

## Inversão conjunta 2D de dados gravimétricos e magnetométricos da Bacia do Tucano

Juceli Cardoso Brito e Milton J. Porsani, CPGG-UFBA e INCT-GP/CNPq

Copyright 2012, SBGF - Sociedade Brasileira de Geofísica Este texto foi preparado para a apresentação no V Simpósio Brasileiro de Geofísica, Salvador, 27 a 29 de novembro de 2012. Seu conteúdo foi revisado pelo Comitê Técnico do V SimBGF, mas não necessariamente representa a opinião da SBGF ou de seus associados. É proibida a reprodução total ou parcial deste material para propósitos comerciais sem prévia autorização da SBGF.

### ABSTRACT

In this paper we present the 2-D joint inversion application on gravity and magnetic dataset with the purpose of using the depth model as a common subset of parameters, so that we can better estimate the parameters of the Basin. We write a linear combination of the two linearized equations of gravity and magnetic 2-D data, so that its shape has a quadratic associated minimum, obtained by the least squares method representing the solution of the linear system assembly.

### INTRODUÇÃO

Em geofísica, é possível constatar que um grande número de problemas resulta em modelos não lineares. A não linearidade leva a múltiplos ótimos locais tornando difícil a tarefa de identificar o ótimo global, que é a solução de interesse desta aplicação. Este trabalho apresenta um algoritmo, baseado na metaheurística *Simulated Annealing (SA)*, e no método *Gauss-Newton* para resolver o problema da Inversão Conjunta de Dados Magnéticos e Gravimétrico

Primeiramente, procuramos gerar um modelo inicial  $\mathbf{m}$  que será utilizado na solução do sistema  $\mathbf{d}_{calc} = G\mathbf{m}$ , de modo que, a diferença entre os dados observados e os calculados seja mínima. Propomos um algoritmo que a cada iteração realiza duas fases: fase eurística, na qual aplicamos a técnica *Simulated Annealing* e fase local, na qual utilizamos o método de Gauss-Newton para solução do sistema mencionado, ( $\mathbf{d} = G\mathbf{m}$ ), usando como modelo inicial o modelo obtido na fase eurística. O objetivo deste método híbrido é explorar propriedades de obtenção do ótimo global do *Simulated Annealing*, para obtenção de um modelo inicial que satisfaça o procedimento de busca local.

### ANOMALIA DE GRAVIDADE BOUGER E ANOMALIA MAGNÉTICA

A Anomalia de Gravidade Bouger em um ponto  $P(X_i)$ ,  $i = 1, 2, 3, \dots, N_{obs}$  devido a uma seção transversal de um polígono de  $N$ -lados, bidimensional, (Figura1), conforme Won and Bevis(1987), é expressada, na forma computacional como:

$$\Delta F_g(X) = \frac{c\Delta\rho}{C}(x_{k+1} - x_k)(x_k z_{k+1} - x_{k+1} z_k) \left( (\Phi_k - \Phi_{k+1}) + \frac{1}{2} \frac{z_{k+1} z_k}{x_{k+1} x_k} \ln \frac{r_{k+1}^2}{r_k^2} \right) \quad (1)$$

onde,

$$c = 13.3464 \text{ (para a unidade de medida expressa em km);}$$

$$\Delta\rho = \text{densidade do polígono (em } g/cm^3\text{);}$$

$$C = (x_{k+1} - x_k)^2 + (z_{k+1} - z_k)^2.$$

A intensidade da anomalia magnética é:

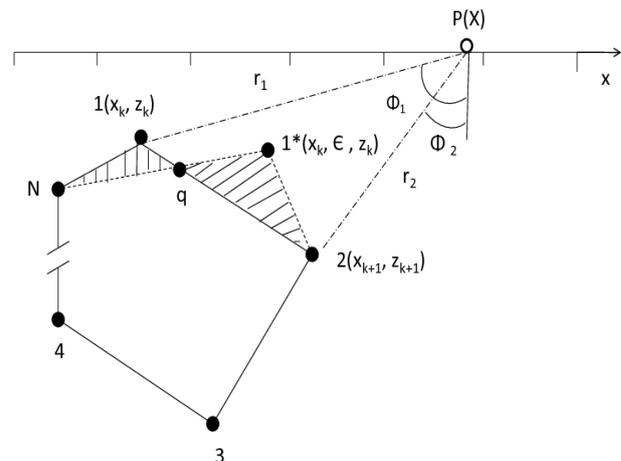


Figura 1: Elemento geométrico envolvido na atração gravitacional ou magnética de um polígono de  $n$  lados.

$$\Delta F_t(X) = \Delta Z(X) \sin I + \Delta H(X) \sin \alpha \cos I, \quad (2)$$

onde a componente horizontal e a componente vertical são, respectivamente:

$$\Delta Z(X) = \sum_{i=1}^N c_i \left[ \frac{\partial Z}{\partial z_k} \sin I + \frac{\partial Z}{\partial x_k} \sin \alpha \cos I \right],$$

$$\Delta H(X) = \sum_{i=1}^N c_i \left[ \frac{\partial X}{\partial z_k} \sin I + \frac{\partial X}{\partial x_k} \sin \alpha \cos I \right], \text{ e,}$$

- $I$  = inclinação geomagnética em graus;  
 $\alpha$  = azimute geomagnético do polígono;  
 $c_1 = 2\kappa H_0$ ;  
 $\kappa$  = susceptibilidade do polígono;  
 $H_0$  = campo magnético ambiente;  
 $N$  = número de vértices do polígono.

As derivadas parciais,  $\partial/\partial z_k$  e  $\partial/\partial x_k$  de  $\mathbf{X}$  ou  $\mathbf{Z}$ , onde  $Z_i$  e  $X_i$  são as integrais de linha ao longo do  $i$ -ésimo lado do polígono, são calculadas como:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{Z}}{\partial z_k} &= -P + (x_{k+1} - x_k)^2 L \\ \frac{\partial \mathbf{Z}}{\partial x_k} &= Q - (x_{k+1} - x_k)(z_{k+1} - z_k) L \\ \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial z_k} &= Q - (x_{k+1} - x_k)^2 M \\ \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial x_k} &= P + (x_{k+1} - x_k)(z_{k+1} - z_k) M \end{aligned}$$

onde,  $L, M, P$  e  $Q$  são dados por:

$$\begin{aligned} L &= \left( (\Phi_k - \Phi_{k+1}) + \frac{z_{k+1} - z_k}{x_{k+1} - x_k} \frac{1}{2} \ln \frac{r_{k+1}^2}{r_k^2} \right) \div C; \\ M &= \left( (\Phi_k - \Phi_{k+1}) + \frac{z_{k+1} - z_k}{x_{k+1} - x_k} - \frac{1}{2} \ln \frac{r_{k+1}^2}{r_k^2} \right) \div C; \\ P &= \frac{x_k z_{k+1} - x_{k+1} z_k}{C} \\ &\quad \left( \frac{x_k(x_{k+1} - x_k) - z_k(z_{k+1} - z_k)}{r_k^2} \right. \\ &\quad \left. - \frac{x_{k+1}(x_{k+1} - x_k) - z_{k+1}(z_{k+1} - z_k)}{r_{k+1}^2} \right); \\ Q &= \frac{x_k z_{k+1} - x_{k+1} z_k}{C} \\ &\quad \left( \frac{x_k(z_{k+1} - z_k) + z_k(x_{k+1} - x_k)}{r_k^2} \right. \\ &\quad \left. - \frac{x_{k+1}(z_{k+1} - z_k) + z_{k+1}(x_{k+1} - x_k)}{r_{k+1}^2} \right); \\ r_k^2 &= x_k^2 + z_k^2; \quad r_{k+1}^2 = x_{k+1}^2 + z_{k+1}^2; \\ \Phi_k &= \arctan(x_k/z_k); \quad \Phi_{k+1} = \arctan(x_{k+1}/z_{k+1}). \end{aligned}$$

E,  $x_k, z_k$  são as coordenadas  $x$  e  $z$  dos vértices do polígono para  $k = 1, 2, \dots, N$ .

## METODOLOGIA

Nesta seção são apresentadas as formas de representação de uma solução para o problema Inversão Conjunta de Dados Gravimétricos e Magnético através do método de busca global, algoritmo *Simulated Annealing* e o de busca local, método *Gauss-Newton*. O objetivo deste método híbrido é explorar as propriedades de obtenção de ótimo global, reduzindo a tarefa de

sua identificação uma vez que os algoritmos usuais em otimização dependem fortemente do ponto inicial.

## Determinação de um modelo inicial

Com a finalidade de gerar um modelo inicial, criou-se um procedimento capaz de encontrar uma solução (ou modelo),  $\mathbf{m}^*$ , para o problema  $\mathbf{d}_{calc} = G\mathbf{m}$ , tal que  $\mathbf{d}_{obs} - \mathbf{d}_{calc}$  seja mínimo. Este procedimento insere, em cada iteração, um modelo aleatório que é aceito dependendo da probabilidade. Dado um modelo inicial, aleatório,  $\mathbf{m}_i$  com energia  $E(\mathbf{m}_i)$  um outro modelo  $\mathbf{m}_j$ , é então gerado por meio de uma pequena perturbação no parâmetro  $\mathbf{m}_i$ , de modo que  $\mathbf{m}_j = \mathbf{m}_i + \Delta\mathbf{m}_i$  com energia  $E(\mathbf{m}_j)$ .

Seja  $\Delta E_{ij}$  a diferença de energia entre os dois modelos, isto é,

$$\Delta E_{ij} = E(\mathbf{m}_j) - E(\mathbf{m}_i). \quad (3)$$

Então, o novo modelo  $\mathbf{m}_j$  será aceito como modelo corrente se  $\Delta E_{ij} \leq 0$ . Caso contrário, o novo modelo só será aceito com uma probabilidade  $P = \exp(-\frac{\Delta E_{ij}}{T})$  se  $P > \text{random}(0, 1)$ , onde  $T$  representa a temperatura atual do sistema. No algoritmo desenvolvido utilizamos o seguinte critério de aceite para um novo modelo, a função:

$$P_T(\text{aceitar } \mathbf{m}_j) = \begin{cases} 1 & \text{se } \mathbf{m}_j \leq \mathbf{m}_i, \\ \exp\left(-\frac{\Delta E_{ij}}{T}\right) & \text{se } \mathbf{m}_j > \mathbf{m}_i. \end{cases} \quad (4)$$

Assim, segundo a equação (4), se uma solução candidata,  $\mathbf{m}_j$ , é melhor que a solução corrente  $\mathbf{m}_i$ , isto é,  $\mathbf{m}_j \leq \mathbf{m}_i$  esta é aceita com probabilidade 1. Caso contrário, a solução candidata é aceita com uma dada probabilidade  $P$ . Esta probabilidade é maior na medida em que for menor a variação de energia  $\Delta E_{ij}$ . Ao mesmo tempo, à medida que há um decréscimo de temperatura  $T$ , o algoritmo passa a ser mais seletivo, passando a aceitar com menor frequência, soluções muito piores que a solução corrente. Quando  $T$  é alta, há grandes possibilidades de se aceitar modelos ruins.

## Passos do algoritmo

- Geramos modelo aleatório  $\mathbf{m}_0$  e calculamos  $\mathbf{E}_0$ ;
- Laço sobre temperatura;
- Laço sobre número de modelos;
- Calculamos modelo  $\mathbf{m}_1$  e  $\mathbf{E}_1$ ;
- Calculamos  $\Delta\mathbf{E} = \mathbf{E}_1 - \mathbf{E}_0$ ;
- Testamos  $\Delta\mathbf{E}$ : se  $\Delta\mathbf{E} < 0$ , então  $\mathbf{m}_0 = \mathbf{m}_1$  e  $\mathbf{E}_0 = \mathbf{E}_1$ ;

- Fim do teste;
- Testamos  $\Delta \mathbf{E}$ : se  $\Delta \mathbf{E} > 0$ , então calculamos a probabilidade  $P_i = \exp(-\frac{\Delta E}{T})$  e sorteamos  $r$  aleatório tal que,  $0 < r < 1$ ;
  - Testamos  $P$ : se  $P > r$ , então  $\mathbf{m}_0 = \mathbf{m}_1$  e  $\mathbf{E}_0 = \mathbf{E}_1$ ;
  - Fim do teste;
- Fim do teste;
- Fim do laço modelos;
- Fim do laço temperaturas.

### Determinação de uma solução

É necessário estabelecermos, inicialmente, algumas definições:

- $\{x\}$ -Variável que representa a posição das observações (medidas);
- ${}^1\mathbf{d}(x)$ - Dado gravimétrico associado à posição  $x$ ;
- ${}^2\mathbf{d}(x)$ - Dado magnético associado à posição  $x$ ;
- ${}^1\phi({}^1\mathbf{m}, x)$ - Função utilizada no cálculo do campo gravimétrico para um dado modelo  ${}^1\mathbf{m}$ ;
- ${}^1\mathbf{m}$ - vetor dos parâmetros gravimétricos, com  ${}^1\mathbf{m} = ({}^1m_1, \dots, {}^1m_N)^T$ ;
- ${}^2\phi({}^2\mathbf{m}, x)$ - Função utilizada no cálculo do campo magnético para um dado modelo  ${}^2\mathbf{m}$ ;
- ${}^2\mathbf{m}$ - vetor dos parâmetros magnéticos, com  ${}^2\mathbf{m} = ({}^2m_1, \dots, {}^2m_N)^T$ .

A função objetivo é definida como :

$$Q({}^1\mathbf{m}, {}^2\mathbf{m}) = {}^1Q({}^1\mathbf{m}) + {}^2Q({}^2\mathbf{m}), \quad (5)$$

onde

$${}^jQ({}^j\mathbf{m}) = \sum_{i=1}^M [{}^jd_{obs_i}(x) - {}^j\phi({}^j\mathbf{m}, x_i)]^2, \quad j = 1, 2. \quad (6)$$

O modelo  $\mathbf{m}^*$  é considerado ótimo, quando  $Q(\mathbf{m}^*)$  corresponde ao mínimo de  $Q(\mathbf{m})$ , ou seja,  $\mathbf{m}^*$  é o modelo que, através de  $\phi(\mathbf{m}, x)$ , melhor descreve os dados observados. A função  $\phi(\mathbf{m}, x)$  é não linear nos parâmetros  $\mathbf{m}$  e assim a função objetivo definida na equação (6), não representará a equação de um parabolóide, não possuindo, necessariamente, um único mínimo. Desta forma, o modelo ótimo,  $\mathbf{m}^*$ , associado ao mínimo global da função objetivo, não pode ser obtido em um único passo. Assim, a partir de um modelo inicial  $\mathbf{m}_0$ , que será reformulado sucessivamente podemos obter o modelo  $\mathbf{m}^*$ , ou uma estimativa deste, de forma iterativa resolvendo um sistema de equações a cada passo do processo

iterativo. O método convergirá para o modelo associado ao mínimo da função objetivo mais próximo de  $Q(\mathbf{m}_0)$ , ou seja, mais próximo do ponto de partida. A obtenção do mínimo global,  $\mathbf{m}^*$ , irá em última instância depender do modelo inicial, fornecido no processo de inversão.

A reformulação dos parâmetros do modelo corrente,  $\mathbf{m}_k$ , é feita de forma que o novo modelo,  $\mathbf{m}_{k+1}$ , corresponda ao mínimo do parabolóide tangente,  $Q(\mathbf{m}_k) = \tilde{Q}(\mathbf{m})$ , à função objetivo pelo ponto  $(\mathbf{m}_k, Q(\mathbf{m}_k))$ , conforme ilustra a Figura 2. A equação do parabolóide tangente e, conseqüentemente, a expressão para reformular o modelo corrente é obtida a partir da expansão de Taylor de primeira ordem dos erros entre os dados observados e os calculados, isto é, através do Método Gauss-Newton. As difer-

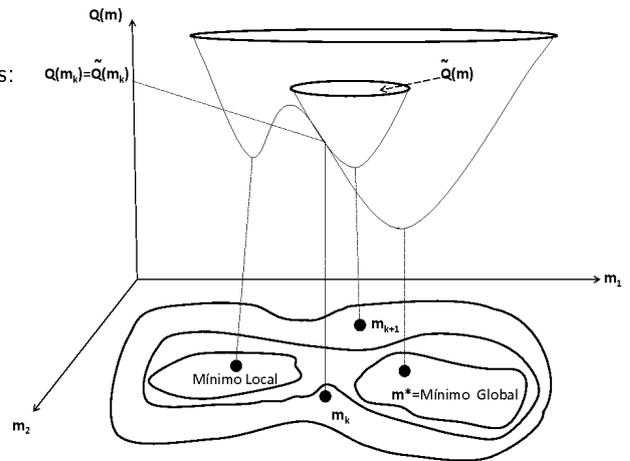


Figura 2: Representação de uma função objetivo associada a uma função não linear nos parâmetros.

enças entre o dados observado e calculado para o campo gravimétrico ou magnético que geram a função objetivo para o modelo corrente  $\mathbf{m}_k = ({}^km_1, \dots, {}^km_N)^T$  são dados por:

$${}^j\Delta \mathbf{d}({}^j\mathbf{m}_k, x) = {}^jd(x) - {}^j\phi({}^j\mathbf{m}_k, x). \quad (7)$$

Utilizando a aproximação de Taylor de primeira ordem e notação vetorial obtém-se,

$${}^j\Delta \mathbf{d} \cong {}^j\tilde{\Delta} \mathbf{d}_k = {}^j\Delta \mathbf{d}_k - {}^j\mathbf{G}_k {}^j\Delta \mathbf{m}_K, \quad (8)$$

onde,

$$\begin{cases} {}^j\Delta \mathbf{m}_K = {}^j\mathbf{m} - {}^j\mathbf{m}_k; \\ {}^j\mathbf{G}_k = \text{matriz sensibilidade}; \\ {}^j\Delta \mathbf{d}_k = \text{vetor do resíduo associado ao modelo } \mathbf{m}_k. \end{cases} \quad (9)$$

### Inversão Conjunta

Em geofísica relacionar a função que calcula os dados gravimétricos e magnéticos conjuntos e os parâmetros

$([x_k; z_k], \rho, \kappa)$  consiste em um problema não linear. A linearização de  $^j\phi$ ,  $j = 1, 2$  é feita através da série de Taylor.

O nosso objetivo é escrever o sistema linear combinando as duas equações linearizadas, expressas através da equação (8), para dados gravimétricos ou magnéticos de forma a manter o subconjunto comum de parâmetros, isto é, a profundidade.

Os dados de anomalia gravimétrica e magnética são representados pelo conjunto

$$\mathbf{d} = \{^1d_1, ^1d_2, \dots, ^1d_{N_{obs}}, ^2d_1, ^2d_2, \dots, ^2d_{N_{obs}}\}.$$

Através dos parâmetros do modelo inicial

$$\mathbf{m}^0 = ([x_1^0, x_2^0, \dots, x_N^0; z_1^0, z_2^0, \dots, z_N^0], \rho^0, \kappa^0)$$

calculamos  $\mathbf{d}^0$ . O problema inverso consiste em determinar os parâmetros  $\mathbf{m} = ([x_k; z_k], \rho, \kappa)$  tal que,  $\mathbf{d}^0$  se aproxime de  $\mathbf{d}$ . Assim, dado um modelo inicial  $\mathbf{m}_0$ , outro modelo  $\mathbf{m}_i$  é gerado por meio de uma pequena perturbação nos  $m_i$  de modo que o modelo  $\mathbf{m}_i = \mathbf{m}_0 + \Delta\mathbf{m}$  será aceito como o modelo corrente se  $Q(\mathbf{m}_i) < Q(\mathbf{m}_0)$ . Num processo iterativo continuamos a busca de um modelo plausível, para atualizar o modelo corrente, de modo que o erro entre os dados observados e os calculados seja mínimo. O modelo geológico considerado, é representado por um polígono de  $N$ -lados com seus vértices  $(x_N, z_N)$ , conforme Figura 3. A profundidade  $z$ , e a densidade  $\rho$ , parâmetros para os dados gravimétricos, serão representados pelo vetor  $^1\mathbf{m} = (^1m_1, \dots, ^1m_N)^T$  enquanto os parâmetros para os dados magnéticos, profundidade  $Z$  e susceptibilidade  $\kappa$ , serão representados por  $^2\mathbf{m} = (^2m_1, \dots, ^2m_N)^T$ . O vetor  $\mathbf{x}_i = (x_1, \dots, x_M)^T$  representa os pontos de observação e os dados observados gravimétricos e magnéticos são, conjuntamente, representados por  $\mathbf{d}_{obs} = (^1d_{obs1}, \dots, ^1d_{obsM}), (^2d_{obs1}, \dots, ^2d_{obsM})$ .

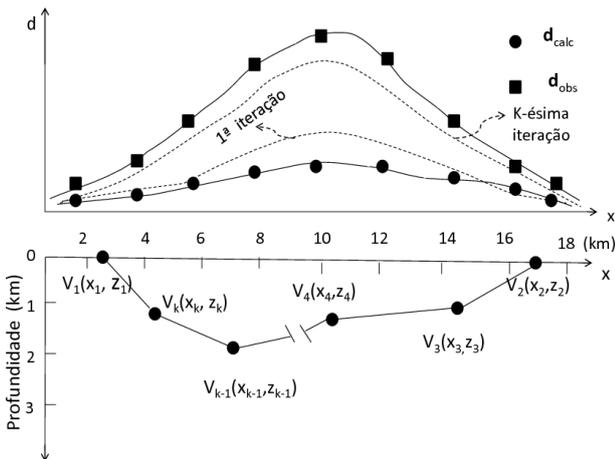


Figura 3: Técnica de modelagem gravimétrica e magnética considerando o embasamento homogêneo.

Seja  $(^1\mathbf{m}) = (\alpha\mathbf{m}^T, \beta\mathbf{m}^T)$  o vetor dos parâmetros gravimétricos, tal que  $\alpha + \beta = N$ . E,  $(^2\mathbf{m}) = (\gamma\mathbf{m}^T, \beta\mathbf{m}^T)$

o vetor dos parâmetros magnéticos, tal que  $\gamma + \beta = N$ . A representação conjunta dos vetores dos resíduos pode ser representada na forma,

$$\begin{bmatrix} ^1\tilde{\Delta}\mathbf{d} \\ ^2\tilde{\Delta}\mathbf{d} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} ^1\Delta\mathbf{d}_k & ^1\mathbf{G}^\alpha_k & ^1\mathbf{G}^\beta_k & \Theta \\ ^2\Delta\mathbf{d}_k & \Theta & ^2\mathbf{G}^\beta_k & ^2\mathbf{G}^\gamma_K \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -\Delta^\alpha\mathbf{m}_k \\ -\Delta^\beta\mathbf{m}_k \\ -\Delta^\gamma\mathbf{m}_k \end{bmatrix} \quad (10)$$

onde,

$\Theta$  - matriz de elementos nulos.

$^1\mathbf{G}^\alpha_k$  - matriz sensibilidade em que cada coluna  $^k g^\alpha_j$  está relacionada com a derivada de  $^1\phi(\alpha\mathbf{m}, x)$  com relação ao parâmetro  $^\alpha m_j$  e avaliada nos pontos  $(^\alpha\mathbf{m}, x_i), i = 1, \dots, M$ ;

$^1\mathbf{G}^\beta_k$  - matriz sensibilidade em que cada coluna  $^k g^\beta_j$  está relacionada com a derivada de  $^1\phi(\beta\mathbf{m}, x)$  com relação ao parâmetro  $^\beta m_j$  e avaliada nos pontos  $(^\beta\mathbf{m}, x_i), i = 1, \dots, M$ ;

$^2\mathbf{G}^\beta_k$  - matriz sensibilidade em que cada coluna  $^k g^\beta_j$  está relacionada com a derivada de  $^2\phi(\beta\mathbf{m}, x)$  com relação ao parâmetro  $^\beta m_j$  e avaliada nos pontos  $(^\beta\mathbf{m}, x_i), i = 1, \dots, M$ ;

$^2\mathbf{G}^\gamma_k$  - matriz sensibilidade em que cada coluna  $^k g^\gamma_j$  está relacionada com a derivada de  $^2\phi(\gamma\mathbf{m}, x)$  com relação ao parâmetro  $^\gamma m_j$  e avaliada nos pontos  $(^\gamma\mathbf{m}, x_i), i = 1, \dots, M$ ;

$\Delta^\alpha\mathbf{m}_k$  - variação dos parâmetros gravimétricos do modelo  $^1\mathbf{m}_k$ ;

$\Delta^\gamma\mathbf{m}_k$  - variação dos parâmetros magnéticos do modelo  $^2\mathbf{m}_k$ ;

$\Delta^\beta\mathbf{m}_k$  - variação dos parâmetros em comum dos modelos  $^1\mathbf{m}_k$  e  $^2\mathbf{m}_k$ ;

$^j\Delta\mathbf{d}_k$  - vetor do resíduo associado ao modelo  $^j\mathbf{m}_k$ ,  $j = 1, 2$ .

O sistema representado através da equação (10) possui a fórmula quadrática  $\tilde{Q}(^1\mathbf{m}, ^2\mathbf{m})$  associada, cujo mínimo,  $\text{Min}\{\tilde{Q}(^1\mathbf{m}, ^2\mathbf{m})\}$ , é obtido através do Método dos Mínimos Quadrados. Utilizando-se a notação matricial de forma,

$$e = \begin{bmatrix} ^1\tilde{\Delta}\mathbf{d} \\ ^2\tilde{\Delta}\mathbf{d} \end{bmatrix}, \quad (11)$$

$$X = \begin{bmatrix} ^1\mathbf{G}^\alpha_k & ^1\mathbf{G}^\beta_k & \Theta \\ \Theta & ^2\mathbf{G}^\beta_k & ^2\mathbf{G}^\gamma_K \end{bmatrix}, \quad (12)$$

$$y = \begin{bmatrix} {}^1\Delta\mathbf{d} \\ {}^2\Delta\mathbf{d} \end{bmatrix}, \quad (13)$$

$$h = \begin{bmatrix} 1 \\ -\Delta^\alpha \mathbf{m}_k \\ -\Delta^\beta \mathbf{m}_k \\ -\Delta^\gamma \mathbf{m}_k \end{bmatrix} \quad (14)$$

da forma quadrática tangente à função objetivo é  $Q(\mathbf{h}) = \mathbf{e}^T \mathbf{e}$  e obtém-se o sistema de *Equações Normais*:

$$\mathbf{0} = \mathbf{X}^T \begin{bmatrix} \mathbf{y} & \mathbf{X} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{h} \end{bmatrix}. \quad (15)$$

A solução,  $\tilde{\mathbf{h}}$ , do sistema acima, equação (15), corresponde ao ponto de mínimo do parabolóide, sendo denominada solução mínimos quadrado dada pela expressão  $\tilde{\mathbf{h}}_{MQ} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}$ .

Assim,  $\tilde{\mathbf{h}}_{MQ} = \tilde{\mathbf{m}}_k$ , representa a solução do sistema linear conjunto que combina as duas equações linearizadas para dados gravimétricos e magnéticos, equação (10), com  $\tilde{\mathbf{m}}_k = ({}^j \mathbf{G}_k^T {}^j \mathbf{G}_k)^{-1} {}^j \mathbf{G}_k^T \Delta \mathbf{d}_k$ ,  $j = 1, 2$ . Neste caso, o modelo ótimo, isto é, o modelo que melhor descreve os dados, é representado por  $\mathbf{m}^* = \tilde{\mathbf{m}}$ .

### Passos do Algoritmo

- modelo inicial:  
 $((\alpha \mathbf{m}_0, \beta \mathbf{m}_0)^T, (\gamma \mathbf{m}_0, \beta \mathbf{m}_0)^T) = (\alpha \mathbf{m}_0, \beta \mathbf{m}_0, \gamma \mathbf{m}_0)^T$ ;
- calculamos  $Q(\mathbf{m}_0)$ :  
 $Q(\mathbf{m})_0 = {}^1 Q({}^1 \mathbf{m}_0) + {}^2 Q({}^2 \mathbf{m}_0)$ ;

Do  $k=0$ , Niter

- Geramos a matriz sensibilidade:  ${}^1 \mathbf{G}_k$ ;
- Calculamos os desvios:  ${}^1 \Delta \mathbf{d}_k$ ;
- Geramos a matriz sensibilidade:  ${}^2 \mathbf{G}_k$ ;
- Calculamos os desvios:  ${}^2 \Delta \mathbf{d}_k$ ;
- Obtemos a solução do sistema linearizado:  
 ${}^j \mathbf{G}_k^j \Delta \mathbf{m} = {}^j \Delta \mathbf{d}_k$ ,  $j = 1, 2$ ;
- Geramos o novo modelo:  $\alpha \mathbf{m} = \alpha \mathbf{m}_k + \alpha \Delta \mathbf{m}$ ;
- Geramos o novo modelo:  $\beta \mathbf{m} = \beta \mathbf{m}_k + \beta \Delta \mathbf{m}$ ;
- Geramos o novo modelo:  $\gamma \mathbf{m} = \gamma \mathbf{m}_k + \gamma \Delta \mathbf{m}$ ;
- Calculamos  $Q_{k+1}$ ;
- Atualizamos o modelo corrente se  $Q_{k+1} < Q_k$ :  
 $\mathbf{m}_{k+1} = (\alpha \mathbf{m}, \beta \mathbf{m}, \gamma \mathbf{m})$ .

### RESULTADOS PRELIMINARES

Apresentamos os resultados obtidos na inversão dos dados gravimétricos e magnéticos de um perfil que tem a mesma coordenada poliocônica  $X$ , coletados em 375 pontos de observações. Estes dados foram disponibilizados no âmbito do projeto ANP-UFBA de estudo do Sistema sedimentar ligado à Bacia Tucano-Jatobá.

O resultado da inversão, individual, dos dados de gravidade e dos valores da profundidade estão representados na Figura 4, enquanto o resultado da inversão para os dados magnéticos e da profundidade correspondente estão na Figura 5. Para a inversão conjunta temos: na Figura 6 a representação da inversão conjunta dos dados gravimétricos e da profundidade e na Figura 7 representação da inversão dos magnéticos. Onde, a cor preta representa os dados observados e o parâmetro profundidade do modelo inicial, a cor vermelha os dados calculados e a profundidade do modelo calculado, a cor verde representa os dados invertidos e a profundidade do modelo invertido. Através da inversão, aplicada de forma individual, observamos um melhor ajuste entre os dados observados e os dados invertidos no caso dos dados gravimétricos, enquanto no caso dos dados magnéticos nos deparamos com mais dificuldade no processo de ajuste. Nosso interesse é estimar o topo do embasamento da bacia utilizando o mesmo modelo, que forneceu os dados de anomalias gravimétricas e magnéticas, mantendo o conjunto comum de parâmetros, a profundidade, em cada etapa do processo de estimação. Entretanto, neste processo, estamos executando os seguintes passos: construção de um modelo plausível, o cálculo de suas anomalias, a comparação das anomalias observadas e calculadas, a alteração do modelo para melhorar a correspondência entre as anomalias calculadas e observadas, e o retorno ao segundo passo. Assim, estamos, gradativamente, buscando a excelência do ajuste entre as anomalias calculadas e observadas que está sendo gradualmente melhorada.

### CONCLUSÕES

Neste trabalho propõe-se um método de Inversão conjunta de dados gravimétricos e magnéticos, utilizando o mesmo modelo inicial, que mantém parâmetros comuns provenientes da geometria de aquisição, isso é as profundidades, em cada ponto em que os dados de gravidade e os dados magnéticos foram coletados. Com o propósito de estimar o topo do embasamento da região fornecedora dos dados.

Os resultados decorrentes desta Inversão conjunta mostram-se promissores, pois os ajustes entre os dados observados e os calculados têm sido satisfatórios. Entretanto, pode-se melhorar a acurácia do método proposto se comparado ao ajuste entre os dados observados e calculados apresentados na inversão individual dos dados.

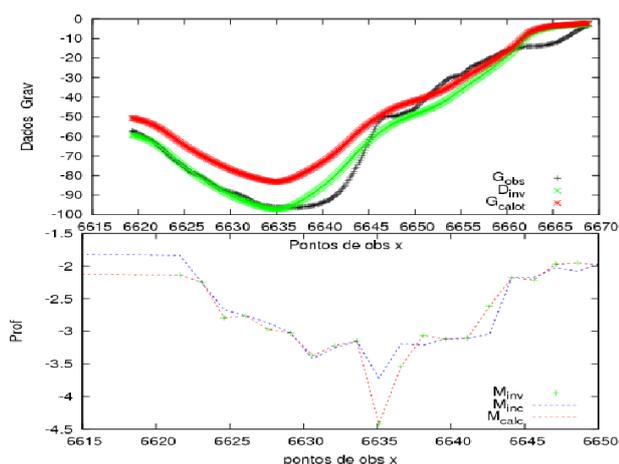


Figura 4: Inversão dos dados de gravidade e do parâmetro profundidade.

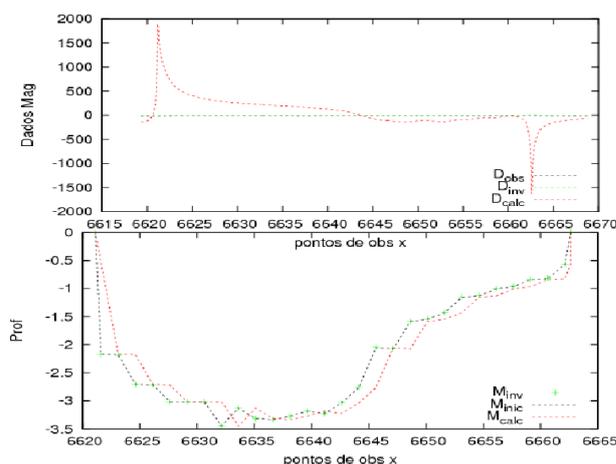


Figura 7: Inversão conjunta dos dados magnéticos e do parâmetro profundidade.

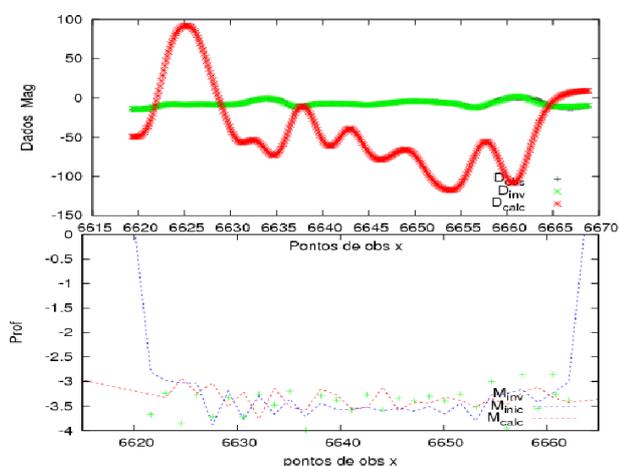


Figura 5: Inversão dos dados magnéticos e do parâmetro profundidade.

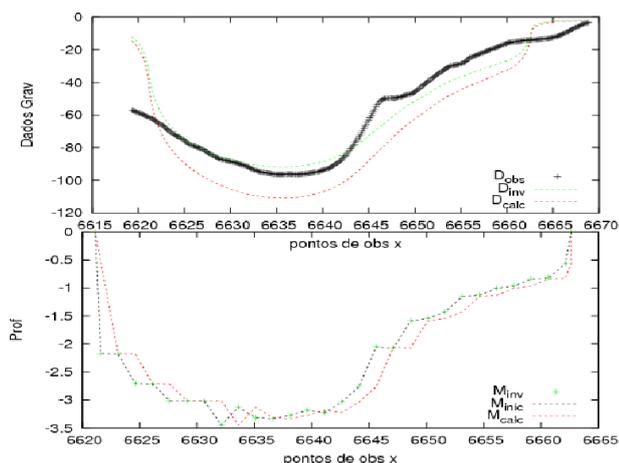


Figura 6: Inversão conjunta dos dados de gravidade e do parâmetro profundidade.

mento e apoio à pesquisa.

**REFERÊNCIAS**

B. Narasimha Rao, P. Ramakrishna, and A. Markandeyulu, 1993, GMINV: A computer program for gravity or magnetic data inversion. Atomic Minerals Division, Department of Atomic Energy, Begumpet, Hyderabad-500016, Índia.

Blakely, R. J., 1996, Potential theory in gravity and magnetic applications. Cambridge Univ. Press, Cambridge.

Barbosa, V. C. F., Silva, J. B. C., and Medeiros, W. E., 1999, Stable inversion of gravity anomalies of sedimentary basins with nonsmooth basement reliefs and arbitrary density contrast variations: Geophysics 64, 754-764.

Chakravarthi, V., Sundararajan, N., 2004. Gravity modeling of 2<sup>1/2</sup>- D sedimentary basins - a case of variable density contrast. Computers & Geosciences 31 (2005) 820-827.

Dobrin, M.B. & Savit, C. H. (1988) Introduction to geophysical Prospecting (4th ed.). McGraw Hill, New York.

Menke, W. (1989) Geophysical Data Analysis: Discrete Inverse Theory. Academic Press. London.

Won, I. J., and Bevis, M., 1987, Computing the gravitational and magnetic anomalies due to a polygon: Algorithms and Fortran subroutines: Geophysics, v.52, no 2, p-232-238.

**AGRADECIMENTOS**

Os autores agradecem a CNPq/INCT-GP pelo financia-