

Algoritmo Híbrido Baseado em Colônia de Abelhas Artificiais para Reconstrução de Imagens de TIE

Reiga Ramalho Ribeiro

Departamento de Pós-graduação em Engenharia Biomédica
Universidade Estácio de Sá
Salvador, Brasil
reigaramalho@gmail.com

Priscila Dias Mendonça

Rede Nordeste de Biotecnologia
Universidade Federal de Pernambuco
Recife, Brasil
priscadm07@gmail.com

Resumo— A Tomografia por Impedância Elétrica (TIE) trata-se de uma técnica de imagem não invasiva baseada na reconstrução do mapa de condutividade ou resistividade elétrica do interior do domínio sob estudo, a partir da aplicação de corrente elétrica alternada de alta frequência e baixa amplitude em eletrodos de superfície posicionados ao redor do domínio. A TIE é caracterizada por não utilizar radiação ionizante e oferecer um vasto campo de possibilidades, devido a seu baixo custo, portabilidade e fácil manipulação. Atualmente a TIE possui aplicações em diversas áreas, podendo destacar as aplicações nas áreas: biológicas e médica. Contudo, a reconstrução de imagem de TIE consiste na resolução de um problema inverso e mal-posto governado pela Equação de Poisson, isto é, não existem soluções matemáticas únicas para resolver esta equação. Neste trabalho foi desenvolvido um novo algoritmo híbrido (CAAh) baseado em Colônia de Abelhas Artificiais (CAA) para reconstrução de imagens de TIE, visando minimizar a função objetivo (erro relativo). Os resultados foram quali (mapas de distribuição de resistividade elétrica) e quantitativamente (número de cálculos da função objetivo) avaliados, mostrando que o algoritmo híbrido (CAAh) desenvolvido obteve imagens anatomicamente consistentes e menor custo computacional na reconstrução de imagens de TIE quando comparado a sua forma canônica (CAA).

Palavras-Chave— tomografia por impedância elétrica; colônia de abelhas artificiais; reconstrução de imagens; hibridização.

I. INTRODUÇÃO

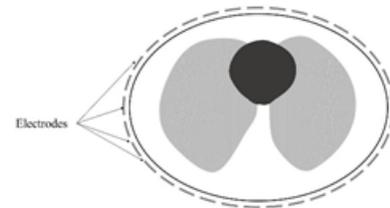
Tomografia por Impedância Elétrica (TIE) é uma técnica de imagem não-invasiva, baseada no mapeamento de condutividade ou resistividade elétrica no interior de um domínio, através da aplicação de corrente elétrica alternada de alta frequência e baixa amplitude a partir de eletrodos posicionados na superfície do domínio. Além disso, é uma técnica que não utiliza radiação ionizante e oferece um amplo campo de possibilidades devido ao seu baixo custo relativo, portabilidade e principalmente a segurança de manipulação [1].

As áreas de aplicação de TIE são amplas, dentre estas pode citar-se as áreas da biologia e da medicina. Devido ao baixo custo e portabilidade, a TIE vem sendo utilizada no cálculo de decaimento da madeira por atividade enzimática fúngal em árvores da América do Norte [2]. Pela segurança na manipulação pode ser um método utilizado para medição de contaminantes industriais pesados com alta condutividade, tais como benzeno, tolueno, xileno [3] em sítios de extração de

minérios na Mongólia [4]. Na área da saúde vem sendo utilizada para diagnóstico e detecção de tumores mamários malignos a partir do imageamento da mama [5,6], na detecção do câncer de próstata quando a impedância elétrica transretal é associada com o ultrassom [7], na avaliação da perfusão pulmonar [8], na detecção de redistribuição de pressão pulmonar [9], na visualização de inclusões pleurais [10], na detecção de hematomas subdurais [11] e na avaliação de alterações no volume sistólico [12].

A reconstrução de imagens de TIE consiste na resolução de um problema inverso mal-posto, logo, não há uma única distribuição de condutividade ou resistividade no interior do domínio para um determinado conjunto de potenciais elétricos medidos em eletrodos de superfície [1]. Para medir a distribuição de condutividade ou resistividade elétrica no interior de um domínio condutor faz-se necessário o conhecimento das informações de injeção de corrente elétrica e de medidas de potenciais em eletrodos localizados na fronteira do domínio, como mostra a Fig. 1.

Fig. 1. Eletrodos ao redor da seção do corpo a ser imageado.



Fonte: Autor.

Neste trabalho foi desenvolvido um novo algoritmo híbrido para reconstrução de TIE, baseado em Colônia de Abelhas Artificiais (CAA), a partir da minimização do erro relativo de reconstrução. Sendo os candidatos à solução prováveis distribuições de resistividade elétrica. O erro de reconstrução é definido como o erro relativo entre as distribuições dadas e calculadas de potenciais elétricos na borda do domínio, também chamado de função objetivo.

A Colônia de Abelhas Artificiais trata-se de um algoritmo de busca e otimização baseado no comportamento das abelhas com relação à exploração do espaço de busca a procura de fonte de alimento (néctar) [13]. Neste algoritmo, a posição de uma fonte de alimento representa uma solução possível do problema de

otimização e a quantidade de néctar corresponde à qualidade ou medida de aptidão da solução associada (equivalente ao valor da função objetivo). De acordo com seu algoritmo, as abelhas escudeiras associadas às piores fontes de alimento procuram novas fontes de alimento através de um movimento no espaço de busca baseado em informações de posição das demais fontes de alimento encontradas, nesta nova técnica (CAAh) foi proposto um movimento das abelhas escudeiras baseado na expressão do operador de mutação do algoritmo de Evolução Diferencial (ED) [14]. Muitos resultados de experimentos provaram que a ED é um método capaz de resolver problemas de otimização global [14]. Como é bem conhecido que o *Simulated Annealing* (SA) pode aceitar tanto solução melhor quanto pior de acordo com a probabilidade definida, este mecanismo pode manter a diversidade da população de fontes de alimento de modo que pode evitar a convergência prematura, isto é, evitar o problema de mínimos locais [15]. Desta forma, neste trabalho foi desenvolvido um novo algoritmo híbrido (CAAh), combinando o algoritmo CAA canônico, o operador de mutação da ED e a estratégia de SA para reconstrução de imagens de TIE. Como forma de avaliação quali e quantitativa, foram comparados os resultados obtidos pelo algoritmo CAAh e sua forma canônica (CAA).

II. MATERIAIS E MÉTODOS

A. Formulação Matemática da Reconstrução da TIE

É possível descrever matematicamente a equação que governa o problema inverso da TIE através das Equações de Maxwell. A equação governante da TIE é denominada Equação de Poisson, sendo descrita a seguir:

$$-\nabla \cdot [\sigma(\vec{u})\nabla\varphi(\vec{u})] = \rho \quad (1)$$

Para reconstrução de imagens de TIE, é necessário considerar as condições de contorno:

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

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

onde $\nabla \cdot$ é o operador divergente, ∇ é o operador gradiente, ρ é a carga livre no meio, $\vec{u} = (x, y, z)$ é a posição de um determinado objeto, $\varphi(\vec{u})$ é a distribuição geral dos potenciais, $\varphi_{ext}(\vec{u})$ é a distribuição de potenciais elétricos nos eletrodos de superfície, $I(\vec{u})$ é a corrente elétrica aplicada na superfície, $\sigma(\vec{u})$ é a distribuição de condutividade elétrica (imagem de interesse), Ω é o volume de interesse ou domínio, $\partial\Omega$ é a borda deste domínio e $\hat{n}(\vec{u})$ é o vetor normal a borda na posição $\vec{u} \in \partial\Omega$.

B. Reconstrução de Imagem usando EIDORS

Para se realizar os experimentos foi utilizado o software EIDORS - *Electrical Impedance Tomography and Difuse Optical Tomography Reconstruction Software* [16], uma ferramenta desenvolvida em código aberto desde o ano 1999 para plataformas MatLab (versão 2008a ou superior) e Octave (versão 3.6 ou superior), podendo ser utilizada para resolver os problemas direto e inverso de TIE e Tomografia Óptica baseada em Difusão.

C. Evolução Diferencial

Evolução Diferencial (ED) consiste em um algoritmo evolucionário de otimização e busca, composto pelos operadores básicos de cruzamento e mutação, baseado no Evolucionismo de Darwin e nas Teorias genéticas de Mendel, onde a seleção natural é modelada pela substituição de agentes por seu descendente mais adaptado. Basicamente, um conjunto de candidatos à solução, nomeados agentes, é inicializado com posições aleatórias dentro do espaço de busca. Em seguida, esses agentes são mutados e, por fim, cruzados, de forma a possibilitar a geração de descendentes com melhor aptidão que os agentes originais. Consequentemente, estes agentes são substituídos pelas suas novas versões (descendentes) [14]. Para a evolução diferencial (ED), o i -ésimo agente mutado, comumente conhecido como *trial vector*, é definido pelo operador de mutação como se segue [14]:

- Forma clássica da Mutação (*ED/rand/1/bin*):

$$v_{i,j} = x_{i,j} + F_i \cdot (x_{i_1,j} - x_{i_2,j}) \quad (4)$$

- Forma melhorada da Mutação (*ED/best/1/bin*):

$$v_{i,j} = x_{best,j} + F_i \cdot (x_{i_1,j} - x_{i_2,j}) \quad (5)$$

onde $i \in 1, 2, \dots, N$ e $j \in 1, 2, \dots, D$ são índices escolhidos aleatoriamente, onde N é o número de agentes e D é a dimensão do agente, de modo que $i \neq i_1 \neq i_2$, F_i é um número aleatório no intervalo $[0, 2]$ e $x_{best,j}$ é o agente mais apto na geração corrente.

D. Simulated Annealing

Simulated Annealing (SA) é uma meta-heurística de otimização por busca local de escalada do monte, ou seja, ele pode pular mínimos locais permitindo maior exploração do espaço de busca, sendo baseado na teoria da Termodinâmica de resfriamento de corpos [15]. Sua estratégia para evitar mínimos locais baseia-se na aplicação sequencial de modificações aleatórias no ponto de avaliação da função objetivo, se esta modificação levar 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:

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

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, e 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 [15].

E. Colônia de Abelhas Artificiais

A Colônia de Abelhas Artificiais (CAA) trata-se de um algoritmo de otimização baseado no comportamento das abelhas

com relação à exploração do espaço de busca a procura de fonte de alimento (néctar), sendo introduzido em 2005 por Karaboga et al. [17]. Neste algoritmo, a posição de uma fonte de alimento representa uma solução possível do problema de otimização e a quantidade de néctar corresponde à qualidade ou medida de aptidão da solução associada (equivalente ao valor da função objetivo). A CAA consiste em três grupos de abelhas operárias: campeiras, seguidoras e escudeiras [13,18]. As abelhas campeiras estão associadas com uma fonte de alimento particular, a qual estão explorando. Elas carregam a informação sobre essa fonte particular e compartilham essa informação com uma certa probabilidade [18,19]. A abelha seguidora espera na colmeia pelas abelhas campeiras para tomar a decisão de qual fonte de alimento escolher para explorar. Quando a quantidade de néctar de uma fonte de alimento aumenta, o valor da probabilidade com o qual a fonte de alimento é preferida pelas seguidoras também aumenta [19].

A primeira metade da colônia consiste em abelhas campeiras e a segunda metade em seguidoras. Para toda fonte de alimento existe uma abelha campeira, ou seja, o número de abelhas campeiras é igual ao número de fontes de alimento em torno da colmeia. A abelha campeira (cuja fonte de alimento foi exaurida pelas abelhas) torna-se uma abelha escudeira, cujo papel é explorar o ambiente, sem nenhuma direção, para descobrir novas fontes de alimento. Como resultado desse comportamento, as escudeiras são caracterizadas por baixos custos de busca e baixa média na qualidade da fonte de alimento [13,19]. Ocasionalmente, as abelhas escudeiras podem acidentalmente descobrir ricas fontes de alimento inteiramente desconhecidas [13,19,20].

Pseudocódigo: Colônia de Abelhas Artificiais (CAA)

- 1) *Determine o tamanho da colônia de abelhas (COL), o número inicial de abelhas campeiras (BN), o número de fontes de alimento (SN), que é igual a BN, o número inicial de abelhas seguidoras (BS), que é igual à diferença entre COL e BN, o número de abelhas escudeiras (BE), e o número de tentativas de liberar uma fonte de alimento (lim).*
- 2) *Envie aleatoriamente as abelhas campeiras para as fontes de alimento iniciais ($x_i = 1, 2, \dots, SN$), no espaço D -dimensional.*
- 3) *Envie as abelhas seguidoras para as melhores fontes de alimento encontradas pelas abelhas campeiras e determine as quantidades de néctar ($1 - f_0(x_i)$) ($f_0(x_i)$ - valor da função objetivo) coletadas por cada uma.*
- 4) *Calcule o valor de probabilidade (P) das fontes (n) que serão escolhidas pelas abelhas campeiras (i), usando a expressão:*

$$P_i = \frac{1 - f_0(x_i)}{\sum_{n=1}^{SN} 1 - f_0(x_n)}$$

- 5) *Interrompa o processo de exploração das fontes abandonadas pelas abelhas (SN-1 piores fontes).*
- 6) *Envie as escudeiras, aleatoriamente, para a área de busca para descobrir novas fontes de alimento na vizinhança, onde a posição (v) das novas fontes (i) é dada por:*

$$v_{ij} = x_{ij} + \Phi_{ij} \cdot (x_{ij} - x_{kj})$$

onde: $k \in 1, 2, \dots, BN$ e $j \in 1, 2, \dots, D$ são índices escolhidos aleatoriamente, de modo que $k \neq i$. $\Phi_{i,j}$ é um número aleatório entre $[-1,1]$.

- 7) *Memorize a melhor fonte de alimento encontrada até o momento.*
- 8) *Se o número de tentativas (nt) de descobrir novas fontes de alimento fracassar ($nt > \text{lim}$), ou seja, se durante lim tentativas as fontes de alimento não melhorarem então as abelhas escudeiras devem abandonar suas fontes estagnadas e buscar aleatoriamente novas fontes de alimento (x_i) no espaço D -dimensional.*
- 9) *Se a condição de parada não for alcançada, retorne ao passo 3.*

De acordo com Santos et al. (2018), após comparações de resultados do algoritmo de Colônia de Abelhas Artificiais, na reconstrução de TIE, com algoritmos de inteligência de exame largamente utilizados na literatura, concluíram que a maneira de procurar fontes de alimentos por esse algoritmo não conseguiu encontrar, ao longo das iterações, resultados anatomicamente consistentes e baixos valores da função objetivo. Desta forma, pode-se perceber que melhorar a maneira de procurar fontes de alimento, ou seja, alterar a forma de movimentação das abelhas em busca de alta quantidade de néctar (isto é, melhores fontes de alimento) poderá levar a obter resultados de reconstrução de TIE equiparáveis aos demais obtidos pelos algoritmos de inteligência de enxame utilizados na literatura [20].

F. Algoritmo Híbrido Desenvolvido para Reconstrução de Imagens de TIE

Este novo algoritmo de otimização (CAAH) desenvolvido neste trabalho, consistiu na implementação do pseudocódigo do algoritmo CAA canônico, descrito na *Subseção E*, com algumas modificações, sendo elas: a substituição do movimento das abelhas escudeiras pelo operador de mutação da ED apresentado na equação (5) e a adição da estratégia de SA como segue:

- ❖ A seleção das fontes de alimento é processada comparando o vetor alvo x_{ij} com o vetor de julgamento v_{ij} da população. Além disso, o Simulated Annealing é adicionado dentro do operador de seleção para melhorar a capacidade de busca global, t_G representa a temperatura ambiente da geração corrente e é atualizada como segue:

$$t_G = \frac{t_G}{1 + \beta \sqrt{t_G}} \quad (7)$$

$$x_{i,j,G+1} = \begin{cases} v_{i,j,G}, & \text{se } f(v_{i,j,G}) \leq f(x_{i,j,G}) \\ v_{i,j,G}, & \text{se } f(v_{i,j,G}) > f(x_{i,j,G}) \\ & \text{e resto } \left(\frac{G}{4}\right) = 0 \\ e f(v_{best,j,G}) = f(v_{best,j,G-1}) \\ e f(v_{best,j,G}) = f(v_{best,j,G-2}) \\ e e^{-\frac{f(v_{i,j,G}) - f(x_{i,j,G})}{t_G}} < \text{rand}(0,1) \\ x_{i,j,G}, & \text{Caso contrário} \end{cases} \quad (8)$$

onde: G corresponde a iteração corrente, β é um número aleatório entre $(0,1)$, $v_{i,j,G}$ é a melhor fonte de alimento corrente, $x_{best,j,G-1}$ é a melhor fonte de alimento da iteração anterior ($G-1$) e $x_{best,j,G-2}$ é a melhor fonte de alimento da iteração anterior ($G-2$).

G. 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 todos os algoritmos descritos nesta seção [14, 20]:

$$f_0(x) = \epsilon(x) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n_p} (U_i(x) - V_i)^2}{\sum_{i=1}^{n_p} (V_i)^2}} \quad (9)$$

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

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

Onde $\epsilon(x)$ é o erro relativo do candidato à solução x (também chamado de função objetivo $f_0(x)$), V é a distribuição de potenciais elétricos medidos na borda, e $U(x)$ é a distribuição de potenciais elétricos calculados na borda. Sendo n_p o número de eletrodos na borda.

H. Métodos e Experimentos Propostos

Os candidatos a solução são vetores reais usados como abstrações teóricas para distribuições de resistividade elétrica possíveis, onde cada dimensão corresponde a um determinado elemento finito da grade. Foram realizadas 10 (dez) simulações para a reconstrução de cada imagem ouro afim de obter os resultados quali e quantitativos médios. Para o algoritmo CAA canônico, foram utilizados os mesmos valores dos parâmetros de entrada do algoritmo ABC implementado na literatura [20]. Sendo estes parâmetros, o tamanho da colônia de abelhas (COL = 200), o número inicial de abelhas campeiras (BN = 100), o número de fontes de alimento (SN = 100), o número inicial de abelhas seguidoras (BS = 100), o número de abelhas escudeiras (BE = 10), o número de tentativas de liberar uma fonte de alimento (lim = 3). Para o algoritmo híbrido CAAh, foram utilizados os mesmos tamanho da colônia de abelhas, o número inicial de abelhas campeiras, o número de fontes de alimento e o número inicial de abelhas seguidoras, o número de abelhas escudeiras (BE = 99) e a temperatura inicial ($t_0 = 200.000$). Vale ressaltar que para todas as técnicas de otimização implementadas neste trabalho, foram realizados experimentos para 10, 50 e 100 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, de forma a obter as distribuições de potenciais elétricos na borda dos objetos a serem reconstruídos.

III. RESULTADOS E DISCUSSÃO

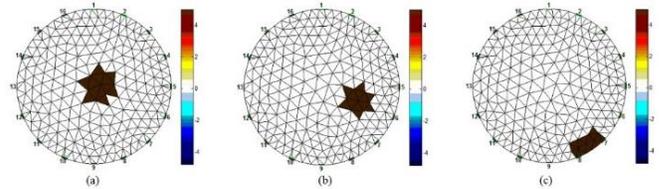
A Fig. 2 mostra os mapas de distribuição de resistividade elétrica simuladas para objetos isolantes eletricamente

colocados em três configurações (imagens ouro): no centro, numa área intermediária e próximo a borda.

As Fig. 4-5 mostram os resultados da reconstrução obtidos a partir dos algoritmos CAA e CAAh, respectivamente, para objetos isolantes colocados no centro (a1, a2 e a3), numa área intermediária (b1, b2 e b3) e perto da borda (c1, c2 e c3) do domínio circular para 10, 50 e 100 iterações. Fig. 3 apresenta o comportamento do erro relativo em relação ao número de avaliações da função objetivo para o objeto isolado nas três configurações. Todos os resultados aqui mencionados foram gerados a partir de um computador HP com processador Intel(R) Core(TM) i7 e memória RAM de 8,00 GB.

Do ponto de vista da análise qualitativa, o comportamento dos algoritmos de reconstrução pode ser investigado pela análise das imagens mostradas pelas Fig. 4-5. De acordo com a Fig. 4, a técnica de otimização CAA não demonstra ser capaz de reconstruir imagens de TIE para objeto isolante no centro, com relação as demais configurações mostraram bons resultados para objeto isolante na área intermediária a partir de 50 iterações, e próximo a borda a partir de 10 iterações. A partir dos parâmetros definidos e utilizados neste trabalho, verifica-se que a técnica aqui desenvolvida (CAAh) demonstrou boa convergência para as configurações reconstruídas, uma vez que seus resultados com 10 iterações já são consistentes para todas as configurações, conforme representados na Fig. 5. Como se pode observar na Fig. 3, as curvas de erro relativo (função objetivo) para todas as configurações reconstruídas mostram que a forma de busca de fontes de alimento através do algoritmo CAA não conseguiu encontrar ao longo das iterações fontes de alimento com alta quantidade de néctar (isto é, baixo valor da função objetivo). Tal fato, é consequência da busca aleatória de novas fontes de alimento, atribuindo a técnica de CAA um caráter não determinístico.

Fig. 2. Objetos de estudo criados no EIDORS para isolante no centro (a), área intermediária (b) e perto da borda (c).



Quanto às curvas de erro relativo obtidas a partir do algoritmo de CAAh da Fig. 3, percebe-se rápida convergência do algoritmo, quando comparado a sua forma canônica (CAA), obtendo melhores fontes de alimento, ao longo das iterações. Tal fato estar relacionado ao caráter determinístico da ED na forma de busca de novas fontes de alimento. Além disso, percebe-se que o decaimento rápido da temperatura mostrado na equação (7) resultou na estagnação rápida do erro relativo, a partir de 4.000 avaliações da função objetivo. Sendo assim, por meio dos gráficos da Fig. 3, é possível avaliar quantitativamente os resultados de acordo com o custo computacional e a convergência dos algoritmos. Pode ser visto claramente que a técnica aqui desenvolvida (CAAh) surgiu como o melhor método para reconstrução de TIE, que é confirmada pela análise qualitativa.

Fig. 3. Comportamento da função objetivo para objeto isolante no centro, área intermediária e próximo a borda do domínio.

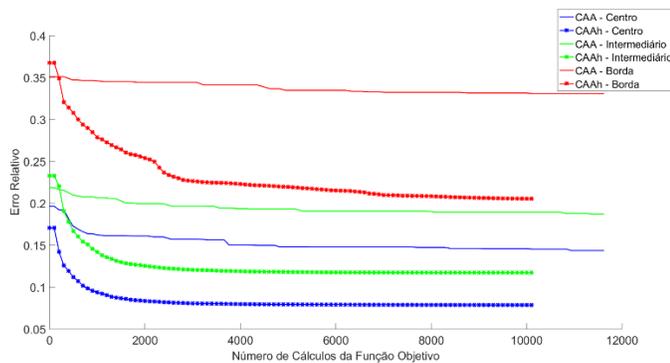


Fig. 4. Resultados da reconstrução para objetos colocados no centro (a1, a2 e a3), área intermediária (b1, b2 e b3), e perto da borda (c1, c2 e c3) do domínio circular para 10, 50 e 100 iterações respectivamente, usando CAA canônico.

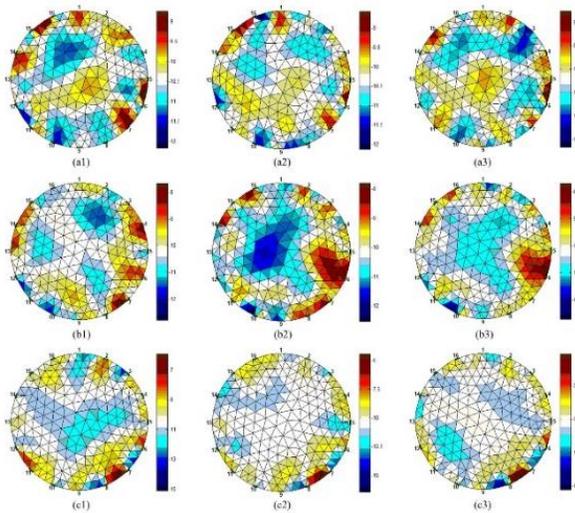
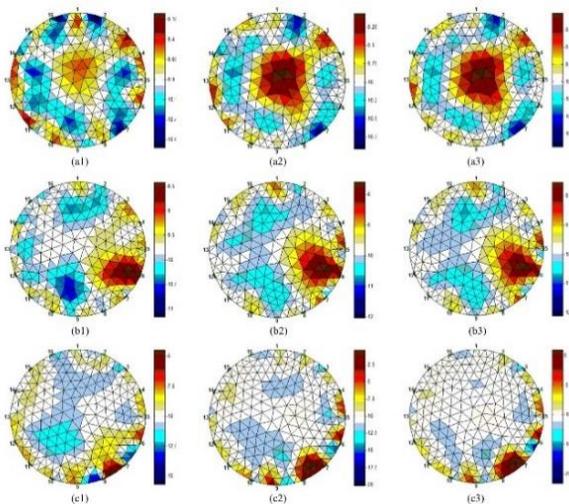


Fig. 5. Resultados da reconstrução para objetos colocados no centro (a1, a2 e a3), área intermediária (b1, b2 e b3), e perto da borda (c1, c2 e c3) do domínio circular para 10, 50 e 100 iterações respectivamente, usando CAAh.



IV. CONCLUSÕES

Em suma, o algoritmo híbrido (CAAh) desenvolvido neste trabalho provou ser a melhor abordagem para a reconstrução de imagens de TIE, tanto do ponto de vista qualitativo quanto quantitativo, quando comparado ao algoritmo de Colônia de Abelhas Artificiais canônico (CAA). Além de ser rápido, obtendo imagens anatomicamente consistentes quando comparadas as imagens ouro, e menor custo computacional quando comparado a sua forma canônica (CAA). Como pesquisas futuras recomenda-se do ponto de vista do software, investigar 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.

REFERÊNCIAS

- [1] M. Cheney, D. Isaacson, and J. C. Newell. "Electrical impedance tomography". *SIAM review*, 41(1):85-101, 1999.
- [2] N. J. Brazeo, R. E. Marra, L. Göcke, and P. V. Wassenauer. "Non-destructive assessment of internal decay in three hardwood species of northeastern north america using sonic and electrical impedance tomography". *Forestry*, 84(1):33-39, 2011.
- [3] R. B. Clay. "Conductivity survey: a survival manual". *Remote sensing in archaeology: An explicitly North American perspective*, pages 79- 107, 2006.
- [4] M. Ts, E. Lee, L. Zhou, K. H. Lee, and J. K. Seo. "Remote real time monitoring for underground contamination in mongolia using electrical impedance tomography". *Journal of Nondestructive Evaluation*, 35(1):1-9, 2016.
- [5] V. A. Cherepenin, A. Y. Karpov, A. V. Korjensky, V. N. Kornienko, Y. S. Kultiasov, M. B. Ochapkin, O. V. Trochanova, and J. D. Meister. "Three-dimensional eit imaging of breast tissues: system design and clinical testing". *IEEE transactions on medical imaging*, 21(6):662- 667, 2002.
- [6] D. D. Pak, N. I. Rozhkova, M. N. Kireeva, M. V. Ermoshchenkova, A. A. Nazarov, D. K. Fomin, and N. A. Rubtsova. "Diagnosis of breast cancer using electrical impedance tomography". *Biomedical Engineering*, 46(4):154-157, 2012.
- [7] Y. Wan, A. Borsic, J. Heaney, J. Seigne, A. Schned, M. Baker, S. Wason, A. Hartov, and R. Halter. "Transrectal electrical impedance tomography of the prostate: Spatially coregistered pathological findings for prostate cancer detection". *Medical physics*, 40(6):063102, 2013.
- [8] J. Riera, P. J. Riu, P. Casan, and J. R. Masclans. "Tomografía de impedancia eléctrica en la lesión pulmonar aguda". *Medicina intensiva*, 35(8):509-517, 2011.
- [9] O. C. Radke, T. Schneider, A. R. Heller, and T. Koch. "Spontaneous breathing during general anesthesia prevents the ventral redistribution of ventilation as detected by electrical impedance tomographya randomized trial". *The Journal of the American Society of Anesthesiologists*, 116(6):1227-1234, 2012.
- [10] R. Bhatia, G. M. Schmölder, P. G. Davis, and D. G. Tingay. "Electrical impedance tomography can rapidly detect small pneumothoraces in surfactant-depleted piglets". *Intensive care medicine*, 38(2):308-315, 2012.
- [11] M. Dai, B. Li, S. Hu, C. Xu, B. Yang, J. Li, F. Fu, Z. Fei, and X. Dong. "In vivo imaging of twist drill drainage for subdural hematoma: a clinical feasibility study on electrical impedance tomography for measuring intracranial bleeding in humans". *PLoS one*, 8(1):e55020, 2013.
- [12] S. Maisch, S. H. Bohm, J. Sola, M. S. Goepfert, J. C. Kubitz, H. P. Richter, J. Ridder, A. E. Goetz, and D. A. Reuter. "Heart-lung interactions measured by electrical impedance tomography". *Critical care medicine*, 39(9):2173-2176, 2011.

- [13] A. B. S. Serapião. “Fundamentos de otimização por inteligência de enxames: uma visão geral”. Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automática, 20(3):271-304, 2009.
- [14] R. R. Ribeiro, A. R. S. Feitosa, R. E. Souza, and W. P. dos Santos. “A modified differential evolution algorithm for the reconstruction of electrical impedance tomography images”. In 5th ISSNIP-IEEE Biosignals and Biorobotics Conference (2014): Biosignals and Robotics for Better and Safer Living (BRC), pages 1-6. IEEE, 2014.
- [15] J. Olensek, T. Tuma, J. Puhán, and Á. Burmen. “A new asynchronous parallel global optimization method based on simulated annealing and differential evolution”. *Applied Soft Computing*, 11(1):1481-1489, 2011.
- [16] A. Adler and W. R. B. Lionheart. “Uses and abuses of EIDORS: An extensible software base for EIT”. *Physiological measurement*, 27(5):S25, 2006.
- [17] D. Karaboga. “An idea based on honey bee swarm for numerical optimization”. Tech. rep., Technical report tr06, Erciyes university, engineering faculty, computer engineering department, 2005.
- [18] C. J. Santana, Jr., M. Macedo, H. Siqueira et al. “A novel binary artificial bee colony algorithm”. *Future Generation Computer Systems*, 2019.
- [19] J. Chen, W. Yu, J. Tian, L. Chen, and Z. Zhou. “Image contrast enhancement using an artificial bee colony algorithm”. *Swarm and Evolutionary Computation*, 38, 287–294, 2018.
- [20] W. P. Santos, R. E. Souza, R. R. Ribeiro, A. R. S. Feitosa, V. A. F. Barbosa, V. L. B. A. Silva, D. E. Ribeiro, and R. C. Freitas. “Image Reconstruction Algorithms for Electrical Impedance Tomography based on Swarm Intelligence”. In: Dr Ying Tan. (Org.). *Swarm Intelligence Volume 3: Applications*. 1ed.: IET Digital Library, v. 3, p. 31-55, 2018.