

# Reconstrução de Imagens de Tomografia por Impedância Elétrica Usando Cardume de peixes, Busca Não-Cega e Algoritmo Genético

Valter A. F. Barbosa<sup>1</sup>, Reiga R. Ribeiro<sup>1</sup>, Allan R. S. Feitosa<sup>1</sup>, Victor L. B. A. da Silva<sup>2</sup>, Arthur D. D. Rocha<sup>1</sup>, Rafaela C. Freitas<sup>1</sup>, Ricardo E. de Souza<sup>1</sup>, Wellington P. dos Santos<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Departamento de Engenharia Biomédica, Universidade Federal de Pernambuco, UFPE, Recife, Brasil

<sup>2</sup>Departamento de Engenharia da Computação, Universidade de Pernambuco, UPE, Recife, Brasil

Emails: [valter.augusto12@gmail.com](mailto:valter.augusto12@gmail.com), [wellington.santos@ieee.org](mailto:wellington.santos@ieee.org)

**Resumo** — Tomografia por Impedância Elétrica (TIE) é uma técnica relativamente nova de reconstrução de imagens usualmente aplicada a imagens médicas funcionais, caracterizada por não usar radiação ionizante. Embora não seja adequada o suficiente para adquirir imagens anatômicas precisas, TIE é uma técnica de imagem promissora, devido a sua segurança de manipulação e baixo preço de implementação de *hardware*. Matematicamente, TIE corresponde a um problema mal posto e mal condicionado, isto é, não há uma única solução para uma dada distribuição de potenciais elétricos de borda. Diversos artigos têm discutido e experimentado métodos numéricos iterativos combinados com redes de malha de elementos finitos, a fim de reconstruir imagens de TIE. Computação Evolucionária vem emergindo como uma interessante fonte de solução para problemas mal postos, com algumas aplicações para reconstrução de TIE. Neste artigo, é proposto um algoritmo de reconstrução baseado na Busca por Cardumes de Peixes e a Busca Não-Cega para obter imagens de TIE. Os resultados foram gerados usando um pequeno conjunto bem definido de fantasmas numéricos, utilizados como imagens verdadeiras. Esses resultados foram comparados ao algoritmo de estado da arte Algoritmo Genético empregado para resolver problemas de TIE. Os resultados foram encorajadores.

**Palavras-Chaves** — Tomografia por Impedância Elétrica, reconstrução de imagens, algoritmos de reconstrução, busca por cardumes de peixes, busca não-cega, algoritmo genético.

## I. INTRODUÇÃO

Radiações ionizantes são comumente utilizadas em equipamentos de imagens médicas, como raios x, tomografia por emissão de pósitrons, mamografia, dentre outros. Apesar dos benefícios provenientes do uso dessas ondas, existem alguns riscos associados à exposição às mesmas, tanto para quem opera estes equipamentos quanto para quem se submete a tais exames. A longa exposição a estes tipos de radiações ionizantes pode causar diversos problemas de saúde [1], entre eles câncer [1], possivelmente, um dos assuntos mais discutidos em Saúde Pública, tanto em países desenvolvidos como em países em desenvolvimento, tornando, desta forma, mais intensa a busca por tecnologias em imagiologia que sejam: eficientes, de baixo custo, de simples manuseio e principalmente, seguras para a saúde de seus usuários.

Uma promissora técnica de imagem que não utiliza radiações ionizantes é a Tomografia por Impedância Elétrica (TIE) [1]. A TIE trata-se de uma técnica não invasiva que constrói imagens do interior de um corpo (ou objeto) mediante grandezas elétricas medidas em sua superfície. A construção ocorre a partir da disposição de eletrodos ao longo de uma

seção transversal do objeto em questão e a aplicação de uma corrente elétrica de baixa amplitude e alta frequência, de forma que os potenciais elétricos de borda resultantes nos eletrodos são medidos. Por fim, em um computador, utilizando estes potenciais, um algoritmo de reconstrução gera a imagem do interior do corpo analisado [2] [3].

Quando comparada a outras técnicas de imagem como Ressonância Magnética e Tomografia por raios x, a Tomografia por Impedância Elétrica possui um custo relativamente baixo, pois necessita, a grosso modo, de um aparelho capaz de gerar e medir o sinal elétrico e um computador capaz de reconstruir a imagem [3]. E por se tratar de uma técnica que utiliza unicamente as propriedades elétricas (como permissividade) do corpo, não há nenhum risco associado ao seu uso, ao contrário de métodos de aquisição de imagens que se utilizam de radiações ionizantes.

No entanto, como desvantagem as imagens geradas pela técnica de TIE ainda são de baixa resolução, com bordas indefinidas, fator que impede que a técnica seja difundida entre as áreas da imagiologia. Isto motiva pesquisadores da área a buscar novos métodos de reconstrução de imagens de TIE com boas resoluções para a evolução da técnica como uma ferramenta confiável e prática no auxílio ao diagnóstico.

Do ponto de vista matemático, o problema de reconstrução da TIE é dito mal posto e mal condicionado, ou seja, não existe apenas uma solução (imagem) para uma determinada distribuição de potenciais de borda. Diversos algoritmos são aplicados para resolver o problema da TIE. Porém ainda são geradas imagens de bordas indefinidas [1].

Deste modo, uma forma alternativa utilizada na tentativa de solucionar o problema da TIE é tratando-o como um problema de otimização, onde o objetivo é minimizar o erro relativo 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 nesse problema de otimização é a busca por cardume de peixes (CP) [4]. Essa técnica é baseada no comportamento de peixes na busca por alimentos. O processo de busca no CP é realizado por uma população de indivíduos de memória limitada – o peixe. Cada peixe no cardume representa uma possível solução para o sistema. Os peixes interagem entre si e com o ambiente, e através de operadores de movimentação individual e coletivos o cardume tende a convergir para as proximidades da fonte de alimento, ou seja, a melhor posição (melhor solução) para aquele dado problema [4].

Neste trabalho propomos uma abordagem relativamente simples para a reconstrução de imagens de TIE usando Cardume de Peixes (CP), mas com duas formas de inicialização dos candidatos a solução (peixes): uma totalmente aleatória e outra incluindo, entre os candidatos, uma solução com base no método de reconstrução de Gauss-Newton. De acordo com o critério de Saha e Bandyopadhyay, este método de inicialização recebe o nome de busca não-cega.

Este trabalho está organizado da seguinte forma: na seção “Materiais e Métodos” apresentamos brevemente revisões bibliográficas e também a metodologia dos experimentos propostos; na seção “Resultados” são apresentados os resultados dos experimentos; e na seção “Discussão e Conclusão” são feitos comentários sobre os resultados com uma breve conclusão do trabalho.

## II. MATERIAIS E MÉTODOS

### A. Tomografia por impedância elétrica

A Tomografia por impedância Elétrica (TIE) é governada pelas equações de Poisson e pelas seguintes expressões [2]:

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

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

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

Onde  $\vec{u} = (x, y, z)$  é a posição do voxel,  $\phi(\vec{u})$  é a distribuição de potenciais elétricos,  $\phi_{\text{ext}}(\vec{u})$  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,  $\hat{n}(\vec{u})$  é o vetor normal de superfície na posição  $\vec{u} \in \partial\Omega$ .

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

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

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

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

### B. Função objetivo na reconstrução de imagens de TIE

Para tratar a reconstrução de imagens de TIE, ou o problema inverso da TIE, como um problema de otimização é necessário considerar o erro quadrático relativo entre os potenciais elétricos medidos na borda do objeto que se quer obter a imagem e os potenciais elétricos calculados das imagens geradas pelo algoritmo de busca (candidato à solução) como função objetivo (ou função fitness) [9], [10], [11], [12], [13]. Na equação (6) é dado a expressão da função objetivo  $f(x)$ :

$$f(x) = \left[ \frac{\sum_{i=1}^{n_e} (U_i(x) - V_i)^2}{\sum_{i=1}^{n_e} (V_i)^2} \right]^{1/2}, \quad (6)$$

$$V = (V_1, V_2, \dots, V_{n_e})^T,$$

$$U(x) = (U_1(x), U_2(x), \dots, U_{n_e}(x))^T,$$

Onde  $x$  representa um indivíduo no algoritmo de busca em questão,  $V$  e  $U(x)$  a distribuição de potenciais elétricos medidos e calculados na borda respectivamente, e  $n_e$  o número de eletrodos na borda.

### C. Busca por cardume de peixes

O algoritmo de busca por cardume de peixes (CP) é uma meta-heurística baseada no comportamento de peixes na busca por alimentos, desenvolvido por Bastos Filho e Lima Neto em 2007 [4]. O processo de busca no CP é realizado por uma população de indivíduos de memória limitada: o peixe. Cada peixe no cardume representa um ponto no domínio da função fitness. A versão canônica do algoritmo de busca por cardumes possui quatro operadores que podem ser classificados em duas classes: alimentação e natação.

– Operador de alimentação:

Com a finalidade de encontrar mais comida, os peixes no cardume podem deslocar-se. Assim, em função de sua posição, cada peixe pode aumentar ou diminuir de peso, dependendo da sua proximidade do alimento [4]. O operador de alimentação, então quantifica o quão bem sucedido é um peixe em função da variação de seu fitness. O peso do peixe é dado pela equação (7).

$$W_i(t+1) = W_i(t) + \frac{f[\vec{x}_i(t+1)] - f[\vec{x}_i(t)]}{v_i \cdot \max\{|f[\vec{x}_i(t+1)] - f[\vec{x}_i(t)]|\}} \quad (7)$$

Onde  $W_i(t)$ ,  $f[\vec{x}_i(t)]$  representam o peso do peixe  $i$ , e o valor da função fitness no posição  $\vec{x}_i(t)$  do peixe  $i$ , respectivamente.

– Operadores de natação:

Os operadores de natação são responsáveis pelo deslocamento dos peixes na busca por alimentos. Os operadores de natação executam os movimentos: individual, coletivo instintivo e coletivo volitivo que serão descritos a seguir.

#### Movimento individual:

O movimento individual é realizado no início de cada iteração do algoritmo, onde cada peixe é deslocado para algum ponto de sua vizinhança. Uma característica importante deste movimento é que o peixe apenas executa o movimento individual se isso lhe fizer aumentar de peso, ou seja, se o ponto futuro após o movimento lhe der um melhor fitness.

O deslocamento individual de cada peixe é dado em (8), onde  $\text{rand}[-1,1]$  é um vetor composto por números gerados aleatoriamente no intervalo de  $[-1,1]$  e  $\text{step}_{\text{ind}}$  é um parâmetro que representa a capacidade de exploração dos peixes no movimento individual. Após o cálculo do deslocamento individual a posição do peixe é atualizada por (9).

$$\overrightarrow{\Delta x}_{\text{ind}_i}(t+1) = \text{step}_{\text{ind}} \cdot \text{rand}[-1, 1] \quad (8)$$

$$\vec{x}_{ind_i}(t+1) = \vec{x}_{ind_i}(t) + \vec{\Delta x}_{ind_i}(t+1) \quad (9)$$

Na prática, podemos dizer que o movimento individual é uma perturbação à posição do peixe para garantir uma maior exploração do espaço de busca. Então, para garantir uma maior convergência ao final da realização do algoritmo, o valor do parâmetro  $step_{ind}$  decai linearmente de acordo com a equação (10), onde  $step_{ind_i}$  e  $step_{ind_f}$  são os valores inicial e final de  $step_{ind}$  e iterações é valor máximo possível de iterações do algoritmo.

$$step_{ind}(t+1) = step_{ind}(t) - \frac{(step_{ind_i} - step_{ind_f})}{\text{iterações}} \quad (10)$$

#### Movimento coletivo-instintivo:

O movimento coletivo-instintivo é o movimento onde os peixes mais bem sucedidos nos seus movimentos individuais (isto é, os peixes que mais ganharam peso com o movimento) atraem para perto dele os outros peixes. Para a execução desse movimento é definido o vetor direção resultante,  $\vec{I}(t)$ , que é dado pela média ponderada dos deslocamento individuais de cada peixe tendo como peso a sua variação de fitness, como pode ser observado em (11). Após o cálculo do vetor direção resultante a posição do peixe é atualizada da maneira como é dado em (12).

$$\vec{I}(t) = \frac{\sum_{i=1}^N \vec{\Delta x}_{ind_i} \{f[\vec{x}_i(t+1)] - f[\vec{x}_i(t)]\}}{\sum_{i=1}^N \{f[\vec{x}_i(t+1)] - f[\vec{x}_i(t)]\}} \quad (11)$$

$$\vec{x}_i(t+1) = \vec{x}_i(t) + \vec{I}(t) \quad (12)$$

#### Movimento coletivo-volitivo:

Este movimento é baseado no desempenho global do cardume [4]. O movimento coletivo-volitivo é a ferramenta que dá a capacidade ao algoritmo de ajustar o raio de busca dos peixes. Dessa forma, se o peso global dos peixes aumenta, significa que a busca está sendo bem sucedida e raio de busca deve diminuir, caso contrário o raio de busca deve aumentar, para aumentar a exploração dos peixes na tentativa de encontrar melhores resultados. Então, nesse movimento a posição do peixe é atualizada com relação ao centro de massa do cardume,  $\vec{Bari}(t)$ , dado em (13).

$$\vec{Bari}(t) = \frac{\sum_{i=1}^N \vec{x}_i(t) W_i(t)}{\sum_{i=1}^N W_i(t)} \quad (13)$$

O movimento de cada peixe é feito, então, seguindo a equação (14) caso o cardume estiver aumentando de peso, ou é feito através a equação (15) se o cardume estiver diminuindo de peso. Nas equações (14) e (15),  $rand[0,1]$  é um vetor de números gerados aleatoriamente no intervalo de [0,1] e  $step_{vol}$  é um parâmetro que representa a intensidade do ajuste da busca dos peixes.

$$\vec{x}_i(t+1) = \vec{x}_i(t) - step_{vol} \cdot rand[0, 1] \cdot [\vec{x}_i(t) - \vec{Bari}(t)] \quad (14)$$

$$\vec{x}_i(t+1) = \vec{x}_i(t) + step_{vol} \cdot rand[0, 1] \cdot [\vec{x}_i(t) - \vec{Bari}(t)] \quad (15)$$

A seguir o pseudocódigo do algoritmo de busca por cardumes de peixes.

- 1) Inicialize aleatoriamente todos os peixes
- 2) Repita até que o máximo de iteração seja atingido:
  - a) Para cada peixe, faça:
    - i) Execute o movimento individual;
    - ii) Avalie a função fitness;
    - iii) Execute o operador de alimentação
  - b) Calcule o vetor direção resultante
  - c) Para cada peixe, faça:
    - i) Execute o movimento instintivo;
  - d) Calcule o baricentro
  - e) Para cada peixe, faça:
    - i) Execute o movimento volitivo;
  - f) Atualize os valores do passo individual e do passo coletivo-volitivo

#### *D. Algoritmo genético*

Algoritmo genético (AG) consiste basicamente em um processo heurístico iterativo para busca e otimização compostos por metáforas inspiradas na Teoria da Evolução e os princípios de genética. O pseudocódigo de GA pode ser definido como[5]:

- 1) Inicialização da população inicial;
- 2) Repita até que o máximo de iteração seja atingido:
  - a) Avalie a função objetivo (função fitness) para cada indivíduo;
  - b) Seleção Natural: Indivíduos com o melhor fitness são selecionados para a etapa do crossover;
  - 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: Gene dos descendentes são aleatoriamente selecionados e modificados. A estratégia de seleção A estratégia de seleção para uma determinada quantidade dos melhores ancestrais passar para a próxima geração é chamada elitismo [5].

#### *E. Busca não-cega*

Saha e Bandyopadhyay afirmam que, a fim de evitar busca totalmente aleatória e acelerar a convergência dos algoritmos de otimização, devemos definir a população inicial de soluções candidatas utilizando soluções obtidas de métodos imprecisos simples e diretos [6]. Nossa hipótese é que o uso de CP para resolver o problema inverso mal-posto da TIE pode obter soluções razoáveis usando um pequeno número de iterações quando o primeiro conjunto da população envolve uma solução candidata construída usando versões ruidosas da solução obtida pelo método de Gauss-Newton.

### F. Reconstrução de imagem usando EIDORS

As reconstruções de imagens obtidas neste trabalho foram feitas usando o simulador EIDORS, este simulador trata-se de um *software* de código livre desenvolvido para MATLAB/Octave que tem por objetivo resolver o problema direto e inverso de Tomografia por Impedância Elétrica (TIE) e Tomografia Óptica baseada em Difusão [7], [8]. O EIDORS permite sua livre modificação, de modo que se torna facilmente adaptável ao problema em questão. Com esta ferramenta é possível simular 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 [7], [8].

### G. 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 três configurações: no centro do domínio, perto da borda do domínio e entre o centro e a borda do domínio. Foram executadas 20 simulações para cada configuração usando o cardume de peixes sem e com a busca não-cega. Utilizou-se o erro relativo entre as distribuições de potenciais elétricos medidos e calculados na borda como a função objetivo para o método evolucionário de otimização que usamos neste trabalho. Candidatos a solução (peixes) são vetores reais usados como abstrações teóricas para distribuições de condutividade possíveis, onde cada dimensão corresponde a um determinado elemento finito da grade.

Para as simulações usando a busca por cardumes de Peixes trabalhamos com 100 peixes, ou seja, candidatos a solução, e usamos peso inicial dos peixes  $W_0 = 100$ ,  $step_{ind_i} = 0,01$ ,  $step_{ind_f} = 0,0001$  e o  $step_{vol} = 2step_{ind_i}$ . Enquanto que para o algoritmo genético foi utilizado uma população inicial de 100 indivíduos, a seleção para os 10 indivíduos melhores avaliados, probabilidade de cruzamento e de mutação de 100% e elitismo de 10 indivíduos. Fizemos experimentos para 50, 300 e 500 iterações

### III. RESULTADOS

A Figura 1 mostra as distribuições de condutividade simuladas para objetos isolados eletricamente colocados no (a) no centro do domínio, (b) perto da borda do domínio e (c) entre o centro e a borda do domínio. As Figuras 2 e 3 mostram os resultados da reconstrução obtidos a partir dos algoritmos de busca por cardumes de peixes sem e com a busca não-cega que propomos neste trabalho, respectivamente, para objetos colocados no centro (a1, a2 e a3), perto da borda (b1, b2 e b3) e entre o centro e a borda (c1, c2 e c3) do domínio circular para 50, 300 e 500 iterações, respectivamente.

As Figuras 5, 6 e 7 apresentam o decaimento do erro relativo médio de 20 simulações com o número de cálculo da função objetivo para as situações do objeto localizado no centro, perto da borda e entre o centro e a borda respectivamente.

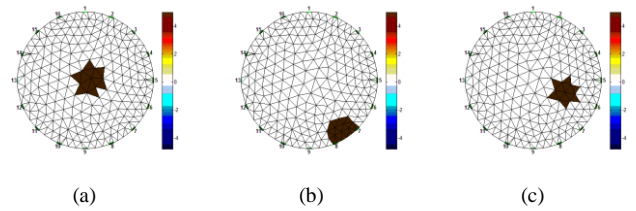


Fig. 1. Distribuições de condutividade elétrica originais simuladas para objetos isolados colocados no centro (a), perto da borda (b) e entre o centro e a borda (c) do domínio circular.

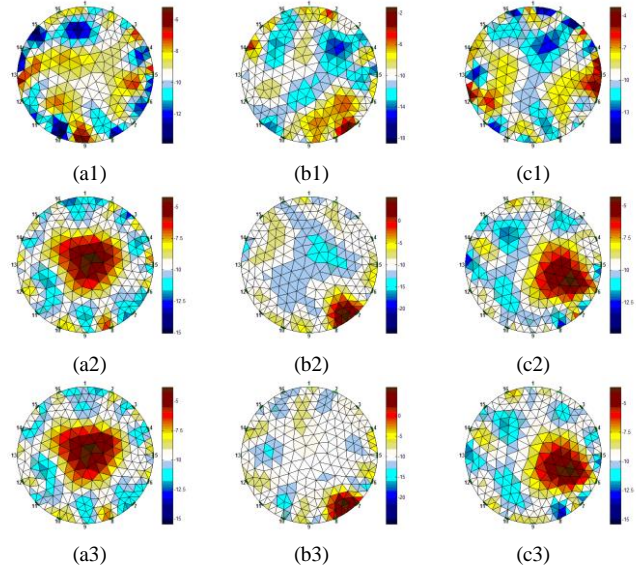


Fig. 2. Resultados de reconstrução para objetos colocados no centro (a1, a2 e a3), perto da borda (b1, b2 e b3) e entre o centro e a borda (c1, c2 e c3) do domínio circular para 50, 300 e 500 iterações, usando cardumes de peixes.

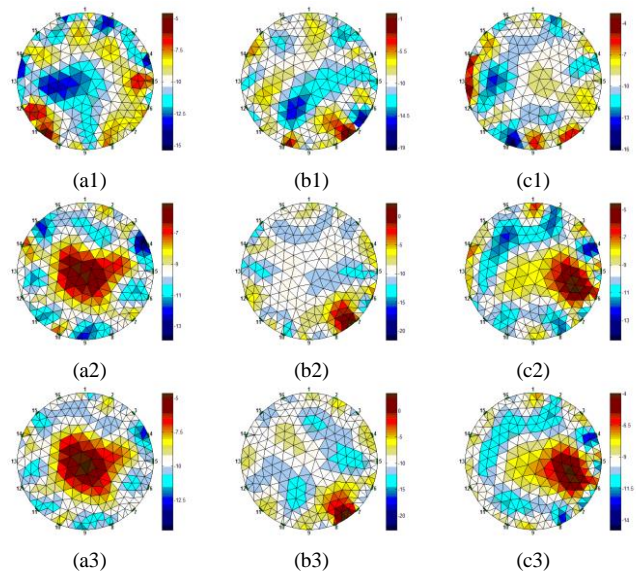


Fig. 3. Resultados de reconstrução para objetos colocados no centro (a1, a2 e a3), perto da borda (b1, b2 e b3) e entre o centro e a borda (c1, c2 e c3) do domínio circular para 50, 300 e 500 iterações, usando cardumes de peixes com a busca não-cega.



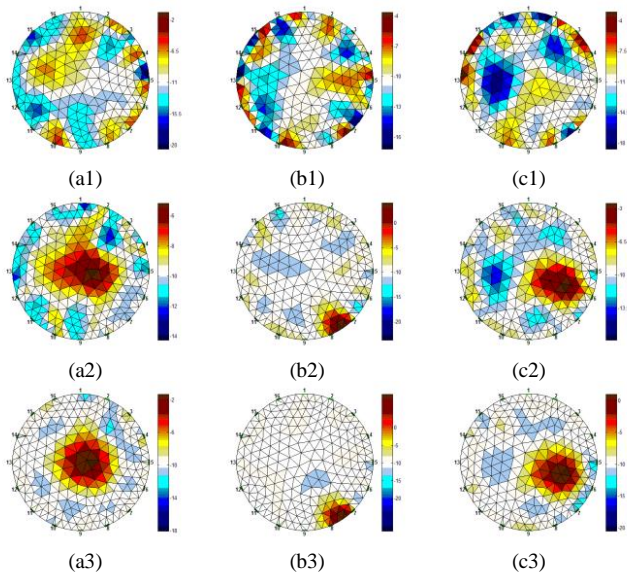


Fig. 4. Resultados de reconstrução para objetos colocados no centro (a1, a2 e a3), perto da borda (b1, b2 e b3) e entre o centro e a borda (c1, c2 e c3) do domínio circular para 50, 300 e 500 iterações, usando algoritmo genético.

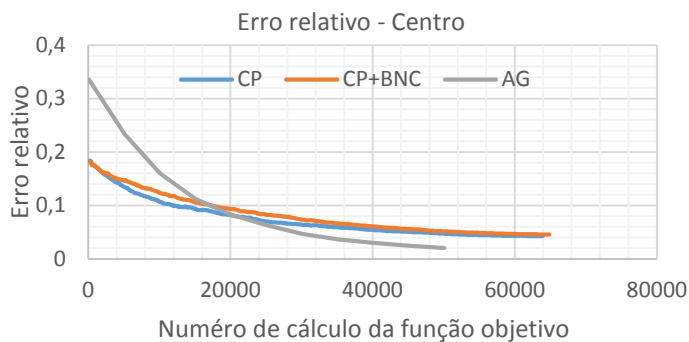


Fig. 5. Erro relativo médio decrescente de 20 simulações de acordo com o número de cálculo da função objetivo para o objeto isolante no centro do domínio para o cardume de peixes (CP), cardumes com a busca não cega (CP+BNC) e algoritmo genético (AG).

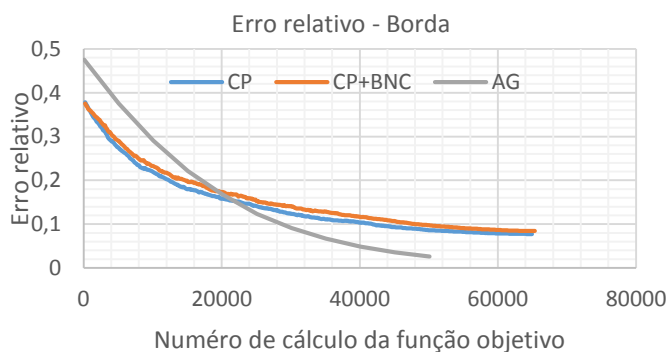


Fig. 6. Erro relativo médio decrescente de 20 simulações de acordo com o número de cálculo da função objetivo para o objeto isolante na borda do domínio para o cardume de peixes (CP), cardumes com a busca não cega (CP+BNC) e algoritmo genético (AG).

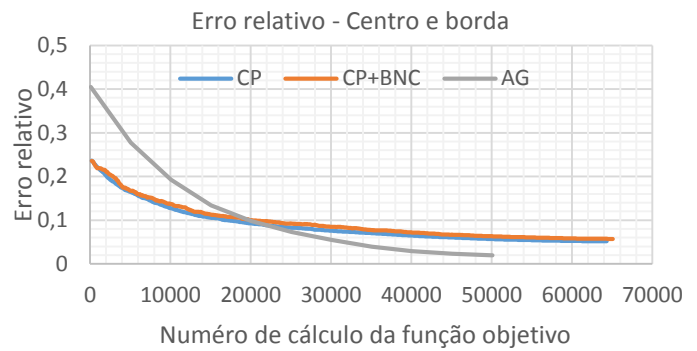


Fig. 7. Erro relativo médio decrescente de 20 simulações de acordo com o número de cálculo da função objetivo para o objeto isolante entre o centro e a borda do domínio para o cardume de peixes (CP), cardumes com a busca não cega (CP+BNC) e algoritmo genético (AG).

#### IV. DISCUSSÃO E CONCLUSÃO

Os resultados obtidos pelo algoritmo de busca por cardumes de peixes com e sem a busca não-cega serão comparados com os resultados obtidos anteriormente pela equipe de pesquisa de TIE da UFPE usando algoritmo genético. O motivo dessa escolha é devido ao fato que algoritmo genético possui resultados bastantes satisfatórios e condizentes, o que os tornam um bom parâmetro de comparação para as novas implementações como as deste trabalho.

Do ponto de vista da análise qualitativa, o comportamento dos algoritmos de reconstrução pode ser investigado pela análise dos resultados visuais mostrados pelas Figuras 2, 3 e 4. Podemos observar que com 50 iterações nenhum método obteve imagens conclusivas e nem anatomicamente consistentes, mas que a partir de 300 iterações já se obteve imagens anatomicamente corretas, considerando-se a baixa resolução das imagens da TIE. Com 500 iterações podemos observar que o método que obteve as melhores imagens foi o de algoritmo genético já estabelecido pela equipe de TIE da UFPE, embora os métodos de cardume de peixes sem e com busca não cega obteve imagens anatomicamente consistentes e conclusivas e com pouco ruídos nas imagens. E por último podemos analisar que, a implementação da busca não-cega para o algoritmo de cardumes de peixes resultou em melhoras visualmente pouco significativas. Ao contrário do que aconteceu nos resultados do trabalho de Feitosa et al. (2014), onde a implementação da busca não cega no algoritmo de otimização proposto no trabalho resultou em imagens melhores [12].

A partir dos gráficos presentes nas Figuras 5, 6 e 7 é possível avaliar quantitativamente os resultados de acordo com a convergência dos algoritmos. Podemos observar que o comportamento do decréscimo do erro relativo para o cardume de peixes tanto sem e com a busca não cega é similar ao decréscimo para o algoritmo genético, onde esses decréscimos lembram um comportamento exponencial. Observando os três gráficos, podemos concluir que o algoritmo genético resultou em imagens de menores erros relativos e também que a implementação da busca não-cega não resultou

em uma diferença significativa no decaimento do erro relativo. De um modo geral, os resultados obtidos para a resolução do problema de TIE usando o algoritmo de busca por cardumes foram anatomicamente consistentes e de baixo erro, apesar de serem inferiores aos do algoritmo genético. Mas a busca por cardumes de peixes pode ser uma técnica promissora para a reconstrução de imagens de TIE ao ser hibridizadas com outras técnicas de otimização.

Como trabalhos futuros, do ponto de vista do *software*, propõe-se investigar o efeito da hibridização do algoritmo de busca por cardume de peixes na reconstrução de imagens de tomografia por impedância elétrica e a sua comparação com outros algoritmos baseados em Computação Evolucionária do estado da arte, buscando-se avaliar também o efeito da adição da técnica de busca não cega. Serão investigadas também infraestruturas de *software* e linguagens de programação para migrar o código da linguagem interpretada MATLAB/Octave para um ambiente compilado ou pelo menos pré-compilado que suporte experimentação com técnicas de paralelismo e o uso de arquiteturas paralelas.

Do ponto de vista do *hardware*, serão investigadas arquiteturas paralelas, tais como GPUs e *clusters*, e técnicas de paralelismo para redução do tempo de execução dos algoritmos, tendo em vista que algoritmos evolutivos tendem a carregar em suas definições um alto grau de paralelismo, e com o algoritmo CP isso não se mostra diferente.

#### AGRADECIMENTOS

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

#### REFERÊNCIAS

- [1] Rolnik, V. P. and Selegim Jr, P. (2006) "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.
- [2] Rasteiro, M. G., Silva, R., Garcia, F. A. P., and Faia, P. (2011) "Electrical Tomography: a review of Configurations and Applications to Particulate Processes," *KONA Powder and Particle Journal*, no. 29, pp. 67–80.
- [3] Tehrani, J. N., Jin, C., Mcewan, A. and Schaik A. (2010) "A comparison between compressed sensing algorithms in Electrical Impedance Tomography," 32nd Annual Conference of IEEE EMBS.
- [4] Lins, A. J. C. C., Bastos-Filho, C. J. A., Nascimento, D. N. O., Oliveira Jr, M. A. C., Lima Neto and F. B. (2012) "Analysis of the Performance of the Fish School Search Algorithm Running in Graphic Processing Units," In *Theory and New Applications of Swarm Intelligence*, Dr. Rafael Parpinelli (Ed.), InTech, 2012 {ISBN: 978-953-51-0364-6}
- [5] R. Eberhart and Y. Shi, *Computational Intelligence: concepts to implementations*, Morgan Kaufmann, 2007.
- [6] Saha S, Bandyopadhyay S. Application of a New Symmetry-Based Cluster Validity Index for Satellite Image Segmentation. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2008; 5(2):166-170.
- [7] Adler, A. and Lionheart, W. R. B. (2006) "Uses and abuses of EIDORS: An extensible software base for EIT," *Physiological measurement*, vol. 27, no. 5, pp. S25.
- [8] 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. 107–111, 2001.
- [9] Ribeiro, R. R., Feitosa, A. R. S., Souza, R. E. and Santos, W. P. (2014) "A modified differential evolution algorithm for the reconstruction of electrical impedance tomography images," In: *Proceedings of the 5th IEEE Biosignal and Robotics Conference*; Salvador, Brasil.
- [10] 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*; 2014b.
- [11] 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*; 2014c.
- [12] Feitosa, A.R.S.; Ribeiro, R.R.; Barbosa, V.A.F.; de Souza, R.E.; dos Santos, W.P., "Reconstruction of electrical impedance tomography images using particle swarm optimization, genetic algorithms and non-blind search," *Biosignals and Biorobotics Conference (2014): Biosignals and Robotics for Better and Safer Living (BRC)*, 5th ISSNIP-IEEE , vol., no., pp.1.6, 26-28 May 2014.
- [13] 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.