

一种多小波电容层析成像图像融合方法

姚玉梅, 陈德运, 林甲楠, 宋 蕾, 王莉莉

(哈尔滨理工大学 计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘 要: 针对电容层析成像系统的“软场”效应和病态问题对重建图像精度的影响, 在分析电容层析成像基本原理和成像算法的基础上, 基于滤波 LBP 和神经网络 RBF 特性, 提出了一种基于多小波变换的 ECT 图像融合方法. 该方法首先对待融合图像进行多小波分解, 再分别采用最大值法和区域梯度法融合规则对分解后图像低频部分和高频部分进行图像的融合, 最后经过多小波重构得到最终融合图像. 仿真实验结果表明, 融合后成像精确度得到明显提高, 减少了误差, 图像更接近原型, 为 ECT 图像重建的研究提供了一个新的方法.

关键词: 电容层析成像; 图像重建; 图像融合; 多小波变换

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2683(2014)05-0088-05

Image Fusion Method Based on Multi Wavelet Transform for Electrical Capacitance Tomography

YAO Yu-mei, CHEN De-yun, LIN Jia-nan, SONG Lei, WANG Li-li

(School of Computer Science and Technology, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: On the basis of analyzing ECT basic principle and imaging algorithm, based on the characteristic of filter LBP and neural network RBF, an image fusion method based on multiwavelet transform is proposed about the effect of “soft-field” nature and ill-posed problem on the reconstructed image accuracy. This method first applies multiwavelet to decompose the reconstructed images, then fuses the images through the integration of low frequency coefficients and high frequency coefficients based on fusion rules of maximum and regional gradient. Finally, the fused image is reconstructed by multiwavelet. The simulation results show that image accuracy significantly improved and removed redundant information after integration. This study provided a new method on ECT image reconstruction to make image closer to the prototype.

Key words: electrical capacitance tomography; image reconstruction; image fusion; multi wavelet transform

0 引 言

电容层析成像技术(ECT, electrical capacitance tomography)以其成本低、适用范围广、结构简单、非

侵入性、安全性能好等优点^[1], 成为过程层析成像技术中的主要研究方向. ECT 测量的成功主要取决于重建图像的质量, 由于逆问题的不适定性, 同时 ECT 系统中的“软场”效应和病态问题, 使得图像重建难度加大, 图像重建算法一直是电容层析成像技

收稿日期: 2014-03-26

基金项目: 国家自然科学基金(60572153, 60972127); 高等学校博士学科点专项科研基金(200802140001); 黑龙江省自然科学基金(QC2012C059); 黑龙江省教育厅计划项目(11541040, 12511097).

作者简介: 姚玉梅(1989—), 女, 硕士研究生;

陈德运(1962—), 男, 教授, 博士研究生导师; E-mail: chendeyun@hrbust.edu.cn;

宋 蕾(1989—), 女, 硕士研究生.

术实用化和进一步发展的难题。

常见 ECT 图像重建的算法有线性反投影 (LBP) 算法、奇异值分解 (SVD) 法和 Tikhonov 正则化法、共轭梯度法等。LBP 算法成像模糊, 标准 Tikhonov 正则法是一个处理病态问题的有效方法^[2], 共轭梯度法 (CG) 收敛速度快。智能算法是较为新颖的算法, 其中包括神经网络、模拟退火法、遗传算法等。该类算法重建图精度高, 但相对于非迭代法而言, 计算时间较长。

上述算法各有优缺点, 对于不同流型, 采用不同图像重建算法, 成像精度和准确度各不相同。由于 LBP 算法重建的图像较模糊, 因此实际应用中经常采用滤波反投影 (filter linear back projection, FLBP) 算法以减小图像的模糊性; 神经网络图像算法指用神经网络建立采样电容值到图像像素灰度值的映射关系模型, 具有训练速度快, 不易产生震荡的优点。本文根据这两个算法生成的重建图像作为融合的源图像, 利用多小波变换融合源图像。首先, 多小波分解源图像; 其次, 根据 ECT 图像的特点对分解后产生的低频和高频系数采用不同的融合规则处理, 低频采用最大值法, 高频采用区域梯度法; 最后重构系数得到融合图像。实验仿真结果表明, 相对于单小波融合, 本文方法融合后的图像精度明显提高, 误差更低, 图像更接近原型, 为 ECT 图像重建提供新的研究方向。

1 ECT 系统成像原理

典型的 ECT 系统由传感器, 数据采集系统和图像重建 3 部分组成, 图 1 为 12 电极 ECT 系统结构图。其成像原理是: 根据被测物质具有不同的介电常数, 当各成分分布或浓度发生变化时, 引起管道内介质的介电常数发生变化, 使得传感器不同极板间的电容值发生变化。通过检测各极板间的电容值, 计算出的仿真敏感场, 采用相应的图像重建算法, 重建出管道内介质分布情况。^[3-4]

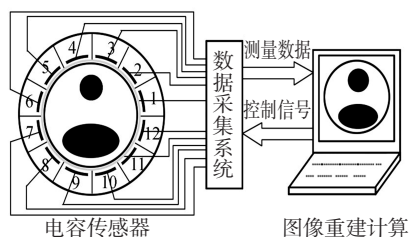


图 1 12 电极电容层析成像系统结构图

ECT 的正问题是指已知介质的介电常数分布计算不同电极间的电容值。测量时各个电极依次作为激励电极, 其余电极作为测量电极, 施加电压 V , 因此对于一个 N 电极系统, 可得到的独立电极对 (独立的电容) 总数 M 为^[5,7], 因此 12 电极的 ECT 系统可得到 66 个有效测量值。

$$M = C_N^2 = \frac{N \times (N-1)}{2} \quad (1)$$

每个极板对间的电容值可以由式 (2) 表示^[8]:

$$C = -\frac{1}{\Delta V} \oint_{\Gamma} \varepsilon(x, y) \nabla \varphi(x, y) dl \quad (2)$$

其中: C 代表两个极板间的电容测量值; ΔV 是电容极板间的电压; Γ 是电容极板的表面闭区间; $\varepsilon(x, y)$ 是介电常数分布; $\varphi(x, y)$ 是电场分布。 $\varphi(x, y)$ 依赖于 $\varepsilon(x, y)$ 函数, 因此 ECT 的正问题为非线性问题。

ECT 逆问题即图像重建, 是 ECT 检测系统中的重要环节。在 12 电极系统中, 有 66 个独立电容, 可用一个 66 维向量 $[C_1, C_2, \dots, C_{66}]$ 表示, 相应地有 66 个灵敏度函数 $S_1(x, y), S_2(x, y), \dots, S_{66}(x, y)$, 则有^[9]

$$\begin{aligned} [C_1, C_2, \dots, C_{66}] &= \left[\iint_D \varepsilon(x, y) S_1(x, y), \right. \\ &\quad \left. \iint_D \varepsilon(x, y) S_2(x, y), \dots, \right. \\ &\quad \left. \iint_D \varepsilon(x, y) S_{66}(x, y) \right] \quad (3) \end{aligned}$$

其中 D 是指管道被测区域。图像重建的目的是根据式 (3) 解出 $\varepsilon(x, y)$, 即根据已知电容测量值 $[C_1, C_2, \dots, C_{66}]$, 利用灵敏度作为先验信息求解电解质分布 $\varepsilon(x, y)$ 。由于已知测量数的个数远远少于图像像素的个数, 此逆问题求解极为困难, 不可能得到精确解, 但采用合理的方法还能求出其近似解。故通过测量极板间的电容值可计算出管道内的介质分布图像。

2 小波图像融合

图像融合 (image fusion) 的目的是对多幅源图像的信息进行提取和综合, 以获得对同一成像对象更准确、更全面和更可靠的描述, 从而实现对图像的进一步分析合理。在图像融合中, 参加融合源图像是由不同的图像采集设备或同一图像采集设备在不同时间获得的。图像融合分为三级: 像素级融合、特征级融合和决策级融合。像素级融合即对采集来的原

始数据直接进行处理最终进行融合的一种方法,它是最底层的图像融合,是另外两级融合的基础,该层次的图像融合准确性最高,能提供其他融合层次处理所不具有的细节信息,是目前图像融合技术领域的重要研究方向,而小波变换因其具有良好的时-频特性,使得基于小波变换的图像融合成为了热点^[10-14].

1994年,Goodman等人在多分辨率分析的基础上建立了多小波分析的理论框架.此后,文^[5]构造了著名的GHM多小波.多小波是单小波理论的发展,它既保持了单小波所具有的良好时域与频域局部化特性,又克服了单小波的缺陷,同时拥有如对称性、短支撑性、正交性和高阶消失矩等良好的性质,这些性质使其能为图像提供更精确的分析方法,也更适合运用到图像融合中去.

2.1 多小波变换

多小波变换也是在多分辨率分析的基础上建立起来的,与单小波的不同是:多小波基是由多个小波母函数经过伸缩平移生成,对应多个尺度函数,而单小波基只对应一个.在多分辨率分析MRA $\{V_j\}$ 中, $\Phi(x) = [\phi_1(x), \phi_2(x), \dots, \phi_r(x)]^T$, $\Psi(x) = [\psi_1(x), \psi_2(x), \dots, \psi_r(x)]^T$,则 $\Phi(x)$, $\Psi(x)$ 满足矩阵两尺度方程^[16-17]:

$$\Phi(x) = \sum_k H_k \Phi(2x - k) \quad (4)$$

$$\Psi(x) = \sum_k G_k \Psi(2x - k) \quad (5)$$

式中, $\phi_j(x)$, $\psi_j(x)$ 分别为尺度函数、小波函数, $j=1, 2, \dots, r$, H_k , G_k 是 $r \times r$ 的矩阵,称为矩阵滤波器的系数.利用Mallat小波算法分解、重构推广到多小波,得到多小波分解公式:

$$C_{j-1,k} = \sum_{n \in \mathbb{Z}} H_n C_{j,2k+n} \quad (6)$$

$$D_{j-1,k} = \sum_{n \in \mathbb{Z}} G_n C_{j,2k+n} \quad (7)$$

$C_{j-1,k}$ 是低通部分,称为尺度系数, $D_{j-1,k}$ 是高通部分,称为小波系数.多小波重构公式:

$$C_{j,n} = \sum_k H_{n+2k}^T C_{j-1,k} + \sum_k G_{n+2k}^T D_{j-1,k} \quad (8)$$

与单小波变换的最大区别,多小波变换前先对图像进行预滤波处理,所谓的预滤波是指将图像转化为变换所需的矢量图像,使之变成 $r \times r$ 的矩阵块,该步由预滤波器完成.经过预滤波后,原始图像被分为4幅大小相同的子图像.每个子图像经过多小波分解后有 r^2 个子图像,本文中用到的GHM多小波有两个尺度函数,即 $r=2$,图2为将原始图像进

行2层多小波分解的过程.

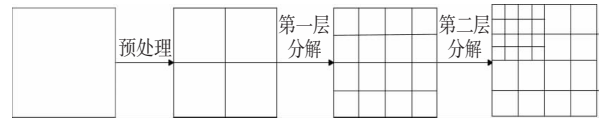


图2 GHM多小波分解示意图

由图2可知,第一层分解后原始图像变为16个子图像,其中左上部分 L_1L_1 为低频子图像,右上,左下,右下部分分别代表水平、垂直和对角方向的高频子图像,此后的每一次多小波分解都是对低频模块进行.所以,一幅图像经GHM多小波分解 s 层后可得到 $2^2(3s+1)$ 个子图像.

2.2 图像融合规则

图像融合过程中,分解后的低频部分包含图像的近似特征,反映了图像的主要轮廓.高频部分反映了图像的突变特性,即边缘、区域边界特征,因此对高频部分的处理是融合的关键,直接影响图像的细节信息.针对ECT图像的特点,低频部分采用最大值法,高频部分采用区域梯度法.设A、B为两幅源图像,F表示融合图像,融合过程如图2所示.具体融合步骤如下.

- 1) 对源图像A和B进行预滤波,对滤波后的图像进行多小波分解,得到低频和高频系数.
- 2) 对多小波分解后的低频系数采用最大值法,高频系数采用区域梯度法.
- 3) 对步骤2)产生的数据多小波重构后再经过后滤波得到融合图像F.

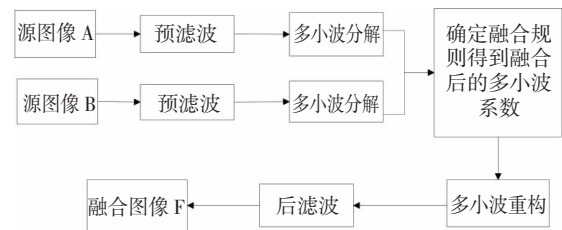


图2 本文图像融合流程图

2.2.1 图像低频部分

图像分解后低频部分采用最大值融合规则,设源图像A、B分解后的低频系数分别为 $L(A)$ 和 $L(B)$, $L(F)$ 是融合图像F的低频系数,有:

$$L(F) = \begin{cases} L(A) & L(A) \geq L(B) \\ L(B) & L(A) < L(B) \end{cases} \quad (9)$$

2.2.2 图像高频部分

图像分解后高频系数采取区域梯度法的融

合规则, 图像函数 $f(i, j)$ 在点 (i, j) 的梯度幅度 G 为:

$$G = [G_x^2(i, j) + G_y^2(i, j)]^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

$$G_x(i, j) = \frac{f(i+1, j) - f(i-1, j)}{2} \quad (11)$$

$$G_y(i, j) = \frac{f(i, j+1) - f(i, j-1)}{2} \quad (12)$$

其中: $G_x(i, j)$ 和 $G_y(i, j)$ 分别为像素 (i, j) 沿 x 和 y 方向的一阶差分, 计算方法如式(11)、(12)。

高频部分的融合: 首先在各个尺度内的所有高频子带上, 基于 $M \times N$ (文中使用 3×3) 的窗口获得对于某一像素的区域梯度, 然后合并该尺度上所有子带在对应空间位置处的区域梯度来衡量该系数的重要程度, 通过比较所有源图像在各个尺度内不同空间位置上高频系数的重要程度, 完成高频域内系数的融合, 即^[8]:

1) 分别计算两幅图像对应尺度、对应方向、对应高频子带上局部区域的梯度 $G_{r,A}^{d,k}$ 及 $G_{r,B}^{d,k}$:

$$G_r^{d,k} = \sum_{M=1}^{M-1} \sum_{N=1}^{N-1} [G_x^2(i, j) + G_y^2(i, j)]^{\frac{1}{2}} \quad (13)$$

其中, d 代表垂直、水平和对角 3 个方向; $k = 1, 2, 3, 4$, 代表每个方向上的 4 个子带; $G_r^{d,k}$ 表示在 2^{-r} 尺度下, d 方向上, k 子带上以 (i, j) 为中心位置的 $M \times N$ 区域上的梯度值。

2) 在对应尺度、对应方向上计算图像 A 的局部区域梯度大于图像 B 的局部区域梯度的个数 m_r^d 。

3) 确定融合算子, 设源图像 A、B 的高频系数分别为 $HA(i, j)$ 和 $HB(i, j)$, 则有:

$$HF(i, j) = \begin{cases} HA(i, j) & m_r^d \geq 3 \\ 0.5HA(i, j) + 0.5HB(i, j) & m_r^d = 2 \\ HB(i, j) & m_r^d \leq 1 \end{cases}$$

3 实验结果分析

实验所选的两组源图像是根据 FLBP 和 RBF 重建算法针对不同流型得到的, 大小均为 256×256 。所有实验都是在 Lenovo 计算机, Windows 32 位操作系统, 2GRAM, Intel(R) Core(TM) 2 Duo CPU T6400 @ 2.00GHz 处理器下完成的, 实验环境为 MATLAB 8.0(R2012b)。实验中采用 GHM 多小波和 Sym4 单小波对 3 种类型的源图像进行融合。多小波采用本文的融合方法, 单小波采用平均最大值融合方法。图 3 是设定的 3 种流型的标准图像。

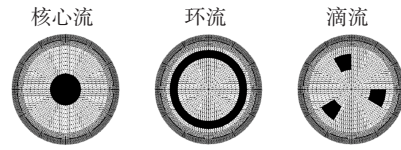


图3 三种流型的标准图像

图 4 是核心流的图像, 其中图 4(a) 为对应的 FLBP 重建算法产生的图像; 图 4(b) 为对应的 RBF 重建算法产生的图像; 图 4(c) 为 Sym4 单小波的融合图像; 图 4(d) 为 GHM 多小波融合图像。

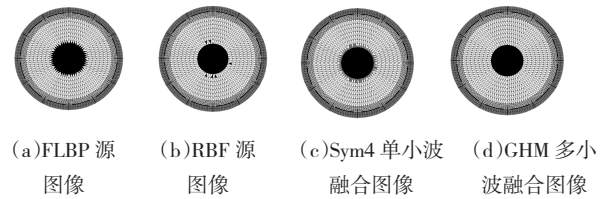


图4 核心流各图像

图 5 是环流的图像, 其中图 5(a) 为对应的 FLBP 重建算法产生的图像; 图 5(b) 为对应的 RBF 重建算法产生的图像; 图 5(c) 为 Sym4 单小波的融合图像; 图 5(d) 为 GHM 多小波的融合图像。

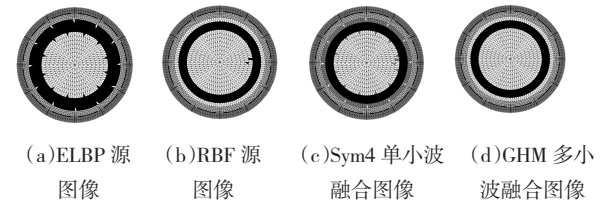


图5 环流各图像

图 6 是滴流的图像, 其中图 6(a) 为对应的 FLBP 重建算法产生的图像; 图 6(b) 为对应的 RBF 重建算法产生的图像; 图 6(c) 为 Sym4 单小波的融合图像; 图 6(d) 为 GHM 多小波的融合图像。

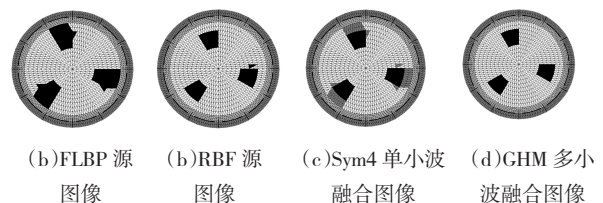


图6 滴流各图像

评价图像融合质量除了主观的目视判定外还包含其他客观的评价指标。本文使用图像信息熵、均方根误差对融合图像质量进行比较。

3.1 图像信息熵

图像信息熵的含义为图像的平均信息量,熵值越大,得到的图像信息量越大,融合效果越好. 公式为^[9]:

$$IEN = - \sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2 p(i) \quad (14)$$

式中, $p(i)$ 表示像素的灰度值等于 i 的概率,本文使用到的图像灰度级为 256.

3.2 均方根误差(RMSE)

融合图像 F 与标准图像 R 的均方根误差定义为^[10]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m \times n} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (R(i,j) - F(i,j))^2} \quad (15)$$

式中, $R(i,j)$ 为标准图像 R 在 (i,j) 处的像素值; $F(i,j)$ 为融合图像 F 在 (i,j) 处的像素值. RMSE 越小,表明融合图像质量越好.

3.3 互信息(MI)

互信息反映了两幅图像间的相似程度,数值越大说明两幅图像越接近. 定义为^[10]:

$$MI = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L h_{R,F}(i,j) \log_2 \frac{h_{R,F}(i,j)}{h_R(i) h_F(j)} \quad (16)$$

式中, $h_{R,F}(i,j)$ 为 R 和 F 的归一化联合灰度直方图分布; $h_R(i)$ 和 $h_F(j)$ 分别为两幅图像的归一化边缘直方图分布; L 为灰度级数.

3.4 平均梯度

平均梯度反映了图像微小细节反差变化的速率,可用来表示图像清晰度. 定义为:

$$\bar{g} = \frac{1}{(M-1) \times (N-1)} \times \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{(F(i,j) - F(i+1,j))^2 + (F(i,j) - F(i,j+1))^2}{2}} \quad (17)$$

其中: $F(i,j)$ 为图像的第 i 行,第 j 列的灰度值; M 、 N 分别是图像的总行数和总列数. $\bar{g}$ 的值越大,说明图像的层次越多,越清晰. 基于以上评价指标的各个流型的 Matlab 实验结果对比如表 1,表 2 和表 3 所示.

表 1 核心流的评价参数实验结果对比表

	信息熵	均方根误差	互信息	平均梯度
Sym4 单小波融合方法	5.712 0	13.563 4	10.281 7	0.134 2
本文融合方法	5.691 9	5.259 4	10.307 2	0.134 1

表 2 环流的评价参数实验结果对比表

	信息熵	均方根误差	互信息	平均梯度
Sym4 单小波融合方法	5.651 4	28.994 0	10.109 6	0.122 0
本文融合方法	5.555 4	5.736 2	10.064 6	0.125 0

表 3 滴流的评价参数实验结果对比表

	信息熵	均方根误差	互信息	平均梯度
Sym4 单小波融合方法	5.780 5	20.284 7	10.419 6	0.134 0
本文融合方法	5.712 8	3.378 3	10.351 8	0.135 4

由表 1,表 2,表 3 数据得出,从信息熵、互信息和平均梯度 3 个评价指标看,单小波与多小波的差异不大;但对于均方根误差可以看出,采用本文多小波融合得到的图像与标准图像误差更小,更加接近原型.

5 结束语

针对 ECT 的“软场”和病态问题对图像重建的影响,以滤波 LBP 和神经网络 RBF 重建算法为基础,利用多小波变换优于单小波的特性,提出了基于区域梯度的多小波图像融合方法. 预滤波后的重建图像经多小波分解后,低频系数采用最大法、高频系数采用区域梯度的融合规则进行处理;对得到的数据进行多小波重构后再经过后滤波处理得到融合图像. 仿真实验发现,这种方法的确改善了单小波的融合结果,具有与标准图像更小的误差. 实验中 1 层分解后的图像更清晰,图像更规则,采用 GHM 多小波融合比其他的多小波成像效果好. 根据不同的重建算法,针对不同流型选用合适的小波、恰当的分解层数和适宜的融合算法,均能有效提高 ECT 重建图像的质量,也为研究 ECT 重建图像的融合提供新方法.

参 考 文 献:

- [1] LOSER T, WAJMAN R, MEWES D. Electrical Capacitance Tomography Image Reconstruction Along Electrical field Lines [J]. Measurement Science and Technology, 2001, 12(8): 1083-1091.
- [2] 杨卫莉,郭雷,许钟,等. 基于区域生长和蚁群聚类的图像分割 [J]. 计算机应用研究, 2008, 25(5): 1579-1581.
- [3] 陈德运,钟陈,王莉莉,等. 基于局部能量的电容层析成像图像融合方法 [J]. 计算机应用研究, 2012, 29(5): 1947-1950.
- [4] 陈德运,陈宇,王莉莉,等. 基于改进 Gauss-Newton 的电容层析成像图像重建算法 [J]. 电子学报, 2009, 37(4): 739-743.
- [5] 陈宇,陈德运,王莉莉,等. 基于多项式加速的电容层析成像图像重建算法 [J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(12): 2538-2542.

- [6] 陈宇, 张立新, 陈德运, 等. 一种具有迭代约束的最小二乘 ECT 图像重建算法 [J]. 计算机应用研究, 2010, 27(4): 1588-1594.
- [7] 张珍. 电容层析成像感兴趣区域图像重建算法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2013: 7-17.
- [8] 李伟. 电容层析成像反问题求解与图像融合方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2014: 6-16.
- [9] 陈德运, 高明, 宋蕾, 等. 一种新型的三维 ECT 传感器及三维图像重建算法 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(5): 961-968.
- [10] POHL C, GRENDEREN J L. Multi-sensor Image Fusion in Remote Sensing: Concepts, Methods and Applications [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(5): 823-854.
- [11] 卞智玲. 一种改进的基于小波变换的图像融合方法 [J]. 江西科技学院学报, 2013, 8(4): 50-53.
- [12] 徐萌萌. 基于小波变换的图像融合算法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2014: 8-45.
- [13] 涂娟. 小波变换在图像融合中应用探讨 [J]. 科技广场, 2014, 1: 53-56.
- [14] 于坤林, 谢志宇, 原振文. 改进的小波图像融合算法及应用研究 [J]. 计算机与数字工程, 2014, 42(4): 592-595.
- [15] GERONIMO J S, HARDIN D P, MASSOPUST P R. Fractal Functions and Wavelet Expansions Based on Several Scaling Functions [J]. Journal of Approx Theory, 1994, 78: 373-401.
- [16] 孙娇娇, 徐礼鹏, 邵雪松, 等. 基于多小波变换的遥感图像模糊融合算法研究 [J]. 地矿测绘, 2011, 27(3): 1-4.
- [17] 沈荣. 基于多小波域变换和分形维数的图像融合算法 [J]. 西南师范大学学报: 自然科学版, 2014, 39(5): 88-94.
- [18] 马红军. 基于多小波变换的区域方差图像融合方法 [J]. 光电技术, 2012, 32(2): 99-104.
- [19] 周立俭, 崔学梅, 李俊伟. 一种改进的多小波遥感图像融合. 计算机仿真, 2011, 28(12): 249-252.
- [20] 高超. 图像融合评价方法的研究 [J]. 电子测试, 2011, 7: 30-32.

(编辑: 关毅)

(上接第 87 页)

- [2] 唐矫燕, 赵群飞, 杨汝清, 等. 读书机器人机构设计 [J]. 上海交通大学学报, 2005(39): 2025-2028.
- [3] 范增良. 刚性真空吸盘拾取性能的研究 [D]. 江南大学, 2012.
- [4] 袁晴波. 自动翻书机的吸纸装置: 中华人民共和国, CN103029480A [J]. 2013-4-10.
- [5] 任慧, 蔡吉飞. 单张纸胶印机给纸机分离头运动分析与设计 [J]. 中国印刷与包装研究, 2009(12): 34-39.
- [6] Sommer-automatic 公司. 真空吸盘系统的完整模块 [J]. 现代制造, 2009(4): 46-47.
- [7] 赵艳妮. 多唇边式真空吸盘的设计研究 [D]. 昆明理工大学, 2009.
- [8] 陈峰华, Adams2012 虚拟样机技术从入门到精通 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2013.
- [9] 邱阿瑞. 现代电力传动与控制 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2004.
- [10] 郭天祥. 新概念 51 单片机 C 语言教程——入门、提高、开发、拓展 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2009.

(编辑: 王萍)