

基于径向基网络和小波变换的电容层析图像重构算法

胡红利, 陈夏, 白涛

(西安交通大学电气工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对电容层析成像系统重构图像问题的非线性、病态性等特点, 提出了基于径向基神经网络的图像重构算法以达到流型辨识的要求, 并针对神经网络成像精度低的问题, 重点分析研究了适用于图像特征增强的空频分析方法——基于径向基网络的自适应小波滤波重构算法. 图像经过多级小波分解后, 依据邻域特性来判断各个子带图像上的边缘点; 依据统计特性来估计噪声在空频域中的分布, 并构造具有自适应性的边缘增强增益; 最后用调整后的小波系数重建图像. 仿真结果表明, 该算法有效地增强了图像的边缘, 减小了图像的噪声影响, 很大程度上改善了重构图像的成像质量, 明显减轻了失真度, 使图像特点更加清晰.

关键词: 图像重构; 径向基网络; 小波滤波; 流型辨识

中图分类号: TP183 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2010)02-0001-05

ECT Image Reconstruction Algorithm by RBF Network and Wavelet Transform

HU Hongli, CHEN Xia, BAI Tao

(School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: For nonlinearity and morbid state of image reconstruction for electrical capacitance tomography system, a radial basis function network image reconstruction algorithm is proposed to fulfill the requirement of flow regime identification. And the adaptive wavelet filter image reconstruction algorithm based on RBF, which belongs to a space-frequency analysis method suitable for image feature-enhanced, is emphatically analyzed to heighten the reconstruction accuracy. Undergoing multi-level wavelet decomposition of the image, the edge points are determined based on the neighborhood properties of each sub-band, the noise distribution in the space-frequency domain is estimated following the statistical characteristics and a self-adaptive edge enhancement gain can be obtained to reconstruct the image with the adjusting wavelet coefficients. The simulation results demonstrate that this algorithm enables to effectively implement image enhancement and edge detection, greatly improve the quality of reconstructed image and obviously reduce the distortion.

Keywords: image reconstruction; radial basis function network; wavelet filter; flow regime identification

电容层析成像(ECT)系统的图像重构就是指根据物体内部介电常数的空间分布推导出管道中各相分布的过程, 进而重建被测区域内多相流介质分布状况的图像. 该技术提供封闭管道及容器内部的可

视化信息, 具有结构简单、非侵入式、响应速度快、安全性能好等特点, 是目前过程层析成像技术研究的热点^[1], 其算法及其实现方式直接影响重构图像的分辨率和成像速度^[2].

本文涉及的研究对象为化工领域中工业管道内的煤粉流,由于其流动机理复杂、随机性很大,自敏感场存在“软场”特性,使建立采样电容值到图像灰度之间的映射关系模型难度较大,也不易重构出高质量的实时反演灰度图像.传统的图像重构算法多为定性算法,如线性反投影算法虽然重构速度快,但成像准确度略差,所以一般用于定性分析^[3].一些精度较高的算法实时性较差,如迭代法、基于正则化和多元性回归法(MLRR)^[4]等.各种算法各有优劣,都难以保证速度和精度的同时兼顾^[5].

本文将径向基(RBF)网络和小波变换等现代信息处理方法引入图像重构算法,在此基础上提出了基于径向基网络的自适应小波滤波重构算法,并对该算法进行了评价.

1 基于径向基网络的图像重构算法

RBF网络是一种局部逼近神经网络,在逼近、分类能力和学习速度等方面优于传统的背向传输网络^[6-7].RBF网络是一种3层前向网络,见图1.

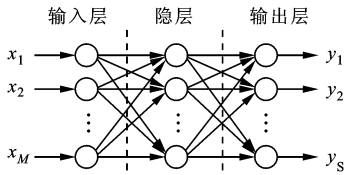


图1 RBF网络模型的结构

设归一化后,样本集中第*i*个输入向量和相应期望输出分别为

$$\mathbf{X}^i = x_1^i, x_2^i, \dots, x_M^i, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

$$\mathbf{Y}^i = y_1^i, y_2^i, \dots, y_S^i, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

式中:*M*、*S*分别为输入、输出向量的维数;*N*为输入样本数.

选择径向基函数为高斯函数,则对第*n*个样本、第*j*个隐层神经元的输入模型为

$$A_{nj} = \left(\sum_{i=1}^M \frac{(x_i^n - \mu_{ji})^2}{\sigma_j^2} \right)^{1/2} \quad (3)$$

式中: x_i^n 为输入向量 $\mathbf{X}^n$ 的分量; μ_{ji} 为第*j*个隐层神经元基函数中心向量的第*i*个分量; σ_j 为第*j*个基函数宽度.

隐层节点的输出模型为

$$B_{nj} = \exp(-A_{nj}^2/2), \quad j = 1, 2, \dots, L \quad (4)$$

输出节点的实际输出模型为

$$Y_k^{n*} = \sum_{j=1}^L \omega_{kj} B_{nj}, \quad k = 1, 2, \dots, S \quad (5)$$

式中: ω_{kj} 为隐层第*j*个神经元至输出层第*k*个神经元的连接权值.

2 基于RBF网络的小波滤波重构算法

基于神经网络的图像重构算法得到的图像普遍存在着特征模糊、成像准确率差的弱点,在此提出一种用于图像特征增强的空频分析方法.这类方法通常采用如下步骤:首先对图像进行多级小波分解,依据领域特性来判断各个子带图像上的边缘点;然后依据统计特性来估计噪声在空频域上的分布,并依次构造具有空频自适应性的边缘增强增益;最后用调整后的小波系数重建图像^[8].

2.1 小波变换理论

图像处理中常用到二维离散小波变换.设二维尺度函数和小波函数均是变量可分离的,即 $\phi(x, y) = \phi(x)\phi(y)$, $\psi(x, y) = \psi(x)\psi(y)$,利用张量积,就可以将一维多分辨率的概念推广到二维情形.

二维离散小波分解首先使用低通分解滤波器(LP_D)和高通分解滤波器(HP_D)沿行方向对图像进行一维分解,然后再沿列方向对行方向分解的结果进行分解,分解过程如图2所示.

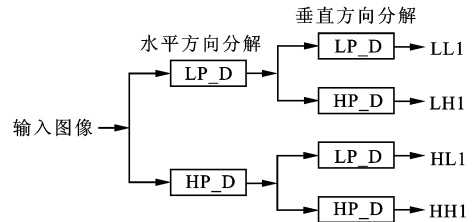


图2 二维离散小波分解图

以LL1为输入信号,重复前面的分解过程可以得到第二级小波分解.图3给出了图像3级小波分解的子带示意图.

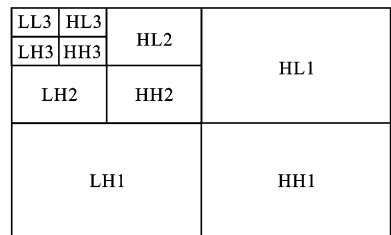


图3 图像三级小波分解的子带示意图

小波变换具有能量压缩性,即图像经过小波变换后,大部分能量集中在少数幅度较大的小波系数上,代表图像的重要特征,如边缘等,但多数系数幅

度很小,一般对应图中的噪声.通过设置某种对小波系数的处理方法,按照某种规则对小波系数进行修正,就可以达到改善图像质量的目的.

2.2 自适应小波滤波算法原理

2.2.1 子带图像上边缘点的判别 图像经过二进制小波分解之后,关于各个子带图像上边缘点的判别,可以采用如下公式来计算图像的多尺度梯度

$$\mu_i(x, y) = (w_{i1}^2(x, y) + w_{i2}^2(x, y))^{1/2} \quad (6)$$

$$\theta_i(x, y) = \arctan \frac{w_{i2}(x, y)}{w_{i1}(x, y)} \quad (7)$$

式中: $w_{i1}(x, y)$ 和 $w_{i2}(x, y)$ 分别表示第 i 层的水平和垂直子带图像; $\mu_i(x, y)$ 表示梯度模; $\theta_i(x, y)$ 表示梯度方向,通常量化为8个方向,即 0° 、 $\pm 45^\circ$ 、 $\pm 90^\circ$ 、 $\pm 135^\circ$ 、 180° .

在点 $w_{ij}(x, y)$ 的 3×3 邻域内(在这里以图为例,说明梯度方向为 $\pm 45^\circ$ 时的边缘点判别条件和判别过程,其他方向可以类推),若满足如下条件,则点 $w_{ij}(x, y)$ 认为是边缘点,见图4.

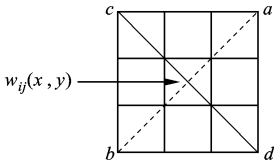


图4 有效边缘点示意图

条件1:点 $w_{ij}(x, y)$ 的梯度模 $\mu_i(x, y)$ 大于其梯度方向 $\theta_i(x, y)$ 上另外两点 a 和 b 的梯度模.

条件2: $\mu_i(x, y)$ 大于某一阈值,如 $\frac{1}{2}\sigma_{ij}$,其中 σ_{ij} 表示子带图像 w_{ij} 的标准偏差,这样对于任意子带,阈值的选取与该小波子空间中的图像能量直接相关.

2.2.2 小波系数的调整函数的确定 虽然在空频域中边缘点与噪声具有不同的特性,但这种差异是相对的,任何边缘点判别方法都不可能把边缘点与噪声绝对分开.为了有效减小对噪声的放大作用,本文采用如下小波系数调整函数,其边缘点的增强对噪声的空频域分布具有一定的自适应性.

若 $w_{ij}(x, y)$ 被判断为边缘点

$$\hat{w}_{ij}(x, y) = f(w_{ij}) = g_{ij}(x, y)w_{ij}(x, y) \quad (8)$$

若 $w_{ij}(x, y)$ 被判断为非边缘点

$$\hat{w}_{ij}(x, y) = f(w_{ij}) = w_{ij}(x, y) \quad (9)$$

式中: $f(\cdot)$ 为小波系数调整函数; w_{ij} 为调整前的子带图像; $\hat{w}_{ij}$ 为调整后的子带图像; $g_{ij}(x, y)$ 为具有空频域自适应性的增强因子.

$g_{ij}(x, y)$ 的选取对图像增强性能影响很大.应使 $g_{ij}(x, y)$ 对增强图像的噪声空域分布具有一定的自适应性,从而适用于噪声空域分布不均匀的图像.本文采用如下的公式来定义

$$g_{ij}(x, y) = g_{ij}^{\max} - \frac{g_{ij}^{\max} - 1}{\sigma_0^{\max}}(\sigma(x, y) - \sigma_0^{\min}) \quad (10)$$

式中: $\sigma(x, y)$ 表示原始图像上点 (x, y) 的某个邻域内的局部标准偏差; $\sigma_0^{\max}$ 、 $\sigma_0^{\min}$ 分别表示原始图像上的局部标准偏差的最大、最小值;定义 $g_{ij}^{\max} = k \max_{1 \leq i \leq L} \{\sigma_{ij}\} \max_{1 \leq i \leq L, j=1,2} \{\sigma_{i1}, \sigma_{i2}\} / \sigma_{ij}^2$, k 为常数因子,其值的选取依据图像内容,作用就是避免边缘点的过增强和增强不足.本文在实验中取 $k=1$, σ_{ij} 为子带图像 w_{ij} 的标准偏差, L 为小波分解级数.

由式(10)可知, $g_{ij}(x, y)$ 的取值上限是 $g_{ij}^{\max}$.当子带图像 w_{ij} 上的噪声水平较低时, $g_{ij}^{\max}$ 较大;当子带图像 w_{ij} 上的噪声水平较高时, $g_{ij}^{\max}$ 较小. $g_{ij}^{\max}$ 对噪声在不同层次上的分布具有一定的自适应性^[9].

3 图像重构算法的实现

通过RBF网络建立采样电容值到图像灰度值之间的映射关系模型,并对RBF网络重构得到的图像进行自适应小波滤波处理.

3.1 RBF网络的训练

(1)输入样本的生成.在ANSYS环境下计算各种流型对应的66个测量电容值.为提高算法的通用性,将电容值归一化处理后作为RBF网络的输入.

(2)期望目标的生成.在MATLAB平台下提取出各种流型图像的灰度值,作为RBF网络训练样本的输出.综合考虑图像重构速度,计算机内存及实际测量要求.这里对图像取 256×256 个像素.

(3)构建RBF网络. RBF网络输入、输出层神经元数分别取决于输入、输出维数,因为输入信号为测量电容值,所以输入层神经元数为测量电容个数66,输出信号为图像像素,因此,输出层神经元数为 256×256 .利用MATLAB7.0中的NEWRB函数训练网络(隐层单元激励函数为RADBAS-高斯函数^[10]),可以自适应确定所需隐层单元数和网络结构,不需要人为确定网络初始权值,减少了网络训练的随机性.另外,用NEWRB函数训练RBF网络时,还需提供径向基函数的扩展常数“spread”,这里将其设为1.5.

在MATLAB平台下可以编程实现该过程,训练流程如图5所示.

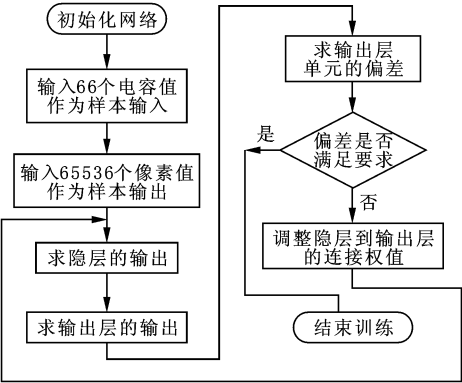


图 5 RBF 网络的训练程序流程

3.2 实现图像重构及自适应小波滤波处理

使用训练好的 RBF 网络进行图像重构,重构过程如图 6 所示。

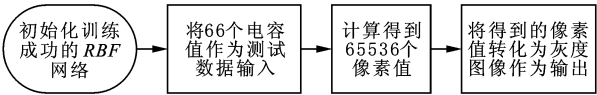


图 6 RBF 网络图像重构的实现过程

对重构后的图像进行自适应小波滤波,对包含图像细节特征的边缘点进行了增强,使得重构的效果更加明显。此方法的程序流程如图 7 所示。

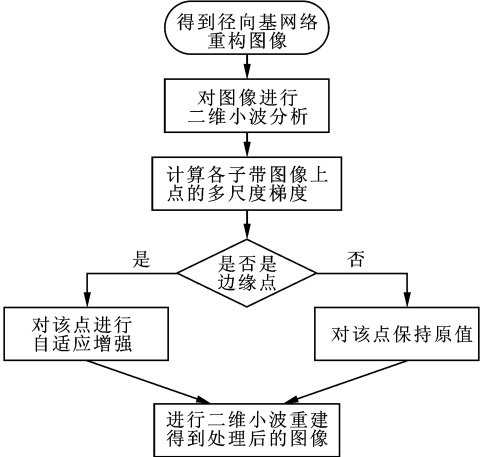


图 7 自适应小波滤波处理方法流程

小波分解级数通常取 4 或 5 比较适合,本文选择 4。在计算原始图像的局部标准偏差时,邻域窗大小的选择对算法性能影响很大,太大会增加运算量且降低算法的自适应性能,太小则会导致算法运行时间较长且受噪声影响严重,本文选择 33×33 邻域。

4 实验结果及分析

本文选取了 1 000 个样本对 RBF 网络进行训练(训练样本集是通过仿真得到的),其中包括了两

相流中典型的圆心流、环流、扇形流、气泡流。这 4 种流型是工程实践中的典型流型,以此为对象进行仿真测试具有合理性,且其仿真结果具有代表性。图像重构质量用准确度来评价,即重建图像正确的像素个数与总的像素个数之比。依据此原则,分别对这 4 种流型使用 RBF 网络和基于 RBF 网络的自适应小波滤波算法进行图像重构,其成像结果如表 1 所示,准确度经计算后如表 2 所示。

可以看出,RBF 网络实现的重构结果能够更真实地分辨出各种流型的特点,得到原始图像的大体轮廓,尤其是对管道内介质比较集中的流型(圆心流和环流)。两种方法的重构准确度都比较高,特别是环流,可以达到 95%左右。但是,对于管道内介质不集中的流型,RBF 网络实现的重构结果不能细致地分析图像,掩盖了很多细节特征,特别是图像“边缘点”,如扇形流和气泡流,准确度只有 83.2%和 81.2%。经过小波滤波处理后,图像的边缘得到了有效的增强,细节特征得到了比较清晰的体现,对于扇形流和气泡流,其重构准确度达到了 93.1%和 95.5%,可见自适应小波滤波处理确实在很大程度上改善了重构图像的成像质量。

选用 30 组不同流型的电容值作为样本,得到重构图像准确度如图 8 和图 9 所示。

表 1 4 种典型流型的重构效果

流型	圆心流	环流	扇形流	气泡流
原始图像				
径向基网络重构的图像				
小波滤波处理后的图像				

表 2 重构结果的准确度

方法	准确度/%			
	圆心流	环流	扇形流	气泡流
RBF 网络重构	82.3	93.3	83.2	81.2
小波滤波处理	83.9	96.3	93.1	95.5

从表 2 可以看出,RBF 网络图像重构算法成像准确度为 83%左右,与此相比,使用自适应小波滤波算法进一步处理后,成像准确度达到了 95%左右,表明使用基于 RBF 网络的自适应小波滤波算法进行图像重构的成像精度得到了较明显的提高.

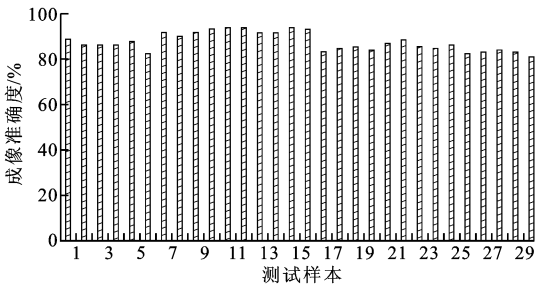


图 8 使用 RBF 网络的成像准确度计算结果

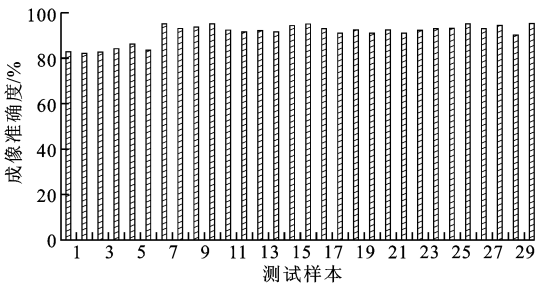


图 9 使用小波滤波处理的成像准确度计算结果

5 结 论

本文针对煤粉流流动机理复杂、随机性很大的特点,分析研究了基于径向基网络的自适应小波滤波重构算法,并在 MATLAB 平台下建立了采样电容值到图像像素灰度值之间的映射关系模型,对该算法进行了仿真验证,得到了 30 种常见流型所对应的图像重构结果.最后,对各重构图像分别从视觉角度、成像准确度两方面进行了评价.结果表明,该算法能够有效地增强图像的边缘,减弱噪声对图像的影响,并在很大程度上改善了重构图像的成像质量,使图像的细节特征得到比较明晰的体现,更加逼真.

参考文献:

[1] HUANG S M, PLASKOWSKI A B, XIE C G, et al. Tomographic imaging of 2-component flow using capacitance sensors[J]. Journal of Physics E: Scientific Instruments, 1989, 22 (3): 173-177.

[2] 王兴,颜华. 电容层析成像技术及发展现状[J]. 沈阳工业大学学报,2001,23(12):497-500.

WANG Xing, YAN Hua. Techniques of capacitance tomography and its state of art[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2001,23(12):497-500.

[3] 雷兢,刘石,李志宏. 一个基于 1 范数的电容层析成像图像重建迭代算法[J]. 仪器仪表学报,2008,29(7): 1355-1358.

LEI Jing, LIU Shi, LI Zhihong. Image reconstruction iteration algorithm based on 1-norm for electrical capacitance tomography[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008,29(7):1355-1358.

[4] YAN H, LIU L J, XU H, et al. Image reconstruction in electrical capacitance tomography using multiple linear regression and regularization [J]. Measurement Science and Technology, 2001, 12 (5): 575-581.

[5] POLYDORIDES N, LIONHEART W R B. A Matlab toolkit for three-dimensional electrical impedance tomography: a contribution to the electrical impedance and diffuse optical reconstruction software project[J]. Measurement Science and Technology, 2002, 13 (12): 1871-1883.

[6] JI Haifeng, HUANG Zhiyao, WANG Baoling L, et al. Soft-sensing system of gas-solid fluidized bed[C]. Proceedings of the IEEE, Piscataway, NJ USA; IEEE, 2003: 1231-1234.

[7] 赵进创,徐其军,张锦雄,等. RBF 神经网络在 ECT 图像重建中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2003,39 (33):215-218.

ZHAO Jinchuang, XU Qijun, ZHANG Jinxiong, et al. RBF neural network application to ECT image reconstruction[J]. Computer Engineering and Applications, 2003,39(33):215-218.

[8] 王爱玲,叶明生,邓秋香. MATLAB R2007 图像处理技术与应用[M]. 北京:电子工业出版社,2008.

[9] LAINE A F, SCHULER S, FAN J, et al. Mammographic feature enhancement by multiscale analysis[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1994, 13 (4): 725-740.

[10] 王福胜,彭胜志,刘仕煜. 基于 BP 神经网络的行业价值链各环节产出值计量研究 [J]. 哈尔滨工业大学学报,2006,38(1):91-93.

WANG Fusheng, PENG Shengzhi, LIU Shiyu. Study on the measurement of the activity-based value output of industry value chain based on BP neural network [J]. Journal of the Harbin Institute of Technology, 2006, 38 (1): 91-93, 100.

(编辑 杜秀杰)