

PCNN与粗集理论用于多聚焦图像融合

马义德¹, 林冬梅^{1,2}, 王兆滨¹, 张北斗¹, 高清祥²

(1. 兰州大学信息科学与工程学院 兰州 730000; 2. 兰州理工大学电气工程与信息工程 兰州 730050;
3. 兰州大学生命科学学院 兰州 730000)

【摘要】 现有技术不能保证获取图像时, 对图像每个位置都具有同样的聚焦效果, 这样便产生了多聚焦图像的融合问题, 它包括如何进行多聚焦图像像素分类及采取何种融合决策。该文结合脉冲耦合神经网络(PCNN)模型和粗集理论, 对该问题进行尝试性研究, 提出了一种新的多聚焦图像融合算法。首先计算原始图像的清晰度, 将清晰度矩阵送入PCNN进行处理, 然后根据粗集理论对原图像像素进行分类处理, 最后生成融合图像。仿真结果表明, 该算法在一定程度上优于其他传统算法。且具有较好的抗噪性能。

关键词 图像融合; 多聚焦图像; 脉冲耦合神经网络; 粗集理论
中图分类号 TN911.73; TP183 **文献标识码** A **doi**:10.3969/j.issn.1001-0548.2009.04.002

Multi-focus Image Fusion Using PCNN and Rough Set

MA Yi-de¹, LIN Dong-mei^{1,2}, WANG Zhao-bin¹, ZHANG Bei-dou¹, and GAO Qing-xiang³

(1. School of Information Science & Engineering, Lanzhou University Lanzhou 730000;
2. College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology Lanzhou 730050;
3. School of Life Science, Lanzhou University Lanzhou 730000)

Abstract A novel multi-focus image fusion algorithm is proposed for multi-focus image fusion. Pulse coupled neural network (PCNN) and rough set theory are employed to solve the problem of multi-focus image fusion. The clarity of original image is calculated and processed by PCNN. The original image pixels are classified based on rough set theory. Finally, a fusion image is created according to the classified results. Experiments indicate that the proposed method is superior to traditional algorithms with good anti-noise performance.

Key words image fusion; multi-focus image; PCNN; rough set theory

脉冲耦合神经网络(PCNN)也称为第三代人工神经网络^[1-2], 它在图像处理方面蕴涵着巨大潜力, 该领域所做的大量研究表明, PCNN可用于图像融合、平滑、分割、识别及边缘检测等处理^[2-5]。目前, 粗集理论已成为人工智能领域一个较新的学术研究热点, 引起了越来越多科研人员的关注^[6-9]。国内外一些学者已将粗集理论与图像处理结合, 取得了初步成果^[9-10]。

多聚焦图像融合是图像融合技术中的一个重点。根据成像原理, 无法同时拍摄到清晰的距离镜头远近不同的目标物体。多聚焦图像融合就是指将具有不同焦点的多幅图像融合成一幅清晰的多焦点图像, 目的是为了在一幅图像中可以清楚地看到多个目标。PCNN已被应用于图像融合^[2-5], 基于PCNN的多聚焦图像融合技术就是应用PCNN基于视觉特

性的图像处理优点以达到更好的融合效果。文献[4]使用图像逐像素的清晰度作为PCNN对应神经元的连接强度, 经过PCNN点火获得每幅原始图像的点火映射图, 再判定并选择各原始图像中的清晰部分生成融合图像, 效果良好(简称为算法1)。粗集理论也用在包括图像融合在内的图像处理各方面^[9-10]。本文结合简化PCNN模型与粗集理论, 提出一种新的多聚焦图像融合算法, 效果较好。

1 PCNN简介

20世纪90年代初, 文献[1-2]对猫视觉皮层神经元脉冲串同步振荡现象的研究, 得到了哺乳动物神经元模型, 并由此发展形成了PCNN模型。本文将PCNN模型简化为图1所示, 满足式(1)~式(5)。

$$F_{ij}[n] = S_{ij} \quad (1)$$

收稿日期: 2008-05-19; 修回日期: 2009-02-10

基金项目: 国家自然科学基金(60572011, 60872109); 新世纪人才支持计划(NCET-06-0900)

作者简介: 马义德(1963-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事数字图像处理、生物医学工程、计算机应用方面的研究。

$$L_{ij}[n] = \sum_{kl} w_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (2)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]) \quad (3)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1 & U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n] \\ 0 & U_{ij}[n] \leq \theta_{ij}[n] \end{cases} \quad (4)$$

$$\theta_{ij}[n] = e^{-\alpha_\theta} \theta_{ij}[n-1] \quad (5)$$

式中 S_{ij} 是外部输入激励, 即点 (i, j) 对应像素的灰度值; F_{ij} 是输入项; L_{ij} 、 U_{ij} 、 Y_{ij} 和 θ_{ij} 分别是连接输入、内部活动项、脉冲输出与动态阈值; w 为内部连接矩阵; β 为连接强度; α_θ 为 θ_{ij} 的时间衰减常数。PCNN 的整个工作过程为: 如果神经元有脉冲输出, 则其动态门限突然增加, 这样因为门限增大使得第二次不可能产生脉冲输出, 于是门限又开始指数衰减, 当门限值衰减到小于其内部活动项时, 脉冲又再次产生, 如此周而复始。

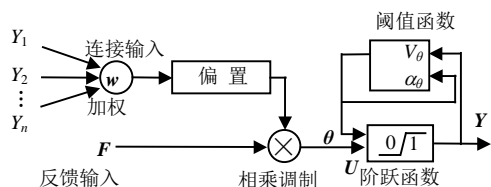


图1 简化PCNN神经元结构

2 粗集理论

粗集理论由文献[7]提出, 是一种刻画不完整性 and 不确定性的数学工具, 能有效地分析和处理不精确、不一致、不完整等各种不完备信息, 并从中发现隐含知识, 揭示潜在规律^[6]。

在粗集理论中, “知识”被认为是一种分类能力, 即根据事物的特征差别将其分门别类的能力。分类过程中相差不大的个体被归于同一类, 它们之间的关系就是不可分辨关系, 即等价关系^[9]。

3 算法原理及实现过程

假如有两幅聚焦不同位置的原始图像 F_1 和 F_2 , 要融合成一幅清晰图像 F_3 , 具体实现步骤如下:

1) 计算图像的清晰度。将原图像与清晰度算子 $k = [-1 \ -4 \ -1; -4 \ 20 \ -4; -1 \ -4 \ -1]$ 卷积, 即得清晰度矩阵 D , D 与原图像大小相同。

2) 归一化 D , 得到归一化清晰度矩阵 D' 。

3) 将 D' 作为 PCNN 模型的外部输入进行点火运算, D' 中较大值元素对应原图像中清晰点, 值较小元素对应模糊点。根据 PCNN 特性, 数值较大元素先点火, 数值较小元素后点火。PCNN 输出 Y , 其中 “1” 表示对应点已点火, “0” 表示对应点未点火。

4) 用中间矩阵 Z 标记清晰与否, 其初始值为

$Z=Y$, 则 “1” 所对应原图像中的点为清晰点, “0” 对应模糊点。一般来说, 根据区域的连续性, 无论清晰与否, 都不会是孤立的几个像素, 而是一块连续的区域。所以, 要更准确地划分出清晰区域, 还要对 Z 进行处理。采用方法如下: (1) 设定阈值 N_1 , 若 Z 中某一元素为 “0”, 而其 8 邻域中有大于等于 N_1 个元素为 “1”, 即其周围大多数元素点火了, 也就是说其周围大多数为清晰点, 那么这个点很可能是清晰点, 把它置为 “1”。(2) 反之, 设定阈值 N_2 , 若 Z 中某一元素为 “1”, 而其 8 邻域中有大于等于 N_2 个元素为 “0”, 即其周围大多数元素没点火, 也就是说其周围大多数为模糊点, 那么这个元素很可能是模糊点, 把它置为 “0”。注意, 这里的 N_1 和 N_2 要根据具体情况及经验而定, 且 $N_1 > N_2$ 。

对 F_1 和 F_2 经过上述处理之后, 得矩阵 Z_1 和 Z_2 。

据粗集理论: 对于一幅图像 U , 令像素点 (i, j) 为 U 中的一个对象, 称知识系统 $K=(U, R)$ 为一个图像近似空间^[9]。定义条件属性集 $T=\{t_1, t_2\}$, t_1 为 F_1 像素清晰度属性, t_2 是 F_2 像素清晰度属性。 $t_1=\{0,1,2\}$, $t_2=\{0,1,2\}$, “0” 代表清晰, “1” 代表模糊, “2” 代表边缘(介于清晰和模糊之间)。

5) 根据 Z_1 和 Z_2 , 用粗集理论的不可分辨关系划分原图像 F_1 和 F_2 。若 $Z_1(i, j)=1$ 且 $Z_2(i, j)=0$, 则 $F_1(i, j)$ 为清晰点, 用 “0” 表示, 所有这些点构成等价类 $R_1=\{(i, j) | Z_1(i, j)=1 \text{ 且 } Z_2(i, j)=0\}$; 若 $Z_1(i, j)=0$ 且 $Z_2(i, j)=1$, 则 $F_2(i, j)$ 为清晰点, 用 “0” 表示, 所有这些点构成等价类 $R_2=\{(i, j) | Z_1(i, j)=0 \text{ 且 } Z_2(i, j)=1\}$; 若 $Z_1(i, j)=0$ 且 $Z_2(i, j)=0$, 则 $F_1(i, j)$ 和 $F_2(i, j)$ 均为模糊点, 用 “1” 表示, 所有这些点构成等价类 $R_3=\{(i, j) | Z_1(i, j)=0 \text{ 且 } Z_2(i, j)=0\}$; 若 $Z_1(i, j)=1$ 且 $Z_2(i, j)=1$, 则 $F_1(i, j)$ 和 $F_2(i, j)$ 均为边缘点, 用 “2” 表示, 所有这些点构成等价类 $R_4=\{(i, j) | Z_1(i, j)=1 \text{ 且 } Z_2(i, j)=1\}$ 。

6) 根据划分结果合成融合图像 F_3 。若点 (i, j) 属于 R_1 类, 则 $F_3(i, j)=F_1(i, j)$; 若点 (i, j) 属于 R_2 类, 则 $F_3(i, j)=F_2(i, j)$; 若点 (i, j) 属于 R_3 类或 R_4 类, $F_3(i, j)$ 取 $F_1(i, j)$ 和 $F_2(i, j)$ 中较清晰者。为此需设定判断较清晰的标准, 进行如下定义: 设该点为 (i, j) , 在 Z_1 和 Z_2 中以它为中心构成的 9×9 块的和较大者, 认为较清晰。若 Z_1 和 Z_2 中以它为中心构成的 9×9 块的和相等(极少), 大致判断该点所处的位置, 取较清晰原图像中的值。

4 实验结果分析

为了说明本算法的有效性, 用两幅多聚焦图像进行实验, 并和其他融合算法进行比较。通过与算法 1^[4]、梯度金字塔(GP)算法^[11]、主分量分析(PCA)

算法^[12]和位移不变的离散小波变换(SIDWT)算法^[13]对比,来验证本文算法的优势。对多聚焦图像融合算法性能评价,主要从主观视觉观察和客观指标两方面进行。这里采用的客观性能评价标准是比较通用的均方根误差(RMSE)。RMSE越小,算法性能越好;反之,性能越差。先用一组样本原图像进行测试,如图2所示,前两幅原图像的聚焦位置不同,第三幅是参考图像,用于评价融合图像的质量。图2d~图2h为本文算法及上述提到4种算法的融合结果。从主观视觉效果上看,GP算法的融合图像亮度偏暗,对比度变低;PCA算法的结果清晰度不够高。虽然算法1和SIDWT算法的视觉效果也不错,但从客观性能评价结果来看,仍不如本文算法,本文算法所得结果RMSE比其他算法低得多,如图3所示,将该算法应用于多聚焦植物细胞图像融合,取得了很好的效果。从图中可看出,本文算法的融合结果比其他算法处理结果清晰。表1给出了各算法融合结果的RMSE比较。

表1 各算法融合结果的RMSE比较

	本文算法	算法1	SIDWT算法	GP算法	PCA算法
测试图像	0.035 9	2.363 1	2.703 8	4.549 1	5.715 2
细胞图像	2.563 8	4.340 8	4.710 0	8.966 7	8.935 7



图2 测试图像融合

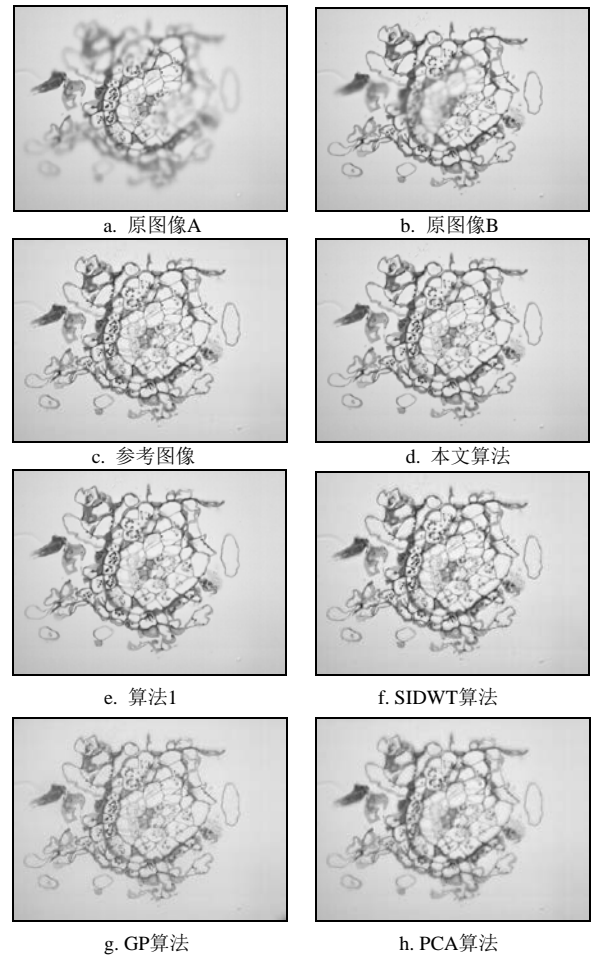


图3 细胞图像融合

实际应用中图像经常会受到噪声污染。在原图中加入10%的脉冲噪声,测试本文算法的抗噪性能,结果如图4所示。图中表明,在噪声污染的情况下,本算法仍能得到清晰的融合图像,且效果明显优于GP和PCA算法,具有较强的抗噪能力。

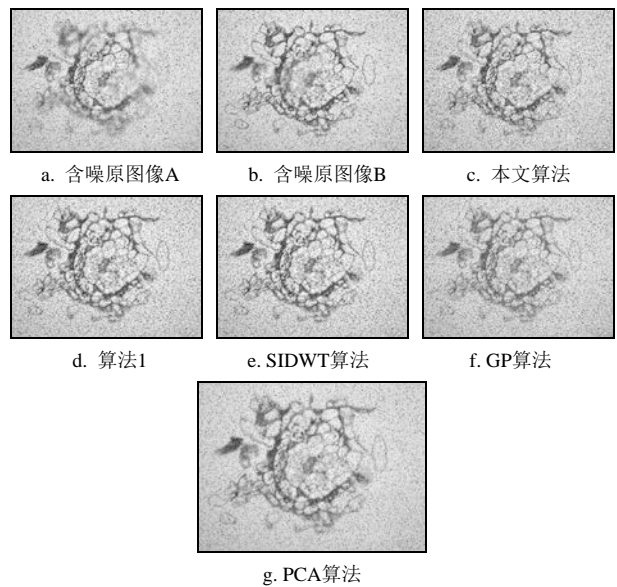


图4 含噪图像的融合结果

由实验结果可知,本文算法无论在客观性能方面还是在视觉效果方面均具有明显的优势,融合结果图像清晰,具有较高实际应用价值。

5 结束语

PCNN具有生物学背景,应用于图像处理有其他方法无可比拟的优势;同时,粗集理论具有能根据事物的特征差别将其分门别类的能力。本文将PCNN与粗集理论结合起来,提出了一种新的多聚焦图像融合方法。无论在保留边缘、纹理、细节信息上,还是在抗噪性能上,本文算法都是一种有效的融合方法,融合图像准确清晰,且原理简单,易于实现,能够在各个领域获得广泛应用。实际应用过程中,还应当注意PCNN参数的选取,它直接关系到融合图像的质量,这是今后的研究方向。

参 考 文 献

- [1] ECKHORN R, REITBOECK H J, ARNDT M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulation of results from cat cortex[J]. *Neural Computer*, 1990, 2(3): 293-307.
- [2] LINDBLAD T, KINSER J M. Image processing using pulse-coupled neural networks[M]. 2nd ed. New York: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2005: 11-81.
- [3] LI Min, CAI Wei, TAN Zheng. A region-based multi-sensor image fusion scheme using pulse-coupled neural network[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, 27(16): 1948-1956.
- [4] 苗启广, 王宝树. 一种自适应PCNN多聚焦图像融合新方法[J]. *电子与信息学报*, 2006, 28(3): 466-470.
MIAO Qi-guang, WANG Bao-shu. A novel algorithm of multi-focus image fusion using adaptive PCNN[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2006, 28(3): 466-470.
- [5] WANG Zhao-bin, MA Yi-de. Dual-channel PCNN and its application in the field of image fusion[C]// Proc of the 3rd International Conference on Natural Computation (ICNC 2007). Los Vaqueros Circle: IEEE Computer Society, 2007: 755-759.
- [6] LI Chang-biao, SONG Jian-ping. A method of attribute reduction based on rough set[J]. *Journal of Electronic Science and Technology of China*, 2005, 3(3): 234-237.
- [7] PAWLAK Z. Rough sets[J]. *International Journal of Information and Computer Science*, 1982, 11(5): 341-356.
- [8] 曾黄麟. 粗糙集理论及其应用——关于数据推理的新方法[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 1998: 15-54.
ZENG Huan-glin. *Rough Set theory and its applications the new method of reasoning about data*[M]. Chongqing: Chongqing University Press, 1998: 15-54.
- [9] MA Yi-de, LIN Dong-mei, ZHANG Bei-dou, et al. A novel algorithm of image enhancement based on pulse coupled neural network time matrix and rough set[C]//Proc of the Fourth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery 2007. Los Vaqueros Circle: IEEE Computer Society, 2007: 86-90.
- [10] XIA Ming-ge, HE You, HUANG Xiao-dong, et al. Image fusion algorithm using rough sets theory and wavelet analysis[C]//Proc of the 7th International Conference on Signal Processing. New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2004: 1043-1046.
- [11] BURT P J. A gradient pyramid basis for pattern-selective image fusion[C]//Proc SID International Symposium. Playa del Rey, CA: IEEE, 1992: 467-470.
- [12] CHAVEZ P S Jr, SIDES S C, ANDERSON J A. Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data: Landsat TM and SPOT panchromatic[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1991, 57(3): 295-303.
- [13] ROCKINGER O. Image sequence fusion using a shift-invariant wavelet transform[C]//Proc of the IEEE International Conference on Image Processing. Santa Barbara, California, USA: IEEE, 1997: 288-291.

编辑 张俊