RPROP assume três parâmetros: o valor de atualização inicial Δ_0 , um limite máximo de atualização, Δ_{\max} , e o expoente de decaimento do peso α , os quais devem ser fixados nos campos da função de aprendizado definidos no painel de controle. A função de cada parâmetro e os respectivos valores adotados estão descritos a seguir:

O valor inicial, Δ_0 , adotado foi 0.2. O segundo parâmetro, Δ_{\max} , pretende prevenir o peso de tornar-se muito grande em um único passo, o valor adotado foi 50.0. O último parâmetro, termo de decaimento (α), visa diminuir o valor do peso, o que resultaria numa melhor generalização. Seu valor foi 4.0.

Com os dados subdivididos (conjuntos de treinamento e teste), e a rede devidamente configurada (arquitetura, paradigma da rede, funções de ativação e aprendizado) deu-se início à fase de treinamento da rede neural. Esta corresponde à fase de ajuste dos pesos, treinando a rede a convergir os sinais de entrada para o padrão de saída desejado.

Os dados de treinamento foram apresentados à rede utilizando-se diferentes números de passos. Ao término de cada processo de treinamento foram apresentados à rede os dados de teste para aferir seu poder de generalização. O objetivo foi determinar o ponto de erro mínimo do conjunto de teste. Neste ponto a rede generaliza melhor, evitando assim o *overtraining*. Esse pode diminuir a performance de generalização, apesar do erro dos dados de treinamento continuarem ficando menores. O número de passos que forneceu a melhor performance foi 800.

Finalmente, com a rede treinada e testada, a última etapa foi a apresentação dos dados completos. O resultado foi salvo e convertido novamente para o formato SPRING. No ambiente SPRING foi efetuado o fatiamento dos dados em 4 classes diferentes de potencialidade à ocorrência de minerais radioativos.

O cenário de favorabilidade gerado pela inferência por Redes Neurais Artificiais apresentou resultados próximos àqueles obtidos pela técnica *Fuzzy Ponderado*. As diferentes faixas de potencialidade apresentaram coerência na distribuição relativa dos valores dos graus de confiança, que apresentaram um padrão decrescente da classe “alto potencial” para a de potencial nulo. A distribuição dos valores numéricos foi uniforme não apresentando agrupamentos que pudessem representar problemas no fatiamento (Figura 4.25).

A classe “alto potencial”, com uma área de 6,65 Km² (menos de 1% do maciço alcalino), obteve o terceiro maior valor de grau de confiança (12,51) dentre todas as classes de alto potencial dos demais modelamentos e uma coincidência com 14 ocorrências minerais, incluindo entre elas os depósitos do Morro do Ferro e Campo Agostinho e a Mina Usamu Utsumi (Tabela 4.18).

As classes “médio” e “alto” potencial encerram juntas 25 mineralizações, sendo 9 das 11 mineralizações de U-Mo e as duas de Th-Tr em áreas que totalizam 28,52 Km², ou 3,92% do total do maciço alcalino (Figura 4.26).

As classes baixo, médio e alto potencial, juntas compreenderam uma área de 96,04 Km², o que equivale a 13,2% do complexo alcalino e obtiveram uma coincidência com 38 dos 48 indícios e mineralizações conhecidos.

O grau de confiança da classe “nula” indica que pesquisas realizadas nessas áreas apresentariam uma possibilidade de sucesso 2,22 vezes menor do que considerando todo o complexo alcalino. A classe “nula” compreendeu uma área de 631,29 Km², a qual encerrou 10 dos indícios e mineralizações conhecidos.

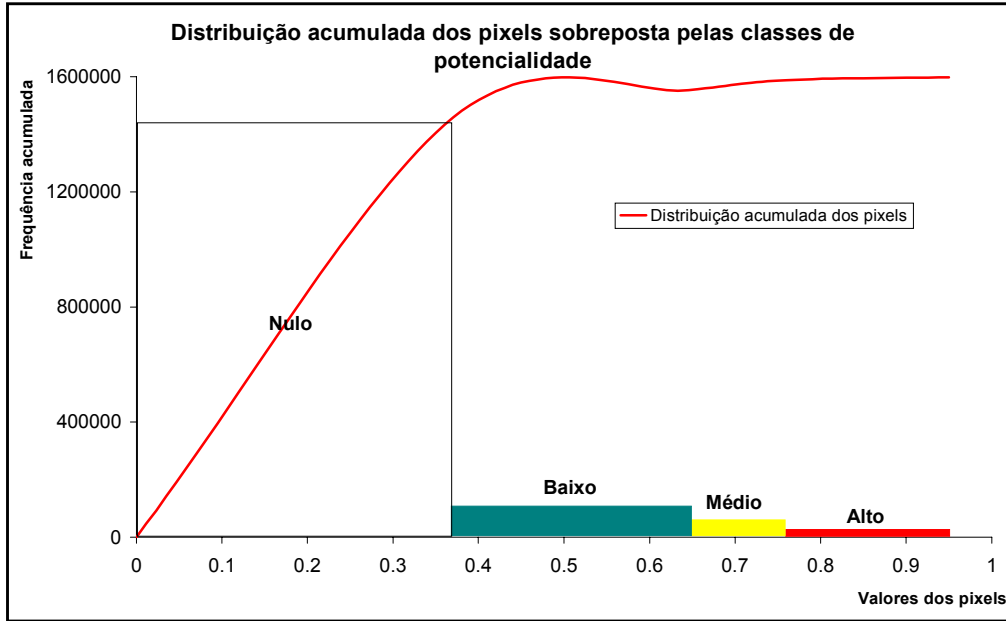


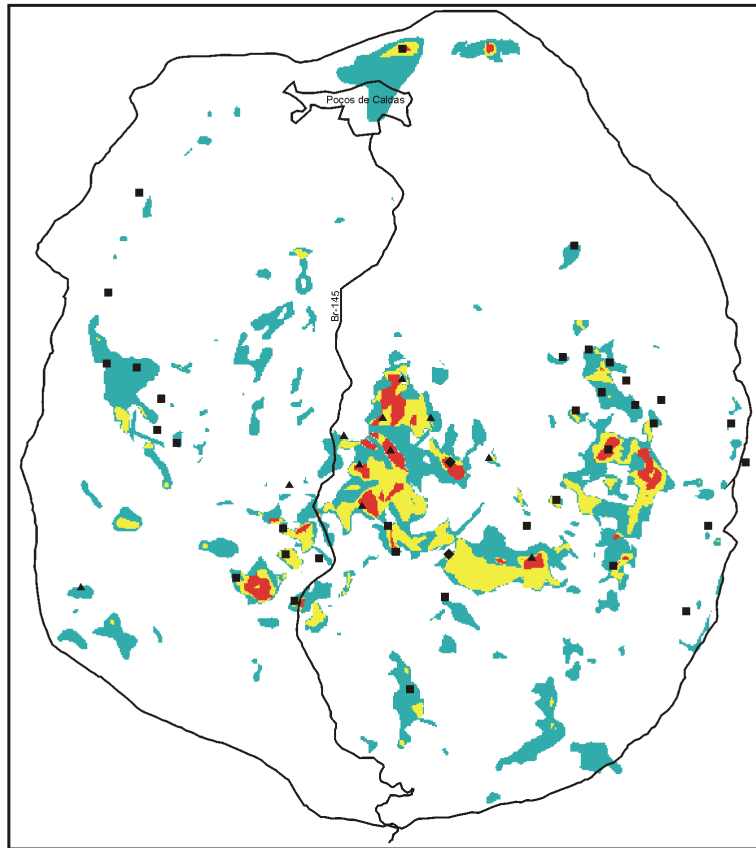
Fig. 4.25 – Distribuição acumulada dos pixels do cenário de potencialidade gerado pelo modelo Redes Neurais Artificiais.

TABELA 4.18 – SUMÁRIO DOS RESULTADOS DO MÉTODO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

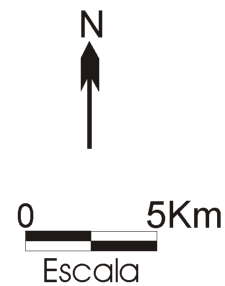
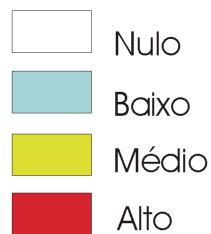
Fatia	Área (Km ²)	Área (%)	Prob. Posteriore	Grau de confiança	U-Zr	U-Mo	Th-Tr
alta (0.95-0.76)	6.65	0.91	0.1564	12.51	7	6	1
média (0.76-0.65)	21.87	3.01	0.0681	5.45	7	3	1
baixa (0.65-0.37)	67.52	9.28	0.0444	3.56	12	1	0
nula (0.37-0.0)	631.29	86.80	0.0056	0.45 (2.22)	9	1	0
Total	727.33	100.00	Prob. priore	0.0125	35	11	2

Mapa de Favorabilidade

Método Rede Neural Artificial



Legenda (Potencial)



Ocorrências de minerais radioativos

(U-Zr Th-Tr U-Mo)

Fig. 4.26 – Mapa de favorabilidade à ocorrência de minerais radioativos, obtido segundo inferência por Redes Neurais Artificiais.