

Estudo da Obtenção de Imagens de Tomografia por Impedância Elétrica do Pulmão pelo Método de Otimização Topológica

Cícero Ribeiro de Lima e Emílio Carlos Nelli Silva

Depto. de Engenharia Mecatrônica e de Sistemas Mecânicos da USP

Resumo: Neste trabalho o Método de Otimização Topológica (MOT) é aplicado para a obter imagens na Tomografia por Impedância Elétrica (TIE). O MOT resolve o problema inverso da TIE combinando o Método dos Elementos Finitos (MEF) e um algoritmo de otimização iterativo conhecido por Programação Linear Seqüencial (PLS). A PLS permite a inclusão de varias restrições no problema, reduzindo o espaço de solução esperado no exame de tomográfico. Este trabalho contribui no desenvolvimento de algoritmos de reconstrução de imagem aplicados para monitorar de forma precisa a ventilação forçada do pulmão. Aqui, são apresentados resultados obtidos utilizando-se dados numéricos de voltagem num domínio elíptico.

Palavras chave: tomografia, otimização topológica.

1. Introdução

Essencialmente, a obtenção de imagem na TIE é tratada como um problema de estimação de parâmetros de um modelo que representa a distribuição condutividade de um domínio (seção do corpo humano). Sobre o corpo a ser estudado, aplica-se uma seqüência de correntes elétrica de baixa amplitude em vários eletrodos posicionados ao redor de uma seção transversal do corpo (Cheney, et al., 1999), conforme ilustrado na Fig. 1. Tendo a informação dos valores de potenciais elétricos disponíveis, procede-se a solução de um problema inverso que relaciona os potenciais elétricos medidos com a distribuição de condutividades no interior da seção do corpo, de maneira a se obter uma imagem que represente a mais provável distribuição de condutividades dentro do domínio.

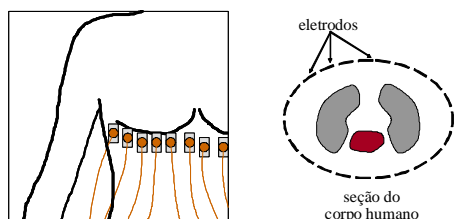


Figura 1 – Eletrodos ao redor do corpo.

A técnica da TIE é muito atrativa para aplicações clínicas, tais como a detecção de tumores e o monitoramento do coração e do fluxo do sangue (Cheney, et al., 1999). Um aparelho de TIE é mais simples, menor e mais barato que os tomógrafos convencionais e por ser portátil permite a sua instalação no leito de um paciente da UTI, o que evita

riscos de óbito ao se levar o paciente do leito de UTI para a sala do tomógrafo. Além disso, não expõe o paciente a qualquer tipo de radiação, somente à aplicação de uma corrente de baixa intensidade, que não causa lesão aos tecidos, e que pode ser aplicada por dias seguidos na mesma região (Amato, 2001). Uma desvantagem dessa técnica é a baixa qualidade de imagem obtida. Daí, a importância de estudos, como o deste trabalho, que se direcionam na aplicação de novos métodos para melhorar e aumentar a aplicação da TIE. No Brasil, o desenvolvimento de um tomógrafo de TIE para monitoração precisa da ventilação mecânica dos pulmões (Amato, 2001) está sendo realizado por pesquisadores da Universidade de São Paulo, através de um projeto temático cujo um dos objetivos é estudar vários métodos de reconstrução de imagem aplicado à TIE.

Este trabalho apresenta a aplicação do MOT (Bendsøe e Sigmund, 2003) para a obtenção de imagens na TIE. O MOT busca, sistematicamente, uma distribuição de material dentro de um domínio de projeto (seção do corpo humano) de forma a extremizar (minimizar ou maximizar) uma função objetivo especificada. Aplicado à TIE, o problema de obtenção de imagem usando o MOT consiste em encontrar uma distribuição de material (ou condutividade) no domínio que minimiza a diferença entre o potencial elétrico medido nos eletrodos e o potencial elétrico calculado usando um modelo computacional. A solução desse problema de otimização topológica é obtida combinando-se o MEF (Bathe, 1996) e a PLS (Haftka et al., 1996). No MOT, o domínio de projeto é dividido em elementos finitos cuja malha do modelo de MEF não é alterada durante o processo de otimização. O material em cada ponto do domínio projeto pode variar de um material A a um outro material B de maneira contínua, assumindo materiais intermediários entre A e B conforme uma lei de mistura dos dois materiais conhecida por modelo de material. Neste trabalho, o modelo material usado é o Método das Densidades (Bendsøe e Sigmund, 2003), onde as propriedades de condutividade (c_k) de cada elemento são definidas da seguinte maneira:

$$c_k = \rho_k^p c_A + (1 - \rho_k)^p c_B; 0 \leq \rho_k \leq 1, k = 1 \dots N \quad (1)$$

onde c_A e c_B são as propriedades de condutividade dos materiais básicos do domínio (o material A poderia ser ar e o material B ser os tecidos dos pulmões, por exemplo), p é um coeficiente de penalidade de materiais intermediários, N é número total de elementos no domínio. Os valores de cada variável do problema (ρ_k) podem variar de 0 (presença de B) a 1 (presença de A).

Aqui, a formulação do modelo de MEF do domínio é gerada a partir das equações constitutivas do meio condutivo, dadas pelas equações de Poisson (Murray e Kagawa, 1985). Assim, a distribuição de potenciais elétricos no interior do domínio discretizado é obtido através da solução do sistema de equações de equilíbrio $\mathbf{K}\Phi = \mathbf{I}$ (Bathe, 1996), onde \mathbf{K} é a matriz de condutividade elétrica global, Φ é vetor de potenciais elétricos nodais e \mathbf{I} é o vetor de corrente elétrica nodal. Também é aplicado um modelo de eletrodo, proposto por Hua (1993), para simular a impedância de contato na interface entre eletrodos e pele do paciente.

As seções seguintes estão organizadas da seguinte maneira. Na seção 2 são descritos a formulação e a implementação numérica do problema de otimização topológica aplicado à TIE. Na seção 3 é mostrado um exemplo de obtenção de imagem através do algoritmo implementado. Finalmente, na seção 4 são apresentadas as conclusões.

2. Formulação e Implementação Numérica

O problema de otimização para obtenção de imagem usando a TIE, cuja solução é obtida através de um algoritmo de MOT, é definido da seguinte forma:

$$\text{Minimizar: } F = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{ne} \sum_{i=1}^{np} (\phi_{ij} - \phi_{ij0})^2 \quad (2)$$

tal que: *equação do meio condutivo* (2a)

$$\sum_{k=1}^N V_k \rho_k \geq V^* \quad (2b)$$

$$0 \leq \rho_i \leq 1 \quad i = 1 \dots N \quad (2c)$$

onde F é a função objetivo relacionada com a diferença (a ser minimizada) entre os valores do potencial elétrico medidos nos eletrodos (ϕ_{ij0}) e os calculados no modelo computacional do domínio usando elementos finitos (ϕ_{ij}). Os valores de ne e np são o número de casos de aplicação de corrente elétrica e o número de pontos de medição (eletrodos), respectivamente. O MOT permite incluir várias restrições no problema de otimização, assim a Eq. (2b) é incluída no problema como um parâmetro de sintonia da imagem, onde V_k é o volume de cada elemento e V^* é a quantidade de material do domínio restringida. As variáveis do problema ρ_k (quantidade de material em cada elemento do domínio) são limitadas entre 0 e 1, conforme Eq. (2c).

A solução do problema de otimização acima é obtida numericamente pelo algoritmo iterativo do MOT, cujas etapas são mostradas na Fig. 2. O algoritmo resolve um problema não-linear dividindo-o numa seqüência de sub-problemas lineares que são resolvidos com Programação Linear (PL) (Haftka et al., 1996). A linearização do problema é feita através de uma expansão da função objetivo numa Série de Taylor e aproveitando-se os termos de 1ª. ordem. Essa linearização requer o cálculo dos gradientes da função objetivo em relação às variáveis do problema, as quais são calculadas analiticamente pelo método adjunto (Lima e Silva, 2003). As iterações continuam até que haja a convergência para o valor da função objetivo. O

algoritmo é implementado num software programado em linguagem C.

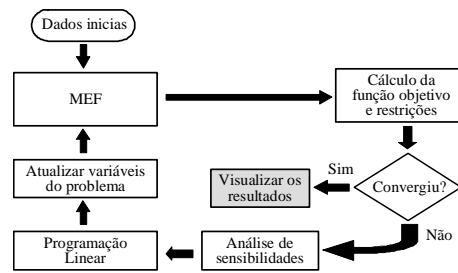


Figura 2 – Fluxograma do algoritmo de MOT.

3. Resultados

Nesta seção, alguns exemplos são apresentados para ilustrar a obtenção de imagem 2D através do algoritmo implementado. A Fig. 3a mostra a imagem desejada, onde as regiões escuras representam 18% (V^* da Eq. 2b) do volume total do domínio. As regiões escura e clara simulam materiais de baixa condutividade ($10^{-6}(\Omega m)^{-1}$) e alta condutividade ($5,88.10^{-2}(\Omega m)^{-1}$), respectivamente. Na prática, esta situação seria equivalente a obter na tomografia pequenas regiões com a presença de ar num domínio aquoso, por exemplo. As imagens são obtidas a partir de um domínio elíptico cuja medida do maior eixo é igual a 400mm. Nos resultados mostrados a seguir, a corrente elétrica é igual a 1mA, sendo aplicada segundo o padrão adjacente de excitação (onde um nó é aterrado e o nó vizinho recebe a corrente elétrica), e a otimização topológica é realizada considerando-se p igual a 2 e 0,15 como valor inicial para as variáveis no início da otimização.

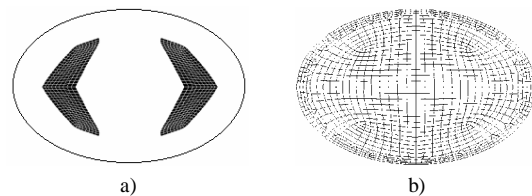


Figura 3 – Imagem desejada e malha de MEF.

Neste trabalho, os potenciais elétricos ϕ_{ij0} são obtidos numericamente através de um fantoma numérico, cujo domínio é uniformemente discretizado em 3072 elementos quadriláteros de 4 nós (espessura igual a 35mm). No entanto, a imagem é obtida numa malha menos discretizada, com 1120 elementos (veja Fig. 3a), evitando assim o “crime de inverso” na TIE.

São utilizados 32 elementos de eletrodos (com largura igual a 10mm), posicionados uniformemente ao redor do domínio, cujos parâmetros (inverso do produto entre a resistividade e a espessura da interface de contato) são determinados também pelo algoritmo implementado. Neste caso, os parâmetros são considerados variáveis do problema e a otimização é realizada a partir da imagem de um domínio homogêneo (meio totalmente aquoso). De acordo com

os nossos resultados, esses parâmetros são obtidos atualmente com um erro médio de 10% (usando o padrão adjacente) em relação ao valor esperado (adotado para o fantoma numérico). Assim, conhecendo-se os parâmetros de eletrodos, procede-se a obtenção da imagem e respectiva curva de convergência mostradas na Fig. 4.

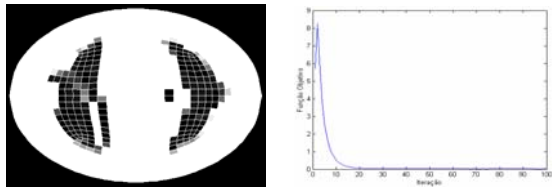


Figura 4 – Imagem obtida e curva de convergência.

Conforme o gráfico de convergência acima, nota-se que a função objetivo cai a um valor mínimo em poucas iterações (~20), porém permanece o restante do processo iterativo com uma pequena oscilação até que a imagem desejada seja encontrada. O gráfico da Fig. 5 mostra os valores absolutos de condutividade elétrica dos elementos das regiões escuras da imagem obtida.

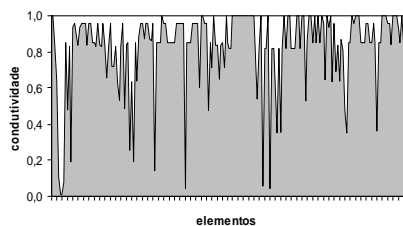


Figura 5 – Condutividade elétrica absoluta ($\times 10^{-6}$).

Observa-se que os valores de condutividade elétrica da maioria dos elementos das regiões escuras estão bem próximos do valor de condutividade esperado ($10^{-6} (\Omega\text{m})^{-1}$), precisamente numa média de 82% do valor de condutividade elétrica esperado.

Agora, para verificar a potencialidade do algoritmo para trabalhar com dados obtidos experimentalmente, onde o ruído é considerável, é introduzido uma variação aleatória entre zero e 15% (positiva e negativa) em cada valor de potencial elétrico ϕ_{j0} obtidos através de fantasmas numéricos. Este ruído artificial tenta simular os possíveis ruídos encontrados na prática ao se medir os potenciais elétricos nos eletrodos através do aparato eletrônico. Observa-se que o teste é feito tanto na reconstituição dos parâmetros de eletrodos como na reconstrução da imagem desejada. Para exemplificar, a Fig. 6 mostra a comparação entre a imagem da Fig. 4 e a imagem obtida com a introdução do ruído artificial.

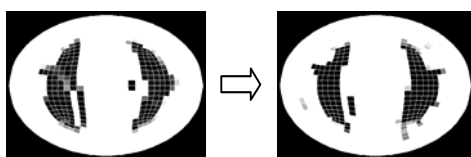


Figura 6 – Introdução do ruído artificial.

Constata-se que mesmo com o nível de ruído artificial introduzido (máximo de 15%) o algoritmo implementado é capaz de absorvê-lo e reconstruir a imagem desejada.

4. Conclusões

De acordo com os resultados obtidos, o algoritmo de otimização topológica aplicada a TIE é capaz de obter em algumas dezenas de iterações os parâmetros de eletrodos e os valores absolutos de condutividade elétrica de dois materiais no interior do domínio de projeto (seção do corpo humano) e conseqüentemente a imagem desejada. A impedância de contato dos eletrodos é também obtida através do algoritmo implementado. A imagem é obtida a partir de uma malha menos discretizada em relação a malha utilizada no fantoma numérico, demonstrando assim a robustez do algoritmo para lidar com os erros oriundos de duas discretizações de MEF distintas e nos levando a crer que o algoritmo terá o mesmo sucesso ao trabalhar com dados experimentais. Além disso, o algoritmo permite incluir facilmente várias restrições no problema de obtenção de imagem, limitando o espaço de solução e evitando imagens sem significado clínico.

Agradecimento

Este trabalho teve o apoio financeiro da FAPESP através de bolsa de doutorado (nº. 02/01625-0).

Referencias

- Amato, M.B.P., Novas Estratégias em Ventilação Artificial: Diag. e Prev. do Barotrauma/ Biotrauma através da TIE, Proj. Tem. Fapesp (01/05303-4), 2001.
- Bathe, K.J., Finite Elements Procedures, Prentice Hall, New Jersey, 1996.
- Bendsøe, M. e Sigmund O., Topology Optimization: Theory, Meth. and Appl., Springer-Verlag, NY, 2003.
- Cheney, M. et al., Electrical Impedance Tomography, SIAM review, 41, 1, 85-101, 1999.
- Haftka, R.T., et al., Element of Structural Optimization, Kluwer Acad. Publish., Boston, 1996.
- Hua, P. et al., Finite Element Modeling of Electrode-Skin Contact Impedance in Electrical Impedance Tomography, IEEE Trans. Biom. Eng., 335-343, 1993.
- Lima, C. R. e Silva, E. C. N., Topology Optimization Method Applied to Obtain Images From Electrical Impedance Tomography Technique, COBEM, 2003.
- Muray, T. e Kagawa, Y., Electrical Impedance Computed Tomography Based on a Finite Elements Model, IEEE Trans. on Biomed. Eng., 32, 1985.

Cícero Ribeiro de Lima (cicerorl@usp.br)

Escola Politécnica da Universidade de São Paulo
Prof. Mello Moraes 2231, 05508-900, São Paulo/SP