

APLICAÇÃO DE ALGORITMOS GENÉTICOS E EVOLUÇÃO DIFERENCIAL PARA RECONSTRUÇÃO DE IMAGENS DE TIE

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: Nas últimas décadas houve crescente interesse, tanto na academia quanto na indústria, em técnicas de imagem não-invasivas e suas aplicações nas áreas médica e biológica. Tomografia por Impedância Elétrica (TIE) é uma técnica não-invasiva de imagem que oferece um vasto campo de possibilidades, devido à seu baixo custo, portabilidade e facilidade de manipulação. A reconstrução de imagem de TIE consiste na resolução de um problema inverso e mal-posto governado pela Equação de Poisson: não existem soluções matemáticas únicas para resolver esta equação. Neste trabalho foram apresentados dois métodos de reconstrução de TIE, ambos no sentido de aplicar a Computação Evolucionária na otimização do erro relativo de reconstrução, através dos algoritmos Genéticos (AG) e da Evolução Diferencial Clássica (ED-C). Nossa abordagem foi comparar os resultados obtidos por estes métodos, como forma de encontrar o melhor método para reconstrução de imagens de TIE. Os resultados foram quantitativamente avaliados com imagens originais do volume em estudo usando o erro quadrático médio relativo, mostrando que os resultados de reconstrução, obtidos pelos Algoritmos Genéticos alcançou consideravelmente baixa magnitude de erro quando comparado ao método ED-C. A avaliação qualitativa também indicou que estes resultados foram anatomicamente consistentes.

Palavras-chave: Tomografia por impedância elétrica, reconstrução de imagem, algoritmos de reconstrução, evolução diferencial, algoritmos genéticos.

Abstract: *In recent decades there has been growing interest in both academia and industry, non-invasive imaging techniques and their applications in medical and biological areas. Electrical Impedance Tomography (EIT) is a noninvasive imaging technique that provides a wide field of possibilities due to its low cost, portability and ease of handling. The EIT image reconstruction is to the resolution of an ill-posed inverse problems governed by the Poisson equation: there are no unique mathematical solutions to solve this equation. Here in this work we present two methods of reconstruction of EIT based on optimizing the relative error of reconstruction using Genetic Algorithms (GA) and Classical Differential Evolution (DE-C). Our approach was to compare the results obtained by these methods as a way to find the best method for image reconstruction EIT. The results were quantitatively evaluated with original images of the volume under*

study using the mean square error, showing that the reconstruction results when used GA achieved considerably lower error magnitude compared to DE-C method. Qualitative assessment also indicated that these results were anatomically consistent.

Keywords: *Electrical impedance tomography, image reconstruction, reconstruction algorithms, differential evolution, genetic algorithms.*

Introdução

A Tomografia por Impedância Elétrica (TIE) é uma técnica de imagem não-invasiva que busca reconstruir o mapa de condutividade ou resistividade elétrica no interior de um volume, utilizando informações de injeção e medição de correntes e voltagens em eletrodos posicionados na fronteira do volume sob estudo. A obtenção de imagens de TIE consiste na solução de um problema inverso e mal-posto, isto significa que não há apenas uma distribuição de condutividade para um determinado conjunto de potenciais elétricos em eletrodos de superfície. A TIE é caracterizada pelo seu baixo custo relativo, portabilidade e principalmente facilidade de manuseio. [1], [4]

Neste trabalho foram apresentados dois métodos de reconstrução de TIE baseados em duas técnicas de computação evolucionária: Algoritmos Genéticos (AG) e Evolução Diferencial Clássica (ED-C). Os AG's são algoritmos de otimização baseados na teoria da evolução e seleção natural com operadores básicos de cruzamento e mutação [2], [5]. Em evolução diferencial, estes operadores básicos são sintetizados em um único operador, neste processo a seleção natural é modelada pela substituição de indivíduos menos aptos por seu descendente, caso seja mais apto [2]. O uso de algoritmos evolucionários, tais como Evolução Diferencial e Algoritmos Genéticos, pode fornecer métodos iterativos de reconstrução de imagens de TIE nos quais não há necessidade de se calcular derivadas [1], como necessário nos métodos baseados em Gauss-Newton comumente utilizados em TIE [3], [5]. Neste trabalho foram realizadas simulações a fim de se avaliar, o uso da versão clássica da evolução diferencial e do algoritmo genético na reconstrução de imagens de TIE. Os resultados são comparados com imagens contendo potenciais de borda previamente conhecidos, usando o erro quadrático relativo entre os dois.

Este trabalho está organizado da seguinte forma: na seção "Materiais e Métodos" serão apresentadas breves

revisões bibliográficas bem como a metodologia dos experimentos propostos e obtenção de resultados; na seção “Resultados” serão apresentados os resultados dos experimentos; e na seção “Discussão e Conclusão” serão feitos os devidos comentários sobre os resultados com uma breve conclusão do trabalho.

Materiais e métodos

Tomografia por impedância elétrica – As equações governantes de um problema de Tomografia por Impedância Elétrica (TIE) são a Equação de Poisson e as expressões seguintes [1] [4]:

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

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

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

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 ω_0 para evitar efeitos elétricos de superfície, $\sigma(\vec{u})$ é a distribuição de condutividades elétricas (imagem de interesse), Ω 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 $\phi_{ext}(\vec{u})$ quando dados: corrente $I(\vec{u})$ 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:

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

Evolução diferencial – São algoritmos da Computação Evolucionária utilizados para otimização e busca composta. Estes algoritmos utilizam apenas os operadores básicos de cruzamento e mutação misturados em um único operador. Neste processo a evolução é dada pela substituição de um indivíduo pelo seu descendente mais adaptado [2]. Como nas técnicas evolucionárias, um conjunto de agentes é iniciado com posições aleatórias [2] e ao longo das iterações, eles são cruzados e sofrem mutação. O processo está modelado no seguinte algoritmo com probabilidade de cruzamento P_{CR} [2]:

- 1) Gerar a população inicial de n agentes, cada um representado por um vetor x_i , onde $i = 1, 2, \dots, n$;
- 2) Repetir até que seja atingido o máximo de iterações:

- a) Para $i = 1, 2, \dots, n$ faça
 - i) Dado um número aleatório $r \sim U[0,1]$;
 - ii) Se $r \leq P_{CR}$ então
 - A) Gerar novo agente cruzado e mutado \check{x}_i ;
 - B) Se $f_0(\check{x}_i) < f_0(x_i)$ então $x_i \leftarrow \check{x}_i$ (minimização);

Na versão clássica da evolução diferencial (ED-C), o i -ésimo agente cruzado e mutado, comumente conhecido como *trial vector*, é definido como se segue [2]:

$$\check{x}_i = x_{j_1} + \eta(x_{j_2} - x_{j_3}) \quad (6)$$

onde $\eta \sim U[0,1]$ e $j_1 \neq j_2 \neq j_3$.

Algoritmos genéticos – São algoritmos heurísticos inspirados na Teoria da Evolução e nos princípios da Genética [1], [5]. O que ocorre em cada iteração do AG típico está esquematizado a seguir [1], [5]:

- 1) Gerar a população inicial;
- 2) Repetir até que o máximo de iterações seja alcançado:
 - a) Avaliar a função objetivo (também conhecido como função de aptidão) para cada indivíduo;
 - b) A seleção natural: indivíduos com melhor aptidão são selecionados para a etapa de cruzamento;
 - c) Crossover: Dado uma máscara definida (coordenadas de interesse em vetores), os indivíduos descendentes são gerados através da combinação de dois genes ancestrais;
 - d) Mutação: genes dos descendentes são selecionados aleatoriamente e modificados. A estratégia de seleção para uma determinada quantidade dos melhores ancestrais passar para a próxima geração é chamada elitismo [1].

Função objetivo para Reconstrução-TIE – A partir da seguinte função foi possível tratar o problema da TIE como um problema de otimização e, desta forma, utilizar uma técnica de computação evolucionária:

$$f_0(x) = \epsilon(x) = \frac{\sum_{i=1}^{n_p} (U_i(x) - V_i)^2}{\sum_{i=1}^{n_p} (V_i)^2} \quad (7)$$

onde 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 e $\epsilon(x)$ o erro relativo.

Reconstrução de imagem usando EIDORS – *EIDORS* é uma ferramenta desenvolvida em código livre para *MATLAB/Octave* utilizado para problema direto e inverso de Tomografia por Impedância Elétrica (TIE) e Tomografia Óptica baseada em Difusão a fim de compartilhar dados e promover a colaboração entre grupos de trabalho nestes campos [3]. Esta ferramenta simula uma malha que seria uma secção transversal de

um corpo (Figuras 1, 2 e 3) bem como sua distribuição de condutividade interna na forma de cores.

Métodos e experimentos propostos – Os parâmetros EIDORS destes experimentos foram ajustados da forma que segue: 16 eletrodos, 415 elementos na malha da grade circular 2D com nível de densidade 'b' e nível de refinamento '2'. Os testes foram feitos para duas configurações: (a) no centro do domínio e (b) perto da borda do domínio. O erro foi dado pela aplicação da função objetivo entre os potenciais de borda do agente atual e os potenciais de borda de um agente padrão criado no EIDORS (Figura 1). Estes agentes são vetores reais contendo em suas dimensões os valores de condutividade dos elementos da malha. A população inicial foi de 100 agentes. Os resultados foram gerados em 200 (a1), 350 (a2) e 500 (a3) iterações.

Para algoritmos genéticos, aplicou-se elitismo de 10 indivíduos e a mutação ocorreu em todos os indivíduos através da adição de um ruído aleatório máximo de 5%. Para o método de Evolução Diferencial Clássica foi utilizado $P_{CR} = 0,9$.

Os resultados foram obtidos quali e quantitativamente. Os dados qualitativos foram analisados através de quão próximas as imagens de distribuição interna do atual agente (em vermelho nas Figuras 2 e 3) estão das distribuições internas dos objetos de comparação (em marrom na Figura 1). Já os dados quantitativos são baseados nas quedas do erro relativo mínimo (calculado pela Equação 7) encontrados pelo algoritmo (Figuras 4 e 5) ao longo das iterações e a análise foi feita através da velocidade da queda do erro ao longo das iterações.

Resultados

As figuras 2 e 3 mostram os resultados da reconstrução obtidos a partir de algoritmos de evolução diferencial clássica (ED-C) e algoritmo genético (AG), respectivamente, para objetos colocados no centro (a1, a2 e a3) e perto da borda (b1, b2 e b3) do domínio circular para 200, 350 e 500 iterações. Figuras 4 e 5 apresentam a evolução do erro relativo com o número de iterações para o objeto isolado colocado no centro e perto da borda do domínio circular.

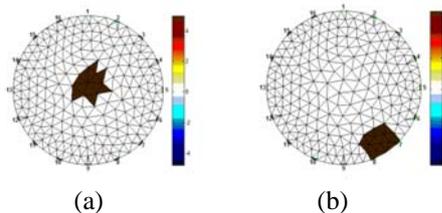


Figura 1: Objetos de comparação criados no EIDORS centro (a) e perto da borda (b) do domínio circular.

Discussão e Conclusão

Qualitativamente, o comportamento dos algoritmos de reconstrução pode ser investigado pela análise dos resultados visuais mostrados pelas imagens 2 e 3. A figura 2 representa os resultados para Evolução diferencial clássica e a figura 3 os resultados para Algoritmos Genéticos. Para este experimento, a reconstrução baseada em ED-C demonstrou um comportamento interessante porque, quantitativamente (nas figuras 4 e 5) demonstrou uma queda mais rápida do erro em poucas iterações, conseguindo um erro menor em menos iterações, demonstrando uma potencial técnica para diminuir o custo computacional, porém o AG conseguiu alcançar um menor número de erro relativo. Qualitativamente, o método de AG demonstrou boa convergência para a solução reconstruída, uma vez que seus resultados com apenas 200 iterações (mostrados na Figura 3) já se mostraram anatomicamente consistentes (parecidos com o objeto de comparação mostrado na Figura 1). As Figuras 2 e 3 também mostram que o método de ED-C obteve resultados inferiores quando comparado qualitativamente com os obtidos usando AG, uma vez que só começam a ser anatomicamente consistentes a partir de 350 iterações.

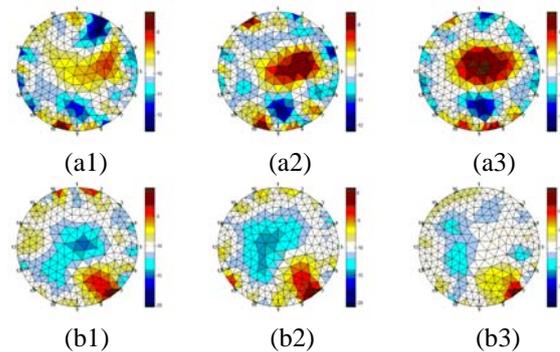


Figura 2: Resultados de reconstrução para objetos colocados no centro (a1, a2 e a3) e perto da borda (b1, b2 e b3) do domínio circular para 200, 350 e 500 iterações, usando ED-C.

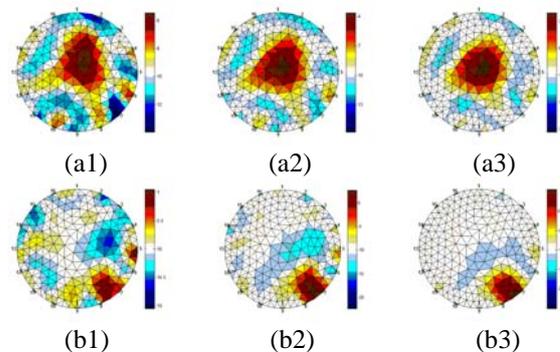


Figura 3: Resultados de reconstrução para objetos colocados no centro (a1, a2 e a3) e perto da borda (b1, b2 e b3) do domínio circular para 200, 350 e 500 iterações, usando AG.

As Figuras 4 e 5 mostram que, quantitativamente a convergência do AG foi melhor, uma vez que alcançou menor erro. Estes experimentos mostraram que o método de AG evoluiu como o melhor método para reconstrução de imagens de TIE, quando comparado com o método de Evolução diferencial Clássica.

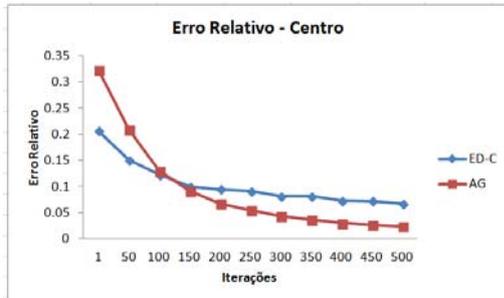


Figura 4: Erro decrescente de acordo com o número de iterações para experimento feito com objeto isolado colocado no centro.

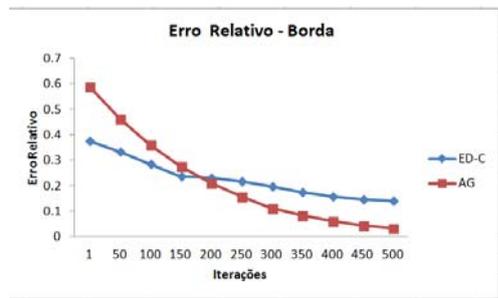


Figura 5: Erro decrescente de acordo com o número de iterações para experimento feito com objeto isolado colocado próximo da borda.

Neste experimento a abordagem Algoritmo Genético provou ser a melhor abordagem evolutiva para a reconstrução de imagem de TIE, tanto do ponto de vista qualitativo quanto quantitativo, quando comparado com o algoritmo de evolução diferencial clássica (ED-C). Além de ser rápido, obtendo bons resultados em apenas 200 iterações.

Agradecimentos

Os autores agradecem às agências de fomento à pesquisa FACEPE e CAPES pelo financiamento parcial desta pesquisa.

Referências

- [1] Rolnik VP, Selegim PJ. A specialized genetic algorithm for the electrical impedance tomography of two-phase flows. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering* - vol. 28, no. 4. 2006; 1(1):378–389.
- [2] Braak CJFT, A Markov Chain Monte Carlo version of the genetic algorithm Differential Evolution: easy Bayesian computing for real parameter spaces.

Statistics and Computing - vol. 16, no. 3. 2006; 1(1): 239–249.

- [3] 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* - vol. 22, no. 1. 2001. 1(1):107.
- [4] Lima CR, Mello LAM, Lima RG, Silva ECN. Electrical impedance tomography through constrained sequential linear programming: a topology optimization approach. *Measurement Science and Technology* - vol. 18, no. 9. 2007. 1(1): 2847.
- [5] Carosio GLC, Rolnik V, Selegim PJ. Improving efficiency in electrical impedance tomography problem by hybrid parallel genetic algorithm and a priori information - *Proceedings of the XXX Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional*; 2007 sep3-6; Florianópolis; Brazil.