

Super-Resolução de Imagens de Tomografia por Impedância Elétrica

Ricardo Augusto Borsoi, Julio Cesar C. Aya, Guilherme Holsbach Costa, José Carlos M. Bermudez

Resumo—A Tomografia por Impedância Elétrica (EIT) tem se tornado popular por apresentar diversas vantagens quando comparada a outros métodos de tomografia. Porém, a resolução de imagens adquiridas através de EIT é bastante pobre. Além disso, a característica não-uniforme das imagens resultantes do uso de técnicas de elementos finitos impede a aplicação direta de técnicas tradicionais de reconstrução com super-resolução (SRR). Neste trabalho, um método para a super-resolução de imagens de EIT baseado em reamostragem é proposto. Resultados preliminares indicam que a técnica apresentada pode levar a ganhos substanciais na qualidade das imagens de EIT, o que pode ajudar a tornar a EIT mais competitiva com outros métodos de tomografia.

Palavras-Chave—Tomografia, resolução de imagens, reconstrução de imagens.

Abstract—Electrical Impedance Tomography (EIT) systems are becoming popular because they present several advantages over competing systems. However, EIT leads to images with very low resolution. Moreover, the nonuniform sampling characteristic of EIT precludes the straightforward application of traditional image super-resolution techniques. In this work, we propose a resampling based super-resolution method for EIT image quality improvement. Preliminary results show that the proposed technique can lead to substantial improvements in EIT image resolution, making it more competitive with other technologies.

Keywords—Tomography, image resolution, image reconstruction.

I. INTRODUÇÃO

Tomografia por Impedância Elétrica (EIT - *Electrical Impedance Tomography*) é um método de aquisição de imagens tomográficas de grande interesse devido a suas vantagens com relação a outros métodos de tomografia. Tomógrafos por impedância elétrica não utilizam radiação, são altamente portáteis e, portanto, apropriados para diagnóstico online junto ao paciente. Além disso, possuem um custo muito reduzido quando comparados a outras modalidades de tomografia. Apesar dessas vantagens, a baixa resolução espacial das imagens de EIT impede que essa técnica seja amplamente utilizada no diagnóstico médico.

A resolução das imagens provenientes de métodos de tomografia tais como a Tomografia Computadorizada (CT - *Computerized Tomography*) e a Tomografia por Emissão de Pósitrons (PET - *Positron Emission Tomography*) já foi significativamente melhorada através da aplicação direta de técnicas de reconstrução com super-resolução (SRR - *Super-Resolution Reconstruction*). SRR consiste basicamente na

reconstrução de uma imagem de alta resolução (HR - *high resolution*) a partir da extração de informação não redundante de várias imagens de resolução inferior (LR - *low resolution*) do mesmo objeto, as quais são geralmente adquiridas na presença de movimento. A SRR é uma técnica que foi originalmente desenvolvida com o objetivo de transcender os limites dos sensores em sistemas ópticos de aquisição de imagens. Mais recentemente, essa técnica foi adaptada para reconstruir imagens provindas de outros sistemas de aquisição de imagens, tais como as tomografias por PET e CT, o que levou ao melhoramento da qualidade das imagens resultantes [1].

Apesar de técnicas de super-resolução desenvolvidas para sistemas ópticos de aquisição de imagens necessitarem de adaptações para serem aplicadas na reconstrução de imagens de tomografia originadas de PET ou CT, o princípio de operação desses sistemas é conceitualmente similar ao dos sistemas de aquisição de imagens ópticas. A tomografia por impedância elétrica, por outro lado, é baseada em princípios de operação bastante distintos, em que correntes elétricas difusas são aplicadas ao corpo em vez de um feixe de raios X coerente, o que torna o processo de aquisição de imagens inerentemente não linear. Além disso, o uso de técnicas de elementos finitos (FE - *Finite Element*) na solução do problema inverso de EIT faz com que a imagem resultante seja representada através de uma malha não-uniforme de valores de condutividade, em contraste às imagens uniformemente amostradas adquiridas por sensores utilizados em sistemas ópticos de aquisição. Essas características impedem a aplicação direta de técnicas tradicionalmente utilizadas na super-resolução de imagens provindas de sistemas ópticos de aquisição na melhoria de imagens de EIT.

Recentemente, uma nova técnica de SRR foi desenvolvida para a reconstrução de imagens provindas de sensores hipotéticos não-uniformes constituídos de elementos chamados de *Penrose Pixels* [2]. Uma cobertura de Penrose consiste no preenchimento de uma superfície bidimensional de modo aperiódico, utilizando formas geométricas variadas sob diferentes orientações. O preenchimento utilizando os losangos de Penrose consiste em um tipo específico de preenchimento aperiódico que utiliza apenas dois tipos de losango com largura idêntica. De modo a permitir a representação da grade de pixels não-uniformes utilizando a notação na forma de matriz-vetor, Ben-Ezra et al. [2] propuseram realizar a superamostragem das imagens em LR para uma grade de pixels uniforme em HR assim que as imagens fossem adquiridas, o que constitui uma operação que depende do *layout* não-uniforme do sensor. A imagem resultante é chamada de imagem HR Intermediária (IHR - *Intermediate HR image*). Após o processo

R.A. Borsoi e J.C.M. Bermudez, Departamento de Engenharia ELétrica, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Brazil

J.C.C. Aya e G.H. Costa, Universidade de Caxias do Sul, Caxias do Sul, Brazil

de superamostragem, algoritmos de registro de imagens e super-resolução podem então ser aplicados às imagens IHR na grade uniforme, sendo que os processos de sub- e superamostragem envolvendo a grade não uniforme do sensor são incorporados ao algoritmo de reconstrução por meio do modelo de aquisição das imagens. Essa metodologia mostrou-se capaz de atingir fatores de magnificação superiores àqueles obtidos utilizando grades de pixels regulares, dado que não existem restrições referentes à necessidade de existência de movimento de sub-pixel entre as imagens LR pois a grade não-uniforme não possui simetria translacional. Porém, infelizmente tais sensores ainda não foram fabricados, o que impede a aplicação prática dessa técnica promissora.

Neste trabalho é proposta a aplicação do processo de reamostragem descrito em [2], originalmente utilizado para tratar a característica aperiódica da cobertura com pixels de Penrose, para desenvolver uma técnica de SRR de imagens geradas a partir de coberturas arbitrárias, tal como imagens de EIT obtidas utilizando métodos de elementos finitos (FE), as quais são compostas por uma malha não-uniforme de pixels arbitrários. O processo de aquisição das imagens de EIT é modelado como um sistema óptico de aquisição de imagens com amostragem não uniforme. Resultados de simulação preliminares indicam melhoras substanciais tanto no erro de reconstrução quanto na qualidade perceptual das imagens reconstruídas.

II. SUPER-RESOLUÇÃO DE IMAGENS DE EIT UTILIZANDO REAMOSTRAGEM ESPACIAL

O processo de formação de imagens de EIT, as quais derivam de um problema inverso, não se assemelha ao processo de aquisição de imagens observado em sistemas ópticos de aquisição. Cada imagem de EIT resulta de um problema inverso, o qual realiza a reconstrução da condutividade no interior de um corpo baseado em medições de tensão e corrente elétricas realizadas em sua fronteira, frequentemente utilizando métodos de elementos finitos durante o processo [3]. As imagens resultantes consistem em uma malha não uniforme de elementos irregulares (FEM - *finite element mesh*), de tamanhos e formatos arbitrários, cada qual apresentando um valor de condutividade. Além disso, a natureza difusa das correntes elétricas injetadas na fronteira do objeto e a natureza mal condicionada do problema inverso induzem distorções significativas nas imagens resultantes. Neste trabalho, assumiremos que as distorções presentes nas imagens de EIT podem ser apropriadamente modeladas como a combinação de um borrimento espacialmente invariante e uma distorção não-linear e variante no espaço. Desse modo, torna-se evidente que um modelo matemático típico para processo de formação de imagens de EIT é significativamente diferente daqueles empregados em algoritmos de reconstrução de imagens provindas de sensores ópticos.

Neste trabalho, propomos modelar o processo de aquisição de imagens de EIT de forma similar a um processo de aquisição de imagens de um sistema óptico. Considerando cada elemento da malha de elementos finitos como um pixel de um sensor não-uniforme, propomos empregar a estratégia desenvolvida para lidar com a cobertura com pixels de Penrose para super-resolver imagens de EIT. As imagens de baixa resolução de

EIT, dadas na forma de uma malha de elementos finitos, são superamostradas para uma grade uniforme (IHR) antes de serem processadas por um algoritmo de super resolução. Como será discutido, durante o processo de reconstrução a operação conjugada de subamostragem também se faz necessária. Essa consiste na transição da grade uniforme das imagens IHR para a grade não-uniforme das imagens LR. Isso é realizado atribuindo para cada elemento da malha não-uniforme o valor médio de todos os pixels que se encontram dentro da área correspondente a esse elemento na grade IHR.

Note que atribuindo uma posição para cada pixel na grade uniforme IHR (a qual encobre todo o domínio da malha de elementos finitos), o valor de cada pixel da imagem IHR pode ser calculado de modo direto durante o processo de superamostragem simplesmente determinando qual elemento da FEM circunscreve a sua posição. Isso é feito utilizando informações geométricas a respeito da FEM, as quais encontram-se disponíveis com as imagens de EIT em LR [3].

Também propomos modelar as distorções não-lineares causadas pelo problema inverso utilizando uma aproximação por uma filtragem linear (tal como um borrimento óptico típico), somente tratando a parte espacialmente invariante e mais bem comportada do processo de distorção. Apesar da parcela não-linear e espacialmente variante da distorção não ser tratada, mostrar-se-á que o desempenho resultante dos métodos de SRR empregando este modelo é bom o suficiente para propósitos práticos. Essa nova formulação permite a aplicação direta de técnicas de SRR a imagens de EIT.

III. MODELO PROPOSTO PARA EIT

O modelo proposto para o processo de formação de imagens de EIT pode ser descrito matematicamente como

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{H}_D(t)\mathbf{H}_B(t)\mathbf{x}(t), \quad (1)$$

em que t é o índice temporal, $\mathbf{x}(t)$ é a imagem desejada (HR) ordenada lexicograficamente, e o vetor $\mathbf{y}(t)$, com a mesma dimensão de $\mathbf{x}(t)$, é a imagem IHR (uniforme) ordenada lexicograficamente. Note que a imagem em LR de EIT consiste na imagem IHR subamostrada, $\mathbf{y}_\Delta(t) = \downarrow \mathbf{y}(t)$, em que \downarrow representa a operação de subamostragem discutida anteriormente. A imagem LR resultante, $\mathbf{y}_\Delta(t)$, consiste em uma malha composta de elementos (ou pixels) distribuídos de maneira não-uniforme, cada qual com condutividade elétrica constante.

A matriz $\mathbf{H}_B(t)$ modela a distorção não-linear do problema inverso de EIT utilizando uma aproximação linear, conforme discutido na seção anterior. Essa matriz pode ser calculada na forma de uma convolução espacial. A matriz $\mathbf{H}_D(t)$ consiste em uma convolução por um kernel espacialmente variante, realizando a transformação da grade HR para a grade IHR. Diferentemente do processo de decimação realizado na SRR tradicional, a matriz $\mathbf{H}_D(t)$ em (1) é uma matriz quadrada, construída com base na malha de elementos finitos. Quando processado por esse operador, a cada pixel $y_i(t)$ da imagem IHR resultante que se encontra dentro da área do p -ésimo elemento da imagem LR não-uniforme $y_{\Delta_p}(t)$ é atribuído o valor correspondente à média de todos os pixels na imagem

HR $x_j(t)$ que encontram-se dentro da área daquele elemento específico da imagem LR não-uniforme.

Uma vez que métodos de super-resolução operam combinando informação não redundante de múltiplas imagens de baixa resolução, a relação entre essas deve ser descrita formalmente. Adotaremos o seguinte modelo dinâmico para a evolução da sequência de imagens:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{G}(t)\mathbf{x}(t-1) + \mathbf{s}(t), \quad (2)$$

em que $\mathbf{x}(t)$ e $\mathbf{x}(t-1)$ são as imagens em HR em instantes de tempo adjacentes, $\mathbf{G}(t)$ é a matriz de registro e $\mathbf{s}(t)$ é o vetor de inovações. A matriz de registro consiste em uma transformação espacial que representa o movimento geométrico, tal como rotação e translação, que ocorreu na imagem do instante de tempo $t-1$ para o instante de tempo t . Essa é construída com base na estimação de movimento realizada utilizando as imagens IHR [4], [5]. As inovações representam mudanças imprevisíveis que ocorrem na sequência de vídeo de $\mathbf{x}(t-1)$ para $\mathbf{x}(t)$, isto é, a parte de $\mathbf{x}(t)$ que não pode ser representada como uma combinação linear dos pixels em $\mathbf{x}(t-1)$, usualmente devido a mudanças na cena tal como oclusões.

Como o modelo de aquisição de imagens de EIT dado em (1) e (2) encontra-se agora na forma padrão utilizada por algoritmos tradicionais desenvolvidos para a sistemas ópticos, qualquer algoritmo de SRR pode ser aplicado com o modelo proposto, utilizando como entrada as imagens de EIT superamostradas para a grade IHR.

IV. RESULTADOS

Nesta seção são apresentados resultados preliminares de super-resolução de imagens de EIT, utilizando o modelo de formação de imagens proposto na Seção III. De modo a permitir a avaliação quantitativa e qualitativa dos resultados obtidos, as imagens de alta resolução foram geradas sinteticamente, consistindo em uma sequência de 20 imagens de um objeto em forma de T, sujeito a movimento translacional aleatório dentro de um meio circular. A amplitude do movimento foi determinada através de amostras de uma realização de ruído branco Gaussiano de variância 0,3, o qual foi truncado para o intervalo $[-0,15, 0,15]$ de modo a assegurar que o objeto permanecesse completamente dentro do meio circular.

Para realizar a super-resolução das imagens geradas sinteticamente, o algoritmo LMS-SRR foi aplicado [6], utilizando um passo de adaptação de $\mu = 0.01$ e $K = 100$ iterações para cada imagem IHR processada.

Dado que as imagens deste exemplo foram geradas sinteticamente, as imagens em HR encontraram-se disponíveis, o que permitiu uma avaliação quantitativa dos resultados através da média do erro quadrático $\|\hat{\mathbf{x}}(t) - \mathbf{x}(t)\|_{\mathcal{D}}^2$ sobre todos os pixels do domínio da malha não-uniforme \mathcal{D} . A matriz $\mathbf{H}_{\mathcal{D}}(t)$ correspondente ao borramento espacialmente variante foi construída de acordo com a malha de elementos finitos de cada imagem de EIT em LR, a qual foi considerada invariante no tempo. A matriz $\mathbf{H}_{\mathcal{B}}(t)$ correspondente às distorções do processo de EIT foi modelada como uma convolução por um kernel gaussiano de tamanho 60×60 e desvio padrão

$\sigma = 20$, o qual foi assumido invariante no tempo e no espaço. As condições de fronteira foram assumidas como sendo simétricas (Neumann). Foram realizadas duas simulações, uma com movimento conhecido e outra com movimento estimado. No segundo caso, o movimento entre as imagens, representado pela matriz $\mathbf{G}(t)$, foi estimado utilizando o algoritmo de fluxo óptico de Sun et al. [5].

As imagens de EIT não-uniformes em LR foram superamostradas para uma grade uniforme IHR de 200×200 pixels antes de serem processadas, e a região externa ao domínio da malha de elementos finitos \mathcal{D} foi preenchida com zeros. O problema inverso de EIT foi resolvido utilizando o software EIDORS [7], aplicando o método de Gauss-Newton com o prior NOSER [8]. As malhas de elementos finitos usadas nos problemas direto e inverso de EIT foram as malhas "d2d1c" e "a2d3c", respectivamente, com 32 eletrodos cada (disponíveis no software EIDORS [7]). Ruído branco gaussiano foi adicionado aos valores de tensão mensurados no problema direto de EIT, resultando em uma relação sinal ruído (SNR - *signal to noise ratio*) de -5dB .

A Figura 1-(a) mostra a imagem sintética desejada (em HR) para o frame 20, no qual o objeto de interesse (em forma de T) é claramente visível. A Figura 1-(b) mostra a observação em LR correspondente (referente à imagem em LR $\mathbf{y}_{\Delta}(t)$). As Figuras 1-(c) e 1-(d) mostram as imagens reconstruídas para o frame 20, considerando o movimento conhecido e estimado, respectivamente. A evolução da média do erro quadrático para as imagens LR e reconstruídas é mostrada na Figura 2.

É possível notar que o objeto de interesse é muito melhor definido em ambas as imagens reconstruídas, ficando clara a melhoria de resolução quando comparada à imagem de EIT observada em LR.

A média do erro quadrático da imagem convergiu para um valor consistentemente inferior àquele das imagens em LR observadas. Além disso, uma degradação no desempenho do método foi observada quando um algoritmo de registro de imagens foi utilizado, o que levou a média do erro quadrático a ficar próximo ou até mesmo superior àquele das imagens em LR para algumas observações. Além da influência da informação imprecisa sobre o movimento, a função custo do algoritmo de SRR empregado (LMS-SRR) realiza a minimização do erro no sentido quadrático-médio, o que não garante a otimalidade para uma sequência ou realização específica. Mesmo assim, os resultados da Figura 2 mostram que há um aumento significativo na resolução das imagens reconstruídas. Visualmente, a degradação observada pelo emprego do algoritmo de registro é pequena em comparação com o caso onde o movimento é conhecido, o que indica que a metodologia proposta pode se mostrar efetiva em situações práticas.

V. CONCLUSÕES

Este trabalho propôs um novo método de super-resolução de imagens de EIT. O método proposto utiliza um novo modelo para o processo de formação de imagens de EIT, o qual baseia-se na técnica desenvolvida para tratar imagens providas de sensores ópticos que utilizam pixels de Penrose. Apesar da metodologia de super-resolução para imagens utilizando

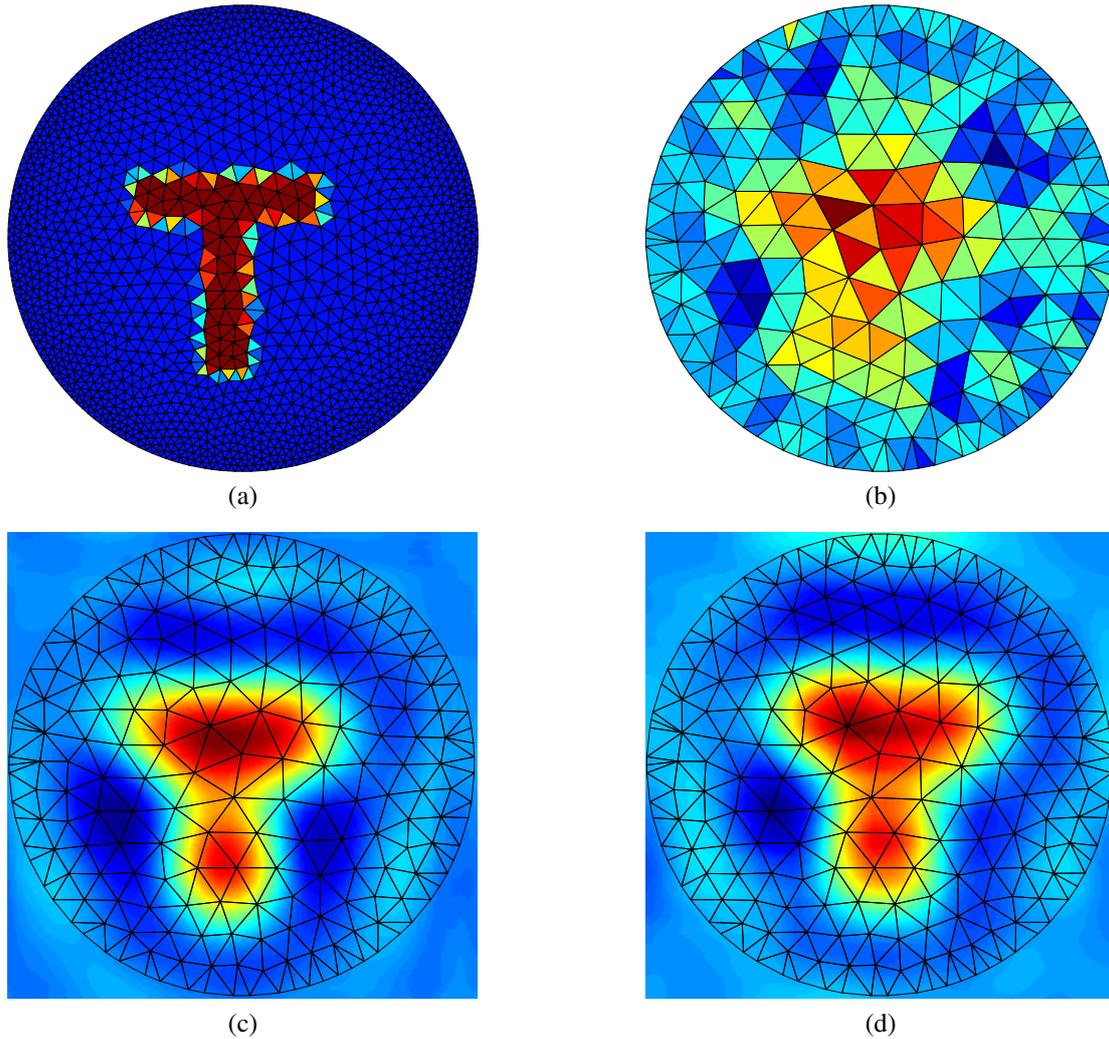


Fig. 1. Resultados de reconstrução de imagens. (a) Imagem HR gerada sinteticamente (utilizada no problema direto de EIT). (b) Imagem de EIT em baixa resolução. (c) Imagem de EIT super resolvida com movimento conhecido. (d) Imagem de EIT super resolvida com movimento estimado. (a malha não-uniforme de elementos finitos foi sobreposta às imagem para facilitar a comparação).

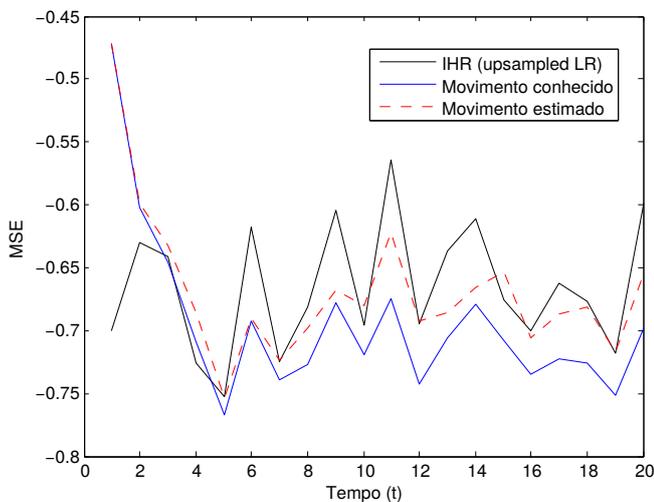


Fig. 2. Evolução da média do erro quadrático das imagens original e reconstruída (considerando movimento conhecido e estimado).

pixels de Penrose ainda não possuem aplicação prática devido à inexistência de sensores apropriados, foi mostrado que a essência desse método é apropriada para lidar com imagens adquiridas por meios não convencionais, tal como imagens de EIT. Resultados de simulação empregando o algoritmo LMS-SRR mostraram um aumento significativo na qualidade e na resolução das imagens reconstruídas, o que indica que essa técnica pode vir a mitigar a grande deficiência apresentada na resolução das imagens de EIT, contribuindo para a viabilização do emprego prático desse sistema de tomografia.

REFERÊNCIAS

- [1] John Kennedy, Ora Israel, Alex Frenkel, Rachel Bar-Shalom, Haim Azhari, et al. Super-resolution in PET imaging. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 25(2):137–147, 2006.
- [2] Moshe Ben-Ezra, Zhouchen Lin, Bennett Wilburn, and Wei Zhang. Penrose pixels for super-resolution. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 33(7):1370–1383, 2011.
- [3] David S Holder. *Electrical impedance tomography: methods, history and applications*. CRC Press, 2004.
- [4] Lisa Gottesfeld Brown. A survey of image registration techniques. *ACM Comput. Surv.*, 24(4):325–376, December 1992.

- [5] Deqing Sun, Stefan Roth, and Michael J Black. Secrets of optical flow estimation and their principles. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conf. on*, pages 2432–2439. IEEE, 2010.
- [6] Michael Elad and Arie Feuer. Superresolution restoration of an image sequence: adaptive filtering approach. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 8(3):387–395, 1999.
- [7] Andy Adler and William RB Lionheart. Uses and abuses of EIDORS: an extensible software base for EIT. *Physiol. Meas.*, 27(5):S25–S42, 2006.
- [8] Margaret Cheney, David Isaacson, Jonathan C Newell, S Simske, and J Goble. NOSER: An algorithm for solving the inverse conductivity problem. *Int. J. Imag. Syst. Tech.*, 2(2):66–75, 1990.