



**sca** 2009

I SIMPÓSIO DE COMPUTAÇÃO APLICADA

De 22 a 25 de  
Setembro de 2009  
em Passo Fundo/RS

**UPF**<sup>®</sup>  
Universidade  
de Passo Fundo

 **SBC**

# Um modelo de reconstrução tomográfica de amostras agrícolas com técnicas de filtragem preditiva de Wiener em processamento paralelo

Maurício Fernando Lima Pereira<sup>1</sup>, Paulo Estevão Cruvinel<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Instituto de Computação - Universidade Federal de Mato Grosso (UFMT)  
Avenida Fernando Corrêa, S/N Coxipó Cuiabá, MT - CEP 78060-900

<sup>2</sup> Embrapa Instrumentação Agropecuária  
Rua XV de Novembro, 1452 São Carlos, SP - CEP 13560-970

mauricioflp@ufmt.br, cruvinel@cnpdia.embrapa.br

**Abstract.** *X-ray computed tomography (CT) is a rapidly evolving technique originally developed in medicine for non-invasive analysis. It was subsequently adapted and extended to a wide variety of applications including agriculture. The basic agricultural CT configurations consists of an X-ray source, a sample through which the x-ray pass and a detector assembly, which measures the X-ray attenuation of the X-ray path through the sample. This paper presents a tomographic model for image reconstruction from projections based on the use of a predictive Wiener filtering technique in parallel processing. Such arrangement allows a very fast two-dimensional image reconstruction as well as an improvement in the noise to signal ration of the reconstructed projections. Additionally, by rotating the sample (or source-detector assembly) many different pathways can be measured, obtaining information on X-ray attenuation, which can be calibrated as a function of the soil bulk density.*

**Resumo.** *Este trabalho apresenta um modelo de reconstrução tridimensional de amostras agrícolas que se baseia em técnicas do processamento paralelo e filtragem preditiva de Wiener para redução do ruído das projeções. O foco do trabalho está na modelagem, implementação e validação do modelo de reconstrução com filtragem preditiva e na capacidade de acelerar o processo tomográfico. Os resultados encontram aplicação em estudos sobre solos. O ganho de desempenho obtido no modelo proposto, possibilita a utilização de um maior número de amostras agrícolas, o que contribui para uma maior precisão da análise de solo. Além disso, a filtragem preditiva baseada em técnicas de filtragem não lineares possibilita uma maior acurácia. As imagens dos objetos reconstruídos neste trabalho foram geradas a partir de dados obtidos dos tomógrafos da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa) e possibilitam o desenvolvimento de ambientes de análise com visualização de cortes tomográficos de forma interativa, extração de medidas de coeficiente de atenuação linear, dentre outras ferramentas diagnóstico. Os resultados obtidos mostraram a maior precisão das medidas de coeficiente de atenuação linear depois da aplicação da filtragem preditiva nas projeções e também demonstram um melhor aproveitamento de arquiteturas paralelas.*

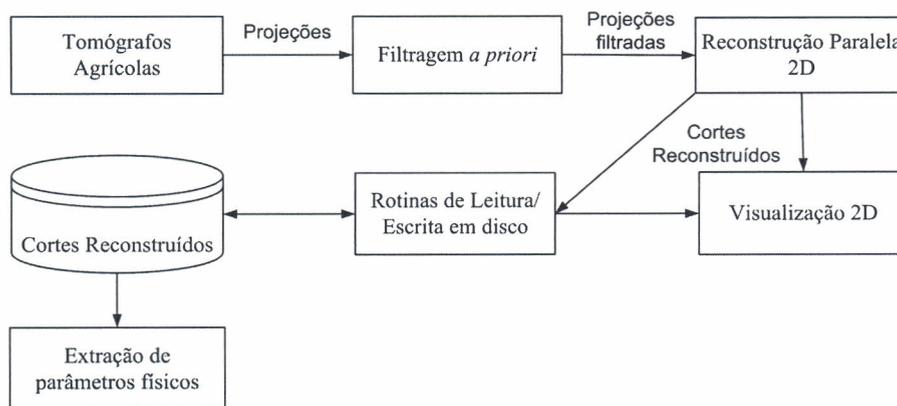
## 1. Introdução

Dentre as várias técnicas utilizadas para caracterização do solo, destaca-se a tomografia computadorizada (TC) de raios X, que se sobressai em relação às demais técnicas aplicadas na física de solos, como a gravimétrica e a sonda de nêutrons [Teixeira et al. 2005] [Ferreira et al. 1998], devido à sua precisão na extração de atributos físicos, tais como densidade e umidade, e por permitir o exame de amostras de solo de forma não destrutiva [Aylmore and Hainsworth 1983] [Crestana 1985] [Pedrotti et al. 2003]. Outra vantagem oferecida pela tomografia computadorizada em relação às demais é a possibilidade de utilizar-se, após a reconstrução, ferramentas do processamento de imagens para auxiliar a investigação dos fenômenos físicos que ocorrem solo.

Este trabalho apresenta um modelo de reconstrução tomográfica bidimensional, de reconstrução tridimensional e de visualização de amostras agrícolas que se baseia em técnicas do processamento paralelo e filtragem preditiva para eliminação de ruído das projeções. O foco do trabalho está na modelagem, implementação e validação do modelo de reconstrução, contemplando neste modelo a redução de ruídos Poisson inerentes ao processo de aquisição de dados tomográficos e também na capacidade de acelerar o processo de reconstrução, utilizando técnicas e arquiteturas paralelas de processamento, para permitir a aplicação da técnica tomográfica em grande escala, bem como no desenvolvimento de ambientes de visualização e análise interativo. Os resultados deste trabalho encontram aplicação em estudos sobre:

- Solos;
- Movimentação de água e soluto nos solos;

A estrutura do modelo proposto neste trabalho é apresentada na Figura 1 na qual é possível perceber os módulos de filtragem *a priori* e os módulos de reconstrução tomográfica 2D.



**Figura 1. Estrutura de módulos utilizado neste trabalho para melhoria da qualidade das imagens e aceleração do processo de reconstrução tomográfica 2D**

A extração de parâmetros físicos é realizada através do desenvolvimento de algoritmos de processamento de imagem que permitem extrair medidas sobre a porosidade de um determinado corte ou medir o diâmetro dos poros encontrados em corte tomográfico, dentre outros atributos físicos possíveis [Pereira et al. 2007].

## 2. Materiais e métodos

### 2.1. Técnica tomográfica de raios X aplicada ao estudo de solos

A técnica tomográfica consiste em se iluminar um objeto com feixe de radiação em várias direções, capturando os dados resultantes para reconstruir o objeto através dos cortes deste objeto iluminado. Estes dados são na verdade médias de alguns parâmetros gerados no caminho do raio de propagação no objeto. Através da tomografia é possível observar, depois da reconstrução das imagens tomográficas, dados internos dos objetos tomografados, de forma não destrutiva e não invasiva. Como resultado de cada reta de propagação dos feixes que partem da fonte para o detector na tomografia são gerados valores denominados projeções, tal qual ilustra a Figura 2.

No estudo de solos, a tomografia computadorizada se tornou um novo método de investigação de sua composição físico-química. Estes estudos foram introduzidos por Petrovic [Petrovic et al. 1982] e Crestana [Crestana 1985], dentre outros pesquisadores. Em 1987, Cruvinel e colaboradores desenvolveram na Embrapa Instrumentação Agropecuária, sediada em São Carlos - SP, um minitomógrafo baseado em fontes de raios X e raios  $\gamma$  para o estudo de amostras de solo [Cruvinel 1987], [Cruvinel et al. 1990]. Os equipamentos recentes permitem portabilidade, o que garante maior precisão ao método dado que não existe necessidade de remoção de amostras. Além disso, o aumento na velocidade na aquisição dos dados nos equipamentos novos viabiliza a realização de varredura suficientemente rápida para permitir o monitoramento e a medição de forma não destrutiva, em duas e três dimensões, do movimento da água na região no saturada do solo e permitindo a estimativa das propriedades hidráulicas do solo [Naime 2001].

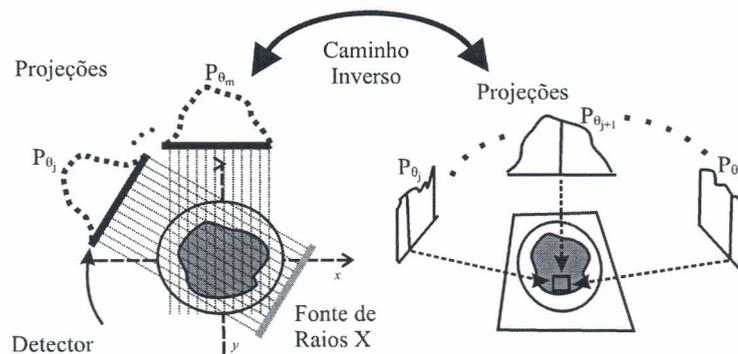


Figura 2. Ilustração do processo de aquisição dos dados tomográficos e o processo de retroprojeção para reconstrução da imagem tomográfica

### 2.2. Filtragem *a priori*

Uma das principais limitações para a precisão da medida tomográfica computadorizada é a natureza estatística no processo de produção de fótons. A probabilidade de detecção de  $\phi$  fótons em um intervalo de tempo de exposição  $t$  pode ser estimada pela função distribuição de probabilidade de Poisson dada pela Equação 1 [Dereniak and Crowe 1984] [Cruvinel 1987]:

$$P(\phi, t) = \frac{(\bar{\phi})^\phi}{\phi! e^{-\bar{\phi}}} \quad (1)$$

onde  $\phi$  é o número de fótons e  $\bar{\phi}$  é a média de fotoelétrons emitidos no intervalo de tempo  $t$ , segundo a expressão

$$\bar{\phi} = \xi R t \quad (2)$$

onde  $R$  é a razão média de fótons (fótons/segundo) e  $\xi$  é a eficiência quântica da fotomultiplicadora [Granato 1998].

Aumentar o tempo de exposição pode melhorar a relação sinal ruído, no entanto, isto implica em maior tempo de exposição à radiação [Li et al. 2001]. Alternativamente, pode-se suprimir este tipo de ruído trabalhando-se a filtragem *a priori* das projeções.

A aplicação de filtros determinísticos ou preditivos reduz os efeitos do ruído Poisson nas projeções. Uma vez realizada a filtragem, o passo seguinte aplicação do algoritmo de reconstrução para obtenção da imagem reconstruída.

### 2.2.1. Transformada de Anscombe

O ruído Poisson caracterizado por ser dependente do sinal, uma vez que a sua variância depende do valor médio do sinal. Contudo, a maioria dos métodos de redução de ruído atualmente disponíveis, baseiam-se em sinais que possuem ruídos independentes do sinal com distribuição gaussiana estacionária [Li et al. 2001].

Uma alternativa para contornar tal problema envolve o uso da transformada de Anscombe (AT) que transforma o ruído Poisson dependente do sinal em um que é aproximadamente gaussiano, aditivo, com média zero e variância unitária [Anscombe 1948] [Homem et al. 2002].

Se  $x$  é uma variável aleatória de distribuição Poisson, sua AT é definida como:

$$y_i = 2\sqrt{x_i + \frac{3}{8}} \quad (3)$$

onde  $y_i$  representa a nova distribuição. Esta pode ser representada também por um modelo aditivo, tal qual apresentado na Equação 4

$$y_i = 2\sqrt{x_i + \frac{1}{8}} + v_i = s_i + v_i \quad (4)$$

Na Equação 4,  $v_i$  representa um ruído aditivo que é aproximadamente independente de  $s_i$ , com distribuição gaussiana, de média zero e variância unitária.

Retorna-se variável original aplicando-se em  $y_i$  a inversa da AT, definida como:

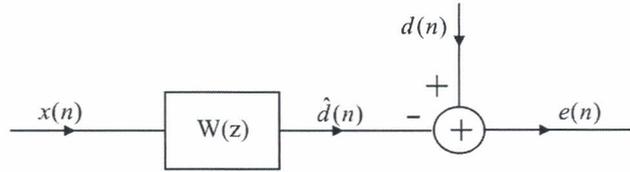
$$b_i = \frac{1}{4}y_i^2 - \frac{1}{8} \quad (5)$$

### 2.2.2. Filtro de Wiener

Na década de 1940, Norbert Wiener [Wiener 1949] foi pioneiro na pesquisa para elaboração de um filtro que produziria a estimativa ótima de um sinal ruidoso.

A Figura 3 exibe o problema do filtro de Wiener, que tem como objetivo recuperar um sinal desejado, dado por  $d(n)$ , de uma observação com ruído  $x(n)$

$$x(n) = d(n) + v(n) \quad (6)$$



**Figura 3. Ilustração de um problema geral do filtro de Wiener. Dados dois processos estacionários,  $x(n)$  e  $d(n)$ , que são estatisticamente relacionados entre si, o filtro  $W(z)$  minimiza a estimativa do erro médio quadrático,  $\hat{d}(n)$ , de  $d(n)$  [Hayes 1996]**

Assumindo que  $d(n)$  e  $v(n)$  são processos aleatórios estacionários, a elaboração do filtro consiste em minimizar o valor esperado do erro médio quadrático da estimativa de  $d(n)$  [Hayes 1996]. Deste modo, com  $\xi$  dado por:

$$\xi = E \{ |e(n)|^2 \} \quad (7)$$

onde  $e(n)$  definido por

$$e(n) = d(n) - \hat{d}(n) \quad (8)$$

o problema na filtragem de Wiener reside em encontrar o filtro que minimize  $\xi$

### 2.2.3. Filtro de Wiener FIR

A função do sistema para um filtro de ordem  $p$  é dada por

$$W(z) = \sum_{n=0}^{p-1} w(n)z^{-n} \quad (9)$$

sendo  $w(n)$  a resposta amostra unitária do filtro.

A saída do filtro,  $\hat{d}(n)$ , é dada pela convolução de  $w(n)$  com  $x(n)$ , a entrada do filtro

$$\hat{d}(n) = \sum_{l=0}^{p-1} w(l)x(n-l) \quad (10)$$

Dado que  $x(n)$  e  $d(n)$  são processos estocásticos conjuntamente estacionários no sentido amplo, tem-se que

$$\sum_{k=0}^{p-1} w(l)r_x(k-l) = r_{dx}(k) \quad ; \quad k = 0, 1, 2, \dots, p-1 \quad (11)$$

A Equação 11 corresponde a um conjunto de  $p$  equações lineares com  $p$  incógnitas  $w(k)$ , com  $k = 0, 1, \dots, p - 1$ .

Assumindo-se que neste trabalho utilizam-se apenas sinais com valores reais, tem-se que os coeficientes do filtro de Wiener assumirão apenas valores reais. Deste modo, a Equação 11, na forma matricial, torna-se:

$$\begin{bmatrix} r_x(0) & r_x(1) & \dots & r_x(p-1) \\ r_x(1) & r_x(0) & \dots & r_x(p-2) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_x(p-1) & r_x(p-2) & \dots & r_x(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w(0) \\ w(1) \\ \dots \\ w(p-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{dx}(0) \\ r_{dx}(1) \\ \dots \\ r_{dx}(p-1) \end{bmatrix} \quad (12)$$

A Equação 12 corresponde forma matricial das equações de Wiener-Hopf, as quais podem ser escritas de maneira concisa como

$$R_x w = r_{dx} \quad (13)$$

onde  $R_x$  é a matriz de dimensão  $p \times p$  de valores de coeficientes de autocorrelações,  $w$  é o vetor de coeficientes do filtro e  $r_{dx}$  é o vetor com os coeficientes de correlações cruzadas entre o sinal desejado  $d(n)$  e o sinal observado  $x(n)$ .

A determinação do vetor de coeficientes do filtro pode ser realizada aplicando-se a Equação 14

$$w = R_x^{-1} r_{dx} \quad (14)$$

Utilizando-se os valores dos coeficientes, pode-se obter o erro médio quadrático mínimo,  $\xi_{min}$ , de estimativa de  $d(n)$  e que pode ser avaliado através da Equação 15 [Hayes 1996].

$$\xi_{min} = r_d(0) - \sum_{l=0}^{p-1} w(l) r_{dx}(l) \quad (15)$$

#### 2.2.4. Filtragem por Predição Linear

Com observações sem ruído, a predição linear busca estimar o valor  $x(n+1)$  em termos de uma combinação linear do valor corrente e dos valores anteriores a  $x(n+1)$ , tal qual mostra a Figura 4. Desta forma, um preditor linear FIR de ordem  $p-1$  formado como

$$\hat{x}(n+1) = \sum_{l=0}^{p-1} w(l) x(n-l) \quad (16)$$

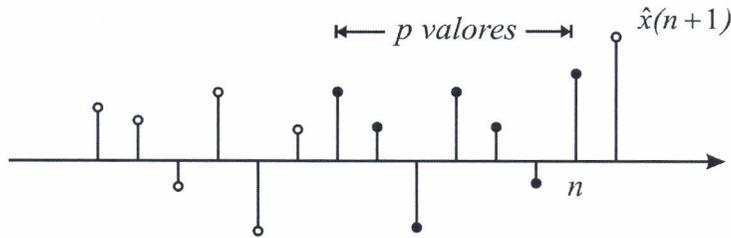
onde  $w(k)$  para  $k = 0, 1, \dots, p-1$  são coeficientes do filtro preditor. Assim, a predição linear pode ser modelada com uma filtragem de Wiener onde se ajusta  $d(n) = x(n+1)$ .

Reavaliando-se o coeficiente de correlação cruzada entre  $d(n)$  e  $x(n)$ , obtêm-se

$$r_{dx}(k) = E \{d(n)x(n-k)\} = E \{x(n+1)x(n-k)\} = r_x(k+1) \quad (17)$$

e as equações Wiener-Hopf para o preditor linear ótimo serão definidas como

$$\begin{bmatrix} r_x(0) & r_x(1) & \dots & r_x(p-1) \\ r_x(1) & r_x(0) & \dots & r_x(p-2) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_x(p-1) & r_x(p-2) & \dots & r_x(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w(0) \\ w(1) \\ \dots \\ w(p-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_x(1) \\ r_x(2) \\ \dots \\ r_x(p) \end{bmatrix} \quad (18)$$



**Figura 4. Predição linear como um tipo de problema onde busca-se encontrar a estimativa  $x(n+1)$  através da combinação linear de  $p$  valores de  $x(n)$  até  $x(n-p+1)$  [Hayes 1996]**

O erro médio quadrático mínimo dado por

$$\xi_{min} = r_d(0) - \sum_{l=0}^{p-1} w(l)r_x(k+1) \quad (19)$$

Assumindo-se um modelo de predição mais realista, na qual utilizam-se observações obtidas na presença de ruído, tem-se a entrada do filtro dada por  $y(n)$

$$y(n) = x(n) + v(n) \quad (20)$$

O objetivo é projetar um filtro que estime  $x(n+1)$  baseando-se nas combinações lineares de  $p$  valores anteriores de  $y(n)$ . Desta maneira, a Equação 16 ajustada de modo a inserir os valores do ruído na predição, obtendo-se

$$\hat{x}(n+1) = \sum_{l=0}^{p-1} w(l)y(n-l) = \sum_{l=0}^{p-1} w(l)[x(n-l) + v(n-l)] \quad (21)$$

As equações de Wiener-Hopf, no caso do preditor linear com presença de ruído, então, serão dadas por

$$R_y w = r_{dy} \quad (22)$$

Se o ruído descorrelacionado do sinal  $x(n)$ , então  $R_y$  tornar-se-á

$$r_y = E \{y(n)y(n-k)\} = r_x(k) + r_v(k) \quad (23)$$

e o vetor  $r_{dy}$  será dado por

$$r_{dy} = E \{d(n)y(n-k)\} = E \{x(n+1)y(n-k)\} = r_x(k+1) \quad (24)$$

As equações de Wiener-Hopf são

$$R_y w = r_{dy} \quad (25)$$

Portanto, a única diferença entre a predição linear com e sem presença de ruído reside na matriz de autocorrelação para o sinal de entrada, em que, para o caso de ruído descorrelacionado com  $x(n)$ ,  $R_x$  substituída por  $R_y = R_x + R_v$

### 2.3. Tomografia Computadorizada

O algoritmo paralelo de reconstrução tomográfica baseia-se no algoritmo de retroprojeção filtrada, o qual está fundamentado na transformada de Radon [Kak and Slaney 1999].

A reconstrução por retroprojeção filtrada pode ser separada em duas equações. A primeira, responsável pela filtragem dos dados das projeções obtidas em cada ângulo  $\theta$ , dada por :

$$Q_\theta(t) = \int_{-\infty}^{\infty} S_\theta(\omega) |\omega| e^{j\omega t} d\omega \quad (26)$$

onde  $S_\theta(\omega)$  representa a transformada de Fourier convoluída com o filtro rampa no domínio da frequência. Depois de filtradas, as projeções são retroprojetadas para se obter uma função do objeto. A Equação 27 apresenta a retroprojeção das projeções filtradas.

$$g(x, y) = \int_0^{2\pi} Q_\theta(x \cos(\theta) + y \sin(\theta)) d\theta \quad (27)$$

onde cada componente representa um pixel de coordenadas (x,y) na imagem reconstruída  $g(x, y)$ . Na forma discreta, a retroprojeção filtrada apresentada por:

$$\hat{g}(x, y) = \frac{\pi}{K} \sum_{i=1}^K Q_\theta(x \cos(\theta_i) + y \sin(\theta_i)) \quad (28)$$

onde K ângulos  $\theta$  são os valores discretos de  $\theta$  para cada  $P_\theta(t)$  conhecido.

### 3. Resultados obtidos

Inicialmente dentro do modelo proposto, aplicou-se o filtro de Wiener por predição, *a priori* para reduzir os efeitos do ruído Poisson nas projeções. Para isso, utiliza-se o modelo de filtragem apresentado na Figura 5.

Utiliza-se a transformada de Anscombe antes da entrada das projeções no filtro para tornar o ruído independente do sinal. Em seguida, realizou-se a filtragem por predição e finalmente os dados filtrados sofrendo uma transformação inversa.

Também aplicou-se a filtragem por mediana [Gonzalez and Woods 2000], para estabelecer-se uma comparação entre o uso de filtro linear e não linear na remoção de ruído do dados de projeção. Na avaliação do filtro por mediana, foram utilizadas máscaras de dimensão [1x3], [1x5] e [1x7]. Para a filtragem por predição, utilizaram-se filtros com 2, 4 e 6 pesos. A caracterização da melhora do filtro foi avaliada através da análise do maior erro, que permite medir o quanto o filtro aproximou o sinal ruidoso do sinal original.

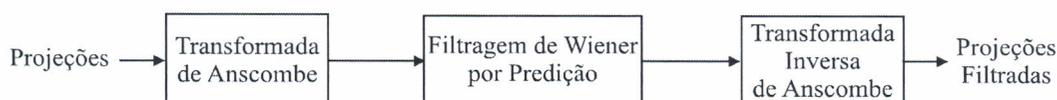


Figura 5. Diagrama de blocos da filtragem de Wiener por predição

No estudo utilizou-se um *phantom* homogêneo de Plexiglass, o qual teve seu conjunto de projeções normalizado e em seguida aplicou-se o ruído gaussiano. Extraiu-se uma projeção com um valor de maior erro igual a 0,083. Os resultados obtidos para esta projeção após a filtragem são mostrados na Tabela 1, na qual é possível observar que na filtragem do *phantom* homogêneo, o filtro de Wiener com seis pesos foi o que forneceu um melhor resultado, dado que o valor de erro foi mais atenuado nesta configuração. Os resultados obtidos com os dois modelos na filtragem, a partir projeção extraída, são mostrados na Figura 6.

Pesos	Wiener	Máscaras	Mediana
p = 2	0,043	1x3	0,044
p = 4	0,040	1x5	0,041
p = 6	0,039	1x7	0,071

Tabela 1. Tabela com valores de maior erro obtidos de uma projeção do *phantom* homogêneo com ruído, após a aplicação dos filtros por predição de Wiener e por mediana.

A aplicação das filtrações no conjunto de projeções pode ser observado na Figura 7 onde apresenta-se o conjunto original de projeções, o conjunto ruidoso e os resultados obtidos com as projeções filtradas com o filtro mediana com máscara [1 x 5] e com o filtro por predição de Wiener com 6 pesos.

Devido à proximidade dos valores de erro obtidos na aplicação dos filtros, estabeleceu-se uma nova comparação entre os resultados das duas filtrações, realizando uma análise dos coeficientes de atenuação após a reconstrução. Assim, após a filtragem das projeções, realizou-se o processo de reconstrução bidimensional e estabeleceu-se o

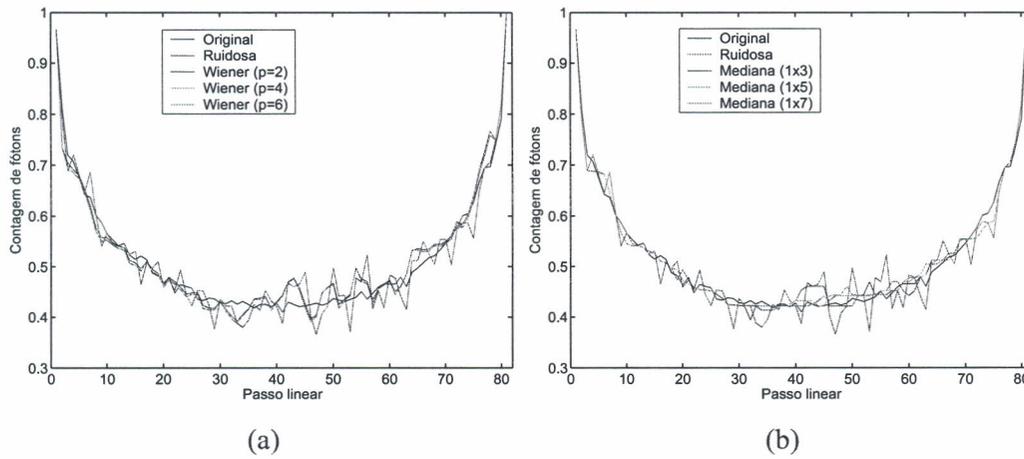


Figura 6. Projeção homogênea - (a)Filtro de Wiener por predição; (b)Filtragem por mediana

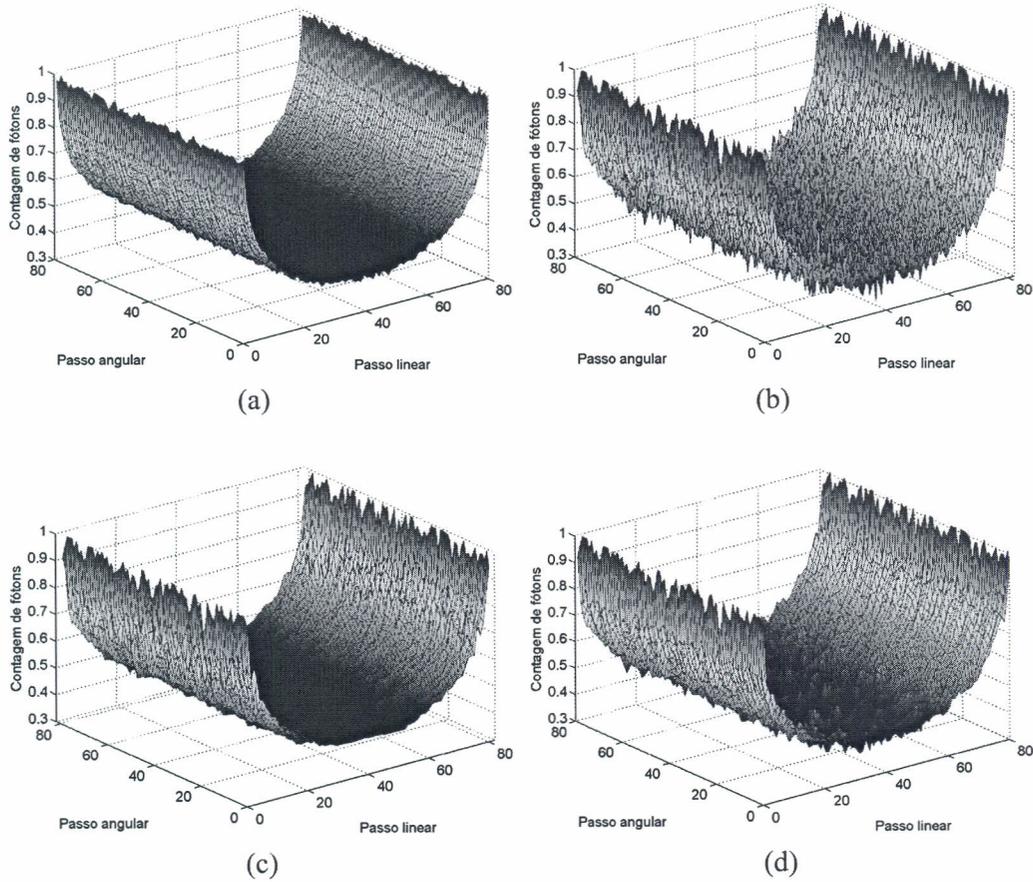


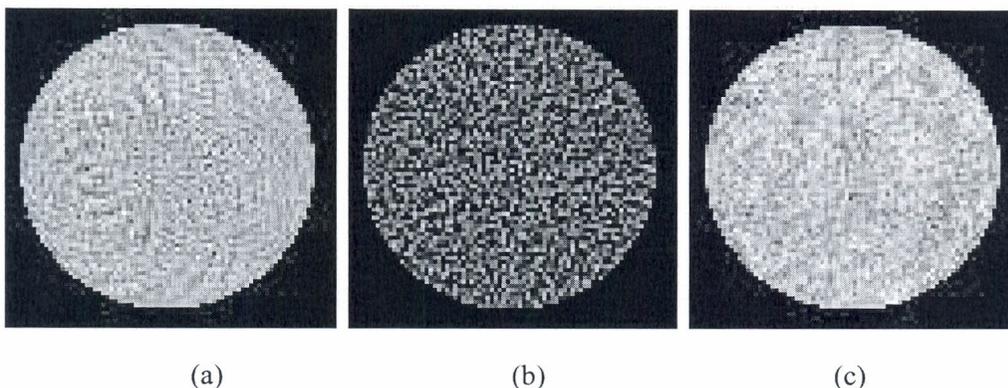
Figura 7. Conjunto de projeções do *phantom* homogêneo - (a) Originais; (b)Ruidosas; (c)Filtro por Mediana com máscara [1x5] (d)Filtro de Wiener por Predição com 6 pesos.

valor de variância de uma região de interesse (ROI) no centro da imagem reconstruída com dimensão de  $15 \times 15$  pixels. Como o *phantom* utilizado é homogêneo, os menores valores desta medida determinam uma melhor qualidade de filtragem. A Tabela 2 apresenta os valores de variância obtidos nas imagens reconstruída a partir de cada filtragem.

Pesos	Wiener		Máscaras	Mediana
p = 2	0,010		1x3	0,016
p = 4	0,003		1x5	0,018
p = 6	0,002		1x7	0,018

**Tabela 2.** Tabela com valores de variância obtidos de uma região de interesse no centro das imagens reconstruídas a partir de projeções filtradas com os filtros por predição de Wiener e por mediana.

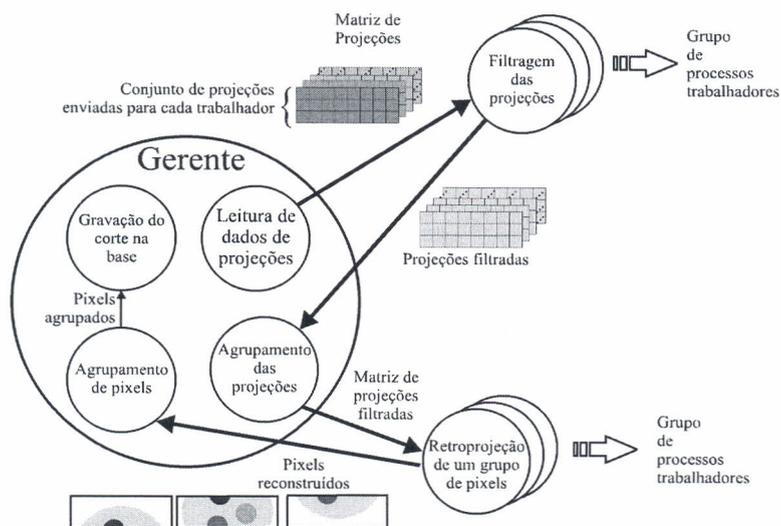
As Figuras 8(a),(b) e (c) apresentam, respectivamente, as imagens reconstruídas a partir de projeções originais, das projeções com inserção de ruído e das projeções filtradas com filtragem por predição de Wiener com 6 pesos.



**Figura 8.** Imagens reconstruídas de um *phantom* homogêneo, a partir das projeções (a)originais; (b)ruidosas; (c)filtradas predição de Wiener com 6 pesos.

A reconstrução tomográfica utilizada neste trabalho baseia-se no algoritmo de retroprojeção filtrada. Matematicamente, o cerne do algoritmo está na aplicação da Equação 26 para realização da filtragem das projeções e da Equação 28 que é utilizada para retroprojetar os pontos das projeções na imagem  $g(x, y)$ , obtendo-se, desta forma, a imagem reconstruída. Baseando-se nestas equações, realizou-se a paralelização do algoritmo de reconstrução. As tarefas de filtragem e de retroprojeção foram transformadas em processos trabalhadores, possibilitando que se adicionem réplicas destes à medida que existam processadores disponíveis. A Figura 9 ilustra a aglomeração das tarefas, bem como o aumento da granularidade da comunicação entre os processos que foram aglutinados na tarefa gerente e os trabalhadores.

Na Figura 9 é possível perceber que a matriz de projeções foi particionada pelo processo gerente, de modo que cada processo trabalhador recebe um conjunto de linhas dessa matriz, que correspondem a projeções obtidas de diferentes ângulos. Estas projeções serão filtradas através da filtragem por predição de Wiener e em seguida será aplicado o filtro rampa. Após a realização dessas filtrações, cada trabalhador envia as



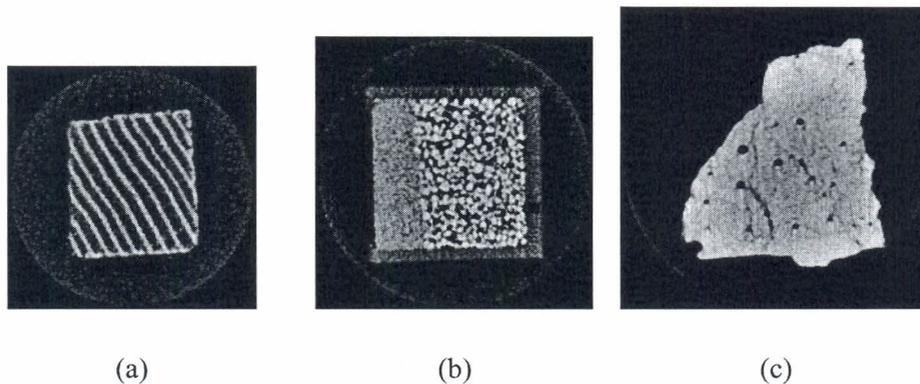
**Figura 9. Aglomeração de tarefas do algoritmo paralelo de reconstrução 2d**

projeções filtradas para o processo gerente, o qual irá receber os dados filtrados de todos os trabalhadores e transmitir a todos os trabalhadores a nova matriz de projeções filtradas. Com esta matriz, todos os processos trabalhadores são capazes de realizar a reconstrução total da imagem, entretanto cada processo se baseia em sua identificação e na quantidade de processos trabalhadores existentes para determinar que parte da imagem reconstruída ficará sob sua responsabilidade. No instante que o processo trabalhador encerra a reconstrução dos *pixels* que ficaram sob sua responsabilidade, ele os envia seu resultado para o gerente. Assim que o gerente tem toda a informação necessária, ele grava em disco a imagem final reconstruída. A principal vantagem obtida nesta forma de divisão do problema é a possibilidade de se obter um alto grau de paralelismo entre as tarefas de filtragem e reconstrução.

Em aplicações reais, costuma-se ter uma grade de amostras de amostras de solo que são utilizadas para se obter uma boa representação das características da região. Com isso, o volume de dados de projeção aumenta, requerendo a utilização de plataformas computacionais mais poderosas para viabilizar o trabalho. Para permitir a implementação em arquiteturas paralelas de alto desempenho, decidiu-se utilizar a biblioteca MPI na implementação do modelo visando sua aplicação em *clusters*, ainda que o ambiente de desenvolvimento não fosse constituída por uma arquitetura de multicomputadores. A implementação deste modelo paralelo foi desenvolvida em ambiente *Windows*, utilizando a biblioteca de comunicação MPI, na versão MPICH2-1.0.3-1 para *Windows*. Para fazer o estudo das implementações, utilizou-se um computador com um processador Intel Core Duo operando a 1,66 GHz, com 1 GBytes de memória e 2 MBytes de memória *cache*. Foi utilizado, em duas implementações, o algoritmo proposto no modelo, alterando-se apenas a biblioteca para o cálculo da FFT em uma delas. Na implementação A, utilizou-se a biblioteca desenvolvida pelo grupo de pesquisa em Instrumentação Agropecuária da Embrapa. Na implementação B, empregou-se a biblioteca FFTW [FFTW 2007], a qual

disponibiliza um conjunto de funções otimizadas para cálculo de transformada de Fourier e é de uso livre.

Para avaliar o algoritmo paralelo de reconstrução bidimensional, fez-se um estudo do seu desempenho, adquirindo-se medidas com relação ao ganho e eficiência e traçando-se o perfil dos processos trabalhadores. Para este estudo, utilizou-se um conjunto de dados tomográficos adquiridos pelos minitomógrafos de resolução milimétrica, de campo e o de resolução micrométrica da Embrapa Instrumentação Agropecuária. Estes dados foram obtidos a partir de amostras de solo, madeira e *phantoms* de calibração. As amostras utilizadas possuem matrizes de projeção com resolução variando entre  $41 \times 41$  a  $251 \times 251$ . As imagens reconstruídas de resolução  $201 \times 201$ ,  $221 \times 221$  e  $251 \times 251$  são mostradas na Figura 10.



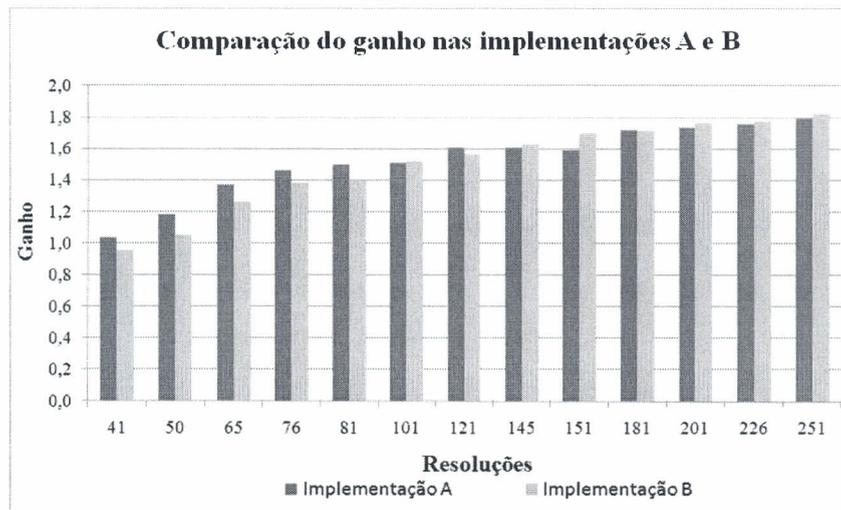
**Figura 10. Grupo de imagens reconstruídas com o algoritmo paralelo - (a)Madeira ( $201 \times 201$ ) (b)Grãos de areia ( $221 \times 221$ ); (c)Compósito ( $251 \times 251$ )**

Após a execução dos dois algoritmos, calculou-se o ganho obtido por cada implementação com relação a melhor implementação sequencial. Com base nesta informação, obteve-se o gráfico de desempenho apresentado na Figura 11 no qual observa-se que o ganho obtido nas implementações A e B atingem um ganho elevado, nas resoluções mais altas, bem como, o uso da biblioteca FFTW, que proporcionou melhor desempenho em relação a biblioteca do grupo nestas resoluções. Foram utilizados para este processamento a configuração de 3 processos, sendo uma deles a tarefa gerente e as outros processos trabalhadores.

#### 4. Conclusões

Este trabalho apresentou um modelo de reconstrução tomográfica paralela que utiliza filtragem preditiva de Wiener para atenuar os efeitos do ruído Poisson nas projeções tomográficas. Com relação ao processo de filtragem preditiva, conclui-se que a análise da filtragem do *phantom* homogêneo demonstrou que, entre as diversas configurações, a configuração que utilizou filtro preditivo de Wiener de 6 pesos apresentou melhor resultado na filtragem das projeções. Como resultado, após a execução desta filtragem, obteve-se dentro de um ROI na imagem reconstruída, uma menor variação nos coeficientes de atenuação linear do que em outros filtros avaliados.

No que tange a reconstrução 2D, conclui-se que o trabalho estabeleceu um modelo paralelo que permite a aplicação em diferentes arquiteturas paralelas, tais como *clusters*



**Figura 11. Gráfico de ganho obtido a partir das medidas de tempo de reconstrução paralela na implementação A e B**

ou computadores com processadores de múltiplos núcleos. Demonstrou-se através da extração de medidas de ganho, um melhor aproveitamento dos recursos computacionais em um computador de 2 núcleos. A comparação nesta arquitetura utilizou um algoritmo sequencial otimizado e avaliando-se outras duas diferentes implementações do modelo paralelo de reconstrução, obteve-se um ganho superior a 1,8 com a utilização de algoritmos paralelo, indicando um um melhor aproveitamento dos núcleos do processador trabalhado.

Finalmente, conclui-se que o modelo apresentado contribui para redução do ruído Poisson e consequente melhoria nas medidas extraídas, bem como, para acelerar a reconstrução tomográfica das imagens.

### **Agradecimentos**

Os autores gostariam de agradecer ao CNPq, Embrapa Instrumentação Agropecuária, a Universidade Federal de Mato Grosso e ao Instituto de Física de São Carlos pelo apoio financeiro dado ao projeto.

### **Referências**

- Anscombe, F. J. (1948). The transformation of poisson, binomial and negative-binomial data. *Biometrika*, 35:246–254.
- Aylmore, L. and Hainsworth, J. M. (1983). The use of the computed-assisted tomography to determine spatial distribution of soil water content. *Australian Journal Soil Res*, 21(4):435–443.
- Crestana, S. (1985). *A Tomografia Computadorizada com um novo método para estudos da física da água no solo*. Doutorado, Instituto de Física de São Carlos - Universidade de São Paulo, São Carlos.
- Cruvinel, P. E. (1987). *Minitomógrafo de Raios X e Raios  $\gamma$  computadorizado para aplicações multidisciplinares*. Doutorado, Universidade de Campinas, Campinas.

- Cruvinel, P. E., Cesareo, R., Crestana, S., and Sergio Mascarenhas (1990). X-and  $\gamma$ -rays computerized minitomograph scanner for soil science. *IEEE - Transactions on Instrumentation and Measurement*, 39(5):745–750. IEEE.
- Dereniak, E. L. and Crowe, D. G. (1984). *Optical Radiation Detectors*. Wiley.
- Ferreira, E., Resende, A. S., Balieiro, F., Zotarelli, L., Silva, L. A., Bacis, M., Alfaro, M. A., Alves, B. J. R., and Urquiaga, S. (1998). Avaliação de diferentes tubos de acesso para medição da umidade do solo através do uso de sonda de neutrons. Technical report, Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária - Agrobiologia, Seropédica - RJ.
- FFTW (2007). Fftw home page.
- Gonzalez, R. C. and Woods, R. E. (2000). *Processamento de Imagens Digitais*. Editora Edgard Blücher, 3 edition.
- Granato, L. F. (1998). Algoritmo adaptativo para a melhora em imagens tomográficas obtidas em múltiplas energias. Master's thesis, Universidade Federal de São Carlos, São Carlos.
- Hayes, M. H. (1996). *Statistical Digital Signal Processing and Modeling*. John Wiley & Sons, Inc., New York, USA.
- Homem, M., Mascarenhas, N., Costa, L., and Preza, C. (2002). Biological image restoration in optical-sectioning microscopy using prototype image constraints. *Real-Time Imaging*, 8:475–490.
- Kak, A. C. and Slaney, M. (1999). *Principles of Computerized Tomographic Imaging*. IEEE Press, New York.
- Li, X., Lu, H., Han, G., and Liang, Z. (2001). A noise reduction method for non-stationary noise model of spect sinogram based on kalman filter. *Nuclear Science Symposium Conference Record*, 4:2134–2138.
- Naime, J. M. (2001). *Um novo método para estudos dinâmicos, in situ, da infiltração da água na região não-saturada do solo*. PhD thesis, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, SP, Brasil.
- Pedrotti, A., Pauletto, E. A., Crestana, S., Cruvinel, P. E., Vaz, C. M. P., Naime, J. M., and Macedo, A. (2003). Tomografia computadorizada aplicada a estudos de um planossolo. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 38(7):819–826.
- Pereira, M. F. L., Cruvinel, P. E., da Fontoura Costa, L., Saito, J. H., and Álvaro Macedo (2007). Uma ferramenta para análise de parâmetros físicos de solos baseada em tomografia de raios x. In *6º Congresso Brasileiro de Agroinformática*, pages 111–115, São Pedro - SP. SBIAGro.
- Petrovic, A. M., Siebert, J., and Rieke, P. E. (1982). Soil bulk analysis in three-dimensions by computed tomographic scanning. *Soil Science Soc. Am.*, 46:445–450.
- Teixeira, C. F. A., Moraes, S. O., and Simonete, M. A. (2005). Desempenho do tensiômetro, tdr e sonda de neutrões na determinação da umidade e condutividade hidráulica do solo. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 29:161–168.
- Wiener, N. (1949). *Extrapolation, Interpolation and Smoothing of Stationary Time Series, with Engineering Applications*. Technology Press and Wiley, New York.