

# 基于改进的层析成像图像重建 ART 算法的木材应力波检测研究

刘嘉新, 蔡艳丽, 岳强 (东北林业大学机电工程学院, 黑龙江哈尔滨 150040)

**摘要** 首先介绍了成像的物理基础, 并对重建算法的各种方法进行了简要阐述并对 ART 算法及其改进算法进行了主要说明。在之前学者对成像原理的研究下, 阐述了应力波层析成像技术应用于木材缺陷检测当中的原理及测试方法, 并通过先验的介质模型及实际模型测试, 分别用 ART 算法和改进后的重建算法得到木材缺陷图像, 通过比较两种方法重建的图像清晰度, 验证改进后算法的合理性与可行性。

**关键词** 层析成像; 图像重建算法; ART; 改进的 ART; 木材检测; 应力波

中图分类号 S126 文献标识码 A 文章编号 0517-6611(2014)32-11585-03

## Wood Stresswave Detection Based on Improved Tomography Image Reconstruction Algorithm of ART

LIU Jia-xin, CAI Yan-li, YUE Qiang (College of Machinery Electricity of Northeast Forestry University, Harbin, Heilongjiang 150040)

**Abstract** This paper firstly introduces the physical basis of imaging, has a briefly introduction of various methods of reconstruction algorithms and the ART algorithm and its improved algorithm are illustrated. On this basis, combining the above study of imaging principle, expounds the principle and test method of stress-wave tomography technique which is applied to the wood defects detection, and through the medium model and actual test model, the image definition comparison of two methods of reconstruction verify the rationality and feasibility of this algorithm respectively by the reconstruction algorithm and improved ART algorithm to get the wood defect images.

**Key words** Tomography; Image reconstruction algorithm; ART; Improved ART; Wood detection; Stress-wave

随着现代的人类科技进步、文化程度和生活水平的提高, 人们对木材需求量如房子建造、一次性筷子使用等日益增多。但是由于对森林资源的过度砍伐, 没有规律地使用, 导致全球森林日渐减少。在阻碍国家生产力水平的因素中, 木材的供需冲突成为第一大因素, 尤其是对于森林资源均衡不一的国家中, 我国的森林资源是相对贫乏的。因此, 森工企业要想满足自身需求, 就必须要想解决提高木材的生产水平及木材质量的办法。

与其他无损检测方法相比, 木材应力波无损检测有很多优势, 如对人体伤害小, 容易操作, 设备体积小且携带方便等。在木材应力波无损检测技术跟随时代, 向数字化、系统化、直观化的方向发展中, 应力波与 CT 技术的结合占据了主导地位。为此, 笔者开展了基于改进的层析成像图像重建 ART 算法的木材应力波检测研究。

### 1 层析成像简介及数学基础

层析成像也称为图像重建, 是利用某种射线源从研究“对象”外部用检测设备所获得的投影数据, 依照物理和数学公式, 利用 computer 来反演“对象”内部未知的某种物理量的分布, 生成图像, 重建“对象”的内部特征<sup>[1]</sup>。

CT 技术通过重建木材内部图像来对其进行检测从而判断或确知有否缺陷, 从而提高木材利用率。以射线理论为基础的波速走时成像是应力波层析成像的特点, 是近几年来发展起来的, 一个木材检测方面比较新的成像方法。

所有的层析成像的数学问题是基本一致的, 但是不同的实际问题大都带有所属学科领域的特点。反演过程即是一个利用数学的一些方法来求逆的过程。反演问题中存在两个非常显著的数学问题: 一是不适定问题; 二是非线性问题。

面对上述两个关键问题, 历代数学家和工程师们积极考虑各种解决办法, 截至目前, 已经有了各种各样的 CT, 其算法和反演线性模型被提出且在工程中被应用<sup>[2]</sup>。1917 年 Radon 发表的关于积分变换和逆变换的数学论文后来被人们发现, 并作为 Hounsfield 和 Cormack 层析成像开创性工作的理论基础。Radon 变换及其逆变换成为了 CT 层析成像技术得以实现的数学基础<sup>[3]</sup>。Radon 变换从某种意义上来说是一种泛函算子, 当这种泛函算子作用在一个函数上的时候, 产生另外的一个实数。根据投影值来重建对象内部某物理量的分布图像即是层析成像的反演过程, 这也是 Radon 逆变换理论化公式的实现过程。

对于任意的函数  $f$ , 记其对应的 Radon 变换为  $Rf$ , 其中  $Rf$  是  $f$  沿一直线  $l$  的线积分, 将这个积分值亦称投影值。函数的 Radon 变换定义为:

$$[Rf](l, \theta) = \int_{|l| \leq E, 0 \leq \theta \leq \pi} f(r, \phi) ds \quad (1)$$

其逆变换算子  $R^{-1}$ , 它满足  $R^{-1}Rf = f$ 。对于逆变换的解, 有如下公式:

$$[R^{-1}P](r, \phi) = \frac{1}{2\pi^2} \int_0^{\pi} \int_{-\epsilon \cos(\theta - \phi)}^{\epsilon} \frac{1}{-1} P_l(l, \theta) dl d\theta \quad (2)$$

式中,  $P(l, \theta) = Rf(l, \theta)$ ,  $P_l(l, \theta)$  表示  $P(l, \theta)$  关于  $l$  的偏导数。

### 2 图像重建算法的基本算法

层析成像从本质上是根据对函数的某种积分资料, 多数情况下是沿着一系列射线路径的积分资料来反推函数分布的一种算法或者数据处理方法。图像重建算法主要是投影重建方法, 大部分投影重建算法是根据投影数据进行重建的, 而这些算法都是以 Radon 的理论为基础发展起来的, 目前的重建算法中, 依据其特点大致可以分为两类<sup>[4]</sup>。第一类是变换重建的方法, 第二类是级数展开重建法。以下介绍的重建算法分别为分析法、代数重建算法、联合迭代算法、阻尼最小二乘法及改进的 ART 算法。

作者简介 刘嘉新(1964 - ), 男, 黑龙江哈尔滨人, 副教授, 硕士, 硕士生导师, 从事智能检测与控制研究工作。

收稿日期 2014-10-08

**2.1 分析法** 在该方法类别中, Radon 变换方法、Fourier 方法等是主要的方法。该方法要求投影的数据完整全面, 足够精确且射线路径最好为直线的前提下, 才能够比较准确地重建对象内部图像, 医学 CT 常常采用此类变换法进行图像重建。但是该方法抗噪能力差, 通常应力断层成像不采用该方法<sup>[1]</sup>。

**2.2 代数重建法** 代数重建法 (Algebraic Reconstruction Techniques, 简称 ART) 是一种迭代的级数展开法, 是最早提出并为人们所熟悉的一种迭代型算法<sup>[5]</sup>。此算法是在一定的生成函数下, 选择一组列向量使得该序列逐渐逼近满足一定最优化准则和约束条件的图像向量估计值。

**2.2.1 迭代法的基本公式。** 在这里采用网格划分的方法, 将待重建区域分为  $M \times N$  个格子即像素, 每个格子选择一个基图像  $b_j$ , 所有的  $J = M \times N$  个基图像构成一列基向量  $\{b_1, b_2, \dots, b_J\}$ , 它的线性组合可逼近重建函数  $f^{[1]}$ , 即用

$$f^* = \sum_{j=1}^J (x_j \times b_j) \quad (3)$$

逼近  $f$ , 其中  $f^*$  表示在第  $j$  个像素内的平均值。  $\{x_j\}$  ( $j=1, 2, \dots, J$ ) 称为图像向量并用  $X$  表示。引入投影观测值  $y_i$ , 并用它代替  $f^*$  的 Radon 变换且令  $r_{ij} = k_i \times b_j$ , 则得到:

$$y_i = \sum_{j=1}^J r_{ij} \times x_j \quad (4)$$

令  $R$  表示由元素  $r_{ij}$  所定义的  $I \times J$  维矩阵即投影矩阵,  $Y$  表示由元素  $y_i$  定义的一维向量, 成为测量向量。同时  $e$  为  $I$  维列向量, 它的第  $i$  个分量  $e_i$  是式(4)两端之差, 式(4)可改写为:

$$Y = R \times X + e \quad (5)$$

式(5)即为迭代重建法基本公式。待重建图像的估计值  $f$  在有一定的优化准则和约束条件下(以取代误差向量求解线性方程组)计算出图像向量的解  $X^*$ , 再通过公式(4)、(3)得到。

**2.2.2 迭代算法在木材检测图像重建方面的计算公式。** 该算法是根据木材检测各方面问题考虑在内的情况下提炼出来的算法, 其基本的思想是将一个初始值先赋值给需要重建的场的反演物理量, 然后开始计算投影值残差, 再将其一个沿射线方向均匀地反投影, 进入迭代计算循环来校正重建图像, 直到满足精度要求才停止。通过求解方程组(5), 即可得到符合该方向的 ART 的迭代公式为:

$$S_j^{(n+1)} = S_j^{(n)} + \frac{T_i - [l_i, S_j^{(n)}]}{[l_i, l_i]} l_i^T \quad (6)$$

式中,  $S_j^{(n)}$  是求解慢度向量;  $l_i$  代表距离矩阵中, 第  $n$  次的迭代值, 第  $i$  条射线的分量;  $[\ ]$  代表向量的内积;  $T_i$  是第  $i$  条射线的实际时间值。ART 算法由于大量的迭代计算, 较高的存储空间等需要其能快速地收敛。

该重建算法用于图像重建是存在两个缺点: ①图像在投影计算时会产生重建场的严重噪声; ②需要很大迭代次数, 重建效率不高。

**2.3 联合迭代算法** 联合迭代算法 (Simultaneous Iterative Reconstruction Techniques, 简称 SIRT) 与 ART 相似, 不同的地方在于 ART 是每次的修正都只考虑一条射线, 而 SIRT 方法

中, 一个方格的平均修正值的确定是将方格内通过的所有的射线修正值都考虑在内进行计算的。SIRT 的这种迭代算法的误差修正计算方法的改进, 可以有效地抑制这些缺点, 其迭代公式如下<sup>[6]</sup>:

$$\begin{cases} S_j^{(n+1)} = S_j^{(n)} + \Delta S_j^{(n)} \\ \Delta S_j^{(n)} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [l_{ij} T_i - \sum_{k=1}^m l_{ik} S_k^{(n)}] / \sum_{k=1}^m l_{ik}^2 \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $S_j^{(n)}$  为第  $j$  个像素第  $n$  次迭代后的慢度值;  $M_j$  为通过第  $j$  个像素的射线条数;  $\Delta S_j^{(n)}$  为第  $j$  个像素在第  $n$  次迭代中求得的慢度修正量;  $l_{ij}$  为第  $i$  根射线通过第  $j$  个像素的射线长度;  $l_{ik}$  为第  $i$  根射线在第  $k$  个像素中的长度;  $T_i$  为第  $i$  条射线的观测走时;  $m$  为离散的像素总数;  $S_k^{(n)}$  为第  $k$  个像素在  $n$  次迭代后的慢度值。通过以上公式, 根据初始的慢度模型及观测走时即可求出所有像素慢度值。

**2.4 阻尼最小二乘法** 阻尼最小二乘法是一种基于最小二乘法的投影方法, 其利用 Lanczos 方法进行方程求解<sup>[1]</sup>。其主要是利用迭代的方法来求解如下公式的一种算法:

$$\begin{cases} AX = B \\ \min \|AX - B\|_2 \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $A$  为大型稀疏矩阵。

**2.5 改进的 ART 算法** 传统的迭代重建算法中, 各个成像单元慢度迭代初值的选取, 只依据先验知识给出一个统一的值作为初值。而迭代的过程中, 需要将每条射线走时残差均匀分给各个网格单元。但在实际过程中, 射线的走时非常重要, 而影响其精确度的是由缺陷单元引起的, 若能提前预知缺陷单元网格的可能, 在迭代初值选择中区别对待, 便可以提高算法精确度。具体算法如下。

**2.5.1 确定缺陷单元网格。**

$$v_i = \sum_j a_{ij} / t_i \quad (9)$$

$$\bar{v} = \sum_{i=1}^n v_i / n \quad (10)$$

$$s_v = \sqrt{\sum_i (v_i - \bar{v})^2 / (n - 1)} \quad (11)$$

式中,  $v_i$  为第  $i$  条射线波速;  $\bar{v}$  为波速均值;  $s_v$  为波速标准差;  $n$  为射线总数。

假设同一测区射线波速服从正态分布, 则可得到临界波速公式:

$$V_0 = \bar{v} - \lambda g s_v^* / \sqrt{n} \quad (12)$$

若某条射线波速  $v$  小于临界波速  $V_0$ , 则认为射线穿过缺陷单元, 并假定它穿过的单元格为缺陷格, 但其实也有正常单元格。先求出一个激发点到其他所有接收点的射线的临界波速, 并找出穿过缺陷单元的射线, 确定一个缺陷单元集合, 其中该单元集合也有正常单元格。再根据式(12)计算其他所有接收点作为激发点时射线的临界波速, 同时判断出正常无缺陷单元集合, 求两个集合交集, 即可求得最终的缺陷单元格集合。

**2.5.2 确定迭代初值。** 把没有穿过缺陷的射线长度除以走时值即作为正常射线平均波速, 把最小的正常射线波速赋值给预判的缺陷单元。

2.5.3 迭代计算松弛因子的选取。公式为:

$$f_j^{q^{\wedge},i+1} = f_j^{q^{\wedge},i} + \mu g \frac{a_{ij}}{\sum_{j=1}^m a_{ij}^2} (t_i - t_i^{q^{\wedge}}) \quad (13)$$

式中  $f_j^{q^{\wedge},i}$  为  $q$  次迭代后第  $i$  条射线对第  $j$  个单元格的波慢估值;当  $j$  为缺陷时,取  $0 \leq \mu = \mu_1 \leq 1$ ,当  $j$  为正常单元时,取  $0 < \mu = \mu_2 < 1$ 。完成一次迭代后判断是否达精度要求,若满足,停止,否则按式(13)继续迭代。

3 ART 算法及其改进算法的实现与比较

3.1 试验模型的构造及数据采集 该试验采用 Fakopp Mi-

crosecond Time 应力波木材检测仪,截取一段圆柱形的木材,并在测试木材上均匀插入 8 个测试传感器,在这里测量的误差中,忽略传感器针脚钉入深度的影响。连接好设备后,开始测量,并记录下数据。

数据处理,先是使用 C 程序计算出距离矩阵,然后利用 ART 及改进的 ART 算法 Matlab 程序计算各像元慢度值。

3.2 ART 和 SIRT 成像算法实现及结果 对得到的慢度向量,使用软件 SURFER 8.0 进行直接画图。实物图像见图 1, ART 及改进的 ART 算法的图像如图 2、3 所示。

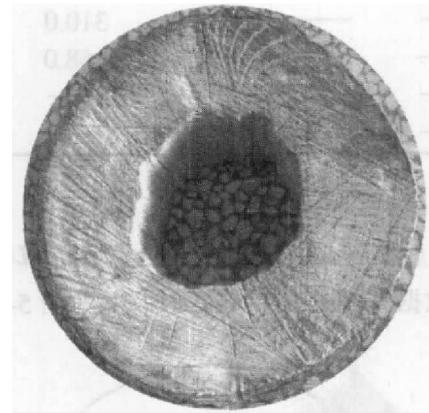


图1 实物图像

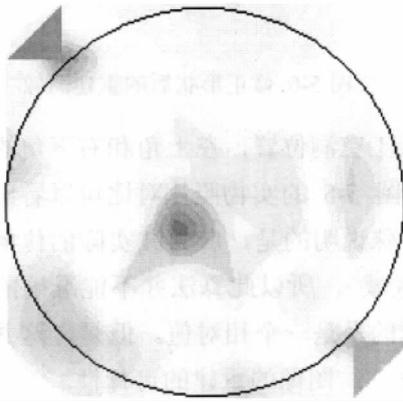


图2 ART 算法图像

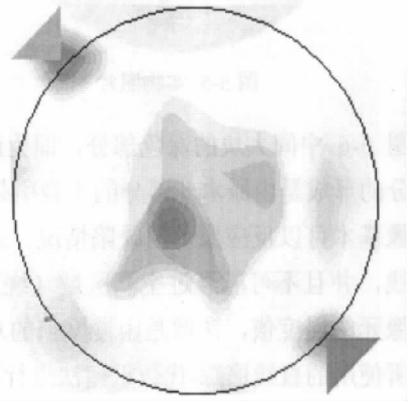


图3 改进的 ART 算法图像

比较图 1、2 的重建效果可以看出,木材中存在的缺陷区域都可以由两种算法检测出,但是重建图像缺陷区域的形状和大小存在误差。改进的 ART 算法有效地抑制了 ART 算法带来的模糊性,因此,其重建图像精度也比 ART 高。

参考文献

[1] 闫再兴. 基于应力波原木内部缺陷二维图像重建的初步研究[D]. 哈尔滨:东北林业大学,2007.

[2] 章毓晋. 图像处理和分析[M]. 北京:清华大学出版社,1999.  
 [3] HERMAN G T. Image reconstruction from projections;The fundamentals of computerized tomography[M]. New York:Academic,1980.  
 [4] 王学胜. 超声层析技术中射线追踪方法的研究与应用[D]. 北京:中国地质大学(北京),2005.  
 [5] 沈宽. 工业 CT 窄角扇束的迭代图像重建算法研究[D]. 重庆:重庆大学,2002.  
 [6] 方玺. 混凝土结构的超声探伤信号处理及二维 CT 软件设计[D]. 武汉:武汉理工大学,2006.

(上接第 11584 页)

[4] PIOTROWSKI A P, NAPIORKOWSKI J J. A comparison of methods to avoid overfitting in neural networks training in the case of catchment runoff modelling. [J]. Journal of Hydrology, 2013, 476: 97 - 111.  
 [5] TAHMASEBI P, HEZARKHANI A. A fast and independent architecture of artificial neural network for permeability prediction[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2012, 86/87: 118 - 126.  
 [6] 包红军, 李致家, 王莉莉. 降雨径流模拟神经网络模型及应用[J]. 西安建筑科技大学学报:自然科学版, 2009, 41(5): 719 - 722.

[7] 许刚, 吕谋, 张土乔. 给水管网神经网络模型数据预处理方法探讨. [J]. 中国农村水利水电, 2005(5): 189 - 198.  
 [8] 葛哲学, 孙志强. 神经网络理论与 MATLAB R2007 实现[M]. 北京:电子工业出版社, 2007: 283 - 296.  
 [9] MATLAB 中文论坛. MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2010.  
 [10] 张良均, 曹晶, 蒋世忠. 神经网络实用教程[M]. 北京:机械工业出版社, 2008.