

## RECONSTRUÇÃO DE IMAGENS DE TIE UTILIZANDO PSO EM ANEL, BUSCA GUIADA E FATOR CAÓTICO

A. R. S. Feitosa\*, R. R. Ribeiro\*, R. E. de Souza\* e W. P. dos Santos\*

\*Departamento de Engenharia Biomédica, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, Brasil  
e-mail: allanrivalles@hotmail.com

**Resumo:** É cada vez mais intensa a busca por tecnologias em imageologia que sejam: eficientes, de baixo custo, de simples manuseio e principalmente, seguras. Uma promissora técnica para auxiliar no diagnóstico médico através da imageologia é a Tomografia por Impedância Elétrica (TIE). A TIE é uma técnica de relativo baixo custo quando compara a técnicas como Ressonância Magnética e Tomografia por raios x, pois, utiliza, principalmente, um conjunto de eletrodos e um computador. Matematicamente a TIE responde por um problema mal posto e mal condicionado, ou seja, não existe apenas uma solução para uma determinada distribuição de potenciais de borda. Um dos caminhos para resolver o problema da TIE é a sua aplicação como um problema de otimização. Uma heurística que pode ser usada para este problema de otimização é a Otimização por Enxame de Partículas (PSO). É possível também que a inclusão de um candidato à solução gerado pelo algoritmo Gauss-Newton possa melhorar a convergência, guiando a busca para o encontro de um mínimo global. Neste trabalho os experimentos foram realizados utilizando o simulador EIDORS para TIE. Os resultados obtidos neste trabalho mostraram que a Otimização por Enxame de Partículas com busca guiada (PSO-NB) pode, na maioria dos casos, encontrar imagens melhores do que o GA. A PSO-NB também encontra valores de erro menores em poucas iterações, diminuindo assim o esforço computacional empregado.

**Palavras-chave:** Tomografia por Impedância Elétrica, Otimização por Enxame de Partículas, Gauss-Newton.

**Abstract:** *There is an intense search for imaging technologies that are: efficient, low cost, simple handling and mostly safe. One promising technique to aid in medical diagnosis by imaging is Electrical Impedance Tomography (EIT). The TIE is a technique relatively low cost when compared to techniques such as MRI and CT, x-ray, for uses in most cases, only one set of electrodes and a computer. Mathematically the EIT responds to an ill-posed and ill-conditioned problem, i.e., there is no a unique solution for a given distribution of edge potentials. One way to solve the EIT problem is its application as an optimization problem. A heuristic that can be used for this optimization problem is the Particle Swarm Optimization (PSO). It is also possible that the inclusion of a candidate solution generated by the Gauss-Newton algorithm can improve the convergence, guiding the search towards finding a*

*global minimum. In this work experiments were performed using the simulator EIDORS to TIE. The particle swarm optimization with guided search can, in most cases, finding better images than Genetic Algorithms. The PSO-NB also find lower error rates in few iterations, thus reducing the computational effort expended.*

**Keywords:** *Electrical Impedance Tomography, Particle Swarm Optimization, Gauss-Newton.*

### Introdução

É cada vez mais intensa a busca por tecnologias em imageologia que sejam: eficientes, de baixo custo, de simples manuseio e principalmente, seguras. A radiação ionizante (RI) é comumente utilizada em aparelhos de raios x, tomografia por raios x e mamografia entre outros. Porém, entre inúmeros benefícios, o uso destas ondas também traz alguns riscos, tanto para quem opera estes equipamentos quanto para quem se submete a tais exames. A longa exposição a estes tipos de ondas pode causar diversos problemas de saúde [1], entre eles câncer [1], que é, possivelmente, um dos assuntos mais discutidos em Saúde Pública, tanto em países desenvolvidos como em países em desenvolvimento.

Uma promissora técnica para auxiliar no diagnóstico médico através da imageologia e sem o uso de RI é a Tomografia por Impedância Elétrica (TIE) [2]. Através da distribuição interna de condutividade de um corpo a esta tecnologia visa construir, de forma não invasiva, a imagem de um objeto de estudo localizado no interior de um corpo. Esta construção é feita da seguinte forma: os eletrodos, localizados na borda do corpo, aplicam e mensuram uma baixa corrente com uma alta frequência e em um computador, utilizando estes potenciais de borda, um algoritmo de reconstrução gera a imagem do interior do corpo analisado [2].

A TIE é uma técnica de relativo baixo custo quando comparada com técnicas como Ressonância Magnética e Tomografia por raios x, pois, utiliza, principalmente, um conjunto de eletrodos e um computador [2]. Com relação à radiação ionizante, a TIE é uma técnica segura, pois é baseada unicamente em propriedades elétricas, anulando, desta forma, a exposição dos tecidos vivos à radiação ionizante.

No entanto as imagens geradas pela TIE ainda são de contorno suave, ou seja, com bordas indefinidas e isto impede que a técnica seja difundida entre as áreas da imageologia. Este fator é o que motiva os

pesquisadores da área a buscar novas formas de gerar imagens que sejam cada vez mais definidas para a evolução da técnica como uma ferramenta confiável e prática no auxílio ao diagnóstico.

Matematicamente a TIE responde por um problema mal posto e mal condicionado, ou seja, não existe apenas uma solução para uma determinada distribuição de potenciais de borda. Diversos algoritmos são aplicados para resolver o problema da TIE. Porém ainda são geradas imagens de contorno suave [3].

Um dos caminhos para resolver o problema da TIE é a sua aplicação como um problema de otimização. No qual o erro relativo de cada candidato a solução é calculado através da diferença entre o potencial de borda de um objeto com potenciais de borda conhecidos e o potencial de borda calculado a partir do candidato a solução.

Uma heurística que pode ser usada neste problema de otimização é a Otimização por Enxame de Partículas (PSO) [8]. Esta técnica é baseada no voo de um grupo de indivíduos pelo espaço de busca na procura por algum alimento, durante o qual cada partícula (indivíduo do grupo), na sua trajetória, sofre influência do líder do grupo (partícula mais apta) e da sua melhor posição ao longo de toda a história do enxame [8].

Na topologia em anel da PSO, no lugar de sofrer influência da partícula líder, cada partícula sofre influência do seu melhor vizinho [8].

É possível que a inclusão de um candidato à solução gerado pelo algoritmo Gauss-Newton [8] possa melhorar a convergência, guiando a convergência para o encontro de um mínimo global. O Gauss-Newton gera imagens de TIE qualitativamente boas, ou seja, anatomicamente razoáveis, porém numericamente ruins, que significa imagens com uma alta taxa de erro.

O fator de mutação caótico trata da inclusão de um indivíduo com sua distribuição perturbada [5] no enxame. Esta inclusão pode preservar a diversidade das partículas evitando a queda em mínimos locais.

Tendo em vista estas tecnologias, a proposta deste trabalho foi aplicar a Otimização por Enxame de Partículas com topologia em anel para gerar imagens de Tomografia por Impedância Elétrica utilizando a inclusão de uma solução Gauss-Newton para guiar a busca e o fator de mutação caótico para preservar a diversidade.

## Materiais e métodos

**Tomografia por impedância elétrica** – A Tomografia por impedância Elétrica (TIE) é governada pelas equações de Poisson e pelas seguintes expressões [6], [7]:

$$\nabla \cdot [\sigma(\vec{u})\nabla\phi(\vec{u})] = 0, \quad \forall \vec{u} \in \Omega, \quad (1)$$

$$\phi_{ext}(\vec{u}) = \phi(\vec{u}), \quad \forall \vec{u} \in \partial\Omega, \quad (2)$$

$$I(\vec{u}) = -\sigma(\vec{u})\nabla\phi(\vec{u}) \cdot \hat{n}(\vec{u}), \quad \forall \vec{u} \in \partial\Omega, \quad (3)$$

onde  $\vec{u} = (x, y, z)$  é a posição do voxel,  $\phi(\vec{u})$  é a distribuição de potenciais elétricos,  $\phi_{ext}(\vec{u})$  é a distribuição de potenciais elétricos nos eletrodos de

superfície,  $I(\vec{u})$  é a corrente elétrica, periódica com frequência  $\omega_0$  para evitar efeitos elétricos de superfície,  $\sigma(\vec{u})$  é a distribuição de condutividades elétricas (imagem de interesse),  $\Omega$  é o volume de interesse, também conhecido como domínio, e  $\partial\Omega$  é a borda do domínio (superfície).  $\hat{n}(\vec{u})$  é o vetor normal de superfície na posição  $\vec{u} \in \partial\Omega$ .

O problema de determinação dos potenciais elétricos dos eletrodos de superfície  $\phi_{ext}(\vec{u})$  dado correntes  $I(\vec{u})$  e distribuição de condutividade  $\sigma(\vec{u})$  é chamado problema direto da TIE e modelado pela seguinte relação:

$$\phi_{ext}(\vec{v}) = f(I(\vec{v}), \sigma(\vec{u})), \quad \forall \vec{v} \in \partial\Omega \wedge \vec{u} \in \Omega \quad (4)$$

enquanto o problema de determinação da distribuição de condutividade  $\sigma(\vec{u})$  (imagem tomográfica) dado  $I(\vec{u})$  e  $\phi_{ext}(\vec{u})$  é conhecido como problema inverso da TIE, modelado como a seguir:

$$\sigma(\vec{u}) = f^{-1}(I(\vec{v}), \phi_{ext}(\vec{v})), \quad \forall \vec{v} \in \partial\Omega \wedge \vec{u} \in \Omega \quad (5)$$

**Otimização por enxame de partículas** – Estes algoritmos foram desenvolvidos por James Kennedy e Russel Eberhart em 1995 [8]. Eles são baseados no movimento e comportamento de grupos de animais como peixes e pássaros [8]. O grupo é iniciado com indivíduos contendo distribuições aleatórias como possíveis soluções para o problema. Cada indivíduo está associado a par de vetores que são usados para representar a posição e a velocidade. A evolução, durante as iterações, é dada pela atualização da posição e velocidade dos indivíduos influenciada pelo melhor indivíduo global e pela melhor posição do indivíduo atual ao longo do tempo como é mostrado na seguinte expressão:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1), \quad (6)$$

onde:

$$V_i(t+1) = w_i(t) + c1r1(Pi - X_i(t)) + c2r2(Pg - X_i(t)), \quad (7)$$

Para  $1 \leq i \leq m$ , onde  $m$  é o número de partículas do enxame;  $w$  é o fator de inércia,  $0 < w < 1$ ;  $r1, r2 \sim U[0, 1]$ ;  $c1$  e  $c2$  são constantes de constrição, também conhecidos como coeficientes de aceleração, onde  $c1 + c2 \approx 4$ , onde  $c1$  é o peso da consciência individual e  $c2$  é o peso da consciência global e  $V_i$  e  $X_i$  são os vetores de velocidade e de posição para a  $i$ -ésima partícula respectivamente;  $Pg$  é a melhor posição global.

**Algoritmo de Gauss-Newton** – O Gauss-Newton é um método numérico gradiente descendente utilizado para resolver problemas de mínimos quadrados não-lineares. É um método designado para minimizar um somatório de valores de função quadrada baseado em uma modificação do método de Newton sem uso de derivadas de segunda ordem [4]. Na TIE, o Gauss-Newton é implementado para encontrar a distribuição de condutividades elétricas  $\sigma_k$  que minimiza:

$$s_k = \frac{1}{2} \sum_{\vec{u} \in \partial\Omega} (\phi_{ext,k}(\vec{u}) - \phi_{ext}(\vec{u}))^2, \quad (8)$$

onde

$$\phi_{ext,k}(\vec{u}) = f(I(\vec{u}), \sigma_k(\vec{v})), \quad (9)$$

para  $\vec{u} \in \partial\Omega$  e  $\vec{v} \in \Omega$  [1].

**Função objetivo para Reconstrução-TIE** – A seguinte função objetivo torna possível utilizar o problema da TIE em uma aplicação evolucionária:

$$f_0(x) = \epsilon(x) = \frac{\sum_{i=1}^{n_p} (U_i(x) - V_i)^2}{\sum_{i=1}^{n_p} (V_i)^2} \quad (10)$$

Onde  $\epsilon(x)$  é o erro relativo entre os dois potenciais dados,  $V_i$  é a distribuição de potenciais elétricos medidos na borda, e  $U_i(x)$  é a distribuição de potenciais elétricos calculados na borda. Sendo  $n_p$  o número de eletrodos na borda.

**Reconstrução de imagem usando EIDORS** – EIDORS é um projeto de software livre na forma de ferramenta para *MATLAB/Octave* utilizada para a modelagem direta e inversa da Tomografia por Impedância Elétrica (TIE), em ambientes médicos e industriais [9].

**Métodos e experimentos propostos** – Os experimentos foram feitos utilizando como parâmetros do EIDORS: 16 eletrodos, 415 elementos na malha da grade circular 2D com nível de densidade 'b' e nível de refinamento '2'. O objetivo foi detectar objetos irregulares isolados em duas configurações: (a) no centro do domínio e (b) perto da borda do domínio. Para todos os experimentos foi utilizada a mesma função objetivo. Os indivíduos foram representados por vetores numéricos nos quais cada dimensão representava a condutividade em um elemento da grade gerada pelo EIDORS (Figuras de 1 a 7). A fim de se fazer comparações também foram feitos experimentos utilizando Algoritmos Genéticos (GA). Para ambos, PSO-NB e GA, o grupo foi inicializado com 100 indivíduos. Os resultados qualitativos foram explorados em 200, 300 e 500 iterações.

No GA houve elitismo dos 10 melhores indivíduos, e a probabilidade de mutação foi de 100%, a mutação foi realizada na forma de adição de um ruído aleatório máximo de 5% nos indivíduos.

Em seguida estão as imagens com distribuições de potencial conhecidas que foram utilizadas como objeto de comparação:

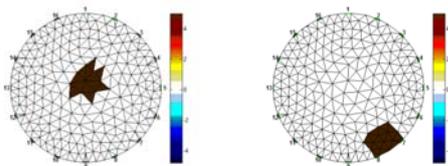


Figura 1: Objetos de estudo para comparação visual localizados no centro e borda, respectivamente.

## Resultados

Os resultados qualitativos abaixo deverão ser analisados de acordo com quão parecida é a parte vermelha (objeto encontrado) com o objeto de estudo (Figura 1) pertinente à localização do mesmo, sendo todas as primeiras imagens para centro e as segundas para borda em todos os gráficos:

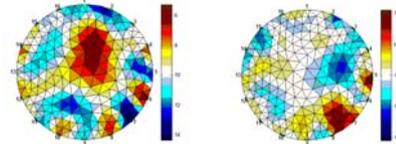


Figura 2: Melhor imagem para 200 iterações utilizando Algoritmos Genéticos.

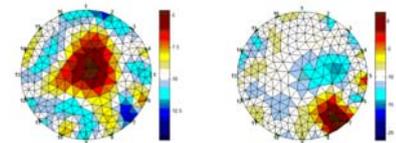


Figura 3: Melhor imagem para 300 iterações utilizando Algoritmos Genéticos.

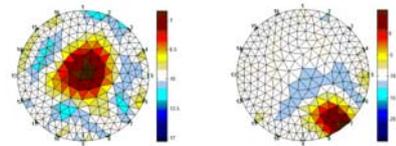


Figura 4: Melhor imagem para 500 iterações utilizando Algoritmos Genéticos.

Para Otimização por enxame de partículas com topologia em anel, fator caótico e busca guiada, os resultados qualitativos foram os seguintes:

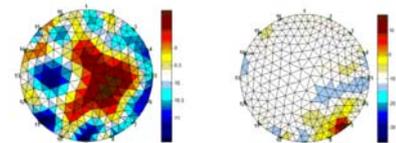


Figura 5: Melhor imagem para 200 iterações utilizando PSO-NBS.

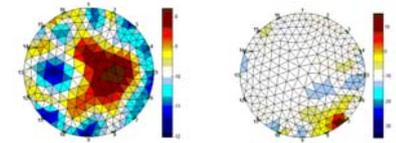


Figura 6: Melhor imagem para 300 iterações utilizando PSO-NBS.

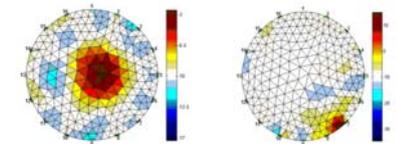


Figura 7: Melhor imagem para 500 iterações utilizando PSO-NBS.

Os resultados quantitativos estão nos gráficos a seguir:

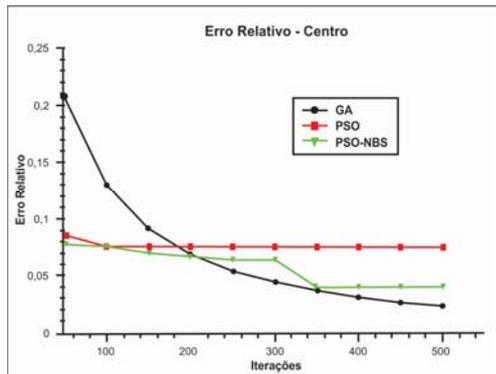


Figura 8: Decrescimento do erro relativo ao longo das iterações considerando 16 eletrodos e objeto localizado no centro da malha.

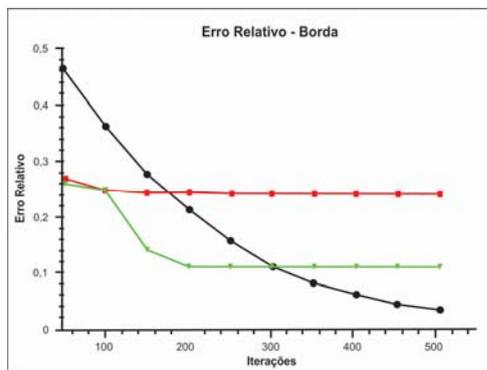


Figura 9: Decrescimento do erro relativo ao longo das iterações considerando 16 eletrodos e objeto localizado na borda da malha.

## Discussão

Qualitativamente, para 500 iterações no centro a PSO-NB mostrou uma imagem mais limpa do que o GA, mostrando a melhor capacidade de encontrar uma imagem mais limpa, porém na borda o GA encontrou a melhor imagem desde 200 iterações.

Com relação à queda do erro relativo a PSO-NB causou uma queda mais rápida do que o GA em poucas iterações, mostrando um maior potencial de encontrar mínimos globais em poucas iterações, podendo reduzir o esforço computacional.

As duas avaliações, qualitativa e quantitativa não estão necessariamente relacionadas, pelo fato de o problema ser mal posto e mal condicionado, isto é, não existe apenas uma solução de distribuição para uma determinada distribuição de potenciais de borda.

## Conclusão

Os resultados gerados por este experimento mostraram que a Otimização por enxame de partículas com busca guiada e fator caótico pode, em metade dos

casos, encontrar imagens melhores do que o GA. A PSO-NB também encontra valores de erro menores em poucas iterações, se mostrando como uma potencial técnica para se diminuir o esforço computacional empregado na TIE.

## Agradecimentos

Os autores são gratos às agências de fomento CAPES e FACEPE pelo financiamento parcial destas pesquisas.

## Referências

- [1] Parente DB. O risco da radiação no uso indiscriminado da tomografia computadorizada. *Radiologia Brasileira*. 2013. 46(2).
- [2] Menin OH, Artioli VR. Tomografia de Impedância Elétrica: uma nova técnica de imageamento em medicina. *Revista Iluminart*. 2010. (5)
- [3] Rasteiro MG, Silva R, Garcia FAP, Faia P. Electrical Tomography: a review of Configurations and Applications to Particulate Processes. *KONA Powder and Particle Journal*. 2011. 67–80. (29)
- [4] Saha S, Bandyopadhyay S. Application of a New Symmetry-Based Cluster Validity Index for Satellite Image Segmentation. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2008. 166–170. 5(2)
- [5] Zhenyu G., Cheng, B., Min, Y., Binggang, C., Self-Adaptive Chaos Differential Evolution, *Lecture notes in computer science*. 2006. (4221) 972-975.
- [6] Rolnik VP, Seleghim PJ. A specialized genetic algorithm for the electrical impedance tomography of two-phase flows. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*. 2006. 28(4) 378–389.
- [7] Lima CR, Mello LAM, Lima RG, Silva ECN. Electrical impedance tomography through constrained sequential linear programming: a topology optimization approach. *Measurement Science and Technology*. 2007. 18(9) 2847.
- [8] Eberhart R, Kennedy J. A New Optimizer Using Particle Swarm Theory. *Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*. 1995 Oct 4-6.
- [9] Vauhkonen M, Lionheart WRB, Heikkinen LM, Vauhkonen PJ, Kaipio JP. A MATLAB package for the EIDORS project to reconstruct two-dimensional EIT images. *Physiological Measurement*. 2001. 22(1) 107.