

文章编号:1001-9081(2009)10-2698-02

基于改进小波变换的医学图像融合方法

曲延华¹,王婷君²,薛嗣麟²,蒋延友²,王安娜²

(1. 沈阳工程学院 自动控制工程系, 沈阳 110136; 2. 东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110003)

(quyanhuawang@sina.com)

摘要:小波变换在图像融合中的应用已有不少,但大多是热图像和可视图像的融合,在医学图像融合方面的研究还比较少。针对这一现状,提出了基于形态学小波的医学多分辨率融合方法和小波域基于差值图像分割的加权融合方法。该方法保留了小波的视觉效果,同时在很大程度上减少了运算的复杂度,优化了加权系数的计算方法,得到了较好的融合效果。实验结果表明了该算法的优越性。

关键词:图像融合;小波变换;数学形态学;多分辨率分析;评价指标

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A

Medical images fusion method based on revised wavelet transform

QU Yan-hua¹, WANG Ting-jun², XUE Si-lin², JIANG Yan-you², WANG An-na²

(1. Department of Automatic Control, Shenyang Institute of Engineering, Shenyang Liaoning 110136, China;

2. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110003, China)

Abstract: There are many applications of wavelet transform to image fusion. But the images fused usually are thermal or visible images. A multi-resolution fusion method based on morphology wavelet and a weighted fusion method based on difference image segmentation in wavelet region for medical images were proposed. These methods maintained the visual effect of wavelet, reduced the computation complexity to a great extent, and optimized the computation of weighted coefficients. The experimental results show the excellent fusion effect by these methods.

Key words: image fusion; wavelet transform; mathematical morphology; multiresolution analysis; evaluation index

小波变换在图像融合中的应用已较多,但大多是热图像和可视图像的融合,而在医学图像融合方面的研究还比较少。小波变换用于图像融合有很多优点:图像经小波分解后,不同分辨率的细节信息互不相关,这样可以将不同频率范围内的信息分别组合,产生多种具有不同特征的融合图像。图像在不同分辨率水平上的能量和噪声互不干扰;融合图像的块状伪影容易消除等。本文给出了形态学小波构造,用此方法对医学图像进行分解和重构,既保留了小波分解的视觉优点,又减少了计算的复杂度。

1 形态学小波

数学形态学^[1-2]具有本质的尺度相容性、平移相容性,若采用对称结构元素,它还具有旋转相容性,这对物体识别和形状描述有极其重要的意义,因此在提取图像特征方面,数学形态学发挥着独特的优势。基于小波变换在图像融合^[3]中的诸多优点,本文将小波变换同形态学算法相结合,介绍了形态学小波方法^[4-5]。

1.1 形态学运算算子的构造

构造的形态学腐蚀运算算子为:

$$\varepsilon_A(X)(r, c) = \min_{(r_1, c_1) \in A, (r-r_1, c-c_1) \in D} X(r+r_1, c+c_1) \quad (1)$$

其中: X 表示给定的目标图像, A, D 表示给定的结构元, (r_1, c_1) 表示平移矢量。

构造的形态学膨胀运算算子为:

$$\delta_A(X)(r, c) = \max_{(r_1, c_1) \in A, (r-r_1, c-c_1) \in D} X(r-r_1, c-c_1) \quad (2)$$

构造的形态学开运算算子为:

$$\alpha_A(X)(r, c) = \delta_A(\varepsilon_A(X))(r, c) \quad (3)$$

构造的形态学闭运算算子为:

$$\phi_A(X)(r, c) = \varepsilon_A(\delta_A(X))(r, c) \quad (4)$$

1.2 形态学小波构造过程

对于初始信号 V_0 ,近似信号分解算子为:

$$\psi_j^\uparrow: V_j \rightarrow V_{j+1} \quad (5)$$

细节信号分解算子为:

$$\omega_j^\uparrow: V_j \rightarrow W_{j+1} \quad (6)$$

所有的 V_j 和 W_j 同 V_0 具有相同的结构; ψ_j^\uparrow 和 ω_j^\uparrow 分别叫作尺度函数和小波函数。

$$X^j \in V_j, \psi_j^\uparrow(X^j) = X^{j+1}, X^{j+1} \in V_{j+1} \quad (7)$$

$$\omega_j^\uparrow(X^j) = Y^{j+1}, Y^{j+1} \in W_{j+1}$$

信号合成算子或重建算子为:

$$\varphi_j^\downarrow: V_{j+1} \times W_{j+1} \rightarrow V_j \quad (8)$$

为保证较少损失或者完美重建,必须满足下列条件:

$$\varphi_j^\downarrow(\psi_j^\uparrow(X^j), \omega_j^\uparrow(X^j)) = X^j; X^j \in V \quad (9)$$

$$\psi_j^\uparrow(\varphi_j^\downarrow(X^{j+1}, Y^{j+1})) = X^{j+1} \omega_j^\uparrow(\varphi_j^\downarrow(X^{j+1}, Y^{j+1})) = Y^{j+1} \quad (10)$$

$X^{j+1} \in V_{j+1}$ 和 $Y^{j+1} \in W_{j+1}$ 保证了算子是非冗余的。初始信

收稿日期:2009-04-07;修回日期:2009-06-22。 基金项目:东北大学985项目。

作者简介:曲延华(1977-),女,山东栖霞人,讲师,硕士研究生,主要研究方向:模拟电路故障诊断、图像融合;王婷君(1982-),女,河北邯郸人,硕士研究生,主要研究方向:图像融合;薛嗣麟(1984-),男,辽宁沈阳人,硕士研究生,主要研究方向:图像融合;蒋延友(1983-),男,广西桂林人,硕士研究生,主要研究方向:图像融合;王安娜(1956-),女,辽宁鞍山人,教授,博士,主要研究方向:模拟电路故障诊断、图像融合。

号空间为 V_0, V_1 为第一层近似信号, W_1 为第一层细节信号, 它们具有相同的结构。

图像信号 $X \in V_0$, 它是一个映射到 \mathbf{Z}^2 空间的灰度值 G , 可以用 $M \times N$ 的矩阵来表示 $M, N \in \mathbf{Z}_0$ 。假设 M, N 都是偶数, 那么图像就可以划分为连续的不相交的 2×2 子矩阵或者块, 一共有 $MN/4$ 个这样的子矩阵。四个方向上的这样的子矩阵 B 可以表示为: $(r, c), (r, c+1), (r+1, c), (r+1, c+1)$ 。

采样二次的下采样, 分解算子 $\psi_j^\dagger: V_0 \rightarrow V_1$ 和 $\omega_j^\dagger: V_0 \rightarrow W_1$ 可以定义如下:

$$\psi_j^\dagger(X)(B) = M = \max\{X(r, c), X(r, c+1), X(r+1, c), X(r+1, c+1)\} \quad (11)$$

$$\omega_j^\dagger(X)(B) = (y_v, y_h, y_d) \quad (12)$$

y_v, y_h, y_d 表示垂直、水平、对角线的细节信息^[6], 定义如下:

$$y_v = \begin{cases} M - X(r, c+1), & M - X(r, c+1) > 0 \\ X(r, c+1) - M, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

$$y_h = \begin{cases} M - X(r+1, c), & M - X(r+1, c) > 0 \\ X(r+1, c) - M, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

$$y_d = \begin{cases} M - X(r+1, c+1), & M - X(r+1, c+1) > 0 \\ X(r+1, c+1) - M, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

大量实验证明(13~15)三个方程里的第二种情况需要获取的信息是位置上的最大值 M 。尺度信号和细节值分别由 X^1 和 Y^1 获得, 它们可以方便地存储在相同位置的其他矩阵^[7]。

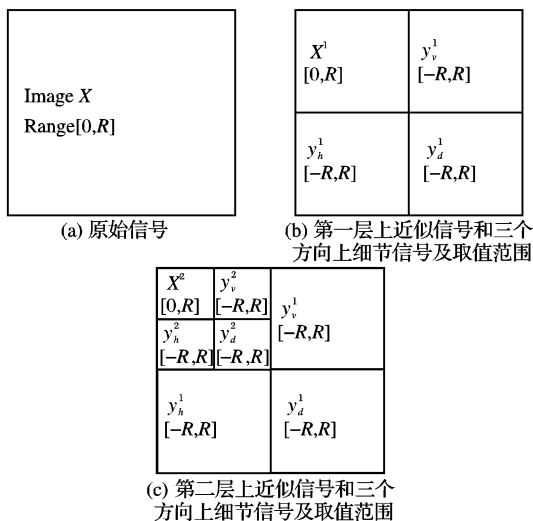


图1 形态学小波二级分解图

第一层次的起始信号使用合成操作。使用二次下采样, 合成信号 \hat{X} 定义如下:

$$\begin{aligned} \hat{X}(r, c) &= \hat{X}(r, c+1) = \hat{X}(r+1, c) = \\ &= \hat{X}(r+1, c+1) = M \end{aligned} \quad (16)$$

合成的细节信息:

$$\hat{Y}(r, c) = \min(y_v, y_h, y_d, 0) \quad (17)$$

$$\hat{Y}(r, c+1) = \min(-y_v, 0) \quad (18)$$

$$\hat{Y}(r+1, c) = \min(-y_h, 0) \quad (19)$$

$$\hat{Y}(r+1, c+1) = \min(-y_d, 0) \quad (20)$$

$M = X^1(r, c)$ 是 (r, c) 的尺度信号, y_v, y_h, y_d 分别是垂直、水平和对角线的细节。这是分开的分解方案, 并且二元操作符 \dagger 是普通数字加法。从而给出位置 (u, v) 重建的信号:

$$\begin{aligned} X'(u, v) &= \hat{X}(u, v) + \hat{Y}(u, v); \\ (u, v) &\in \{(r, c), (r, c+1), (r+1, c), (r+1, c+1)\} \end{aligned} \quad (21)$$

分解算子对 $(\psi_j^\dagger, \omega_j^\dagger)$ 可以递归使用来分解一个信号到想要的层次 $k \geq 1$ 。类似地合成算子对 $(\varphi_j^\dagger, \omega_j^\dagger)$ 分别用来重建信号, 从任何层次到第一层次都可以实现完美重建。

2 基于差值图像分割的加权图像融合算法

本文提出了基于差值图像分割^[8-9]的加权医学图像融合规则, 采用优化算法在小波域求解差值图像的分割阈值和对应的加权融合系数, 优化了加权系数的计算和选择。图2所示为基于差值图像分割的一层小波变换加权融合方法, 其步骤如下(以一层小波分解为例, 多层小波分解可以依此类推)。

1) 将待融合图像分别进行小波分解, 得到二者对应的小波系数分量:

$$LL_A^1, LL_B^1; LH_A^1, LH_B^1; HL_A^1, HL_B^1; HH_A^1, HH_B^1$$

其中: LL 表示低频近似分量, LH 表示水平细节分量, HL 表示垂直细节分量, HH 表示对角细节分量。

2) 求取 A, B 图像在小波分解后的对应分量系数的差值图像: $\Delta I_{LL}^1, \Delta I_{LH}^1, \Delta I_{HL}^1, \Delta I_{HH}^1$ 。

3) 确定各个差值图像的分割类数 K , 各分量系数图像既可以取相同的, 也可以取不同的 K 值。

4) 类似于空间域上的融合过程, 分别对 $\Delta I_{LL}^1, \Delta I_{LH}^1, \Delta I_{HL}^1, \Delta I_{HH}^1$ 获得小波系数图像的加权融合系数 $w_K^{LL^1}, w_K^{LH^1}, w_K^{HL^1}, w_K^{HH^1}$ 。计算公式为: $w_k = f(T_k) = a \times T_k + b$, 其中 T_k 为分割阈值。

5) 根据第4)步获得的小波系数分量图像的加权融合系数, 依次对 A, B 相应的各分量系数图像进行融合, 得到融合的小波系数分量 $LL_F^1, LH_F^1, HL_F^1, HH_F^1$ 。

6) 对 $LL_F^1, LH_F^1, HL_F^1, HH_F^1$ 进行小波逆变换, 得到融合图像 F 。

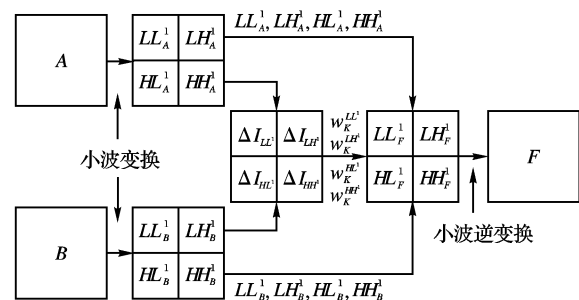


图2 基于差值图像分割的一层小波变换加权融合方法

3 实验结果及分析

为了验证算法的有效性和进行相关的性能比较, 在 Matlab 7.0 仿真环境下进行了一系列的实验。将本文提出的形态学小波融合方法分别与基于像素的融合方法、基于区域的融合方法和基于特征的融合方法进行比较。其中基于区域的融合方法有: PCA 方法、拉普拉斯金字塔法、形态学金字塔法; 基于特征的融合方法为小波变换融合方法。图3为采用不同融合方法对 MRI-PET 图像融合的结果。表1为采用不同方法对 MRI-PET 图像融合结果的客观评价指标。

(下转第 2702 页)

大于 8 像素的水平运动对应匀速或快速通过,关注度较低;每帧 3 像素以下的时观察者明显慢下来仔细观察;关注时间达 5 s 以上时能够将较简单的平面广告仔细看完,视频广告则可能会使其逗留更长时间。关注模式分类需要相关专业的复杂背景知识。图 4 显示了图 3 中两个例子对应的 X 方向运动速度的概率分布。通过比较可以发现,其均值和方差都存在明显差异,说明这两种模式是很容易自动区分的。

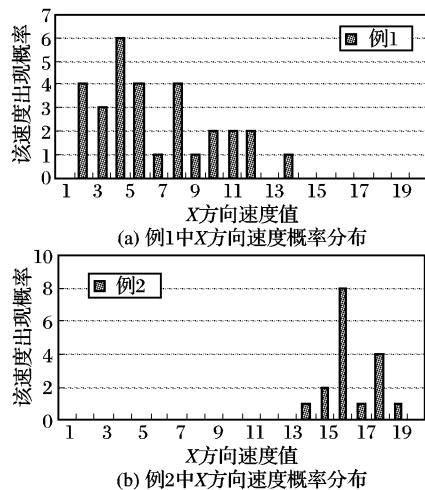


图 4 上述两个例子中 X 方向运动速度的概率分布对比

本文在实验室条件下对系统进行了测试。并排间隔 2 m 左右放置三个摄像头,通过 USB 接口接入三台计算机。组织一组观测者反复走过这些广告,并要求其对三个“广告”的关注度依次为高度、一般和很少。系统自动提取关注人次、平均关注时间,每次测试持续 8 ~ 10 min。统计结果显示,

平均关注时间分别为 8.7 s、5.5 s 和 2.9 s,关注人次从高低变化且差别显著。人次与人工记录误差在 3% 到 7% 之间。

本系统采用了简单直观的评价模型,只考虑了关注人次数和平均关注时间,取得了初步的评估效果。更精确的评价模型还需要引入广告学、机器学习等相关理论,需要作为一个相对独立的课题继续展开研究。

4 结语

本文提出了一种基于视频处理的广告效果自动评估系统,基于人脸检测与跟踪,对关注广告者的数目、关注时间等进行统计分析,根据这些数据实现广告效果的定量评价。人脸检测与跟踪算法相互补充和修正,提高了人脸实时跟踪的可靠性。本系统的评价模型还比较简单,还需要在后续工作中继续研究。实验室环境下的实验数据验证了该方案的有效性。

参考文献:

- [1] VIOLA P, JONES M. Robust real-time object detection[EB/OL]. [2009-02-01]. http://research.microsoft.com/en-us/um/people/viola/pubs/detect/violajones_ijcv.pdf.
- [2] GIBSON D P, CAMPBELL N W, THOMAS B T. Quadruped gait analysis using sparse motion information[C]// Proceedings of International Conference on Image Processing. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2003: 333-336.
- [3] SHI JIAN-BO, TOMASI C. Good features to track, TR93-1399[R]. Ithaca: Cornell University, 1993.
- [4] 于勇,郭雷.基于粒子滤波的红外运动目标跟踪[J].计算机应用,2008,28(6):1543-1545.

(上接第 2699 页)

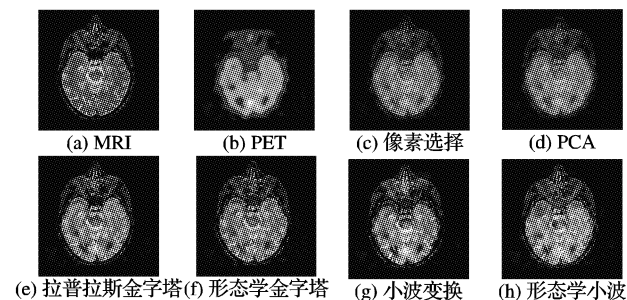


图 3 采用不同方法时 MRI-PET 图像融合结果

表 1 客观评价指标

方法	标准差	平均梯度	信息熵	平均交叉熵
像素值选择法	57.0367	4.06E-4	7.0089	0.1069
PCA	60.6552	2.20E-4	7.1007	0.1081
拉普拉斯金字塔法	62.7080	6.03E-5	7.0958	0.1279
形态学金字塔法	57.0638	2.39E-5	7.1043	0.1160
小波变换方法	62.8848	5.01E-5	7.1134	0.1255
本文采用的方法	62.8973	4.11E-4	7.1235	0.1007

4 结语

本文提出的基于形态学小波的多分辨率图像分析可以在各个层次上分解,得到不同层次的图像,从不同层次的图像可以完美地重建出原来的图像,而没有图像信息的丢失。本文给出的基于差值图像分割的加权医学图像融合规则采用优化算法在小波域求解差值图像的分割阈值和对应的加权融合系

数,不需要为计算融合系数而构造特征空间和定量特征关系,这种方法自动化程度高、融合效果好。从仿真结果可以看出,本文提出的图像融合结果图的目视判断效果最好;客观评价指标也优于其他几种方法。

参考文献:

- [1] ESCALANTE-RAMIREZ B, LOPEZ-CALOCA A. Image fusion with the Hermite transforms[J]. Image Processing, 2005, 10(9): 14-17.
- [2] WANG ZHAO-BIN, MA YI-DE. Medical image fusion using m-PCNN[J]. Information Fusion, 2008, 9(4): 176-185.
- [3] 王宏,杨春梅,袁正华,等.基于小波多尺度分解的肿瘤图像融合[J].东北大学学报:自然科学版,2005,26(4):238-241.
- [4] DEAUDICANA G, ASECO G. Fusion of multispectral and panchromatic images using wavelet transform[J]. Springer Verlog, 2006, 21(13): 4-6.
- [5] GOUTSIAS J, HEIJMANS H J A M. Multiresolution signal decomposition schemes, Part 1: linear and morphological pyramids[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(11): 1862-1876.
- [6] ESKICIOGLU A M, FISHER P S. Image quantity measures and their performance[J]. IEEE Transactions on Communications, 2001, 43(12): 2959-2965.
- [7] ESCALANTE-RAMIREZ B. The Hermite transform as an efficient model for local image analysis: An application to medical image fusion[J]. Computers & Electrical Engineering, 2008, 34(2): 99-110.
- [8] HEIJMANS H J, GOUTSIAS J. Multiresolution signal decomposition schemes, Part 2: morphological wavelets[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(11): 1897-1913.
- [9] CHANDA B, MAJUMDAR D D. Digital image processing and analysis[M]. New Delhi: Prentice-Hall of India, 2000.