

**UNIVERSIDADE DE CAXIAS DO SUL
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DA TECNOLOGIA
ENGENHARIA DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO**

GUILHERME VIGANÓ

FUSÃO DE IMAGENS DE TOMOGRAFIA POR IMPEDÂNCIA ELÉTRICA

**CAXIAS DO SUL
2019**

Guilherme Viganó

FUSÃO DE IMAGENS DE TOMOGRAFIA POR IMPEDÂNCIA ELÉTRICA

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Centro de Ciências Exatas, da Natureza e de Tecnologia da Universidade de Caxias do Sul como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Controle e Automação.

Orientador:
Prof. Dr. Guilherme Holsbach Costa

**CAXIAS DO SUL
2019**

Guilherme Viganó

FUSÃO DE IMAGENS DE TOMOGRAFIA POR IMPEDÂNCIA ELÉTRICA

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Centro de Ciências Exatas, da Natureza e de Tecnologia da Universidade de Caxias do Sul como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Controle e Automação.

Orientador:
Prof. Dr. Guilherme Holsbach Costa

Aprovado em ____/____/____

Banca Examinadora

Prof. Dr. Guilherme Holsbach Costa (orientador)
Universidade de Caxias do Sul - UCS

Prof. Dra. Marilda Machado Spindola
Universidade de Caxias do Sul - UCS

Eng. Wenderson Nicanor de Oliveira
Universidade de Caxias do Sul - UCS

RESUMO

A tomografia por impedância elétrica (TIE) é uma técnica promissora, não invasiva, capaz de produzir imagens da distribuição de impedâncias internas de um corpo em tempo real. Apesar de permitir a construção de imagens com alta resolução temporal, a TIE apresenta resolução espacial muito limitada, quando comparada às outras técnicas de obtenção de imagens como tomografia computadorizada (TC) e ressonância magnética nuclear (RMN). O presente trabalho propõe a busca de melhorias na resolução espacial através de um pós-processamento das imagens tomográficas. Uma única abordagem similar encontrada na literatura propõe a Super-Resolução das imagens tomográficas, técnica esta conhecida por seu elevado custo computacional. Neste trabalho, é proposta a fusão aditiva das imagens de TIE, que apresenta um custo computacional mais compatível com aplicações em tempo real. Os resultados obtidos indicam que, pela natureza do problema desse tipo de tomografia, a fusão aditiva é capaz de alcançar a Super-Resolução, melhorando consideravelmente a qualidade das imagens tomográficas a um baixo custo computacional, quando comparado às técnicas de pós-processamento já consolidadas na área.

Palavras-chave: Tomografia por impedância elétrica. Fusão de imagens. Super-Resolução.

ABSTRACT

Electrical impedance tomography (EIT) is a promising, non-invasive and radiation-free technique capable of producing images of the internal impedance distribution of a body in real time. Although it allows the construction of images with high temporal resolution, EIT presents a very limited spatial resolution, when compared with other technologies such as computed tomography (CT) and magnetic resonance imaging (MRI). The present work proposes the search for improvements in the spatial resolution through post-processing the tomographic images. A single similar approach found in the literature proposes the Super-Resolution of the tomographic images, technique known for its high computational cost. In this work, it is proposed the additive fusion of EIT images, which presents computational cost more compatible with real time applications. The results obtained indicate that, due to the nature of the problem of this type of tomography, the additive fusion is able to achieve the Super-Resolution, considerably improving the quality of the tomographic images at a low computational cost when compared to the already consolidated post-processing techniques in the area.

Keywords: Electrical impedance tomography. Image fusion. Super-Resolution.

Aos meus pais.

AGRADECIMENTOS

A jornada em busca do sucesso exige a ajuda de familiares, de amigos, de colegas e de pessoas experientes para iluminar o caminho. Certamente obtive auxílio de diversas pessoas durante a graduação e citar todas aqui seria uma tarefa exaustiva. Desta forma procuro me ater às que tiveram maior influência nas etapas finais desse importante período da minha vida.

Aos meus pais eu devo todo o conhecimento adquirido não só na graduação. Minha mãe, Sílvia R. B. Viganó me ensinou desde cedo a não me contentar com a mediocridade e sempre buscar nada menos do que o melhor. Meu pai, Antonio C. Viganó abriu mão de inúmeros desejos para me fornecer o melhor ensino possível. Foi com ele que aprendi a priorizar o que é realmente importante na vida e jamais desistir de um sonho frente às adversidades. Este trabalho é a única forma que conheço para agradecer o que me foi proporcionado.

Amizades são essenciais no caminho para o sucesso. Elas exercem grande influência em nossa formação profissional e pessoal. Aos meus companheiros de graduação, Gustavo de Camargo, Tiago Marcanzoni e Vinícius Marchesini deixo meu muito obrigado por todos os momentos que passamos juntos. Ao meu grande amigo Matheus Gonçalves Mussi deixo um agradecimento especial por ter me auxiliado de forma direta e indireta neste trabalho e em praticamente toda a minha passagem pela Universidade de Caxias do Sul. Muito obrigado por contribuir para que eu me tornasse uma pessoa melhor.

A estrada que permeia o desenvolvimento de um trabalho de conclusão de curso é sinuosa e cheia de obstáculos. Sem o auxílio de meu professor e orientador Dr. Guilherme Holsbach Costa creio que não teria chegado até aqui. Foram inúmeras as lições que me deu durante toda graduação, mas a que jamais me esquecerei é a importância de aprender a trabalhar sob pressão. Agradeço por ter acreditado em meu potencial e exigido o meu melhor nos últimos 12 meses. Muito obrigado!

Agradeço aos meus avaliadores, Eng. Wenderson Nicanor de Oliveira e Dra. Marilda Machado Spindola que fizeram ponderações importantes para que eu obtivesse êxito no trabalho. Também registro aqui meu agradecimento ao M.e Ricardo Augusto Borsoi que dedicou seu tempo para dar contribuições valiosas à esse trabalho. Tive muita sorte de poder interagir com alguém que possui vasto conhecimento na área.

Por fim, agradeço a todos que contribuíram de forma direta ou indireta e que me influenciaram a reconhecer o que já foi feito e a pensar no próximo passo.

Done. Next.

“We are what we repeatedly do. Excellence, then, is not an act, but a habit.”
Will Durant

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Ilustração de um sistema de TIE de um tórax humano	13
Figura 2 – (a) Representação de um domínio e (b) representação de uma TIE de dados simulados	16
Figura 3 – Análise de uma pesquisa sobre TIE com <i>Total Variation</i>	19
Figura 4 – Representação da discretização de um domínio via MEF	21
Figura 5 – Modelos de discretização do domínio	22
Figura 6 – Objeto circular inserido no domínio	22
Figura 7 – Ilustração do método proposto de fusão de imagens de TIE	25
Figura 8 – Diagrama de procedimentos	27
Figura 9 – Ilustração da aplicação do método proposto ao <i>dataset 1</i>	30

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resultados obtidos na avaliação de EP	29
Tabela 2 – Resultados obtidos na avaliação de VOF	29

LISTA DE SIGLAS

aEIT	<i>Absolute Electrical Impedance Tomography</i>
EIDORS	<i>Electrical Impedance Tomography and Diffuse Optical Tomography Reconstruction Software</i>
EP	Erro de Posição
IC	Iniciação Científica
LMS	<i>Least mean squares</i>
MEF	Método de Elementos Finitos
MSE	<i>Mean Square Error</i>
PD-IPM	<i>Primal Dual-Interior Point Method</i>
RMN	Ressonância Magnética Nuclear
SBRT	Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais
SRR	<i>Super-Resolution Reconstruction</i>
SSIM	<i>Structural Similarity Index</i>
TC	Tomografia Computadorizada
TIE	Tomografia por Impedância Elétrica
TV	<i>Total Variation</i>
UCS	Universidade de Caxias do Sul
UTI	Unidade de Terapia Intensiva
VOF	<i>Volume Overlap Fraction</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

Ω	Domínio
$\partial\Omega$	Superfície do domínio
σ	Distribuição de condutividades
$\mathbf{v}(\sigma)$	Vetor de tensões medidas nos eletrodos
\mathbf{v}_m	Varição temporal das tensões medidas nos eletrodos
θ	Varição temporal das condutividades
θ_m	Varição temporal da condutividade do m -ésimo elemento
$\hat{\theta}$	Estimação das condutividades
$\hat{\Theta}$	Imagem reconstruída
Θ_{bin}	Imagem de impedâncias verdadeiras binarizada
$\hat{\Theta}_{bin}$	Imagem reconstruída binarizada
l_i	Comprimento da i -ésima borda
$F(\theta)$	Operador direto
α	Fator de regularização
$G(\theta)$	Função de regularização
p_r	Centro de massa do objeto real
p_e	Centro de massa do objeto estimado
\mathcal{O}	Ordem do custo computacional

SUMÁRIO

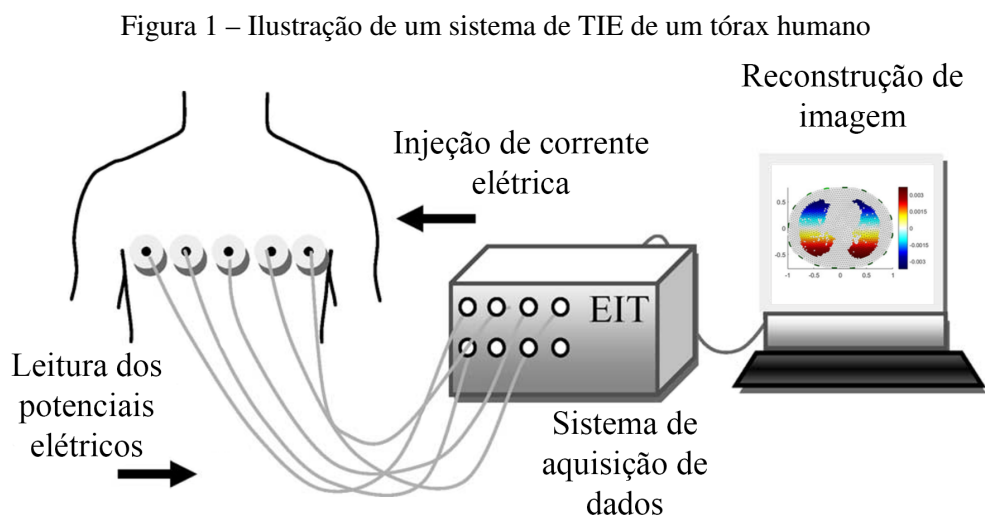
1	INTRODUÇÃO	13
1.1	OBJETIVO GERAL	14
1.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	14
1.3	DELIMITAÇÃO DO TRABALHO	15
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	16
2.1	TOMOGRAFIA POR IMPEDÂNCIA ELÉTRICA	16
2.2	A OBTENÇÃO DE IMAGENS	17
2.2.1	Regularização por <i>Total Variation</i>	19
2.2.2	Reconstrução via PD-IPM	20
2.2.3	Método de elementos finitos	20
2.3	EIDORS	21
2.4	A FUSÃO DE IMAGENS	22
2.5	MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO	23
3	MÉTODO PROPOSTO	25
3.1	PROCEDIMENTOS	26
4	RESULTADOS	28
4.1	A EFICÁCIA DO MÉTODO	28
4.2	O CUSTO COMPUTACIONAL	30
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	32
5.1	PRODUÇÕES ORIUNDAS DESTA TRABALHO	32
	REFERÊNCIAS	33

1 INTRODUÇÃO

O desenvolvimento de técnicas de obtenção de imagem revolucionou o modo como profissionais da área médica tomam decisões. O descobrimento acidental da imagem por raio-X, que se deu em 1895 pelo físico alemão Wilhelm Conrad Roentgen, abriu campo para outras técnicas de obtenção de imagens do interior de um corpo humano (GRASLAND-MONGRAIN; LAFON, 2018). A tomografia por impedância elétrica (TIE) é uma técnica promissora, não invasiva, capaz de produzir imagens das impedâncias internas de um corpo em tempo real e com alta resolução temporal, ainda que com baixa resolução espacial quando comparada com outras tecnologias como a tomografia computadorizada (TC) e ressonância magnética nuclear (RMN) (ZIFAN; LIATSI, 2012).

Mesmo apresentando baixa resolução espacial, a TIE tem sido utilizada em diversas aplicações biomédicas. O monitoramento da região torácica em pacientes submetidos à ventilação forçada em unidades de terapia intensiva (UTI), onde não é viável a utilização de outras técnicas de difícil portabilidade, proporcionou aumento de eficácia do procedimento e diminuição das lesões a longo prazo com o auxílio da TIE (YU et al., 2018). Nessa aplicação, a TIE também apresenta a grande vantagem da obtenção de imagens em tempo real, o que garante informações rápidas possibilitando uma tomada de decisões muito mais eficaz por parte dos médicos.

A tecnologia da TIE consiste em aplicar uma corrente elétrica em um corpo e efetuar a leitura das tensões elétricas na superfície através de eletrodos em contato. A partir dessa leitura e com o auxílio de algoritmos matemáticos é possível obter uma representação da distribuição de condutividades no interior do corpo (GRASLAND-MONGRAIN; LAFON, 2018). A Figura 1 ilustra o funcionamento da tomografia por impedância elétrica de um tórax humano.



Fonte: Adaptado de Lampert (2017).

Além do monitoramento da atividade pulmonar, diversas outras aplicações da TIE na área biomédica podem ser encontradas. Yu et al. (2018) utilizam a TIE na avaliação de lesões abdo-

minais em humanos. Xia et al. (2018) e Guermandi et al. (2014) utilizam TIE para aquisição de imagens crânio-encefálicas. Além da área biomédica, a TIE também possui aplicações na indústria. Karhunen (2010), por exemplo, faz uso dessa técnica para avaliar as condições de estruturas de concreto.

A grande maioria dos estudos na área de TIE são direcionados em busca de aprimorar a resolução espacial das imagens, que é, de fato, o ponto negativo dessa técnica. De forma geral, esses estudos buscam atuar no processo de reconstrução de imagens, através do desenvolvimento de métodos mais eficazes de solução e regularização dos equacionamentos que dão origem às imagens (MUELLER; SILTANEN; ISAACSON, 2002). Existe uma outra abordagem, que consiste em pós-processar as imagens obtidas pelos algoritmos de TIE. Em Borsoi et al. (2018), os autores propõem a Super-Resolução de imagens tomográficas com base em uma técnica destinada a sensores hipotéticos com amostragem espacial não-uniforme (BEN-EZRA et al., 2011; PENROSE, 1974). As malhas de elementos finitos¹ usadas em TIE têm certa similaridade geométrica com as coberturas de Penrose propostas em Ben-Ezra et al. (2011), o que permite que bons resultados sejam obtidos em Borsoi et al. (2018). O problema de técnicas como a de Super-Resolução, usada no trabalho citado, é o custo computacional quando consideradas aplicações em tempo real, uma vez que essa técnica resolve, de forma similar à própria TIE, um problema inverso. Por outro lado, resultados sugerem que, em função da malha de geometria não-uniforme, as imagens podem ser consideravelmente melhoradas com a fusão por técnicas mais simples, como, por exemplo, a fusão por adição (SUTHAKAR et al., 2014), que é explorada neste trabalho.

No Capítulo seguinte é apresentada a fundamentação teórica das ferramentas alvo deste trabalho. No Capítulo 3 o método proposto é apresentado, junto dos procedimentos necessários para a aplicação do mesmo. No Capítulo 4 são apresentados os resultados obtidos. Por fim, no Capítulo 5 são apresentadas considerações finais acerca deste trabalho.

1.1 OBJETIVO GERAL

Aumentar a qualidade de imagens oriundas de algoritmos de tomografia por impedância elétrica através de técnicas de fusão aditiva.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Reunir informações referentes ao processo de obtenção de imagens de tomografia por impedância elétrica, ressaltando as dificuldades do processo em relação à resolução espacial das imagens;
- Investigar a viabilidade do aumento da resolução de imagens tomográficas com baixo

¹Essas malhas são a base formadora das imagens de TIE, funcionando como uma espécie de conjunto de pixels triangulares não uniformes.

custo computacional;

- Avaliar o resultado da fusão aditiva de imagens tomográficas em face a resultados obtidos pela Super-Resolução de imagens.

1.3 DELIMITAÇÃO DO TRABALHO

O foco do presente trabalho é o desenvolvimento de um algoritmo de fusão aditiva de imagens de TIE, bem como a avaliação de desempenho desse algoritmo. A fim de atingir os objetivos estipulados, esta seção traz algumas restrições que são aplicadas para garantir a viabilidade do trabalho.

O presente trabalho não se propõe a implementar ou atuar nos algoritmos envolvidos nos processos de construção das imagens, apesar de serem utilizados para a geração das imagens. Não é proposta a avaliação da aplicação do método de fusão em imagens geradas com diferentes métodos de reconstrução (ao que tudo indica, sem implicar em perda de generalidade), mas pode-se estender à aplicação do método em imagens reconstruídas a partir de diferentes malhas. Apesar de ser um objetivo do trabalho a avaliação da fusão aditiva de imagens tomográficas em face a resultados obtidos pela Super-Resolução, foge ao escopo deste trabalho a implementação do método proposto por Borsoi et al. (2018).

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

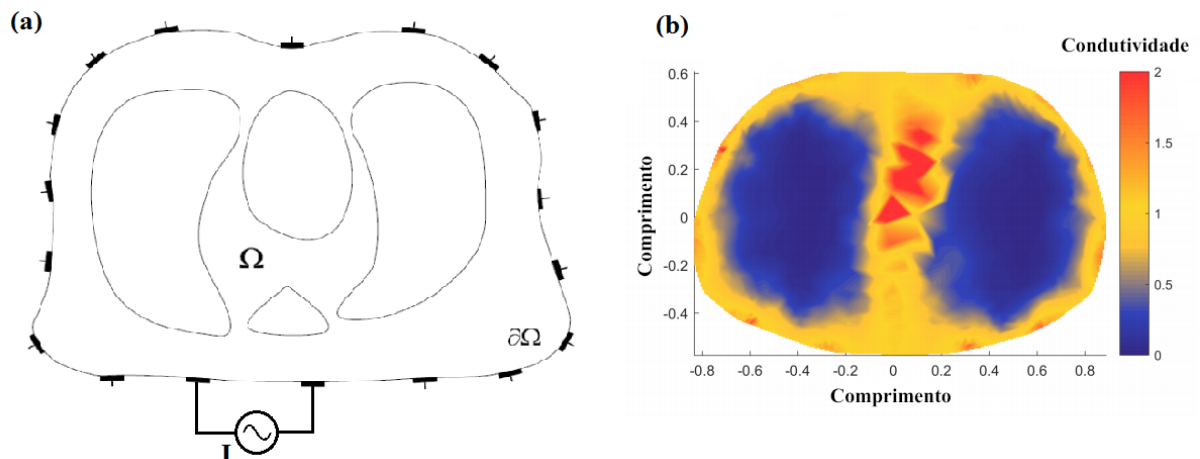
Este Capítulo traz uma descrição da fundamentação de TIE, ressaltando seu funcionamento e o processo de obtenção de imagens, de forma a definir o método utilizado neste trabalho. Em seguida é apresentada uma breve discussão sobre fusão de imagens e sobre métricas de avaliação de qualidade de imagens tomográficas.

A fim de garantir maior clareza, define-se uma notação padrão que será utilizada a partir daqui. Os vetores são sempre representados por letras minúsculas e em negrito. Matrizes e, portanto, imagens são representadas por letras maiúsculas e em negrito. As variáveis escalares são representadas por letras minúsculas itálicas, enquanto as variáveis escalares que simbolizam constantes são representadas por letras maiúsculas itálicas.

2.1 TOMOGRAFIA POR IMPEDÂNCIA ELÉTRICA

As imagens geradas por meio de tomógrafos por impedância elétrica representam uma estimativa da impedância interna do corpo em avaliação, também tratado como domínio. Para isso, é disposta na superfície desse corpo uma série eletrodos. Por via de regra, é injetado um padrão de sinais de corrente alternada entre dois dos eletrodos. Devido às propriedades de resistência elétrica desse corpo, os sinais injetados provocam uma distribuição de potencial elétrico ao longo do mesmo, que se reflete nos eletrodos (GRASLAND-MONGRAIN; LAFON, 2018). Através de medições de potenciais efetuadas nos eletrodos passivos (todos exceto o par de eletrodos pelos quais a corrente é injetada) é possível estimar a distribuição de impedâncias no interior do corpo. Isto é, pode-se gerar uma imagem do interior do domínio. A Figura 2 apresenta em (a) uma representação de um domínio e em (b) uma imagem de TIE de um tórax humano utilizando dados simulados obtida por Lampert (2017).

Figura 2 – (a) Representação de um domínio e (b) representação de uma TIE de dados simulados



Fonte: (a) Adaptado de Borsic (2002) e (b) Adaptado de Lampert (2017).

O que propicia o funcionamento da TIE em seres humanos é o fato de que diferentes tecidos apresentam diferentes condutividades. Grasland-Mongrain e Lafon (2018) trazem em seu trabalho de revisão das técnicas de imagem por impedância elétrica, alguns exemplos de condutividade (medida em siemens por metro) no interior de um corpo. A exemplo, à 1kHz observa-se que tecido adiposo, músculo, sangue e ossos apresentam, respectivamente, condutividade de $0,04Sm^{-1}$, $0,08Sm^{-1}$, $0,03Sm^{-1}$, $0,07Sm^{-1}$.

As abordagens para obtenção de imagens através de tomografia por impedância elétrica podem ser classificadas de várias formas. Uma classificação especialmente útil se dá em relação à forma de avaliação da impedância, sendo neste caso a TIE dividida entre estática e relativa. A TIE estática, também conhecida como *absolute Electrical Impedance Tomography* (aEIT), busca reconstruir uma imagem que representa as impedâncias internas do domínio em um instante de tempo. Segundo Graham (2007), a TIE relativa, tratada na literatura como imagens de diferenças, tem como objetivo mapear a variação de impedâncias durante um intervalo de tempo. O autor ainda reitera que este método é comumente utilizado em aplicações médicas, principalmente onde se necessita verificar a variação de impedâncias no tórax durante a respiração.

2.2 A OBTENÇÃO DE IMAGENS

Ainda que se trate esta técnica como Tomografia por Impedância Elétrica, matematicamente a grandeza que é estimada é a admitividade de cada ponto no interior do domínio. O processo de estimação dessas admitividades pode ser analisado como um problema de otimização, formulado a partir da representação discretizada do domínio – geralmente obtida através do método de elementos finitos (HOLDER, 2005).

Na TIE relativa, é medido nos eletrodos um conjunto de tensões $\mathbf{v}(\sigma_1)$ no instante de tempo t_1 . Em seguida, adquire-se um segundo conjunto de tensões $\mathbf{v}(\sigma_2)$ no instante de tempo t_2 . Essas tensões medidas são então tratadas na forma de suas diferenças temporais, conforme:

$$\mathbf{v}_m = \mathbf{v}(\sigma_2) - \mathbf{v}(\sigma_1). \quad (2.2.1)$$

Segundo Borsic et al. (2010), o objetivo da TIE relativa é reconstruir a variação de condutividade $\theta = \sigma_2 - \sigma_1$ em relação à distribuição de condutividades σ_1 , estimando-a com um operador direto $F(\theta)$ proveniente do método de elementos finitos, que será discutido na Seção 2.2.3.

A abordagem mais comum para o problema de otimização é apresentada por diversos autores na forma de um problema de mínimos quadrados regularizado (BORSIC et al., 2010; GRAHAM, 2007; HOLDER, 2005):

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \{ \|F(\theta) - \mathbf{v}_m\|^2 + \alpha G(\theta) \}, \quad (2.2.2)$$

onde $\hat{\theta}$ é a estimação das condutividades do domínio e $\alpha G(\theta)$ é a regularização do problema, sendo α o fator de regularização e $G(\theta)$ a função de regularização que estabiliza a solução.

Diferentes métodos para a resolução do problema de otimização, processo também chamado de reconstrução das imagens tomográficas (estimação das admitividades), são trazidos na literatura. Esses métodos podem ser classificados em três categorias (CHENEY; ISAACSON; NEWELL, 1999; MUELLER; SILTANEN; ISAACSON, 2002): não-iterativos baseados em linearização; iterativos; e algoritmos de *layer-stripping*.

Os algoritmos de reconstrução baseados em linearização partem da premissa que a condutividade do domínio tem pouca diferença de uma condutividade conhecida, normalmente constante. Alguns exemplos de métodos não-iterativos são o *backprojection*, utilizado por Barber e Brown (1984); o método de momento, apresentado por Berntsen, Andersen e Gross (1991), Connolly e Wall (1988) e Allers e Santosa (1991). Também destaca-se o método de reconstrução de Newton, abordado por diversos autores como, por exemplo, por Cheney et al. (1990) e Fuks et al. (1991).

Já os métodos iterativos, que buscam resolver o problema não linear, são normalmente baseados em: mínimos quadrados, como tratado por Borcea, Berryman e Papanicolaou (1996); formulação equação-erro, utilizado por Kohn e McKenney (1990); ou inversão estatística, apresentado por Kaipio et al. (2000).

Quanto aos métodos baseados em algoritmos de *layer-stripping*, pode-se citar os trabalhos de Somersalo et al. (1991) e John (1992). Apesar de ser bastante referenciado na literatura, esse método é pouco empregado efetivamente como uma solução para o problema inverso pela comunidade acadêmica.

Avaliar a fusão de imagens obtidas com a melhor técnica de reconstrução disponível no estado-da-arte é seguramente de interesse, ainda que o contrário não afete a generalidade da proposta. Entretanto, é difícil definir a partir da literatura qual o melhor método para a obtenção de imagens de TIE, uma vez que os trabalhos muitas vezes divergem em suas conclusões (HOLDER, 2005); (MUELLER; SILTANEN; ISAACSON, 2002); (POLYDORIDES, 2002). Por outro lado, fica clara a tendência sobre a melhor técnica de regularização. Recentemente intensificaram-se os estudos sobre regularização por *Total Variation* (TV) na reconstrução de imagens de TIE (BORSIC et al., 2010; DAI, 2008), já amplamente utilizada em outras áreas, como, por exemplo, na restauração de imagens (CHAN; WONG, 1998) e na reconstrução de imagens com Super-Resolução (FARSIU et al., 2004). Isso deve-se a sua eficácia em regularizar problemas sem penalizar excessivamente as frequências altas associadas às regiões de bordas de uma imagem que, no caso da TIE, são regiões do domínio que apresentam variações abruptas de condutividade. Com isso, surge a necessidade de utilização de métodos de reconstrução que sejam capazes de contornar as não diferenciabilidades inseridas pelo TV (FERREIRA; KASZKUREWICZ; BHAYA, 2008), as quais serão melhor discutidas na Seção 2.2.1.

Possivelmente em razão do apelo da regularização por TV, Borsic et al. (2010) tomaram um caminho contrário à taxonomia de solução de um problema inverso, em que geralmente

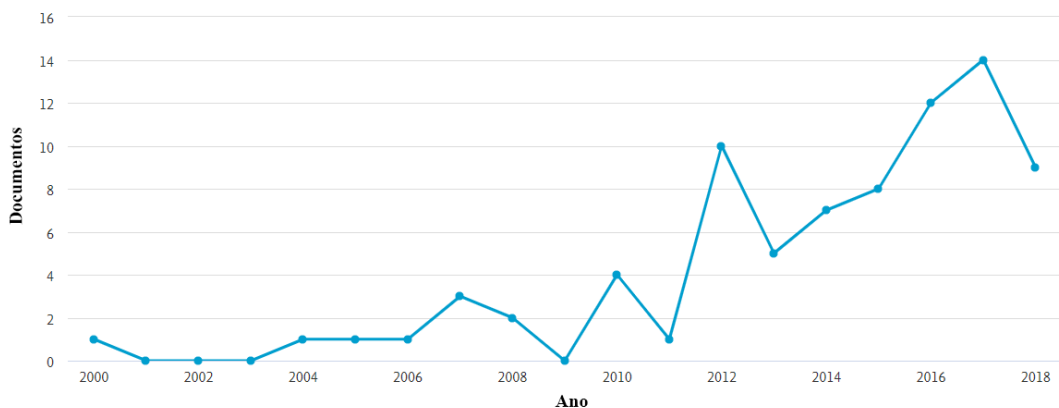
pensa-se na função objetivo e em seguida agrega-se uma parcela de regularização. Borsic et al. (2010) partem da regularização e buscam um método que melhor trate as peculiaridades dessa regularização (TV). Dessa forma, propõem o uso do método PD-IPM (*Primal Dual-Interior Point Method*) com regularização por TV. Este método será utilizado neste trabalho e, portanto, brevemente discorrido na Seção 2.2.2.

2.2.1 Regularização por *Total Variation*

Existem situações em quase todas as aplicações de TIE onde a condutividade interna do domínio apresenta descontinuidades (BORSIC et al., 2010). Na área médica, por exemplo, sabe-se que cada órgão apresenta diferentes propriedades elétricas. Uma forma de contornar essas limitações é introduzindo informação *a priori* para restringir a solução do problema de otimização. Este processo é chamado de regularização (HOLDER, 2005). O método mais comum é conhecido por regularização de Tikhonov (GRAHAM, 2007). Apesar de apresentar resultados satisfatórios em diversas aplicações, a regularização por Tikhonov proporciona imagens com bordas excessivamente suavizadas, o que compromete uma melhor definição dos objetos no domínio em avaliação. Isso ocorre devido ao fato de que regularizações quadráticas penalizam menos as transições suaves e mais as transições abruptas. Já os métodos de regularização de norma L_1 , como o *Total Variation*, penalizam somente a amplitude da transição e não sua inclinação (DAI, 2008).

A literatura propõe a utilização de regularização por *Total Variation* (TV) na reconstrução de imagens de TIE. A base de dados SCOPUS aponta um crescente interesse da comunidade científica sobre esse método de regularização. A Figura 3 apresenta o crescimento no número de publicações que mencionam o TV entre o ano de 2000 e 2018. Borsic et al. (2010) sugerem que este método pode ser usado quando sabe-se que o domínio que está sendo avaliado possui regiões de condutividade homogênea.

Figura 3 – Análise de uma pesquisa sobre TIE com *Total Variation*



Fonte: SCOPUS. Acesso em 25/06/2019.

O TV regulariza a solução avaliando a variação de condutividade na fronteira (borda) entre

dois elementos da malha de elementos finitos, i.e. sendo um elemento m e outro elemento vizinho n , que compartilham a i -ésima borda da malha, a variação de condutividade é dada por: $|\theta_{m(i)} - \theta_{n(i)}|$, em que $\theta_{m(i)}$ é a condutividade do m -ésimo elemento da malha, que tem como fronteira a borda i , e, de forma análoga, $\theta_{n(i)}$ é a condutividade do n -ésimo elemento (BORSIC et al., 2010). A variação em toda a imagem pode ser obtida integrando as variações em todas as bordas da malha

$$TV(\theta) = \sum_i l_i |\theta_{m(i)} - \theta_{n(i)}|, \quad (2.2.3)$$

em que l_i é o comprimento da i -ésima borda.

Nota-se que a regularização por *Total Variation* apresenta não diferenciabilidade nos pontos em que $\theta_{m(i)} = \theta_{n(i)}$, portanto esta condição deve ser abordada por métodos capazes de contornar essas limitações.

2.2.2 Reconstrução via PD-IPM

O inconveniente do uso de regularização por *Total Variation* é o fato de que, por ser de norma L_1 , possui regiões não diferenciáveis. Essas regiões são exatamente nos pontos onde não existem diferença de condutividade. Um método eficiente para lidar com essas não diferenciabilidades foi proposto por Chan e Mulet (1996) em aplicações de restauração de imagens ruidosas. Mais tarde este método, chamado de *Primal Dual-Interior Point Method* (PD-IPM), foi adaptado para o problema de reconstrução de imagens de TIE por Borsic (2002), que em seu trabalho desenvolveu um algoritmo de reconstrução de imagens para a plataforma EIDORS. O fato deste método já ter sido implementado no EIDORS e disponibilizado pelo autor influencia na escolha para a geração das imagens que serão utilizadas no presente trabalho.

2.2.3 Método de elementos finitos

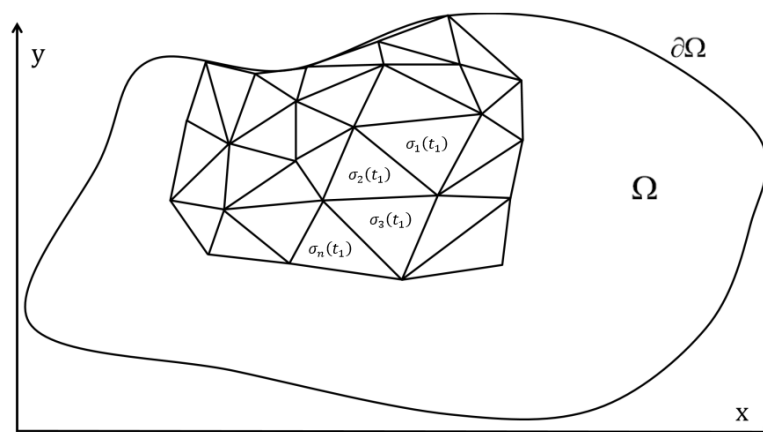
Ainda que não seja objetivo deste trabalho o estudo detalhado da obtenção de imagens de TIE, uma breve discussão sobre a malha de elementos finitos é pertinente, uma vez que ela serve de domínio para a formação dessas imagens tomográficas. O fato de não haver uma solução analítica fechada para o problema direto implica no uso de alternativas numéricas.

Estas soluções analíticas geralmente requerem a solução de equações ordinárias ou diferenciais parciais, o que, devido à complexidade das geometrias, das cargas e das propriedades dos materiais, normalmente não são obtíveis. (LOGAN, 2011, p.1, tradução livre pelo autor).

Por este motivo, é evidente a necessidade de métodos numéricos para solução do problema direto da TIE como o método de elementos finitos (MEF). Esse método, utilizado para efetuar a discretização do domínio, resulta na necessidade de solução de equações algébricas simultâneas

para resolver o problema, em vez de depender da solução de equações diferenciais. Segundo Logan (2011), esses métodos numéricos aproximam os valores desconhecidos no interior do domínio em valores discretos de pontos do modelo contínuo. A Figura 4 apresenta uma representação da construção da malha de elementos finitos em um domínio Ω limitado pela superfície $\partial\Omega$, no instante de tempo t_1 .

Figura 4 – Representação da discretização de um domínio via MEF



Fonte: Adaptado de Lampert (2017).

O MEF para discretização dos domínios que darão origem às imagens que passarão pelo processo de fusão não será implementado neste trabalho. Ao invés, serão utilizadas as funções disponibilizadas pelo EIDORS, seguindo a delimitação do trabalho o que permite focar no pós-processamento das imagens reconstruídas.

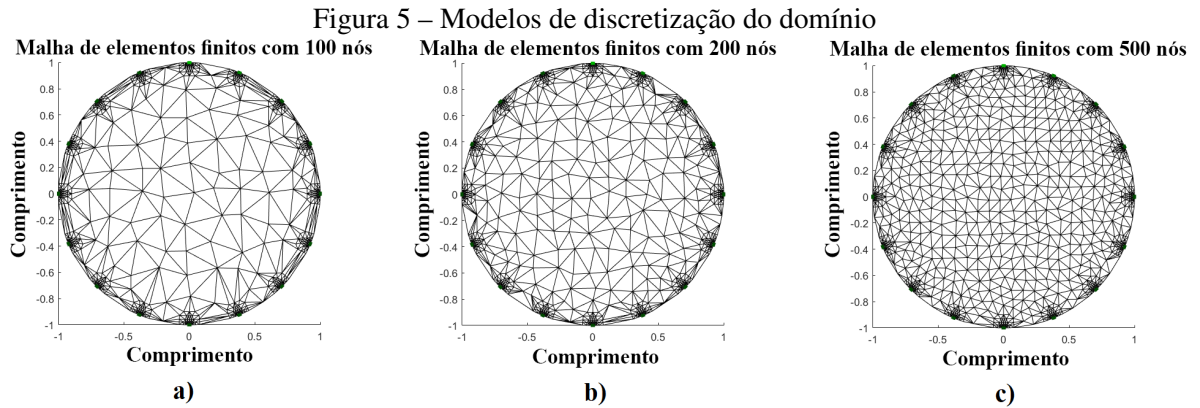
2.3 EIDORS

Em vista a grande necessidade de simulações na área de tomografia por impedância elétrica, Vauhkonen et al. (2001) desenvolveram um pacote de código aberto com o objetivo de facilitar a colaboração de pesquisadores. O EIDORS (*Electrical impedance and diffuse optical tomography reconstruction software*) funciona como um *toolbox* para o *software* MATLAB¹, que permite a geração de malhas e implementação do método de elementos finitos, bem como as ferramentas de reconstrução e regularização de imagens de TIE.

Através das parametrizações iniciais da resolução do chamado problema direto (através do MEF), é possível definir o tipo do domínio, o número de eletrodos, o número de nós que serão gerados, o refinamento da malha nas proximidades dos eletrodos, bem como outros parâmetros que implicam diretamente no resultado. A Figura 5 demonstra diferentes malhas geradas em um domínio do tipo circular de raio 1 com 16 eletrodos equidistantes e 100 (a), 200 (b) e 500 (b) nós. Sabe-se que número de nós reflete no número de elementos presentes na malha. Para 100, 200 e 500 nós, obtém-se aproximadamente 1300, 1450 e 1900 elementos, respectivamente.

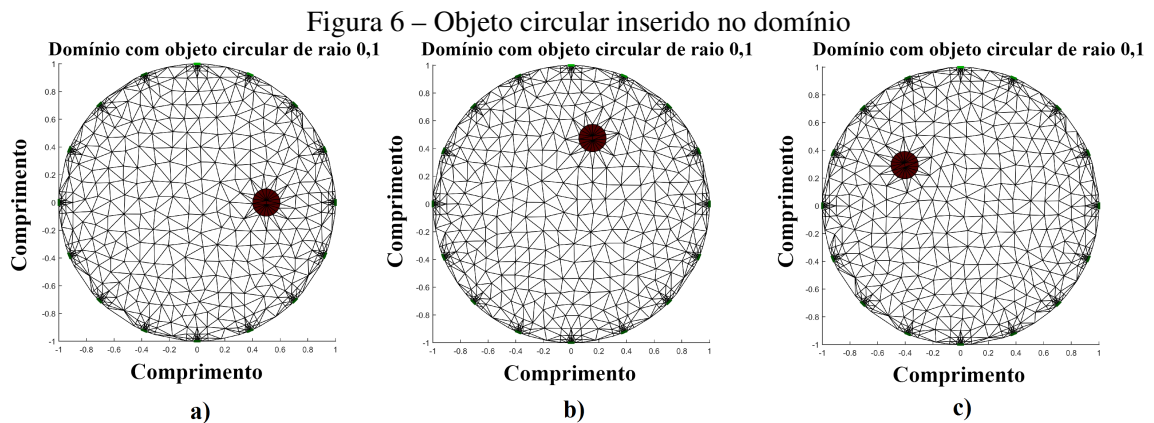
¹Software interativo desenvolvido pela Math Works Inc para cálculos numéricos com matrizes.

É trivial que quanto maior o nível de refinamento da malha, i.e. maior o número de nós, mais a discretização aproxima-se do domínio verdadeiro (modelo contínuo). Contudo, deve-se levar em conta o aumento do custo computacional proporcionalmente ao aumento do número de nós, ainda que a discretização de um domínio ocorra somente uma vez em todo o processo.



Fonte: Autor (2018).

Além da possibilidade de importação de dados, o EIDORS também permite a inserção de objetos em um domínio. Os objetos podem ser posicionados em qualquer ponto do domínio. A Figura 6 representa um domínio com um objeto circular inserido em diferentes posições, simulando um movimento circular no entorno do centro do domínio (raio de movimento constante). Os domínios foram discretizados com uma malha de aproximadamente 300 nós (aproximadamente 1800 elementos), a fins de ilustração.



Fonte: Autor (2018).

2.4 A FUSÃO DE IMAGENS

O principal objetivo da fusão de imagens é reunir todas as informações visualmente importantes de diferentes imagens, tal que a imagem resultante contenha informações mais completas e precisas do que as imagens de entrada (SUTHAKAR et al., 2014). Diversas maneiras

de efetuar essa fusão são apresentadas na literatura. Uma técnica popular é a de Reconstrução de imagens com Super-Resolução (SRR – *Super-Resolution Reconstruction*) (BORSOI et al., 2018). A Super-Resolução de imagens utiliza-se da fusão para aumentar a resolução de uma ou de várias imagens. Uma das principais desvantagens da SRR é o custo computacional envolvido. Em outro extremo, encontra-se a fusão de imagens por adição (SUTHAKAR et al., 2014), que busca o valor médio pixel-a-pixel das imagens de entrada.

Em geral, as técnicas de fusão requerem precisão no alinhamento espacial dos objetos presentes nas imagens a serem fundidas. O processo de alinhamento entre as imagens é tratado na literatura por registro de imagens (*image registration*) e, por via de regra, demanda um etapa anterior que faça a estimação do movimento relativo entre os objetos de duas cenas (ALEGRO, 2014).

Por fim, fusão, registro e estimação de movimento podem ser realizados conjuntamente, modelados em um único problema de otimização. Mais comumente, estimação de movimento e registro são modelados como um problema e fusão em outro (PARK; PARK; KANG, 2003).

2.5 MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO

A avaliação da qualidade de imagens é proposta de diferentes formas na literatura, variando de acordo com a aplicação final. A área de Super-Resolução, por exemplo, comumente utiliza o erro quadrático médio (MSE — *Mean Square Error*) (COSTA; BERMUDEZ, 2007). Essa figura de mérito já não é adequada para aplicações em que as imagens não possuem uma similaridade consideravelmente alta. Nesses casos, como em aplicações de TV Digital, é comum o uso de SSIM (*Structural Similarity Index*). A fusão de imagens com múltiplas exposições (*Multi-Exposure Fusion*) não dispõe de imagem de referência, como demanda o SSIM, e portanto utiliza uma métrica conhecida como MEF-SSIM (MA et al., 2018). De forma similar, a área de TIE possui figuras de mérito bastante peculiares para avaliação das imagens reconstruídas. Em suma, o que é feito é a avaliação de distorções no formato e na posição do objeto em avaliação. Duas das principais métricas de avaliação para quantificar essas divergências são (BORSOI et al., 2018; GERIG; JOMIER; CHAKOS, 2001; ADLER et al., 2009):

1. *Volume overlap fraction* (VOF) — mede a sobreposição relativa dos volumes dos objetos original e estimado, pontuando 1 para perfeita concordância dos volumes e 0 para total discordância

$$VOF(\hat{\Theta}_{bin}, \Theta_{bin}) = \frac{\|\hat{\Theta}_{bin} \cap \Theta_{bin}\|}{\|\hat{\Theta}_{bin} \cup \Theta_{bin}\|}, \quad (2.5.1)$$

em que $\hat{\Theta}_{bin}$ é a imagem reconstruída (impedâncias estimadas) binarizada e Θ_{bin} é a imagem do modelo original (impedâncias verdadeiras) binarizada;

2. *Variação do centro de massa* — mede a diferença entre a posição dos objetos original e

estimado

$$EP = p_r - p_e \quad (2.5.2)$$

em que p_r representa a distância entre o centro de massa do objeto original e o centro do domínio, e p_e representa a distância entre o centro de massa do objeto na imagem reconstruída e o centro do domínio reconstruído.

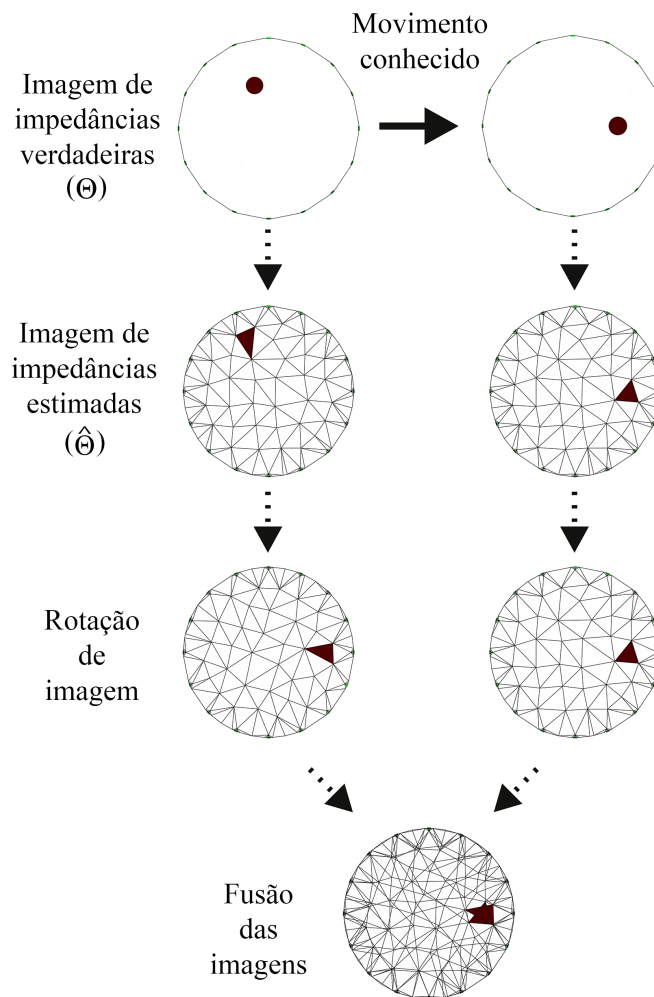
O processo descrito por Borsoi et al. (2018) para utilização da métrica VOF consiste em binarizar tanto a imagem do modelo original quanto a imagem reconstruída e em seguida aplicar a função.

3 MÉTODO PROPOSTO

Na reconstrução de imagens de TIE busca-se imagens com boa definição de bordas dos objetos do domínio. Para isso propõe-se a utilização de fusão aditiva de imagens, em confronto à nova proposta de Super-Resolução de Borsoi et al. (2018).

A característica de irregularidade da malha de elementos finitos em um problema de TIE funciona de forma similar a uma amostragem (espacialmente) aperiódica com os pixels de formato não uniforme. A partir dessa característica, sob determinadas condições, imagens registradas e fundidas por adição sobre uma malha periódica (matricial) de alta resolução aparentemente podem levar a uma melhor resolução, em função da não uniformidade do formato dos elementos da malha, como é ilustrado na Figura 7.

Figura 7 – Ilustração do método proposto de fusão de imagens de TIE



Fonte: Autor (2019).

Sejam duas condições de um domínio homogêneo dentro do qual um objeto se desloca, como ilustrado na primeira linha da Figura 7. Assume-se então duas imagens tomográficas

desse domínio, conforme ilustradas na segunda linha da figura. Essas imagens podem ser registradas, gerando o alinhamento representado na terceira linha. Se sobrepostas as duas imagens da terceira linha da Figura 7, então, chega-se a uma imagem similar a ilustrada na quarta e última linha. Sendo os elementos de geometrias distintas, a média (adição) das imagens já é suficiente para agregar nova informação espacial (geometria). Obviamente, para que essa adição seja possível, as malhas de elementos finitos devem ser previamente super-amostradas por uma matriz de pixels de alta resolução. Note-se que esse tipo de super-amostragem não só é proposto por Borsoi et al. (2018) e Ben-Ezra et al. (2011) como também é condição para que se imprima o resultado de uma imagem de TIE em qualquer dispositivo de vídeo.

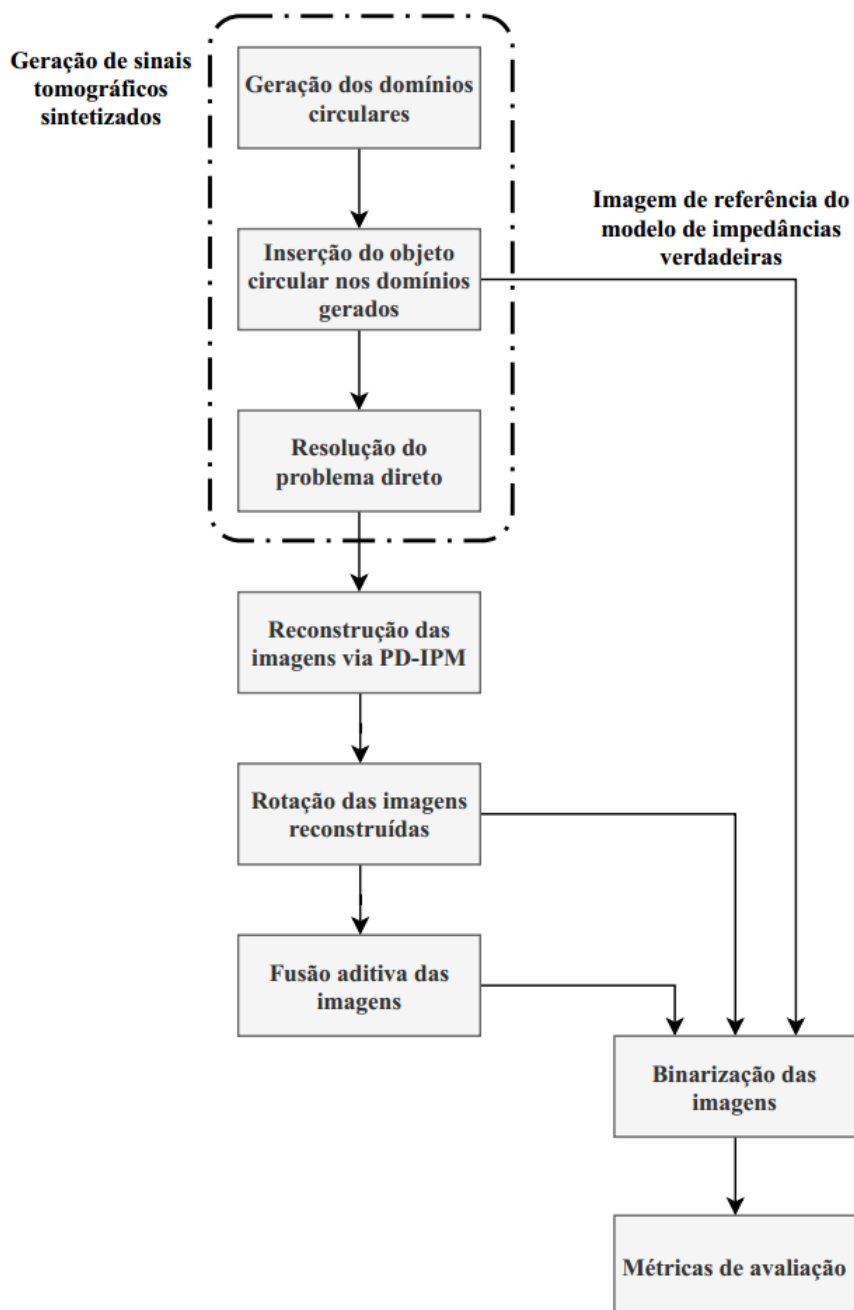
3.1 PROCEDIMENTOS

A fim de avaliar a qualidade das imagens de TIE após o processo de fusão por adição, alguns passos devem ser previamente executados. Inicialmente é utilizado o EIDORS para a obtenção das imagens a serem fundidas. Para isso, é definido um domínio circular de condutividade homogênea, com 16 eletrodos, conforme representado pela Figura 5. Através das funções disponíveis no EIDORS, insere-se um objeto circular de condutividade homogênea, diferente da condutividade do domínio e em diferentes posições, respeitando sempre o mesmo raio de deslocamento em relação ao centro a fim de facilitar o processo de alinhamento dos objetos na etapa de registro.

O problema direto da TIE consiste em aplicar os padrões de injeção corrente no modelo obtido através do MEF e efetuar as medições dos potenciais gerados. O padrão de injeção utilizado neste trabalho é do tipo adjacente, i.e. a corrente é injetada entre dois eletrodos vizinhos e a leitura das tensões é feita nos demais eletrodos. Apesar de influenciar na imagem reconstruída, os diferentes padrões de injeção não interferem no processo de fusão por adição, desde que todas as imagens sejam geradas a partir do mesmo padrão.

Em seguida são reconstruídas as diferentes imagens através do método PD-IPM com regularização por TV desenvolvido por Borsic et al. (2010). De posse das imagens reconstruídas, é possível iniciar o processo proposto neste trabalho, no qual é feita a rotação para alinhamento dos objetos das imagens (registro) e executado o processo de fusão por adição das imagens. A fim de quantificar o desempenho do método proposto, são implementadas as métricas discutidas na Seção 2.5. O diagrama apresentado na Figura 8 demonstra, sucintamente, os passos a serem tomados no desenvolvimento do método proposto.

Figura 8 – Diagrama de procedimentos



Fonte: Autor (2019).

4 RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados os resultados quantitativos das simulações a fim de ilustrar a eficiência do método proposto considerando o erro de posição (EP) e o *volume overlap fraction* (VOF). Também é apresentado um exemplo típico dos resultados obtidos pelo método proposto para ilustrar a melhora perceptual na qualidade da imagem.

Foram gerados oito conjuntos de imagens, tratados aqui como *datasets*, utilizando a plataforma EIDORS, cada conjunto contendo 5 imagens reconstruídas através do PD-IPM com regularização por TV seguindo as diretrizes determinadas na Seção 3.1. Os *datasets* de 1 a 4 foram gerados utilizando a malha de reconstrução do tipo “c2d3d”, que contém aproximadamente 1000 elementos, enquanto os *datasets* de 5 a 8 foram gerados com uma malha mais refinada (“f2d3d”), que contém aproximadamente 2500 elementos. As malhas mencionadas são malhas padrões disponíveis no EIDORS, para as quais o código informado é parâmetro de entrada no algoritmo de reconstrução.

Para que seja possível a aplicação do método de fusão é necessário que as imagens sejam geradas em escala de cinza, ou seja, que as impedâncias sejam representadas por sinais de uma única dimensão. Entretanto, para fins de adequação à forma de comunicação/ilustração comumente utilizada pela comunidade de tomografia por impedância elétrica, a imagem resultante da fusão é convertida para um mapa de cores predefinido, de forma condizente com as imagens usualmente observadas na literatura. O mapa de cores utilizado neste trabalho é chamado “*blue_red*” no EIDORS, e é o padrão utilizado na plataforma.

4.1 A EFICÁCIA DO MÉTODO

Após efetuar o processo de fusão das imagens, as métricas de avaliação, discutidas na Seção 2.5, foram aplicadas para quantificar as distorções entre a imagem fundida obtida a partir de cada *dataset* e o modelo de impedâncias verdadeiras. Em seguida foram aplicadas as mesmas métricas para todas as imagens de cada *dataset* a fim de possibilitar a comparação dos valores de EP e VOF entre tais imagens e as resultantes do processo de fusão. Os resultados obtidos são apresentados nas Tabelas 1 e 2.

A partir da Tabela 1 é possível calcular a redução do erro de posição das imagens originais de cada *dataset* em comparação às imagens obtidas pelo método de fusão. Para os primeiros 4 *datasets*, observa-se que, na média, houve uma redução de aproximadamente 85% no EP. Já para os *datasets* de 5 a 8, que foram gerados com uma malha mais refinada que os primeiros 4, observa-se uma redução do EP de aproximadamente 53%, na média.

Da mesma forma que são calculadas as reduções do EP, pode-se calcular a eficácia do método em relação a forma do objeto reconstruído. Conforme ressaltado na Seção 2.5, a métrica VOF pontua 1 para perfeita concordância dos volumes e 0 pra total discordância. Para os *datasets* de 1 a 4 houve um aumento do VOF de aproximadamente 0,38%, na média. Analisando os

Tabela 1 – Resultados obtidos na avaliação de EP

	EP médio das imagens	EP imagem fundida
<i>Dataset 1</i>	9,2456	0,5728
<i>Dataset 2</i>	8,6831	2,9706
<i>Dataset 3</i>	12,0520	1,1501
<i>Dataset 4</i>	12,6724	1,3952
<i>Dataset 5</i>	4,9551	0,8099
<i>Dataset 6</i>	2,7048	2,9564
<i>Dataset 7</i>	3,9643	0,6976
<i>Dataset 8</i>	5,2521	3,4583

Fonte: Autor (2019).

Tabela 2 – Resultados obtidos na avaliação de VOF

	VOF médio das imagens	VOF imagem fundida
<i>Dataset 1</i>	0,5085	0,5205
<i>Dataset 2</i>	0,5052	0,5080
<i>Dataset 3</i>	0,5418	0,5120
<i>Dataset 4</i>	0,4672	0,4899
<i>Dataset 5</i>	0,4494	0,4550
<i>Dataset 6</i>	0,4714	0,4709
<i>Dataset 7</i>	0,4406	0,4444
<i>Dataset 8</i>	0,4500	0,4539

Fonte: Autor (2019).

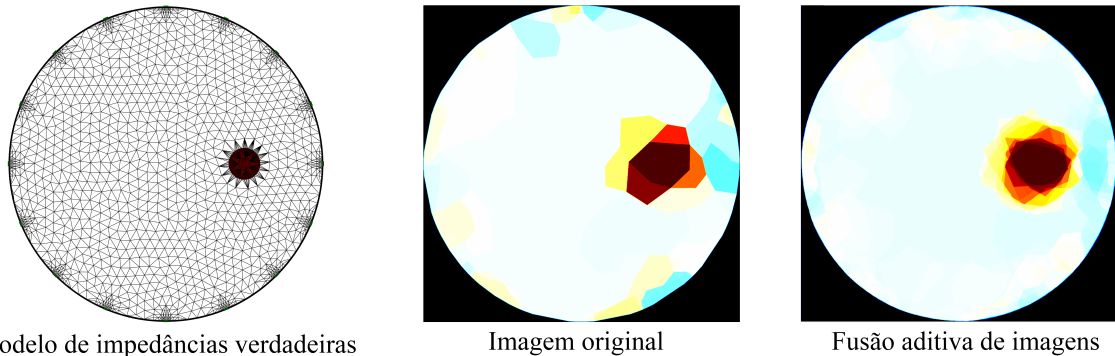
datasets de 5 a 8, observa-se um aumento do VOF de aproximadamente 0,71% na média.

Nota-se que os resultados não são somente mensuráveis, mas também visualmente perceptíveis. A Figura 9 traz uma comparação entre a primeira imagem do *dataset 1* e a fusão aditiva das imagens do mesmo conjunto.

As imagens dos *datasets 1* e 8 também foram pós-processadas através do método de SRR proposto por Borsoi et al. (2018). Para fins de comparação, foram aplicadas as mesmas métricas de avaliação utilizadas para quantificar a qualidade das imagens fundidas de forma aditiva. A imagem obtida pelo método de SRR de Borsoi et al. (2018) a partir do *dataset 1* apresentou um erro de posição de 6,6009 e um VOF de 0,6685. Já a imagem obtida a partir do *dataset 8* apresentou um EP de 7,6822 e um VOF de 0,6599.

Quando comparadas as imagens resultantes dos dois métodos, as métricas sugerem que o método de fusão aditiva de imagens leva vantagem em relação à posição do objeto, porém é menos eficaz no que diz respeito ao formato desse objeto — o que pode ser verificado através dos

Figura 9 – Ilustração da aplicação do método proposto ao *dataset 1*



Fonte: Autor (2019).

valores de VOF. Para o *dataset 1*, nota-se que o EP da imagem super-resolvida através do método proposto por Borsoi et al. (2018) é aproximadamente 11 vezes maior que o EP da imagem obtida por fusão aditiva, enquanto o VOF é aproximadamente 1,3 vezes maior (o que determina maior concordância com o modelo de impedâncias verdadeiras). Já para o *dataset 8*, o EP da imagem super-resolvida é aproximadamente 2,2 vezes maior que o da imagem fundida de forma aditiva. O VOF da imagem resultante do método de Borsoi et al. (2018), entretanto, apresentou um valor aproximadamente 1,45 vezes maior do que o da imagem do método proposto neste trabalho.

4.2 O CUSTO COMPUTACIONAL

Quando se trata de tomografia por impedância elétrica, deseja-se manter a característica de alta resolução temporal (ZIFAN; LIATSI, 2012). Portanto, os algoritmos envolvidos devem ser capazes de reconstruir as imagens em um curto período de tempo sem que ocorram prejuízos substanciais na qualidade das imagens. Este curto período de tempo pode ser sempre analisado em comparação com as outras técnicas de obtenção de imagens mencionadas no Capítulo 1. O custo computacional do algoritmo está diretamente envolvido com o tempo necessário para a reconstrução de imagens e a sua análise, mesmo que sucinta, não pode ser negligenciada quando se desenvolve algoritmos de pós-processamento de imagens.

Dado que o presente trabalho tem como um de seus objetivos a avaliação dos resultados do método proposto em face a resultados obtidos via SRR, é seguramente de interesse avaliar também o custo computacional envolvido na proposta de Borsoi et al. (2018). Nesse trabalho, os autores apresentam apenas a ordem do custo computacional (CORMEN et al., 2012), sendo ela $\mathcal{O}(M^3)$, em que M é o número de pixels da imagem super-resolvida. Ao mesmo tempo, é apresentada uma discussão que aponta para a possibilidade de redução desse custo em detrimento de qualidade da imagem reconstruída. A literatura na área apresenta o *least mean squares* (LMS) como o algoritmo de SRR de menor custo computacional disponível na literatura (COSTA; BERMUDEZ, 2007). O LMS é um algoritmo recursivo, ou seja, que pode

realizar várias iterações por *frame*, baseado nas técnicas de filtragem adaptativa. Esse algoritmo depende do modelo de degradação das imagens, cujo modelo mais simples recai em, no mínimo, uma operação de convolução que implementa uma filtragem passa baixas. As condições de aplicação que levam ao menor custo computacional do LMS são (COSTA; BERMUDEZ, 2007): (i) assunção de uma degradação cuja máscara de convolução possa ser modelada por um filtro de dimensão 2×2 ; (ii) uma única iteração do algoritmo por *frame*. Considerando tais condições, de acordo com a avaliação de custo computacional apresentada por Fracasso (2017), o LMS apresenta $17M$ operações de ponto flutuante para cada imagem processada, considerando-se ainda que no caso da aplicação em TIE a imagem de entrada também possui M pixels. Para processar 5 imagens, como nas simulações apresentadas no capítulo anterior, o número de operações eleva-se para $85M$. Em contrapartida, a técnica de fusão aditiva, que, segundo Suthakar et al. (2014), é a técnica mais simples de fusão de imagens, apresenta um custo computacional de $5M$ operações de ponto flutuante, quando considerada a fusão de 5 imagens.

No entanto, os próprios Elad e Feuer (1999), que propuseram o LMS aplicado à SRR de imagens, avaliam o custo computacional por uma outra ótica: através do número de produtos por pixel. Sob as mesmas condições de aplicação avaliadas com os critérios propostos na análise do custo computacional pela ótica de Fracasso (2017), o LMS resulta em 5 produtos/pixel. Sob esses mesmos critérios, o método de fusão aditiva de imagens pode levar ao custo de zero produtos por pixel, considerando que a média das imagens possa ser substituída pela soma¹. Se a média for efetivamente considerada, o custo do algoritmo proposto recai em apenas 1 produto/pixel, ou seja, cinco vezes menos que o algoritmo de SRR de menor custo computacional.

¹A diferença entre a operações de média e de soma pode ser interpretada como uma mera adequação de amplitude.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho traz a proposta de buscar uma melhor resolução espacial por um viés distinto dos que buscam atuar nos equacionamentos envolvidos no processo da TIE: através de um pós-processamento das imagens reconstruídas. Para tal, foi utilizado o método de fusão aditiva de imagens, que consiste na média pixel-a-pixel das imagens de entrada. Essa técnica é usualmente limitada para aplicações de reconstrução de imagens, sendo efetiva apenas em aplicações simples, como a eliminação de ruído aditivo de média zero.

Entretanto, pela natureza do problema desse tipo de tomografia, este trabalho mostra que a fusão aditiva é capaz de alcançar a Super-Resolução, melhorando consideravelmente a qualidade das imagens tomográficas a um baixo custo computacional em relação às técnicas presentes na literatura. A característica que torna isso possível, de fato, é a não uniformidade dos elementos (pixels) da imagem tomográfica original, ou seja, a geometria triangular e com diferentes áreas dos elementos da malha de elementos finitos.

Este trabalho indica, dadas as condições de aplicação impostas, que a fusão aditiva de imagens pode levar à um aumento de resolução pelo viés de agregamento de informação das imagens. Tanto as avaliações de distorções na posição quanto as avaliações de distorções no formato apresentaram resultados positivos quando aplicado o método proposto. Essas informações são de grande relevância para aplicações que se assemelham com as condições de estudo do presente trabalho MURPHY; MAHARA; HALTER (2016).

A análise de custo computacional também apresentou resultados satisfatórios. Seja pela ordem do custo computacional, destacado por Borsoi et al. (2018), ou pelo número de operações em ponto flutuante do algoritmo LMS, abordado por Fracasso (2017), ou até mesmo através do número de produtos por pixel (ELAD; FEUER, 1999), o método de fusão aditiva de imagens demonstra menor custo computacional do que o método de SRR proposto por Borsoi et al. (2018).

Como trabalhos futuros, aponta-se a possibilidade de uma análise teórica dos limites da Super-Resolução, nos moldes já apresentados por Baker e Kanade (2002) e por Ben-Ezra et al. (2011), agora considerando as características das malhas de elementos finitos.

5.1 PRODUÇÕES ORIUNDAS DESTE TRABALHO

- “Fusão de imagens de tomografia por impedância elétrica”, **submetido para** a sessão de Iniciação Científica do XXXVII Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais, Petrópolis - RJ, 29/09 a 02/10 de 2019 (ver Anexo 1).

REFERÊNCIAS

- ADLER, A. et al. Greit: a unified approach to 2d linear eit reconstruction of lung images. **Physiological measurement**, [S.l.], v. 30, n. 6, 2009.
- ALEGRO, M. d. C. **Registro de imagens de histologia e ressonância magnética: aplicação em imagens do encéfalo**. 2014. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) — Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2014.
- ALLERS, A.; SANTOSA, F. Stability and resolution analysis of a linearized problem in electrical impedance tomography. **Inverse problems**, [S.l.], v. 7, n. 4, p. 515, 1991.
- BAKER, S.; KANADE, T. Limits on super-resolution and how to break them. **IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.**, Washington, DC, USA, v. 24, n. 9, p. 1167–1183, Sept. 2002.
- BARBER, D. C.; BROWN, B. H. Applied potential tomography. **Journal of Physics E: Scientific Instruments**, [S.l.], v. 17, n. 9, 1984.
- BEN-EZRA, M. et al. Penrose pixels for super-resolution. **IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence**, [S.l.], v. 33, n. 7, p. 1370–1383, 2011.
- BERNTSEN, S.; ANDERSEN, J. B.; GROSS, E. A general formulation of applied potential tomography. **Radio Science**, [S.l.], v. 26, n. 2, p. 535, 1991.
- BORCEA, L.; BERRYMAN, J. G.; PAPANICOLAOU, G. C. High-contrast impedance tomography. **Inverse problems**, [S.l.], v. 12, n. 6, p. 835, 1996.
- BORSIC, A. **Regularisation methods for imaging from electrical measurements**. 2002. 161 p. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) — Oxford Brookes University, 2002.
- BORSIC, A. et al. In vivo impedance imaging with total variation regularization. **IEEE transactions on medical imaging**, [S.l.], v. 29, n. 1, p. 44, 2010.
- BORSOI, R. A. et al. Super-resolution reconstruction of electrical impedance tomography images. **Computers & Electrical Engineering**, [S.l.], v. 69, p. 1–13, 2018.
- CHAN, T. F.; MULET, P. **Iterative methods for total variation image restoration**. [S.l.]: Department of Mathematics, University of California, Los Angeles, 1996.
- CHAN, T. F.; WONG, C.-K. Total variation blind deconvolution. **IEEE transactions on Image Processing**, [S.l.], v. 7, n. 3, p. 370–375, 1998.
- CHENEY, M. et al. Noser: an algorithm for solving the inverse conductivity problem. **International Journal of Imaging Systems and Technology**, [S.l.], v. 2, n. 2, p. 66, 1990.
- CHENEY, M.; ISAACSON, D.; NEWELL, J. C. Electrical impedance tomography. **SIAM review**, [S.l.], v. 41, n. 1, p. 85, 1999.
- CONNOLLY, T. J.; WALL, D. J. N. On an inverse problem, with boundary measurements, for the steady state diffusion equation. **Inverse Problems**, [S.l.], v. 4, n. 4, p. 995, 1988.

- CORMEN, T. H. et al. **Algoritmos: teoria e prática**. 3. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2012. 926 p. ISBN: 9788535236996.
- COSTA, G. H.; BERMUDEZ, J. C. M. Statistical analysis of the lms algorithm applied to super-resolution image reconstruction. **IEEE Transactions on Signal Processing**, [S.l.], v. 55, n. 5, p. 2084–2095, 2007.
- DAI, T. **Image reconstruction in eit using advanced regularization frameworks**. 2008. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) — Carleton University, 2008.
- ELAD, M.; FEUER, A. Superresolution restoration of an image sequence: adaptive filtering approach. **IEEE Transactions on Image Processing**, [S.l.], v. 8, n. 3, p. 387–395, 1999.
- FARSIU, S. et al. Fast and robust multiframe super resolution. **IEEE transactions on image processing**, [S.l.], v. 13, n. 10, p. 1327–1344, 2004.
- FERREIRA, L. V.; KASZKUREWICZ, E.; BHAYA, A. Image restoration using l1-norm regularization and a gradient-based neural network with discontinuous activation functions. In: IJCNN, 2008. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2008. p. 2512–2519.
- FRACASSO, D. **Super-resolução de imagen: um estudo de custo computacional**. Caxias do Sul, 2017. 47 p.
- FUKS, L. F. et al. Detection and imaging of electric conductivity and permittivity at low frequency. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, [S.l.], v. 38, n. 11, p. 1106, 1991.
- GERIG, G.; JOMIER, M.; CHAKOS, M. Valmet: a new validation tool for assessing and improving 3d object segmentation. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON MEDICAL IMAGE COMPUTING AND COMPUTER-ASSISTED INTERVENTION, 2001. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2001. p. 516–523.
- GRAHAM, B. M. **Enhancements in electrical impedance tomography (eit) image reconstruction for three-dimensional lung imaging**. 2007. 135 p. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) — University of Ottawa, 2007.
- GRASLAND-MONGRAIN, P.; LAFON, C. Review on biomedical techniques for imaging electrical impedance. **IRBM**, [S.l.], June 2018.
- GUERMANDI, M. et al. Active electrode ic for eeg and electrical impedance tomography with continuous monitoring of contact impedance. **IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems (Volume: 9, Issue: 1, Feb. 2015)**, [S.l.], May 2014.
- HOLDER, D. S. **Electrical impedance tomography**. 1. ed. London, UK: Institute of Physics Publishing, 2005. 456 p.
- JOHN, S. A convergent layer stripping algorithm for the radially symmetric impedance tomography problem. **Communications in partial differential equations**, [S.l.], v. 17, n. 11, p. 1955, 1992.
- KAIPIO, J. P. et al. Statistical inversion and monte carlo sampling methods in electrical impedance tomography. **Inverse problems**, [S.l.], v. 16, n. 5, p. 1487, 2000.
- KARHUNEN, K. **Electrical resistance tomography imaging of concrete**. 2010. 100 p. Dissertação — University of Eastern Finland, Finland, 2010.

KOHN, R. V.; MCKENNEY, A. Numerical implementation of a variational method for electrical impedance tomography. **Inverse Problems**, [S.l.], v. 6, n. 3, p. 389, 1990.

LAMPERT, L. P. A. **Filtro de kalman aplicado à tomografia por impedância elétrica**. Caxias do Sul, 2017. 53 p.

LOGAN, D. L. **A first course in the finite element method**. 5. ed. [S.l.]: Cengage Learning, 2011.

MA, K. et al. Multi-exposure image fusion by optimizing a structural similarity index. **IEEE Transactions on Computational Imaging**, [S.l.], v. 4, n. 1, p. 60–72, 2018.

MUELLER, J. L.; SILTANEN, S.; ISAACSON, D. A direct reconstruction algorithm for electrical impedance tomography. **IEEE Transactions on medical imaging**, [S.l.], v. 21, n. 6, p. 555, 2002.

MURPHY, E. K.; MAHARA, A.; HALTER, R. J. Absolute reconstructions using rotational electrical impedance tomography for breast cancer imaging. **IEEE transactions on medical imaging**, [S.l.], v. 36, n. 4, p. 892–903, 2016.

PARK, S. C.; PARK, M. K.; KANG, M. G. Super-resolution image reconstruction: a technical overview. **IEEE signal processing magazine**, [S.l.], v. 20, n. 3, p. 21–36, 2003.

PENROSE, R. The role of aesthetics in pure and applied mathematical research. **Bull. Inst. Math. Appl.**, [S.l.], v. 10, p. 266–271, 1974.

POLYDORIDES, N. **Image reconstruction algorithms for soft-field tomography**. 2002. 250 p. Tese (Ph.D) — University of Manchester institute of science and technology, Manchester, UK, 2002.

SOMERSALO, E. et al. Layer stripping: a direct numerical method for impedance imaging. **Inverse problems**, [S.l.], v. 7, n. 6, p. 899, 1991.

SUTHAKAR, R. J. et al. Study of image fusion-techniques, method and applications. **International Journal of Computer Science and Mobile Computing**, [S.l.], v. 3, p. 469–476, 2014.

VAUHKONEN, M. et al. A matlab package for the eidors project to reconstruct two-dimensional eit images. **Physiological measurement**, [S.l.], v. 22, n. 1, p. 107, 2001.

XIA, T. et al. Analysis of electrical impedance tomography sensitivity field based on electroencephalograph electrodes model. **2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)**, [S.l.], June 2018.

YU, H. et al. Influencing factors on abdomen lesion detection using electrical impedance tomography. **2018 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)**, [S.l.], May 2018.

ZIFAN, A.; LIATSI, P. Fast and robust automated segmentation of eit lung images using an anatomically constrained kalman filter. **2012 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques Proceedings**, [S.l.], July 2012.

ANEXO 1 - ARTIGO DE IC SUBMETIDO AO SBRT 2019

XXXVII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE TELECOMUNICAÇÕES E PROCESSAMENTO DE SINAIS - SBRT2019, 29/09/2019–02/10/2019, PETRÓPOLIS, RJ

Fusão de imagens de tomografia por impedância elétrica

Guilherme Viganó e Guilherme H. Costa

Resumo— Neste trabalho é discutida a fusão aditiva de imagens de tomografia por impedância elétrica. Resultados ilustram que, em função da característica não uniforme dos elementos das imagens desse tipo de tomografia, sob determinadas condições, é possível obter-se efetivo aumento de resolução através da simples promediação das imagens.

Palavras-Chave— Tomografia por impedância elétrica, fusão de imagens, super-resolução.

Abstract— In this work the electrical impedance tomography image fusion is discussed. Results corroborate to show that, due to the non-uniform pixel structure of these images, under certain conditions, it is possible to obtain a significant increase of resolution through image promediation.

Keywords— Electrical impedance tomography, image fusion, super-resolution.

I. INTRODUÇÃO

A tomografia por impedância elétrica (TIE) é uma técnica promissora, de baixo custo, livre de radiação, capaz de produzir imagens das impedâncias internas de um corpo em tempo real. Essa técnica consiste em aplicar corrente elétrica em um corpo e medir potenciais na superfície. A partir desses sinais, é possível estimar uma representação da distribuição de condutividades no interior do corpo [1].

O grande inconveniente da TIE é a baixa resolução espacial, quando comparada com outras tecnologias como a tomografia computadorizada (TC) e ressonância magnética nuclear (RMN). Considerando isso, diversos trabalhos têm se concentrado em melhorar a qualidade das imagens desse tipo de tomografia [2]–[4]. Em geral, esses trabalhos focam no processo de construção das imagens através do desenvolvimento ou da aplicação de métodos mais efetivos para a solução e regularização do problema inverso que modela a TIE [5]–[7]. Entretanto, é difícil definir a partir da literatura qual o melhor método de reconstrução, uma vez que os autores muitas vezes divergem em suas conclusões [5], [8], [9]. Por outro lado, é notável a preferência da comunidade científica pela técnica de regularização por *Total Variation* (TV), por razões conhecidas [7], [10].

A taxonomia usual para solução de um problema inverso leva ao projeto de uma função objetivo seguido pela escolha de uma função de regularização. Possivelmente em razão da preferência pela TV, em [10] o método de reconstrução, *Primal Dual-Interior Point Method* (PD-IPM), é

proposto em função da escolha pela TV seguida por uma função objetivo adequada às características que esse tipo de regularização agrega ao processo de otimização.

Recentemente, outra abordagem foi proposta em [11], que consiste em efetuar um pós-processamento das imagens obtidas pelos algoritmos de TIE. Os autores propõem a super-resolução (SR) de imagens tomográficas com base em uma técnica destinada a sensores hipotéticos com amostragem espacial não-uniforme. Contudo, o problema das técnicas de SR é o alto custo computacional.

Neste trabalho é abordado o aumento da resolução de imagens de TIE pela técnica de fusão de imagens mais simples: a fusão aditiva [12]. A característica de amostragem não-uniforme das imagens de TIE é explorada de forma a mostrar que, nessa aplicação, a promediação de imagens pode levar à super-resolução, efetivamente aumentando a resolução das imagens.

II. MÉTODO PROPOSTO

Diversos métodos de fusão de imagens estão disponíveis na literatura, dentre eles, a SR. Provavelmente, o método mais primitivo seja a fusão aditiva de imagens [12], que recai em uma simples operação de média. Usualmente, a promediação de imagens não agrega mais que o cancelamento de ruído eletrônico. Entretanto, em aplicações de TIE, considerando-se a característica de não uniformidade da malha de elementos finitos, a fusão aditiva pode efetivamente levar à SR.

Assuma-se um objeto circular, em um domínio circular, movendo-se em torno do centro desse domínio, como ilustrado na primeira coluna da Figura 1. A partir dos sinais de tensão e corrente, imagens do interior domínio podem ser obtidas por métodos regulares de TIE, como ilustrado na segunda coluna da figura. Quando é possível estimar o movimento com precisão suficiente, essas imagens podem ser registradas conforme ilustradas na terceira coluna. Uma vez que os elementos da imagem não possuem o mesmo tamanho, eles nunca terão um casamento perfeito após o registro, levando a uma nova geometria quando sobrepostos, como ilustrado na imagem mais à direita da Figura 1. Por fim, para que a promediação seja possível, as imagens não-uniformemente amostradas pela malha de elementos finitos devem ser superamostradas por uma malha matricial uniforme.

III. RESULTADOS

Quatro conjuntos de dados foram gerados usando o EIDORS [13], cada um contendo 5 imagens reconstruídas

Guilherme Viganó, Universidade de Caxias do Sul - Caxias do Sul - RS, e-mail: gvigano@ucs.br; Guilherme H. Costa, Universidade de Caxias do Sul - Caxias do Sul - RS, e-mail: ghcosta@ucs.br.

ANEXO 1 - ARTIGO DE IC SUBMETIDO AO SBRT 2019

XXXVII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE TELECOMUNICAÇÕES E PROCESSAMENTO DE SINAIS - SBRT2019, 29/09/2019–02/10/2019, PETRÓPOLIS, RJ

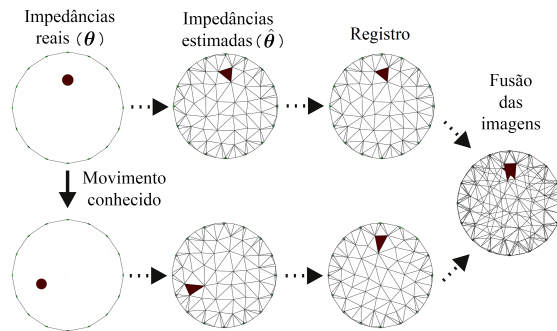


Fig. 1. Método de fusão proposto.

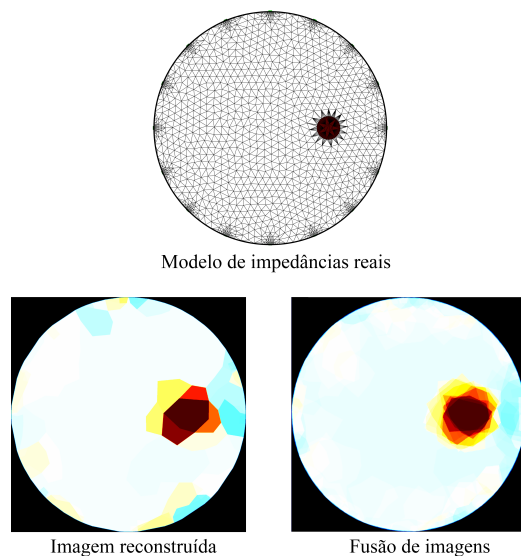


Fig. 2. Ilustração do resultado obtido com a fusão aditiva.

via PD-IPM com regularização por TV a partir de uma malha do tipo “f2d3d” (parâmetro do EIDORS), com cerca de 2500 elementos e 16 eletrodos. Um objeto circular sintético foi criado simulando um movimento circular, assumidamente conhecido, em torno do eixo central do domínio. Após o processo de fusão, foram avaliados os valores médios do erro de posição (EP) [14]. O EP foi reduzido, na média, em 53% utilizando-se o método proposto. Um exemplo de resultado perceptual é ilustrado na Figura 2.

IV. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho foi explorada a fusão aditiva como método de super-resolução de imagens de tomografia por impedância elétrica, em função do baixo custo computacional. Resultados preliminares ilustram melhora substancial na estimação da posição do objeto de interesse dentro do domínio. Trabalhos futuros se direcionam para a comparação desses resultados com os obtidos por técnicas convencionais de super-resolução, tanto em termos de desempenho quanto em termos de custo computacional.

REFERÊNCIAS

- [1] P. Grasland-Mongrain e C. Lafon, “Review on Biomedical Techniques for Imaging Electrical Impedance”, *IRBM*, jun. de 2018.
- [2] R. K. Chin e T. A. York, “Improving spatial resolution for EIT reconstructed images through measurement strategies”, em *2013 IEEE ICSIPA*, IEEE, 2013, pp. 5–10.
- [3] K. Y. Aristovich, G. S. dos Santos, B. C. Packham e D. S. Holder, “A method for reconstructing tomographic images of evoked neural activity with electrical impedance tomography using intracranial planar arrays”, *Physiological measurement*, vol. 35, n.º 6, p. 1095, 2014.
- [4] Y. Yang e J. Jia, “An image reconstruction algorithm for electrical impedance tomography using adaptive group sparsity constraint”, *IEEE Trans Instrumentation and Measurement*, vol. 66, n.º 9, 2017.
- [5] J. L. Mueller, S. Siltanen e D. Isaacson, “A direct reconstruction algorithm for electrical impedance tomography”, *IEEE T-MI*, vol. 21, n.º 6, p. 555, 2002.
- [6] A. Borsic, “Regularisation Methods for Imaging from Electrical Measurements”, tese de doutoramento, Oxford Brookes University, 2002, p. 161.
- [7] T. Dai, “Image reconstruction in EIT using advanced regularization frameworks”, tese de doutoramento, Carleton University, 2008.
- [8] D. S. Holder, *Electrical Impedance Tomography*, First. London, UK: Institute of Physics Publishing, 2005, p. 456, ISBN: 0-7503-0952-0.
- [9] N. Polydorides, “Image Reconstruction Algorithms for Soft-Field Tomography”, Tese (Ph.D), University of Manchester institute of science e technology, Manchester, UK, 2002, p. 250.
- [10] A. Borsic, B. M. Graham, A. Adler e W. R. Lionheart, “In vivo impedance imaging with total variation regularization”, *IEEE T-MI*, vol. 29, n.º 1, p. 44, 2010.
- [11] R. A. Borsoi, J. C. C. Aya, G. H. Costa e J. C. M. Bermudez, “Super-resolution reconstruction of electrical impedance tomography images”, *Computers & Electrical Engineering*, vol. 69, pp. 1–13, 2018.
- [12] R. J. Suthakar, J. M. Esther, D. Annapoorani e F. R. S. Samuel, “Study of Image Fusion-Techniques, Method and Applications”, *Intl Journal of Computer Science and Mobile Computing*, vol. 3, n.º 11, pp. 469–476, 2014.
- [13] W. Lionheart, S. Arridge, M. Schweiger, M. Vauhkonen e J. Kaipio, “Electrical impedance and diffuse optical tomography reconstruction software”, em *World Congress on IPT*, 1999, pp. 474–477.
- [14] A. Adler, J. H. Arnold, R. Bayford, A. Borsic, B. Brown, P. Dixon, T. J. Faes, I. Frerichs, H. Gagnon, Y. Gärber et al., “GREIT: a unified approach to 2D linear EIT reconstruction of lung images”, *Physiological measurement*, vol. 30, n.º 6, 2009.

