PLANO DE TRABALHO E PROJETO DE PESQUISA

Métodos de Reconstrução em Tomografia

Alvaro R. De Pierro, IMECC-UNICAMP, Matemática Aplicada

março/2002

1 Objetivos

Esta parte do projeto é a continuação de nosso trabalho anterior em problemas inversos e reconstrução de imagens. A diferença essencial será a possibilidade de interagir dentro de um grupo interdisciplinar visando à obtenção de resultados originais e aplicáveis em forma imediata no diagnóstico médico. Trabalharemos nos seguintes temas: (a) Tomografia dinâmica por emissão, (b) O problema da atividade-atenuação na tomografia por emissão, (c) O fenômeno de Gibbs em tomografia, (d) Métodos iterativos em tomografia de transmissão (baixa estatística, 'helical scanners', policromaticidade), (e) Três dimensões.

Nas fases anteriores nos concentramos e conseguimos alguns resultados interessantes relacionados com métodos iterativos em tomografia por emissão (ECT) e transmissão (CT), assim como sobre a superação do fenômeno de Gibbs em uma dimensão. Agora estamos introduzindo novas direções de pesquisa geradas pela nossa atividade anterior; destacamos (a), (b) e (e) como direções completamente novas. Na Seção 2, descrevemos brevemente a tomografia por emissão para apresentar as propostas de pesquisa relacionadas com esse tópico, (a) e (b). Na Seção 3 apresentamos as propostas relacionadas com a tomografia de transmissão, (c) e (d). O tema (e), ou seja, o tratamento dos problemas em três dimensões é um objetivo comum à pesquisa em ECT e CT.

2 Tomografia por Emissão de Pósitrons e de Fótom Único

A tomografia computadorizada por emissão (ECT) [6] é a determinação quantitativa das modificações na química e na fisiologia de compostos marcados radiativamente, dentro do corpo. Matematicamente, o problema consiste em reconstruir uma função que representa a distribuição de radioatividade a partir de dados medidos ao longo de retas de localização conhecida. As medições tém muito mais ruído que em tomografia de raios X (CT), portanto é desejável uma metodologia de reconstrução que incorpore a natureza estatística desse ruído.

No caso particular da tomografia por emissão de pósitrons (PET) [26], o isótopo emite pósitrons que se anulam com elétrons próximos, gerando dois fótons em direções aproximadamente opostas. Os dados são o número de pares de fótons detectados em coincidência para cada reta determinada por pares de detectores. Em tomografia por emissão de fótom único (SPECT) o isótopo emite fótons coletados por detectores únicos ao longo de retas determinadas por colimadores [6].

Relacionado com ECT, trabalharemos em duas direções: o tratamento do problema dinâmico e o cálculo simultâneo da atividade e da atenuação, tanto para PET como para SPECT. Sempre visando a desenvolver modelos que incluam a natureza estatística da detecção de fótons e algoritmos rápidos para resolver os problemas matemáticos resultantes.

2.1 Um Modelo de Máxima Verossimilhança em Tomografia Dinâmica por Emissão

Em ECT 'standard', o que é reconstruído na realidade, é uma aproximação da média de emissão de fótons em cada ponto, durante o tempo de aquisição. Dado que se trata de estudar processos fisiológicos, existe uma linha de pesquisa, que considera que o conhecimento da evolução no tempo da quantidade de emissões pode melhorar substancialmente a capacidade de compreensão dos processos fisiológicos estudados. No lugar de uma imagem única, representando a densidade média de emissão, obter uma sequência de imagens, descrevendo a evolução do processo, ou seja, uma curva para cada ponto da imagem (pixel). A determinação dessa curva, é o que chamamos de Tomografia Dinâmica por Emissão (DECT). Um problema mais difícil porque tentamos obter muita mais informação com os mesmos dados. Na prática, isto é feito, coletando os dados para intervalos iguais de tempo, reconstruindo as densidades de emissão correspondentes, e usando filtros com maior suavização ao longo do eixo do tempo, devido ao aumento proporcional do ruído. Esta aproximação tém o inconveniente de produzir imagens com altos níveis de ruído, não somente por causa da baixissima estatística, mas também por nào usar a relação existente entre imagens sucessivas. Um passo importante no sentido de melhorar as imagens obtidas seria a reconstrução simultânea das densidades de emissão a partir do total dos dados coletados.

Consideremos o modelo bi-dimensional discretizado para ECT (para simplificar descreveremos apenas o caso de PET dinâmico em 2D [2 dimensões]). O corte onde a emissão ocorre pode se pensar contido numa região quadrada dividida em n pequenos quadrados, que chamaremos pixels (de picture element), onde a emissão é suposta constante para cada intervalo de tempo (a discussão com detalhes disto pode ser encontrada em [15, 18]). Em PET, o isótopo usado emite pósitrons que se anulam com elétrons próximos, gerando dois fótons que viajam em direções aproximadamente opostas.

Dividindo o tempo total T de recoleção de dados em K intervalos, $t_1,\ t_2,\ \ldots,\ t_K$, os dados b_{ik} são o número de pares de fótons detectados pelo par de detectores i , ($i\ = 1,\ \ldots,\ m$) no k-ésimo intervalo. No que segue x_j^k denota o número esperado de emissões por unidade de área no j-ésimo pixel, ($j = 1, \ldots, n$), no intervalo de tempo k; x^k representa o vetor n-dimensional cuja componente é x_j^k que chamaremos o vetor imagem no intervalo t_k. Se a_{ij} ($a_{ij} \geq 0$) denota a probabilidade de que um pósitron emitido pelo pixel j resulte numa coincidência na i-ésima linha, b_{ik} é uma amostra de uma distribuição Poisson cujo valor esperado é

$$\langle a^i, x^k \rangle = \sum_{j=1}^{n} a_{ij} x_j^k, \tag{1}$$

onde $\langle , \rangle$ é o produto interno standard e a^i é a i-ésima coluna da trasposta A^T da matriz de projeções de mxn $A = (a_{ij})$ [28].

O problema da reconstrução é estimar o vetor imagem $x = (x_j^k)$ dado o vetor de medições $b = (b_{ik})$, por exemplo, maximizando $P_L(b|x)$ (a probabilidade de obter o dado b, dada a imagem x), sujeito a restrições de não negatividade sobre x, ou, equivalentemente,

$$\max_{x^k \geq 0} L(x) = \sum_{k=1}^{K} \sum_{i=1}^{m} b_{ik} \log\langle a_i, x^k \rangle - \langle a_i, x^k \rangle, \tag{2}$$

Como as restrições de não negatividade não são suficientes para determinar razoávelmente uma solução ML de (2), diversos tipos de restrições podem ser usados. Em [2], a proposta é simplesmente considerar, em SPECT, para cada pixel j, a condição: $x_j^1\ >\ x_j^2\ >\ \ldots,\ >\ x_j^K$, ou seja, simples restrições de monotonicidade, que não refletem a realidade de alguns processos dinâmicos. Outra proposta possível é usar splines para tentar aproximar melhor a curva de evolução das emissões [22]. Nossa alternativa é ajustar os parámetros da curva que descreve à evolução real das emissões no tecido, que corresponde à solução de uma equação diferencial ordinária que depende do tipo de isótopo utilizado [8]. Ou seja,

$$x_j \;=\; x_j(t), \tag{3}$$

e para o problema discretizado:

$$x_j^k \;=\; x_j(t_k). \tag{4}$$

Como se trata de um problema mal condicionado, (2) deve ser regularizado. No problema regularizado, a informação 'a priori' é introduzida através de um termo adicional de regularização e o modelo (2) é substituido pelo seguinte problema de otimização

$$\max_{x \geq 0} G(x) = L(x) + \gamma F(x), \tag{5}$$

onde $F(x)$ é uma função em geral côncava.

O objetivo é obter um modelo que aproxime da melhor maneira possível o processo dinâmico da emissão de fótons na tomografia de emissão e desenvolver algoritmos para resolver o problema de otimização correspondente.

Os problemas a serem abordados seriam então as seguintes :

1. Analisar as melhores possibilidades para descrever a dinâmica do processo (3).

2. Analisar a aplicabilidade de algoritmos de minoração [11] no problema dinâmico.

3. Desenvolver um modelo regularizado adequado como em (5) para o problema, e os algoritmos correspondentes.

4. Desenvolver métodos alternativos rápidos como em [3] e [12] para os modelos anteriores.

Neste assunto colaboraremos com Henry Huang do Departamento de Farmacologia e do Instituto Crump da Universidade da California, Los Angeles.

2.2 O Cálculo Simultâneo da Atividade e a Atenuação em PET e SPECT

A reconstrução em ECT supõe que os fótons não foram absorvidos pelo tecido, portanto uma correção pela atenuação deve ser feita. Para isto um 'scan' de transmissão com uma fonte exterior é normalmente feito para estimá-la. Isto consome tempo e, apesar da alta não linearidade do problema, faz sentido tentar o cálculo simultâneo da atividade e a atenuação.

Várias técnicas e modelos têm sido sugeridos para resolver o problema sem medições de transmissão. Isto inclui tentar a inversão iterativa do problema matemático direto, como sugerido, entre outros, por Y. Censor *et al* [7], Manglos *et al* [27], Natterer [20] e Bronnikov [5]. Nos concentraremos no 'approach' de Máxima Verossimilhança (ML), que considera as propriedades estatísticas dos dados, como em Krol *et al* [17] e Nuyts *et al* [21]. Então, em princípio, o modelo ML consiste em escolher o par (x, μ) tal que

$$\max_{x \geq 0, \mu \geq 0} \; L(x, \mu) = \sum_{i=1}^{m} y_i \ln r_i - r_i \tag{6}$$

onde

$$r_i = \sum_{j=1}^{n} a_{ij} x_j exp(-\sum_l c_{il} \mu_l). \tag{7}$$

x representa o vetor n-dimensional cuja j-ésima coordenada é x_j, a atividade média no pixel j, μ é a atenuação correspondente, com coeficientes μ_j, y o vetor m-dimensional cuja coordenada i-ésima y_i $(y_i \geq 0)$ é o número de coincidências correspondentes à reta i durante o período de recoleção de dados. a_{ij} é a sensibilidade do detector i à atividade em j sem atenuação; c_{il} é o comprimento da interseção da projeção com o volume representado pelo pixel l (no caso de SPECT, na soma acima $c_{il} \neq 0$ somente para os pixels intersectados pela semireta entre o pixel j e o colimador).

Nosso objetivo é aperfeiçoar o modelo anterior e desenvolver algoritmos rápidos para aproximar as soluções.

Neste assunto trabalharemos com a nossa aluna de doutorado do Instituto de Física da UNICAMP, Fabiana Crepaldi Pereira.

3 Tomografia de Transmissão

Na tomografia de transmissão a fonte geradora de fótons é externa ao corpo, e um detector conta aqueles que não foram atenuados. Na ausência de ruído e com uma estatística de fótons alta, se f é a função de atenuação e L a reta determinada pelo emissor e o detector, pode-se verificar que

$$\int_L f d\mu = -log \frac{N_d}{N_e}, \tag{8}$$

onde N_d e N_e são o número de fótons detectados e emitidos respectivamente (ver [15]).

Se cada reta num plano é parametrizada com a distância à origem l e θ o ângulo com relação a um dos eixos θ, nossos dados seriam uma versão discreta de uma função $p(l, \theta)$ 2π-periódica na segunda variável que podemos notar

$$p(l, \theta) = \mathcal{R}(f)(l, \theta). \tag{9}$$

$\mathcal{R}$ é a Transformada de Radon da função f e é possível provar que

$$\mathcal{R}^{-1} = \mathcal{F}_2^{-1} \mathcal{F}_1, \tag{10}$$

onde $\mathcal{F}_2^{-1}$ denota a transformada de Fourier inversa nas duas variáveis e $\mathcal{F}_1$ a transformada de Fourier na variável axial l.

Os métodos de inversão deduzidos da aplicação direta de (10) são chamados métodos de Fourier. Na prática, um dos inconvenientes desses métodos é que para poder aplicar a Transformada Rápida de Fourier é necessario interpolar porque os dados não vem numa malha retangular, e, devido às descontinuidades das imagens a serem recontruídas (bordas) aparece o fenômeno de Gibbs. Isto motiva uma das nossas direções de pesquisa em CT. Por outra parte, quando a estatística de fótons é baixa, ou quando os dados são incompletos o uso de modelos de máxima verossimilhança e de métodos iterativos produz melhores resultados; esta é a segunda direção da nossa pesquisa em CT.

3.1 O Fenômeno de Gibbs e Detecção de Descontinuidades a partir de Dados Espectrais: Aplicações em Tomografia

A Transformada de Fourier (FT) é uma ferramenta poderosa em computação científica e análise que abrange muitas áreas de aplicação, desde métodos espectrais em equações diferenciais [30], [35] até reconstrução [39] e processamento de imagens [38].

Para uma função dada $f \in L_2[0,1]$ (por simplicidade consideraremos somente o intervalo $[0,1]$); a FT de f em $k \in \mathcal{Z}$ é definida por

$$\hat{f}_k \equiv \hat{f}(k) = \int_0^1 f(x) e^{-i2k\pi x} dx, \ k = 0, \pm 1, \pm 2, \cdots, \tag{11}$$

e sua expansão de Fourier por

$$f_\infty(x) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \hat{f}_k e^{i2k\pi x}. \tag{12}$$

Em qualquer ponto de descontinuidade $x \in [0,1]$ tém-se que $f_\infty(x) = \frac{f(x^+)+f(x^-)}{2}$. Em particular, $f_\infty(0) = f_\infty(1) = \frac{f(0)+f(1)}{2}$.

Se f é analítica e periódica, então, as somas parciais de Fourier

$$f_N(x) = \sum_{k=-N/2}^{+N/2} \hat{f}_k e^{i2k\pi x} \tag{13}$$

convergem exponencialmente [30], [35]. Mas, se $f(x)$ é descontinua e/ou não periódica, a convergência de $f_N(x)$ para $f(x)$ é muito lenta. De fato, longe dos pontos de descontinuidade, tém-se que

$$f_N(x) - f(x) = O(\frac{1}{N})$$

e perto de um ponto de descontinuidade z

$$|f_N(x) - f(x)| = O(\alpha|f(z^+) - f(z^-)|)$$

onde α é um número positivo, e o fenômeno de Gibbs aparece (ver [35]).

Agora, seja N um número inteiro positivo, e definimos

$$x_j = j/N, \;\; f_j = f(x_j + \delta) \text{ for } j = 0, 1, \cdots, N-1, \tag{14}$$

onde $0 \leq \delta \leq 1/N$ é uma constante. x_j para $j = 0, \cdots, N$ são os nodos. Então, a Transformada Discreta de Fourier (DFT) de $\{f_j, \; j = 0, \cdots, N-1\}$ é definida por (ver [35])

$$\tilde{f}_k = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} f_j e^{-i2k\pi \frac{j}{N}}, -N/2 \leq k \leq N/2 - 1 \tag{15}$$

e a Transformada Inversa Discreta de Fourier (DFT) por:

$$f_j = \sum_{k=-N/2}^{N/2-1} \tilde{f}_k e^{i2k\pi \frac{j}{N}}, j = 0, \cdots, N-1. \tag{16}$$

A DFT é a aplicação entre os N números $\{f_j, j = 0, \cdots, N-1\}$ e os N números complexos $\{\tilde{f}_k, k = -\frac{N}{2}, \cdots, \frac{N}{2} - 1\}$. A Transformda Rápida de Fourier (FFT) pode ser usada na implementação dos cálculos em $O(N \log_2(N))$ operações.

Em muitas situações reais (ondas de choque [30], bordas de imagens [38]), a função f é descontínua, não periódica e desconhecida. Somente alguns coeficientes de Fourier $\hat{f}_k$ são conhecidos. Isto produz o problema jà exposto, que destrói a convergência, especialmente perto dos pontos de descontinuidade.

Dois tipos de métodos têm sido propostos para superar o fenômeno de Gibbs. Gottlieb, Shu, Solomonoff and Vandeven [37] usaram séries de polinômios ortogonais para obter exatidão exponencial em qualquer subintervalo não contendo pontos de descontinuidade. Gottlieb e Shu estenderam a idéia para o caso da expansão em polinômios ortogonais de uma função descontinua (ver [36] e referências). Este grupo de métodos é computacionalmente muito caro.

Em outro tipo de métodos trata-se de aplicar a FFT e a FFT inversa usando *filtros* σ_k tal que

$$g_j = \sum_{k=-N/2}^{N/2-1} \sigma_k \hat{f}_k e^{i2k\pi\frac{j}{N}}, j = 0, \cdots, N-1 \tag{17}$$

converge a $f(x_j + \delta)$ mais rápido que $f_N(x_j + \delta)$ quando $f(x)$ é descontínua ou não periódica. Alguns filtros conhecidos da forma $\sigma_k \equiv \bar{\sigma}(\frac{2k}{N})$ for $k = -N/2, \cdots, N/2-1$ são os seguintes ([30], [36])

(1). Fejér's

$$\bar{\sigma}_1(\eta) = 1 - |\eta|.$$

(2). Lanczos'

$$\bar{\sigma}_2(\eta) = \begin{cases} 1, & \eta = 0 \\ \frac{\sin(\pi\eta)}{\pi\eta}, & \eta \neq 0, \end{cases}$$

(3). O médio seno

$$\bar{\sigma}_3(\eta) = \frac{1 + \cos(\pi\eta)}{2}.$$

(4). The sharpened raised cosine filter

$$\bar{\sigma}_4(\eta) = \bar{\sigma}_3(\eta)(35 - 84\bar{\sigma}_3(\eta) + 70\bar{\sigma}_3(\eta) - 20\bar{\sigma}_3(\eta)).$$

(5). The exponential filter of order p (for even p)

$$\bar{\sigma}_5(\eta) = e^{-\alpha\eta^p}.$$

(6). Vandeven's filter of order p

$$\bar{\sigma}_6(\eta) = 1 - \frac{(2p-1)!}{(p-1)!^2} \int_0^\eta [t(1-t)]^{p-1} dt.$$

Todos estes filtros são reais. Com eles, os valores reconstruídos g_j (para $\delta = 0$) são precisos longe dos pontos de descontinuidade, mas não próximos deles.

Em [43] e [42] apresentamos uma nova famîlia de filtros baseados em aproximações polinomiais. Esses filtros foram deduzidos, não somente como fatores para aumentar a velocidade de convergência da série em (14), mas como fatores tais que, para um grau de suavidade e para pontos de descontinuidade conhecidos, a reconstrução é exata. Por exemplo, supondo interpolação de grau zero, o filtro obtido é

$$\sigma_k = \begin{cases} 1, & k = 0, \\ \frac{k\pi/N}{\sin(k\pi/N)} e^{ik\pi/N}, & k \neq 0, \end{cases} \tag{18}$$

Usando o filtro acima em (18), obtém-se a reconstrução exata se a função e constante por pedaços e os pontos de descontinuidade são pontos da malha.

Da mesma forma, outros filtros podem ser deduzidos teoricamente, de maneira que as reconstruções são exatas para funções polinomiais por partes. Em [43] e [42] são apresentados resultados teóricos e experimentais mostrando a dependência do erro com relação à distância dos pontos da malha às descontinuidades. Também em [43] e [42], uma metodologia foi apresentada para mudar a malha de maneira que inclua os pontos de descontinuidade, permitindo o uso da FFT nos cálculos.

Como mostrado em [43] e [42], a detecção de descontinuidades a partir de um número finito de coeficientes de Fourier é um ponto crucial para a reconstrução usando a nova família de filtros. De fato, a deteção de bordas a partir de dados espectrais é um problema importante para resolver quando devemos reconstruir funções suaves por partes a partir da representação em séries de Fourier [29], [32], [33], qualquer que seja o método de filtragem.

Em [31] apresentamos uma nova metodologia para detectar descontinuidades a partir de dados espectrais, que permite a reconstrução 'exata' de funções constantes ou lineares por partes. Outros métodos, que usam a transformada conjugada de Fourier, aparecem em [29], [32] e [33].

Nesta linha de pesquisa trabalharemos nas direções seguintes:

1. A extensão dos nossos filtros polinomiais para dimensões maiores.
2. A obtenção de fôrmulas (ou iterações) para polinômios de grau maior que um.
3. Comparação teórica e prática com outros métodos.
4. A aplicação de nosso 'approach' para eliminar o fenômeno de Gibbs nos métodos de Fourier em tomografia [34].
5. Tentar elaborar uma teoria sobre a série de Radon similar à que relaciona a série com a transfomada de Fourier (proposta de Eitan Tadmor, Departamento de Matemática, UCLA, [40]).

Neste assunto trabalharemos com nossa aluna de doutorado Ana Gabriela Martínez

.

3.2 Métodos Iterativos em Tomografia de Transmissão (baixa estatística, 'helical scanners', policromaticidade)

Recentemente [44], trabalhamos em tomografia de transmissão de baixa estatística para correção da atenuação em ECT. Neste caso a função de verossimilhança a usar é

$$L(x) = \sum_{i}^{m} -d_i \exp\left(-\left\langle a^i, x\right\rangle\right) - y_i \left\langle a^i, x\right\rangle, \tag{19}$$

onde d_i é o número de fótons emitidos ao longo da linha i-ésima, y_i os detectados, e a^i $i = 1, ..., m$ as linhas da matriz de projeção . x é o vetor imagem (n pixels), $\langle , \rangle$ denota o produto interno standard. Aplicado ao problema anterior, definimos T-RAMLA, dada uma imagem inicial $x^{(0)}$, (k e i s ao os índices para as iterações e subiterações respectivamente.

$$x_j^{(k,i+1)} = x_j^{(k,i)} + \lambda_k x^{(k,i)} \sum_{l \in S_i} a_{lj} d_l \exp\left(- \left\langle a^l, x^{(k,i)} \right\rangle \right) - a_{lj} y_l \tag{20}$$

onde $j = 1, ..., n,\ \ i = 1, .., p$ (pixels e subconjuntos respectivamente) and $x^{(k,p)} = x^{k+1}$. λ_k é uma sequência de parâmetros positivos tal que

$$\lambda_k \underset{k \to \infty}{\longrightarrow} 0, \tag{21}$$

e

$$\sum_{k=0}^{\infty} \lambda_k = +\infty. \tag{22}$$

Os resultados obtidos em [44] sugerem que os métodos do tipo de T-RAMLA, ou seja, gradiente sequencial com mudança de escala , obtém melhores imagens que outros métodos iterativos, quando tém altos níveis de ruído, e também produzem menos artefatos quando o número de vistas é reduzido drásticamente. Isto é uma motivação para aperfeiçoar este tipo de métodos e analisar seu comportamento em vários tipos de geometrias de coleta de dados, como por exemplo, a forma espiral ('helical scanners).

References

[1] H. H. Barrett and W. Swindell, Radiological Imaging: The Theory of Image Formation, Detection and Processing, Academic Press, New York, 1981.

[2] H.H. Bauschke, D. Noll, A. Celler and J.M. Borwein, "An EM algorithm for dynamic SPECT", IEEE Trans. Med. Imag. , vol. 18, no 3, pp. 252-261, 1999

[3] J.A. Browne and A.R De Pierro, "A row-action alternative to the EM algorithm for maximizing likelihoods in emission tomography", IEEE Transactions on Medical Imaging, V15, 4, 687-699, October 1996.

[4] J.A. Browne, G.T. Herman and D. Odhner, "SNARK93- A programming system for image reconstruction from projections", Technical Report No. MIPG198, Department of Radiology, University of Pennsylvania, 1993.

[5] A.V. Bronnikov, "Approximate reconstruction of attenuation map in SPECT imaging", IEEE Trans. Nucl. Sci., vol. 42, pp. 1483-1488, Oct. 1995.

[6] T.F. Budinger,G.T. Gullberg and R.H. Huesman, "Emission computed tomography", in Image Reconstruction from Projections: Implementation and Applications, G. T. Herman (ed), Chapter 5, pp. 147-246, Springer Verlag, Berlin, Heidelberg, 1979.

[7] Y. Censor, D.E. Gustafson, A. Lent and H. Tuy, "A new approach to the emission computerized tomography problem: simultaneous calculation of attenuation and activity coefficients", IEEE Trans. Nuucl. Sci., NS-26, pp 2775-2779, Apr. 79.

[8] K. Chen, S.C. Huang and D.C. Yu, "The effects of measurement errors in the plasma radioactivity curve on parameter estimation in positron emission tomography", Phys. Med. Biol. vol. 36, no 9, 1183-1200, 1991.

[9] S.T. Deans, The Radon Transform and its Applications, John Wiley, 1983.

[10] A.P. Dempster, N.M. Laird and D.D. Rubin. "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm", J. Roy. Stat. Soc., Series B, vol. 39, pp. 1-38, 1977.

[11] A.R. De Pierro, "A modified expectation maximization algorithm for penalized likelihood estimation in emission tomography", IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 14, 1, pp. 132-137, 1995.

[12] A.R. De Pierro and M.E.B. Yamagishi, "Fast EM-like methods for Maximum 'A Posteriori' estimates in emission tomography", IEEE Trans. Medical Imag. 20, 4, 280-288, 2001.

[13] S.S. Furuie, G.T. Herman, T.K. Narayan, P. Kinahan, J.S. Karp, R.M. Lewitt and S. Matej, "A methodology for testing for statistically significant differences between fully 3-D PET reconstruction algorithms", Phys. Med. Biol, vol. 39, pp. 341-354, 1994.

[14] P. Green, Bayesian reconstruction for emission tomography data using a modified EM algorithm, IEEE Trans. Medical Imag. 9, 1, 84-93, 1990.

[15] G.T. Herman, Image Reconstruction from Projections: The Fundamentals of Computerized Tomography, Academic Press, New York, NY, 1980.

[16] H. M. Hudson and R. S. Larkin, "Accelerated image reconstruction using ordered subsets of projection data", IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 13, nº 4, pp. 601-609, 1994.

[17] A. Krol, S.H. Manglos, J.F. Bowsher, T. Young, D.A. Bassano and F.D. Thomas "Attenuation compensation in SPECT cardiac imaging using EM-IntraSPECT method", J. Nucl. Med., vol. 36, p50P, 1995.

[18] K. Lange and R. Carson, "EM reconstruction algorithms for emission and transmission tomography", J. Comput. Assisted Tomog., vol. 8, pp. 306-316, 1987.

[19] E. Levitan and G.T. Herman, “A maximum a posteriori probability expectation maximization algorithm for image reconstruction in emission tomography”, IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 6, n$^{\underline{o}}$ 3, pp. 185-192, 1987.

[20] F. Natterer, “ Determination of tissue attenuation in emission tomography of optically dense media”, Inverse Problems, vol. 9, pp. 731-736, 1993.

[21] J. Nuyts, P. Dupont, S. Stroobants, R. Benninck, L. Mortelmans and P. Suetens, “Simultaneous Maximum A Posteriori reconstruction of attenuation and activity distributions from emission sinograms”, IEEE Trans. Medical Imag., vol. 18, No 5 , May 1999.

[22] B. W. Reutter, G. T. Gullberg and R. Huesman, “Direct least squares estimation of spatiotemporal distributions from dynamic SPET projections using a spatial segmentation and temporal B-splines”, IEEE Trans. Medical Imaging, 19, 5, pp. 434-444, 2000.

[23] A.J. Rockmore and A. Macovski, “A maximum likelihood approach to emission image reconstruction from projections”, IEEE Trans. Nucl. Sci., vol. 23, pp. 1428-1432, 1976.

[24] M.S. Rosenthal, J. Cullom, W. Hawkins, S.C. Moore, B.M.W. Tsui and M. Yester, “Quantitative SPECT imaging: a review and recommendations by the focus committee of the Society of Nuclear Medicine Computer and Instrumentation Council”, J. Nucl. Med., 36, pp. 1489-1513, 1995.

[25] L.A. Shepp and Y. Vardi, “Maximum likelihood reconstruction for emission tomography”, IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 1, pp. 113-121, 1982.

[26] M.M. Ter-Pogossian,M. Raichle and B.E. Sobel, “Positron emission tomography”, Scientific Amer., vol. 243, n$^{\underline{o}}$ 4, pp. 170-181, 1980.

[27] S.H. Manglos and T.M. Young, "Constrained intraSPECT reconstruction from SPECT projections", in Proc. 1993 IEEE-MIC, 1994, pp. 1605-1609.

[28] Y. Vardi, L.A. Shepp and L. Kaufman, "A statistical model for positron emission tomography", J. Amer. Statist. Assoc., vol. 80. pp. 8-20, 1985.

[29] N.S. Banerjee and J.F. Geer, "Exponentially accurate approximations to periodic Lipschitz functions based on Fourier series partial sums", Journal of Scientific Computing, 13, 4, 419-460, 1998.

[30] C. Canuto, M.Y. Hussaini, A. Quarteroni and T. A. Zang, Spectral Methods in Fluid Dynamics, Springer-Verlag, 1988.

[31] A.R. De Pierro and M. Wei, "Detecting Discontinuities and Recovering Point Values of a Function From its Fourier Coefficients", submetido, 2001.

[32] A. Gelb and E. Tadmor, "Detection of edges in spectral data", Appl. Comp. Harmonic Analysis, in press.

[33] A. Gelb and E. Tadmor, "Detection of edges in spectral data II: nonlinear enhancement", preprint.

[34] D. Gottlieb, B. Gustafsson and P. Forssen, "On the direct Fourier method for computer tomography", IEEE Trans. Medical Imag. 19, 3, 223-232, 2000.

[35] D. Gottlieb and S. Orszag, Numerical Analysis of Spectral Methods: Theory and Applications , SIAM, Philadelphia, PA, 1977

[36] D. Gottlieb and C.W. Shu, " On the Gibbs phenomenon and its resolution ", SIAM Rev, **39**, 644-668, 1997

[37] D. Gottlieb, C.W. Shu, A. Solomonoff and H. Vandeven, " On the Gibbs phenomenon I: recovering exponential accuracy from the Fourier partial sum of the a nonperiodic analytic function", J. Comput. Appl. Math., **43**, 81-98, 1992

[38] A. K. Jain, Fundamentals of digital Image Processing, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1989

[39] F. Natterer, The Mathematics of Computerized Tomography, New York: Wiley. 1985

[40] E. Tadmor, Comunicação pessoal.

[41] H. Schomberg and J. Timmer, "The gridding method for image reconstruction by Fourier transformation", IEEE Trans. Medical Imaging, 14, 4, 200-207, 1985.

[42] M. Wei, A. R. De Pierro, and J. Yin, "Error estimates for two filters based on polynomial interpolation for recovering a function from its Fourier coefficients", Numerical Algorithms, a aparecer.

[43] J. Yin, A.R. De Pierro and M. Wei, "Reconstruction of a compactly supported function from the discrete sampling of its Fourier transform", IEEE Trans. Signal Proc., **47**, 12, 1-9, 1999.

[44] M. E. B. Yamagishi and A. R. De Pierro, "Fast scaled gradient decomposition methods for maximum likelihood transmission tomography", submetido 2001.

Material Solicitado

1- SPARCstation Sun modelo Blade 2000, com as seguintes características:

- 2 Processadores Risc UltraSPARC-III de 64 bits.

- Clock de 900 MHz.

- Memória cache externa de 8 MBytes por processador.

- Memória RAM de 4 GBytes.

- 1 Disco interno de 73.4 GBytes FC-AL.

- 1 Interface Ethernet/Fast Ethernet 10/100 (autosensing).

- 1 Interface Gigabit Ethernet.

- 2 Slots UPA.

- 4 Slots PCI para expansão.

- 2 Interfaces seriais RS-232C/RS-423.

- 1 Interface padrão Centronics.

- FC-AL internal disk subsystem.

- FC-AL external port HSSDC connector for external FC-AL disk arrays.

- 2 Digital video ports IEEE 1394.

- 4 Portas padrão USB.

1 Conjunto de teclado + mouse + mouse pad.

1 Unidade de DVD-ROM.

1 Unidade de floppy disk 3 $\frac{1}{2}$" -1.44 MByte.

1 Acelerador Grãfico Creator 3D.

1 Monitor de video de 18.1" (20" equivalent) TFT-LCD.

1 Sistema Operacional Solaris 8 - Mídia e documentação em CD.

1 Conjunto de softwares incluindo os compiladores: C, C++, Fortran e Team Ware.

Valor da Configuração: FOB US$ 25,918.66

Opcionais:

1 Unidade de fita DLT 8000 com capacidade de 40/80 GBytes.

1 Placa Fast/Wide SCSI.

1 Cabo 68/68 pinos SCSI.

1 Pack contendo 10 unidades de fita DLT.

Valor total dos opcionais: FOB US$5,307.53

Adicionais

- 1 Impressora laser.

- 1 Scanner.

Justificativa

Necessidade de atualizar a capacidade computacional do grupo de Problemas Inversos para poder trabalhar com os novos temas que requerem alta velocidade e muita memória. Em particular, tomografia dinâmica e todos os problemas em três dimensões.