

Reconstrução de Imagens de TIE usando Simulated Annealing, Evolução Diferencial e Algoritmos Genéticos

Reiga R. Ribeiro¹, Allan R. S. Feitosa¹, Valter A. F. Barbosa¹, Victor L. B. A. da Silva², Arthur D. D. Rocha^{1,2}, Rafaela C. Freitas¹, Ricardo E. de Souza¹, Wellington P. dos Santos^{1,2}

¹Departamento de Engenharia Biomédica, Universidade Federal de Pernambuco, UFPE, Recife, Brasil

²Departamento de Engenharia da Computação, Universidade de Pernambuco, UPE, Recife, Brasil

Emails: reigaramalho@gmail.com, wellington.santos@ieee.org

Resumo — A reconstrução de imagem de Tomografia por Impedância Elétrica (TIE) consiste na resolução de um problema inverso e mal-posto governado pela Equação de Poisson, de modo que não existem soluções matemáticas únicas para sua resolução. Neste trabalho foram comparadas três técnicas de busca e otimização para a reconstrução das imagens de TIE, visando minimizar a função objetivo: *Simulated Annealing* (SA), Evolução Diferencial (ED) e Algoritmos Genéticos (AG). Os resultados de reconstrução foram gerados a partir de fantasmas numéricos e avaliados tanto de forma quantitativa quanto qualitativa, levando em conta o erro de reconstrução e o custo computacional aproximado de cada algoritmo. Do ponto de vista da análise quantitativa, a reconstrução de TIE por ED obteve maior eficiência computacional quando comparada às demais técnicas, a saber, AG e SA. Quanto à avaliação qualitativa, foi evidenciado que os resultados foram anatomicamente consistentes e conclusivos para todas as técnicas estudadas, destacando-se a ED, cuja aplicação gerou imagens consideradas consistentes de acordo com os parâmetros estabelecidos, em apenas 50 iterações.

Palavras-chave — Tomografia por impedância elétrica, reconstrução de imagem, algoritmos genéticos, evolução diferencial, *simulated annealing*.

I. INTRODUÇÃO

A Tomografia por Impedância Elétrica (TIE) é uma técnica de aquisição de imagens do interior de um corpo, sendo não-invasiva e não-destrutiva, que busca reconstruir a distribuição 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 [1], [2], [3]. A TIE é uma técnica relativamente recente, com grande potencial para a obtenção de imagens para monitoração biomédica, principalmente por ser não invasiva e não utilizar radiação ionizante. No entanto, enfrenta grandes obstáculos no âmbito da reconstrução da imagem, de forma que fazem-se necessários mais estudos sobre esta técnica, principalmente voltados para o desenvolvimento e melhoria de algoritmos que sejam capazes de reconstruir imagens de TIE com melhor qualidade e alta velocidade de obtenção [4]. Atualmente cresce o número de

métodos bioinspirados para reconstrução de TIE, que utilizam a natureza e seus mecanismos como suporte para resolução do problema inverso. O estado da arte dessa resolução caminha em direção ao uso de técnicas baseadas na Computação Evolucionária, tais como Evolução Diferencial [5],[6],[7] e Algoritmos Genéticos [8],[9].

Neste trabalho são apresentados três métodos de reconstrução de TIE baseados em três técnicas de busca e otimização: *Simulated Annealing* (SA), Evolução Diferencial (ED) e Algoritmos Genéticos (AG). O *Simulated Annealing* é uma meta-heurística de otimização por busca local de escalada do monte, ou seja, ele pode pular mínimos locais, permitindo a exploração do espaço em direções que levam a um aumento local sobre a função objetivo [10]. A Evolução Diferencial e os Algoritmos Genéticos são algoritmos evolucionários de otimização baseados na teoria da evolução e seleção natural, possuindo os operadores básicos de cruzamento e mutação. No caso da Evolução Diferencial, a seleção natural é modelada pela substituição de agentes menos aptos por seu descendente, caso seja mais apto, enquanto que para os Algoritmos Genéticos o processo de seleção natural é não determinístico, sendo selecionados os agentes aleatoriamente, proporcionando maiores chances de reprodução aos agentes mais aptos da população [11],[12]. 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 [8],[9],[11], como necessário nos métodos baseados em Gauss-Newton comumente utilizados em TIE [9],[13].

Neste trabalho foram realizadas simulações computacionais e comparações a fim de se obter a melhor técnica para reconstrução de imagens de TIE, dentre as técnicas aqui propostas: SA, ED e AG. A partir de avaliações quantitativas com relação ao custo computacional para reconstrução de TIE e qualitativas com relação à qualidade das imagens de TIE reconstruídas por cada técnica aqui estudada.

Este trabalho está organizado da seguinte forma: na seção “Materiais e Métodos” são apresentadas, brevemente, revisões bibliográficas e também a metodologia dos experimentos propostos; na seção “Resultados” são apresentados os resultados dos experimentos; na seção “Discussão” são feitos

comentários sobre os resultados; e na seção “Conclusão” é feita uma breve conclusão do trabalho.

II. MATERIAIS E MÉTODOS

A. 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], [8],[14]:

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

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

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

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 [15],[16]:

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

enquanto o problema de determinação da distribuição de condutividade $\sigma(\vec{u})$ dentro do domínio Ω (imagem tomográfica) dado $I(\vec{u})$ e $\phi_{ext}(\vec{u})$ é conhecido como Problema Inverso da TIE, modelado como a seguir [15],[16]:

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

Neste trabalho foram utilizadas três técnicas de Otimização para resolver iterativamente o Problema Inverso da TIE, sendo tais técnicas descritas a seguir: *Simulated Annealing*, *Evolução Diferencial* e *Algoritmos Genéticos*.

B. Simulated Annealing

Simulated Annealing (SA) é uma meta-heurística de otimização por busca local de escalada do monte, ou seja, pode pular mínimos locais permitindo maior exploração do espaço de busca, sendo baseada na teoria da Termodinâmica de resfriamento de corpos [17],[18]. Ela aplica sequencialmente modificações aleatórias no ponto de avaliação da função objetivo. Se uma modificação leva um ponto de custo menor, é automaticamente mantida. Caso contrário, a modificação também pode ser mantida com uma probabilidade obtida a partir da distribuição de Boltzman

$$P(\Delta E) = e^{-\frac{\Delta E}{kT}} \quad (6)$$

onde $P(\Delta E)$ é a probabilidade do processo de otimização para manter uma modificação que produz um aumento de ΔE (análogo a um aumento de energia térmica) na função objetivo, k é um parâmetro de processo (análogo à Constante de Stefan-Boltzman) normalmente assume valor 1 e T é a "temperatura" instantânea do processo. Esta temperatura é definida por um esquema de resfriamento, que é o principal parâmetro de controle do processo. A probabilidade de um determinado estado diminuir com a sua energia, mas à medida que a temperatura sobe, esta diminuição (a inclinação da curva $P(\Delta E)$) diminui [17],[19]. Além disso, pode-se afirmar que o SA converge para o mínimo global, mas requer uma redução de temperatura muito lenta e um número de iterações muito grande [17].

O que ocorre em cada iteração do SA adaptado para reconstrução de TIE está esquematizado a seguir [17],[20]:

Algoritmo SA

procedimento SimulatedAnnealing

- 1) $S^* \leftarrow S$ // Solução inicial; $T \leftarrow T_0$ // Temperatura inicial; k // parâmetro de processo; γ // constante aleatória $\in [0,1]$; SA_{max} // número máximo de iterações antes da queda da temperatura T ; $IterT \leftarrow 0$ // Iterações da temperatura T ;
- 2) enquanto o Critério de Parada não for satisfeito faça
- 3) enquanto ($IterT < SA_{max}$) faça
- 4) $IterT \leftarrow IterT + 1$;
- 5) $S' \leftarrow GerarVizinhoQualquer(S)$;
- 6) $\Delta E \leftarrow f(S') - f(S)$; // mudança da função objetivo f
- 7) se ($\Delta E < 0$) então
- 8) $S \leftarrow S'$;
- 9) senão se ($f(S') < f(S^*)$) então
- 10) $S^* \leftarrow S'$;
- 11) senão tome aleatoriamente $P \in [0,1]$;
- 12) se ($P < e^{-\frac{\Delta E}{kT}}$) então $S \leftarrow S'$;
- 13) fim-enquanto;
- 14) $T \leftarrow \frac{T}{1+\gamma\sqrt{T}}$; // onde γ é um número aleatório entre (0,1)
- 15) $IterT \leftarrow 0$;
- 16) fim-enquanto;
- 17) $S \leftarrow S^*$;
- 18) Retorne S^* ;

fim SimulatedAnnealing.

É importante mencionar que, a solução inicial citada no algoritmo do SA trata-se de um vetor de distribuição de

condutividade elétrica interna ao domínio de interesse com valores aleatórios, ou seja, a solução inicial é uma imagem tomográfica do domínio com distribuição de condutividade elétrica aleatória.

A função *GerarVizinhoQualquer(S)* trata-se em obter uma solução vizinha no espaço de busca da solução corrente “S” (imagem tomográfica) através da adição de um ruído aleatório máximo de 5% sobre um elemento de condutividade interno escolhido aleatoriamente. É importante mencionar que, no momento em que a mudança de um elemento de condutividade resultar na geração de uma solução vizinha pior, isto é, $\Delta E > 0$, o algoritmo evita a modificação deste elemento durante todas as demais iterações até a convergência.

C. Evolução Diferencial

Evolução Diferencial (ED) consiste em um algoritmo evolucionário de otimização e busca, composto pelos operadores básicos de cruzamento e mutação, num processo em que a seleção natural é modelada pela substituição de agentes por seu descendente mais adaptado [1],[11]. Basicamente, um conjunto de candidatos à solução, nomeados agentes, é inicializado com posições aleatórias dentro do espaço de busca [1],[21]. Em seguida, esses agentes são mutados e, por fim, cruzados, e no caso da versão mutada e cruzada obtém uma aptidão melhor que os agentes originais, estes são substituídos pelas suas novas versões [1],[22]. Este processo encontra-se detalhado no algoritmo seguinte, concebido para a minimização de uma função objetivo $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, onde P_{CR} é a probabilidade de cruzamento [1],[11],[22]:

Algoritmo ED

- 1) Gerar a população inicial de $n = 100$ agentes (S) com dimensão d , cada um representado por um vetor $x_{ji,G}$, onde $j = 1, 2, \dots, d$, $i = 1, 2, \dots, n$ e G corresponde a geração corrente;
- 2) Repetir até que seja atingido o critério de parada:
 - a) Para $i = 1, 2, \dots, n$ faça
 - i) Gerar agente mutado $v_{ji,G+1}$;
 - ii) Gerar agente cruzado $\check{x}_{ji,G+1}$;
 - iii) Se $f(\check{x}_{ji,G+1}) < f(x_{ji,G})$ então $x_{ji,G} \leftarrow \check{x}_{ji,G+1}$ (minimização);

A versão da evolução diferencial (ED) usada neste trabalho contém, o i -ésimo agente mutado, comumente conhecido como *trial vector*, definido como se segue [11],[21]:

$$v_{ji,G+1} = x_{ji_{best},G} + \eta (x_{ji_1,G} - x_{ji_2,G}) \quad (7)$$

onde $\eta \sim U(0,2)$, $i_1 \neq i_2 \neq i$, $x_{ji_1,G}$ e $x_{ji_2,G}$ são agentes da população corrente selecionados aleatoriamente, e $x_{ji_{best},G}$ corresponde ao agente mais apto na geração corrente. Enquanto que, o i -ésimo agente cruzado, é definido como se segue [11],[21]:

$$\check{x}_{ji,G+1} = \begin{cases} v_{ji,G+1}, & \text{se } (rand_{(j)} \leq P_{CR}) \text{ ou } j = rnbr(i) \\ x_{ji,G}, & \text{se } (rand_{(j)} > P_{CR}) \text{ ou } j \neq rnbr(i) \end{cases} \quad (8)$$

onde, $rand_{(j)}$ é a j -ésima avaliação de um gerador de número aleatório uniforme com resultado $[0,1]$, $rnbr(i) \in 1,2, \dots, d$ é um índice escolhido aleatoriamente, o que assegura que $\check{x}_{ji,G+1}$ recebe pelo menos um parâmetro de $v_{i,G+1}$.

D. Algoritmos Genéticos

São algoritmos heurísticos inspirados na Teoria da Evolução e nos princípios da Genética [8], [9], [23]. O que ocorre em cada iteração do AG típico está esquematizado a seguir [8], [9], [23]:

Algoritmo AG

- 1) Gerar a população inicial;
- 2) Repetir até que o critério de parada seja alcançado:
 - a) Avaliar a função objetivo (também conhecida como função de aptidão) para cada indivíduo;
 - b) A seleção natural: indivíduos são selecionados para a etapa de cruzamento através do Método de Roleta;
 - c) Cruzamento: 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 sem ser submetida aos processos de cruzamento e mutação é chamada elitismo [8].

E. Função Objetivo para Reconstrução-TIE

A partir da seguinte função foi possível tratar o Problema Inverso da TIE como um problema de otimização e, desta forma, utilizar as técnicas propostas neste trabalho [23], [24],[25],[26]:

$$f(S) = \left[\frac{\sum_{i=1}^{n_p} (U_i(S) - V_i)^2}{\sum_{i=1}^{n_p} (V_i)^2} \right]^{1/2}, \quad (9)$$

$$V = (V_1, V_2, \dots, V_{n_p})^T, \\ U(S) = (U_1(S), U_2(S), \dots, U_{n_p}(S))^T,$$

onde V é a distribuição de potenciais elétricos medidos na borda, e $U(S)$ é a distribuição de potenciais elétricos calculados na borda. Sendo n_p o número de eletrodos na borda e $f(S)$ o erro médio quadrático relativo.

F. Reconstrução de Imagem usando EIDORS

EIDORS é uma ferramenta de software desenvolvida em código livre para *MATLAB/Octave* utilizada para resolver os problemas direto e inverso de Tomografia por Impedância Elétrica (TIE) e Tomografia Óptica baseada em Difusão, sendo também utilizada como uma plataforma de compartilhamento de dados e promoção da colaboração entre grupos de trabalho nestes campos [13],[27],[28]. Esta ferramenta simula uma malha de elementos finitos que representa computacionalmente uma secção transversal de um corpo bem

como sua distribuição de condutividade interna na forma de cores [13],[27],[28].

G. Métodos e Experimentos Propostos

A fim de avaliar a nossa proposta, projetamos experimentos para 16 eletrodos, 415 elementos da malha da grade circular 2D com nível de densidade ' b ' e nível de refinamento ' 2 ' (parâmetros do *EIDORS*). Os problemas estudados consistem em detectar objetos irregulares isolados em três configurações: (a) no centro, (b) entre o centro e a borda e (c) perto da borda do domínio. Utilizou-se o erro relativo entre as distribuições de potenciais elétricos medidos e calculados na borda como a função objetivo para todos os métodos de otimização que usamos neste trabalho. Candidatos a solução são vetores reais usados como abstrações teóricas para distribuições de condutividade possíveis, onde cada dimensão corresponde a um determinado elemento finito da grade.

Para o método SA, utilizou-se $T_0 = 200.000$ (temperatura inicial), $k = 1$ (parâmetro de processo), $SA_{max} = 10.000$ (número máximo de iterações antes da queda da temperatura T), como solução inicial (S) um agente foi definido com distribuição de condutividade interna aleatória entre 0 e 1. Para o método ED foi utilizado $P_{CR} = 0,9$. Para o método AG, aplicou-se elitismo de 10 indivíduos e a mutação ocorreu em todos os indivíduos através da adição de um ruído aleatório máximo de 5%. Tanto para o método ED quanto para AG foi utilizado $n = 100$ (número de agentes da população), ou seja, candidatos a solução. E para todos os métodos aqui estudados fizemos experimentos para 50, 300 e 500 iterações como critério de parada.

É importante enfatizar que, todas as técnicas aqui mencionadas foram implementadas no software *MATLAB* versão R2008a. Sendo usado o software *EIDORS* versão 3.7.1 para resolução do problema direto da TIE.

Os dados qualitativos foram analisados através de quais próximas as imagens de condutividade reconstruídas (Figuras 2-4) estão das imagens ouro (Figura 1). Já os dados quantitativos correspondem a quantidade de cálculos da função objetivo, isto é, a quantidade de resolução do problema direto da TIE, sendo mencionada, neste trabalho, como custo computacional de reconstrução. É importante mencionar que, todos os resultados qualitativos e quantitativos obtidos pelas técnicas propostas foram coletados após uma única execução de cada algoritmo, consequência do alto tempo de reconstrução de imagens de TIE exigido pelas técnicas propostas neste trabalho.

III. RESULTADOS

A Figura 1 mostra as distribuições de condutividade simuladas, em três configurações, para objetos isolados eletricamente colocados no centro (a), entre centro e borda (b), e perto da borda (c) do domínio circular. As Figuras 2 a 4 mostram os resultados da reconstrução obtidos a partir das técnicas estudadas neste trabalho (SA, ED e AG, respectivamente) para objetos isolantes colocados no centro (a1, a2 e a3), entre centro e borda (b1, b2 e b3) e perto da borda (c1, c2 e c3) do domínio circular para 50, 300 e 500

iterações, respectivamente. As Figuras 5 a 7 apresentam o comportamento do erro quadrático relativo com o número de cálculos da função objetivo para as três configurações do domínio circular.

IV. DISCUSSÃO

Qualitativamente, o comportamento dos algoritmos de reconstrução pode ser investigado pela análise comparativa dos resultados visuais mostrados pelas imagens das Figuras 2-4 com as imagens dos domínios de estudo (ver Figura 1). Para estes experimentos, todos os algoritmos de reconstrução mostraram bom desempenho para reconstruir os domínios de estudo, em todas as configurações, obtendo imagens anatomicamente consistentes e conclusivas. Contudo, podemos observar que a técnica ED mostrou ser o melhor método para reconstrução de imagens de TIE, pois necessitou de apenas 50 iterações para obter imagens de TIE consistentes e com poucos artefatos de imagem.

A partir das Figuras 5-7, podemos realizar a avaliação quantitativa das técnicas propostas neste trabalho. É possível observar através das Figuras 5-7 que a alta diversidade da população de soluções candidatas obtida pela técnica ED gerou baixos valores do erro relativo (função objetivo) nas primeiras iterações e manteve, ao longo das iterações, seus valores sempre abaixo dos valores obtidos pelas técnicas SA e AG.

Também é possível observar através das Figuras 5-7 que a capacidade de evitar mínimos locais no espaço de busca da solução através da busca local da técnica SA gerou uma queda rápida do erro relativo. Sendo possível observar ainda, através da Figura 6, que a técnica SA foi mais eficiente que o AG para a reconstrução de imagem com isolante entre o centro e a borda do domínio circular, pois consegue obter um mesmo valor para o erro relativo com um menor número de cálculos da função objetivo.

Enfim, podemos observar a partir dos resultados quantitativos (Figuras 5-7), que a técnica ED mostrou ser o método mais eficiente para reconstrução de imagens de TIE em todas as configurações estudadas, pois além de obter baixos valores da função objetivo nas primeiras iterações conseguiu, em geral, obter valores da função objetivo menores que os valores obtidos pelas técnicas SA e AG.

V. CONCLUSÃO

Tanto a análise qualitativa quanto a quantitativa dos resultados experimentais mostraram que a abordagem de reconstrução de TIE baseada na Evolução Diferencial obteve os resultados mais adequados quando comparada com os métodos baseados no Simulated Annealing e nos Algoritmos Genéticos, como atestam as curvas de erro de reconstrução: a evolução do erro para a evolução diferencial se posiciona quase sempre abaixo dos outros dois métodos, com queda mais rápida e acentuada, evidenciando que o método baseado em Evolução Diferencial consegue erros de reconstrução menores a um custo computacional menor. Do ponto de vista qualitativo, pode-se observar também que resultados

anatomicamente consistentes foram obtidos logo nas primeiras 50 gerações.

Como trabalhos futuros, será investigado o uso de arquiteturas paralelas baseadas em GPUs (*Graphic Processing Units*) para reduzir o custo computacional da tarefa de reconstrução de TIE usando abordagens evolutivas, uma vez que algoritmos evolutivos e bioinspirados em geral são fortes candidatos à paralelização, dado o fato de usarem como base múltiplos estados simultâneos.

AGRADECIMENTOS

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

REFERÊNCIAS

- [1] C. R. Lima, L. A. M. Mello, R. G. Lima, and E. C. N. Silva, "Electrical impedance tomography through constrained sequential linear programming: a topology optimization approach," *Measurement Science and Technology*, vol. 18, no. 9, pp. 2847, 2007.
- [2] A. Adler, T. Dai and W. R. B. Lionheart. "Temporal image reconstruction in electrical impedance tomography," *Physiological Measurement*, v. 28, n. 2007, p. S1-S11, 2007.

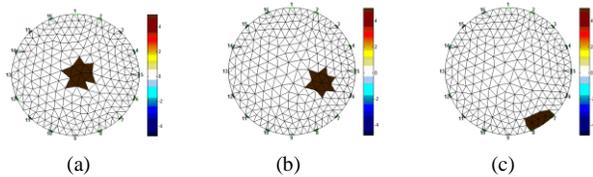


Figura 1. Objetos de estudo criados no EIDORS para isolante no centro (a), entre centro e borda (b), e perto da borda (c) com barras de cores associadas aos valores de condutividade do domínio.

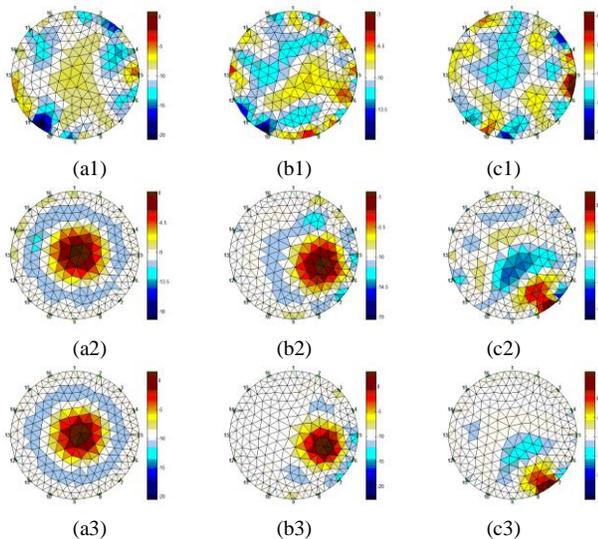


Figura 2. Resultados de reconstrução para objetos colocados no centro (a1, a2 e a3), entre centro e borda (b1, b2 e b3), e perto da borda (c1, c2 e c3) do domínio circular para 50, 300 e 500 iterações, respectivamente, usando SA com barras de cores associadas aos valores de condutividade do domínio.

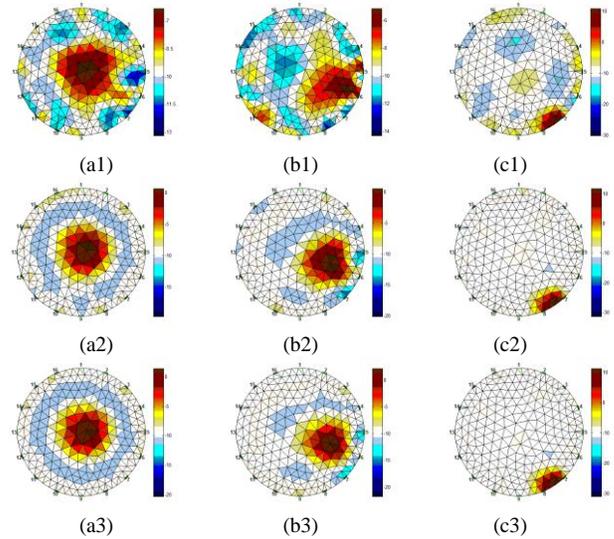


Figura 3. Resultados de reconstrução para objetos colocados no centro (a1, a2 e a3), entre centro e borda (b1, b2 e b3), e perto da borda (c1, c2 e c3) do domínio circular para 50, 300 e 500 iterações, respectivamente, usando ED com barras de cores associadas aos valores de condutividade do domínio.

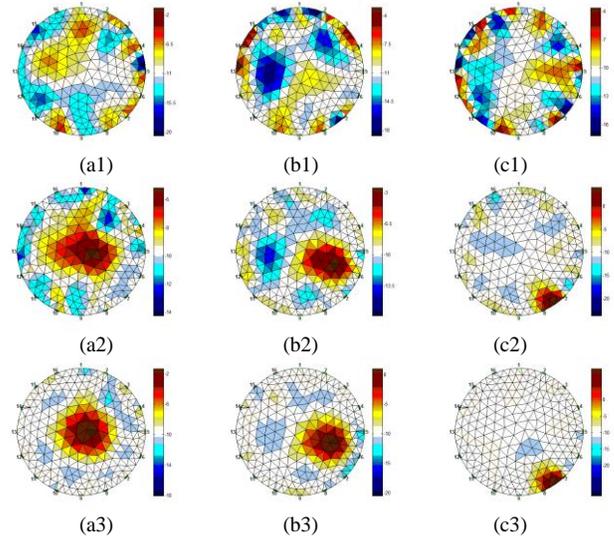


Figura 4. Resultados de reconstrução para objetos colocados no centro (a1, a2 e a3), entre centro e borda (b1, b2 e b3), e perto da borda (c1, c2 e c3) do domínio circular para 50, 300 e 500 iterações, respectivamente, usando AG com barras de cores associadas aos valores de condutividade do domínio.

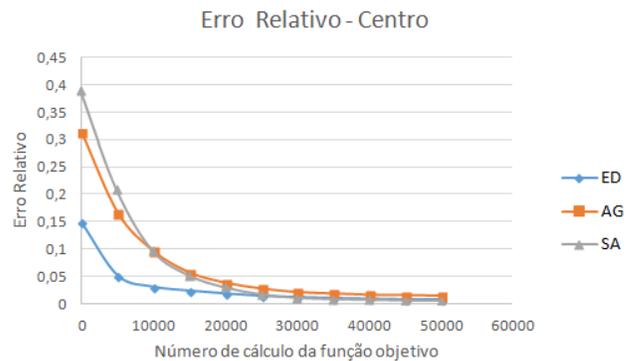


Figura 5. Erro decrescente de acordo com o número de cálculos da função objetivo para objeto isolante no centro do domínio.

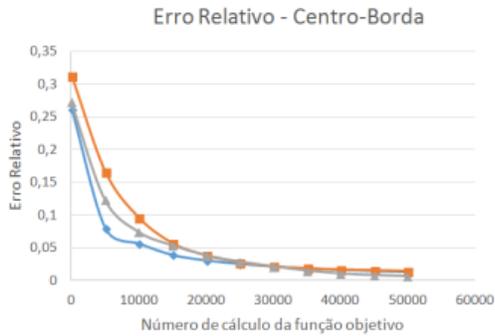


Figura 6. Erro decrescente de acordo com o número de cálculos da função objetivo para objeto isolante entre centro e borda do domínio.

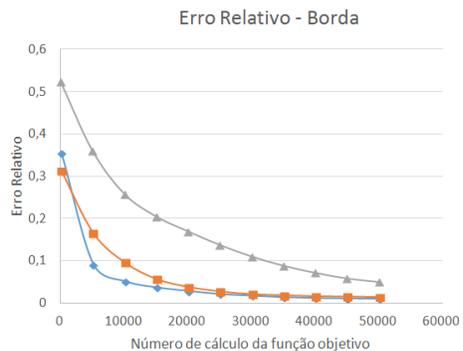


Figura 7. Erro decrescente de acordo com o número de cálculos da função objetivo para objeto isolante próximo da borda do domínio.

[3] I. A. L. Schettino, S. Gomes, M. S. Volpe, E. V. C. Leite, M. A. Beraldo, J. B. Borges, H. Tanaka, M. B. P. Amato. Prone Position Ventilation Redistribution Detected by Electrical Impedance Tomography. In: ATS - 2006 International Conference, 2006, San Diego. ATS - 2006 International Conference. San Diego, 2006.

[4] J. N. Tehrani, C. Jin, A. Mcewan and A. Schaik. "A comparison between compressed sensing algorithms in Electrical Impedance Tomography," 32nd Annual Conference of IEEE EMBS, 2010.

[5] A. Adler and W. R. B. Lionheart. "Uses and abuses of EIDORS: na extensive software base for EIT," *Physiological Measurement*, vol. 27, pp. S25-S42, 2006.

[6] Y. Liu and F. SUN. "A fast differential evolution algorithm using k-Nearest Neighbour predictor," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, no. 4, pp. 4254-4258, 2011.

[7] K. Price, R. M. Storn, J. A. Lampinen. *Differential Evolution: a practical approach to global optimization*, New York: Springer, 2005.

[8] V. P. Rolnik and P. Seleglim Jr, "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, pp. 378-389, 2006.

[9] G. L. C. Carosio, V. Rolnik, and P. Seleglim Jr. "Improving efficiency in electrical impedance tomography problem by hybrid parallel genetic algorithm and a priori information," in *Proceedings of the XXX Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional*, Brazil, 2007.

[10] S. Kirkpatrick, D. C. Gellat and M. P. Vecchi. "Optimization by Simulated Annealing," *Science*, vol. 220, no. 4598, pp. 671-680, 1983.

[11] C. J. F. T. Braak, "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, pp. 239-249, 2006.

[12] S. Das and A. Konar. "Automatic image pixel clustering with an improved differential evolution," *Applied Soft Computing*, v. 9, n. 1, p. 226-236, 2009.

[13] M. Vauhkonen, W. R. B. Lionheart, L. M. Heikkinen, P. J. Vauhkonen, and J. P. Kaipio, "A MATLAB package for the EIDORS project to reconstruct two-dimensional EIT images," *Physiological Measurement*, vol. 22, no. 1, pp. 107, 2001.

[14] L. E. Baker. "Principles of the Impedance Technique," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 1989, p.11-15.

[15] L. Borcea. "Electrical impedance tomography," *Inverse Problems*, v.18, p.R99-R136, 2002.

[16] M. Cheney, D. Isaacson and J. C. Newell. Sun. "Electrical Impedance Tomography," *SIAM REVIEW*, v. 41, n. 1, p. 85-101, 1999.

[17] J. Olenšek, T. Tuma, J. Puhan and A. Bürmen. "A new asynchronous parallel global optimization method based on simulated annealing and differential evolution," *Appl. Soft Comput.* 11(1), 1481-1489 (2011).

[18] C. A. Silva and S. R. Souza. "Uma Aplicação da Meta-heurística Híbrida Simulated Annealing-Iterated Local Search ao Problema de Fluxo Multiproduto sob o Espaço Capacitado," *TEMA Tend. Mat. Apl. Comput.*, vol. 9, no. 1, pp. 165-174, 2008.

[19] C. N. L. Herrera, M. F. M. Vallejo, F. S. Moura, J. C. C. Aya, and R. G. Lima, "Electrical impedance tomography algorithm using simulated annealing search method," in *Proc. Int. Cong. Mech. Eng.*, 2007, pp. 7033-7036.

[20] T. C. Martins and M. S. G. Tsuzuki. "Electrical Impedance Tomography Reconstruction Through Simulated Annealing with Total Least Square Error as Objective Function," in *Proceedings of the 34th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, 2012.

[21] T. Back, D. B. Fogel and Z. Michalewicz. editors. "Handbook of Evolutionary Computation," Chapter C2.3. Institute of Physics Publishing and Oxford University Press, 1991.

[22] S. Das and P. N. Suganthan. "Differential Evolution: A Survey of the State-of-the-Art," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v. 15, n. 1, p. 4-31, 2011.

[23] R. R. Ribeiro, A. R. S. Feitosa, R. E. Souza and W. P. Santos. "Reconstruction of Electrical Impedance Tomography images using genetic algorithms and non-blind search," In: *Proceedings of the IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*; 2014a.

[24] R. R. Ribeiro, A. R. S. Feitosa, R. E. Souza and W. P. Santos. "A modified differential evolution algorithm for the reconstruction of electrical impedance tomography images," In: *Proceedings of the 5th IEEE Biosignal and Robotics Conference*; 2014 May 26-28; Salvador, Brasil. 2014b.

[25] R. R. Ribeiro, A. R. S. Feitosa, R. E. Souza and W. P. Santos. "Reconstruction of electrical impedance tomography images using chaotic self-adaptive ring-topology differential evolution and genetic algorithms," In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*; 2014c.

[26] R. R. Ribeiro, A. R. S. Feitosa, R. E. Souza and W. P. Santos. "Um algoritmo de evolução diferencial modificado com busca não-cega para tomografia por impedância elétrica," In: *Proceedings of the XXIV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica*; 2014d.

[27] M. Vauhkonen, W. R. B. Lionheart, L. M. Heikkinen, P. J. Vauhkonen and J. P. Kaipio. "A MATLAB package for the EIDORS project to reconstruct two-dimensional EIT images," *Physiological measurement*, vol. 22, no. 1, pp. 107-11, 2001.

[28] A. Adler and W. R. B. Lionheart. "EIDORS: Towards a community-based extensible software base for EIT," in 6th Conference on Biomedical Applications of Electrical Impedance Tomography, London, UK, 2005, pp. 1-4.