

改进基于小波变换的 PCNN 图像融合算法

闫敬文, 许建航, 屈小波

(厦门大学通信工程系, 福建 厦门 361005)

[摘要] 以小波变换为基础, 针对小波分解后高频域和低频域的特点, 分别在低频域采用基于 PCNN (脉冲耦合神经网络) 的融合方法, 在高频域采用改进的 PCNN 融合算法. 仿真图像和评价指标结果显示: 改进的 PCNN 融合算法, 有效地提高了图像在边缘、纹理、保留更多源图像信息等方面的综合性能.

[关键词] 图像融合; 小波变换; PCNN; 融合性能

[中图分类号] TN 911.73 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1008 - 3804 (2006) 04 - 0013 - 06

0 引言

数据融合的概念可以追溯到 19 世纪五六十年代, 当时在研究一种通过合并不同传感器图像来获得更好的可分辨的人物图像^[1]. 数据融合可以定义为: 把多个传感器在空间或时间上的冗余或互补信息, 依据某种准则进行组合, 以获得“更高质量”的信息, 而“更高质量”的确切定义将依赖于具体应用^[2]. 如今, 图像融合方法已经运用于社会的很多领域: 遥感卫星图像、光图像、红外图像、医学图像. 尤其是在多传感器图像融合应用以来, 它已成为计算机视觉、目标识别、机器人以及军事等研究的主要方面.

近年来, 随着小波变换引入到图像处理领域, 基于小波变换的图像融合方法引起了人们的高度重视. 与传统的数据融合方法相比较, 小波融合模型可以根据输入图像的不同特征来合理选择小波基和小波变换的次数, 而且在融合操作时可以根据实际需要引入双方的细节信息, 表现出更强的针对性和实用性, 融合的效果更好^[3].

PCNN 产生于 20 世纪 90 年代, 直接来自于 Eckhom 等对猫的视觉皮层神经细胞研究, 是模拟视觉神经细胞活动而得到的人工神经元模型. 相比于 BP 等传统神经网络模型, PCNN 模型同时利用了神经元特有的线形相加、非线性相乘调制耦合两种特性^[4]. 之后 Broussard 等人借助于该网络实现图像融合来提高目标的识别率, 并论证了 PCNN 神经元的点火频率与图像灰度的关系, 证实了 PCNN 用于图像融合的可行性^[5].

本文提出了改进的 PCNN 融合算法, 此方法对边界处进行平滑处理, 克服 PCNN 融合边界痕迹比较明显的缺点. 通过对经过小波变换的高、低分辨率图像的高频细节部分, 采用改进的 PCNN 融合算法, 对低频部分采用基于 PCNN 的融合方法, 以获得良好的整体融合效果.

1 基于小波变换的图像融合原理

1.1 图像的二维 DW T^[6]

将一个图像进行 L 层小波分解, 得到 $(3L + 1)$ 层子带, 其中包括低频的基带 B_j 和 $3L$ 层的高频子

[收稿日期] 2006 - 10 - 20

[修回日期] 2006 - 11 - 20

[基金项目] 厦门大学 985 二期信息创新平台项目和国家自然科学基金项目资助 (60472081)

[作者简介] 闫敬文 (1964 -), 男, 吉林磐石人, 博士, 教授, 博士生导师, 从事通讯工程教学与研究.

带 D^h 、 D^v 和 D^d 。用 $f(x, y)$ 代表源图像，记为 B_0 ，设尺度系数 (x) 和小波函数 (x) 对应的滤波器系数矩阵分别为 H 与 G ，则二维小波分解算法可描述为：

$$\begin{cases} B_{j+1} = HB_jH \\ D_{j+1}^h = GB_jH \\ D_{j+1}^v = HB_jG \\ D_{j+1}^d = GB_jG \end{cases} \quad (j = 0, 1, \dots, J - 1) \quad (1)$$

其中， j 表示分解层数， h, v, d 分别表示水平、垂直和对角分量， H 和 G 分别是 H 和 G 的共轭转置矩阵。

则小波重构算法为：

$$B_{j-1} = HB_jH + GD_j^hH + HD_j^vG + GD_j^dG \quad (j = J, J - 1, \dots, 1) \quad (2)$$

1.2 PCNN的基本模型

PCNN是由若干个 PCNN 的神经元互连所构成的反馈型网络，如图 1 所示为 PCNN 一个神经元模型框图。它由分支树、链接器和脉冲产生器三个部分构成。

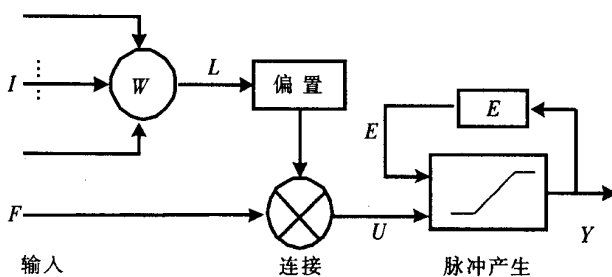


图 1 PCNN 神经元模型

I_j, Y_j, U_j 分别为神经元 j 的外部刺激 (输入)、输出和内部行为。分支树中有两个分支，以形成馈送输入 F_j 和链接输入 L_j ，而 F_j, L_j 是分别以相对较小、较大的时间常数 F_j / L_j 对神经元 j 某邻域内的其它神

经元输出进行漏电容积分的加权之和的结果。此外 F_j 还接受该神经元的外部刺激；链接器以乘积耦合形式构成神经元 j 的内部行为 U_j ；脉冲产生器由对网络输出进行漏电容积分的变阈值特性 (起激活该神经元的作用) 和硬限幅函数 (起抑制该神经元的作用) 组成，从而在神经元输出产生脉冲信号 (称之为点火)。

PCNN 的数学模型可以描述为：

$$\begin{cases} F_j = \sum_k M_{kj} \exp(-\frac{F}{k_j} t) \odot Y_k(t) + I_j \\ L_j = \sum_k W_{kj} \exp(-\frac{L}{k_j} t) \odot Y_k(t) + J_j \\ U_j = F_j (1 + \frac{1}{L_j}) \\ \dot{Y}_j = -\frac{Y_j}{T_j} + V_j^T Y_j(t) \\ Y_j(t) = \text{setp}(U_j - Y_j) \end{cases} \quad (3)$$

1.3 基于二维 DWT 的图像融合过程

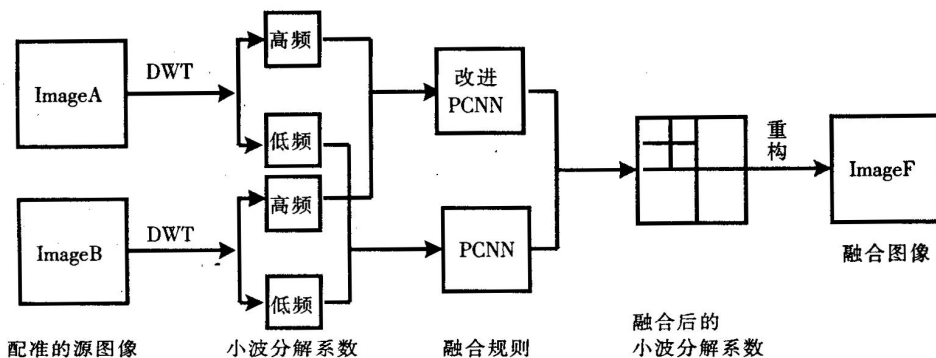


图 2 基于二维 DWT 的图像融合过程

如图 2 所示为基于二维 DWT 的融合过程, Image A 和 Image B 表示两幅源图像 A 和 B, Image F 表示融合后的图像, 具体步骤如下:

(1) 图像的预处理

图像滤波: 对原始图像进行预处理以消除噪声.

图像配准: 多种成像模式或多焦距提供的信息常常具有互补性, 为了综合使用多种成像模式和多焦距以提供更全面的信息, 常常需要将有效信息进行整合, 使多幅图像在空间域中达到几何位置的完全对应.

(2) 对 Image A 和 Image B 进行二维 DWT 分解, 得到图像的低频和低频分量.

(3) 根据低频和低频分量的特点, 按照各自的融合算法进行融合.

(4) 对以上得到的高低频分量, 经过小波逆变换重构得到融合图像 Image F.

2 高频融合算法

小波变换应用于图像融合的优势在于可以将图像分解到不同的频率域, 在不同的频率域运用不同的融合方法, 得到合成图像的多分辨率分解, 从而在合成图像中保留原图像在不同频率域的显著特征. 下面就针对图像的高频域和低频域分别进行融合.

通过对 PCNN 融合后的图像进行深入研究, 发现边界痕迹对融合后的图像来说是多余的. 在两幅源图像中, 两幅图像的灰度值变化明显大于非边界处的灰度值变化, 为使融合后的图像看起来更像是一幅整体的图像, 提高融合的图像的整体效果, 对边界处进行平滑处理, 即得到改进的 PCNN 融合算法.

基于区域的融合算法中通过权自适应得到的图像比较光滑, 如果将这样的权自适应方法应用于源图像遮掩的边界处, 可以克服 PCNN 融合边界痕迹比较明显的缺点. 因此, 在 PCNN 中进行判决选取融合图像的小波分解系数时, 设定阈值 T_{th} , 融合规则如下:

首先定义两幅图像 PCNN 脉冲次数的相似程度, 即匹配度. 若相似程度越高, 匹配度越大; 若相似程度越低, 则匹配度越小.

匹配度的定义:

$$M_J^i(x, y) = \frac{2 \times T_{A,J}^i(x, y, N_{\max}) \times T_{B,J}^i(x, y, N_{\max})}{[T_{A,J}^i(x, y, N_{\max})]^2 + [T_{B,J}^i(x, y, N_{\max})]^2} \quad (4)$$

其中, $T_{A,J}^i(x, y, N_{\max})$ 、 $T_{B,J}^i(x, y, N_{\max})$ 分别表示 Image A、Image B 各自经过 N_{\max} 迭代后在第 J 层小波分解系数矩阵中第 (x, y) 个元素的点火次数.

高频系数的选取规则:

$$I_{F,J}^i(x, y) = \begin{cases} I_{A,J}^i(x, y), M_J^i(x, y) > T_{th} \text{ 且 } T_{A,J}^i(x, y, N_{\max}) > T_{B,xy,J}^i(N_{\max}) \\ I_{B,J}^i(x, y), M_J^i(x, y) > T_{th} \text{ 且 } T_{A,J}^i(x, y, N_{\max}) < T_{B,xy,J}^i(N_{\max}) \\ C_A \times I_{A,J}^i(x, y) + C_B \times I_{B,J}^i(x, y), M_J^i(x, y) > T_{th} \end{cases} \quad (5)$$

$$\text{其中, } C_A = \frac{T_{A,J}^i(x, y, N_{\max})}{T_{A,J}^i(x, y, N_{\max}) + T_{B,J}^i(x, y, N_{\max})}$$

$$C_B = \frac{T_{B,J}^i(x, y, N_{\max})}{T_{A,J}^i(x, y, N_{\max}) + T_{B,J}^i(x, y, N_{\max})}$$

$I_{A,J}^i(x, y)$ 、 $I_{B,J}^i(x, y)$ 、 $I_{F,J}^i(x, y)$ 分别表示 Image A、Image B 和 Image F 高频系数矩阵中第 (x, y) 个元素. $M_J^i(x, y)$ 表示 Image A 和 Image B 高频系数矩阵中第 (x, y) 个元素点火次数的匹配度. 公式 (5) 具有平滑图像的作用, 如果满足 $M_J^i > T_{th}$ 的元素越多, 图像中被平滑的部分越多, 通过取不同

的 T_{th} 统计得到被平滑的像素点与 T_{th} 关系如图 3 所示。

由图 3 可见，阈值取得越大，满足公式 (5) 进行算子加权求和的像素点越少，图像中被平滑的部分越少，为比较不同 T_{th} 下的融合效果，图 4 是取不同的阈值进行融合比较。

从实验结果可以看出，与理论分析一致，阈值 T_{th} 越小源图像中被平滑程度越高，源图像细节信息丢失较多，源图像遮掩的边界痕迹越平滑得越好，融合图像整体性越好，阈值 T_{th} 越大源图像中被平滑程度越低，源图像细节信息保留较好，但源图像遮掩的边界痕迹越平滑得较差，融合图像整体性不好。

综合考虑，经过取不同的 T_{th} ，发现当 $T_{th} = 0.95$ 时源图像细节信息保留很好，而且边界痕迹越平滑到人眼不容易感觉到边界痕迹的程度。

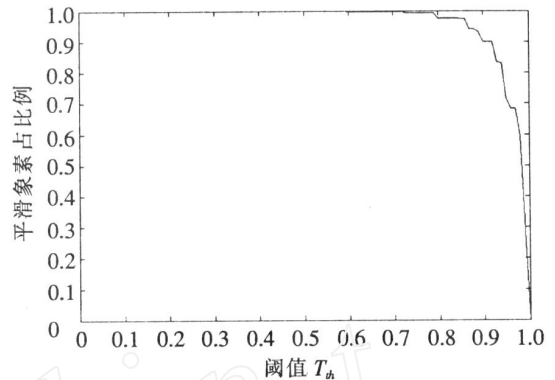


图 3 T_{th} 与平滑的像素点关系图

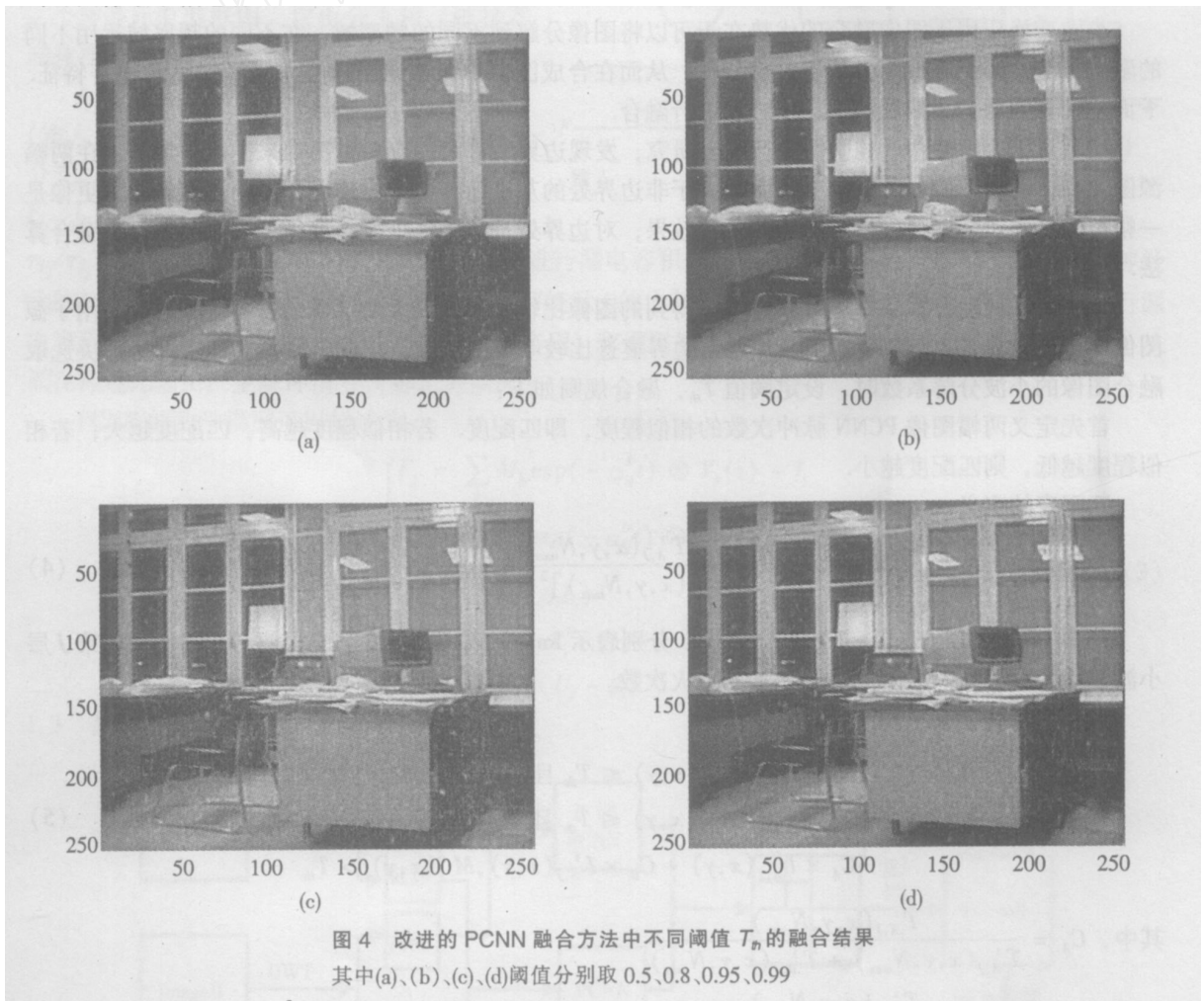


图 4 改进的 PCNN 融合方法中不同阈值 T_{th} 的融合结果
其中(a)、(b)、(c)、(d)阈值分别取 0.5、0.8、0.95、0.99

3 低频融合算法

由于图像经小波分解之后，图像的细节信息主要集中在高频域，其选择规则决定了融合图像对原图像细节的保留程度，这也是人眼最敏感的部分。而低频域主要包含待融合图像的近似特性，包含图

像的主要能量，无论人眼观察还是机器识别都是以图像的主要能量为基础，低频系数反映了图像的轮廓，低频系数的选择影响了融合图像的视觉效果，对融合图像质量的好坏起到非常重要的作用。

融合图像的低频分量可定义为对小波分解后的低频系数求平均。

$$C_j = \frac{\sum_{k=0}^{K-1} C_{i,j}}{K} \quad (6)$$

其中， K 表示多焦距图像的数目， C_j 表示融合图像的低频系数， $C_{i,j}$ 表示第 i 源幅图像的低频系数。

直接将图像的低频系数矩阵 $C_{A,j}$ 、 $C_{B,j}$ 代入 PCNN 模型中，取 $N_{max} = 3\ 000$ ，仿真图像如图 5 所示。

从仿真图像可以看出，在低频域内采用 PCNN 的方法成功的提取了小波分解近似图像的细节信息，图像亮度增加明显。

4 最终融合结果

对于图像 office，在低频采用 PCNN 的融合方法，高频采用改进的 PCNN 融合方法进行实验。实验结果如图 6 所示。

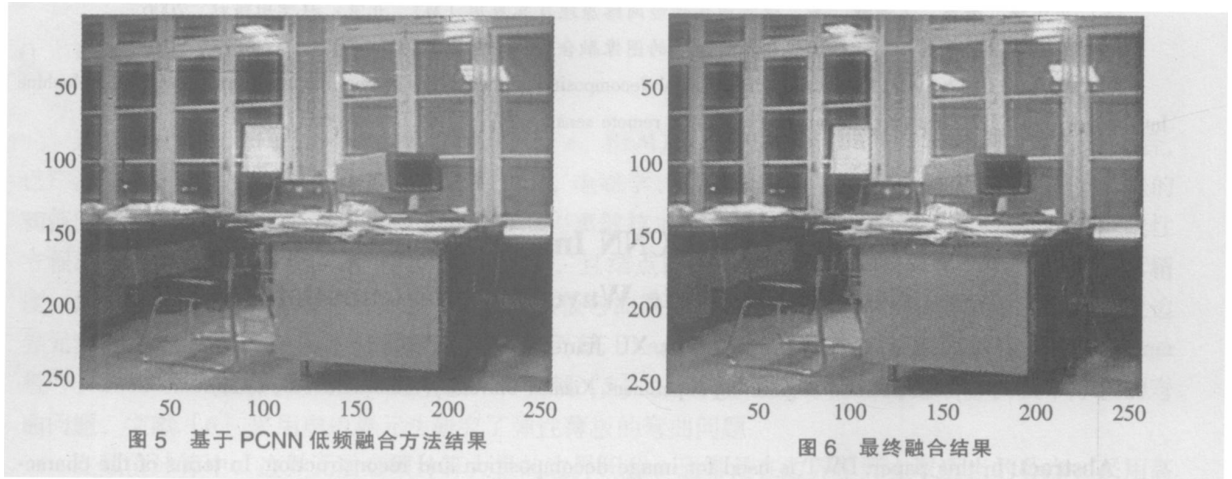


表 1 最终融合算法比较

| 融合方法 | | 平均值 | 标准差 | 平均梯度 | 熵 | 互信息 |
|------|----------------|----------|----------|---------|---------|---------|
| 低频 | 高频 | | | | | |
| 平均 | 最大值 | 80.448 2 | 61.303 6 | 9.166 7 | 7.525 6 | 4.739 8 |
| 平均 | 区域最大值 | 80.451 4 | 61.288 8 | 9.096 3 | 7.527 8 | 4.749 5 |
| 平均 | 区域能量 | 80.442 4 | 61.271 2 | 8.989 3 | 7.528 2 | 4.754 0 |
| 平均 | 边缘强度 | 80.414 1 | 60.987 7 | 8.434 8 | 7.526 9 | 4.827 3 |
| 平均 | PCNN | 80.448 4 | 61.303 3 | 9.171 7 | 7.526 0 | 4.741 0 |
| 平均 | 改进 PCNN | 80.433 9 | 61.290 8 | 9.025 3 | 7.525 0 | 4.759 8 |
| 边缘选择 | 最大值 | 81.526 6 | 67.752 6 | 9.845 2 | 7.362 5 | 5.717 3 |
| PCNN | 最大值 | 88.994 6 | 64.282 6 | 9.741 9 | 7.681 6 | 5.191 3 |
| PCNN | 改进 PCNN (0.95) | 89.103 3 | 64.167 8 | 9.340 3 | 7.684 8 | 5.216 3 |
| 原始数据 | 源图像 A | 80.110 4 | 59.540 9 | 5.756 3 | 7.221 0 | |
| | 源图像 B | 80.603 9 | 63.436 7 | 6.910 4 | 7.347 8 | |

通过对表 1 所示在高频和低频采用不同的融合方法实验结果的比较可以得出：在低频域内采用 PCNN 算法和在高频域内采用改进的 PCNN 算法在平均值、熵、互信息指标上均高于其他方法，尤其

在高频域, 本文提出的改进的 PCNN 融合算法, 能够很好地保留边缘、纹理等细节信息以及更多源图像信息.

5 结论

具有生物学背景的 PCNN, 模拟人类视觉系统, 将多个图像包含的不同特征融合于最终得到的融合图像中, 对于图像处理和识别具有非常重要的意义. 本文提出了一种改进的基于小波变换的 PCNN 图像融合算法, 有效地克服了 PCNN 融合边界痕迹比较明显的缺点. 实验结果表明这种方法无论在保留边缘、纹理、细节信息上, 还是在保留更多源图像信息上都是一种有效的融合方法.

[参考文献]

- [1] Zhijun Wang, Ziou D., Amenakis C., Qingquan Li, et al. A comparative analysis of image fusion methods [J]. IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 2005, 43(6): 1391-1402.
- [2] Wald, L. Some terms of reference in data fusion [J]. IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 1999, 37(3): 1190-1193.
- [3] 李红, 刘晓华. 基于小波变换和视觉特性的多光谱图像融合 [J]. 信号处理, 2006, 22(1): 32-34.
- [4] 马义德, 李廉, 王亚馥, 等. 脉冲耦合神经网络原理及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2006.
- [5] 张军英, 梁军利. 基于脉冲耦合神经网络的图像融合 [J]. 计算机仿真, 2004, 21(4): 102-104.
- [6] Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. Pattern Analysis and Machine Intelligence [J]. IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 1989, 11(7): 674-693.

Improvement for PCNN Image Fusion Algorithm Based on Discrete Wavelet Transformation

YAN Jing-wen, XU Jian-hang, QU Xiao-bo

(Communication Engineering Department, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: In this paper, DWT is used for image decomposition and reconstruction. In terms of the characteristics of the coefficients of DWT, an algorithm based on pulse-coupled neural network (PCNN) is applied in low frequency field, and an improved algorithm based on PCNN is applied in high frequency field. Simulation images and performance evaluation show that the improved algorithm based on PCNN, which is proposed in this paper, can improve comprehensive performance in edge preservation, texture information and preserving information of the primitive images.

Key words: image fusion; DWT; PCNN; fusion evaluation