

一种 PCNN 实现区域检测的图像融合方法

马洪江, 杨兴江, 向昌成

(阿坝师范高等专科学校计算机科学系, 四川 邛崃 611741)

[摘要] 光学设备的有限景深造成同一场景距离不同的目标的成像效果不同, 由此便产生了多聚焦图像融合问题. 解决该问题的关键在于像素的分类和融合策略的选取. 本文结合脉冲耦合神经网络(PCNN)模型和区域分割技术, 对该问题进行尝试性研究, 探讨了一种新的多聚焦图像融合算法. 首先将图像的清晰度矩阵作为 PCNN 的输入数据, 处理后得到原图像的点火映射图, 然后基于映射图进行区域分割, 最后根据区域分割生成融合图像. 实验结果表明, 该算法是有效的.

[关键词] 图像融合, 多聚焦图像, 脉冲耦合神经网络, 区域检测

[中图分类号] TP391 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1001-4616(2010)03-0131-04

Multi-Focus Image Fusion Using PCNN and Region Detection

Ma Hongjiang Yang Xingjiang Xiang Changcheng

(Department of Computer Science, Aba Teacher College, Pixian 611741, China)

Abstract Multi-focus image fusion aims at overcoming imaging cameras' finite depth of field by combining information from multiple images with the same scene. It's important for image fusion to differentiate pixel and choose the way of fusion. Pulse coupled neural network (PCNN) and region detection 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 region detection. Finally, a fusion image is reconstructed according to the classified results. Experiments indicate that the proposed method is effective.

Key words image fusion, multi-focus image, PCNN, region detection

光学成像设备通常情况下其景深是有限的, 由此得到的图像很难使得同一场景下不同目标都同时处于聚焦区域, 从而造成同一成像图片上所有目标并非全部清晰, 这样便产生了多聚焦图像的融合问题. 多聚焦图像融合是图像融合技术中的一个重要分支, 目的是为了在相同的成像条件下, 镜头聚焦目标不同的多幅图像, 通过图像融合得到一幅多个目标都清晰的图像^[1].

图像融合方法大体可以分为变换域和空间域两类. 变换域中基于小波多分辨率的图像融合成为近年来的研究热点^[2], 虽然变换域融合可以获得比较理想的融合效果, 但在融合过程中存在融合规则如何选择的问题^[3]. 空间域融合中传统的方法是加权平均和 PCA 主分量分析法^[4].

近年来, PCNN(耦合神经网络)作为新的人工神经网络被成功应用于图像融合^[5, 6]. PCNN 方法无论在空域还是频域中大多针对单个像素的点火次数作为像素清晰判断依据或系数选取的依据. 然而, 实际情况下像素无论是清晰像素还是模糊像素并不是孤立存在的, 而是和其邻域内像素构成一定的连续性. 本文在利用 PCNN 辨识出像素清晰与否的基础上, 将清晰像素形成连续的区域, 最后将连续的清晰区域作为相应的结果图像. 该方法取得较好的融合效果.

1 PCNN 的基本模型

Eckhorn^[7]于 1990 年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,

收稿日期: 2010-06-10

通讯联系人: 马洪江, 教授, 研究方向: 人工智能. E-mail: yangzxia1997@yahoo.com.cn

并由此发展形成了 PCNN 模型 (如图 1 所示).

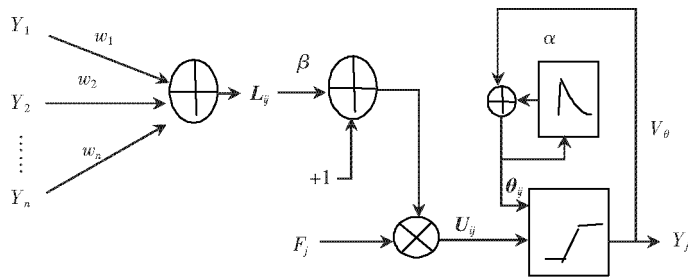


图 1 PCNN 神经元模型
Fig.1 Connection model of PCNN neuron

其中, 其它神经元的输出 $\{Y_1 \dots Y_K\}$ 用于当前的输入, 其经过加权求和后得到 L_{ij} , 然后将输入信号 F_{ij} 与 L_{ij} 相乘调制得到内部活动项 U_{ij} , β 表示连接强度; 脉冲产生部分由阈值可变的比较器与脉冲发生器组成, 将内部活动项 U_{ij} 与动态阈值 θ_{ij} 进行比较, 若 $U_{ij} > \theta_{ij}$, 脉冲发生器打开, 实现神经元的点火, 其输出一个脉冲. 当神经元输出 Y_j 为 1 时, 阈值 θ_{ij} 通过反馈迅速得到提高, 当 $U_{ij} < \theta_{ij}$ 时, 脉冲发生器关闭, 停止发送脉冲, 神经元输出 Y_j 为 0 此时阈值 θ_{ij} 开始迅速下降, 当下降到小于 U_{ij} 时, 脉冲发射器被再次打开, 这个过程不断进行下去. 由此可见, 神经元在外部激励的刺激下以一定的频率发出脉冲信号, 实现点火. 该模型可以用如下离散形式的数学表达式来描述^[8]:

$$F_{ij}[n] = S_{ij} \tag{1}$$

$$L_{ij}[n] = \sum_{kl} w_{ijkl} Y_{kl}[n-1], \tag{2}$$

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

$$\theta_{ij}[n] = e^{-\alpha} \theta_{ij}[n-1] + V_{\theta} Y_{ij}[n-1], \tag{4}$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1 & U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n], \\ 0 & U_{ij}[n] \leq \theta_{ij}[n]. \end{cases} \tag{5}$$

2 清晰像素的辨别

假如有两幅聚焦不同位置的源图像 F_1 和 F_2 , 要融合成一幅清晰图像 F_3 , 针对此目的关键是在空域内辨识出源图像的清晰部分和模糊部分. 而根据 PCNN 特性, 数值较大元素先点火, 数值较小元素后点火这一原理, 针对源图像的清晰度矩阵采用 PCNN 点火特征辨识出像素的清晰程度, 先点火者更清晰. 对源图像清晰像素的判断可以采用如下步骤:

(1) 对源图像作平滑处理.

$$I_k = H * F_k, \quad k = 1, 2$$

其中, H 代表平滑滤波器. 平滑处理的目的是尽量降低噪声对清晰像素辨识的影响.

(2) 计算源图像的清晰度. 将平滑处理后的图像 I_k 与清晰度算子 G 卷积得到描述图像清晰度的矩阵 S_k .

$$S_k = I_k * G, \quad k = 1, 2$$

(3) 归一化 S_k , 得到归一化的矩阵 S'_k .

(4) 用 PCNN 对归一化的清晰度矩阵 S'_k 进行点火处理. S'_k 为 PCNN 中的输入项, 采用公式 (1) ~

(5) 进行多步迭代点火运算. 每次迭代运算后输出量 Y_{ij} 若为“1”表示对应点已点火, 若为“0”表示对应点未点火. 本文将多步迭代后点火的次数作为清晰像素的辨识依据. 即定义矩阵 Z 来记录点火次数, 公式如下:

$$Z_{ij}^k[n] = Z_{ij}^k[n-1] + Y_{ij}^k[n]. \tag{6}$$

(5) 通过比较点火次数矩阵 Z_{ij}^k 得到清晰像素标识矩阵 L_{ij}^k

$$L_{ij}^1 = \begin{cases} 1 & Z_{ij}^1 \geq Z_{ij}^2 \\ 0 & Z_{ij}^1 < Z_{ij}^2 \end{cases}, \quad L_{ij}^2 = \begin{cases} 1 & Z_{ij}^2 \geq Z_{ij}^1 \\ 0 & Z_{ij}^2 < Z_{ij}^1 \end{cases}$$

3 清晰区域检测及融合实现

标识清晰像素的矩阵 L_{ij}^k 中值为 1 表示像素清晰, 值为 0 表示像素模糊, 实际上 L_{ij}^k 中 1 或 0 缺乏连续性, 而清晰或模糊的像素通常情况下是连续的, 因此为了正确找出清晰和模糊区域还需要对 L_{ij}^k 作进一步的处理.

3.1 降噪处理

L_{ij}^k 中清晰像素密集的区域应视为清晰区域, 相反清晰像素相对孤立应视为噪声, 因此为了增加清晰区域检测的准确性, 首先需要作降噪处理. 对 L_{ij}^k 不采用通常的降噪方法, 因为 L_{ij}^k 中清晰像素缺乏连续性, 通常的方法很可能把真正的清晰像素清除, 故这里采用两副标识图像对比的方式清除清晰像素相对较少的点, 该操作需对比以 L_{ij}^1 和 L_{ij}^2 相应像素为中心的邻域内 “1” 的个数, 对于相对小者, 若其中心像素为 1 则将其置 0 该过程持续至遍历完整个 L_{ij}^k 即

$$L_{ij}^k = 0 \quad \text{if } L_{ij}^k = 1 \ \&\& \text{Total}(L_{ij}^k) = \min(\text{Total}(L_{ij}^1), \text{Total}(L_{ij}^2)).$$

3.2 区域检测

清晰像素密集的区域通常是连续的区域, 因此需要对 L_{ij}^k 作进一步的处理. 具体过程描述如下:
循环遍历 $L_{ij}^k (k = 1, 2)$ 中相应的每个像素, 以当前像素为中心统计其邻域内相应的 “1” 的个数, 并以 T^1 和 T^2 来计数. 假如 T^1 大于 T^2 , 把 L_{ij}^1 的当前像素置为 1 否则, 把 L_{ij}^2 的当前像素置为 1 最终可以把 “1” 相对密集的区域连成一片, 从而找出连续的清晰区域和模糊区域. 此过程的数学描述为

$$L_{ij}^k = 1 \quad \text{if } L_{ij}^k = 1 \ \&\& T^k = \max(T^1, T^2).$$

3.3 图像融合

前述 L_{ij}^k 经过区域检测后, 已经比较准确地标识出每幅图像的清晰区域, 因此可以根据 L_{ij}^k 对区域的划分来融合图像. 即 L_{ij}^k 中为 “1” 的区域表示清晰区域, 可以将其源图像的对应部分直接用来重构图像, 即

$$R_{ij}^k = \begin{cases} F_{ij}^1 & (L_{ij}^1 = 1) \ \&\& (L_{ij}^2 = 0), \\ F_{ij}^2 & (L_{ij}^2 = 1) \ \&\& (L_{ij}^1 = 0), \\ (F_{ij}^1 + F_{ij}^2) / 2 & (L_{ij}^1 = 0) \ \&\& (L_{ij}^2 = 0), \\ (F_{ij}^1 + F_{ij}^2) / 2 & (L_{ij}^1 = 1) \ \&\& (L_{ij}^2 = 1), \end{cases}$$

其中, R_{ij}^k 表示融合后的结果图像在坐标 (i, j) 的像素值, $F_{ij}^k (k = 1, 2)$ 表示源图像在坐标 (i, j) 的像素值.

4 实验结果分析

针对本文所讨论的算法进行了仿真实验, 并和其它融合算法进行了比较. 对多聚焦图算法性能评价, 主要从主观视觉观察和客观指标两方面进行. 本文采用的客观性能评价标准是比较通用的均方根误差 (RMSE)、峰值信噪比 (PSNR) 和熵 (ENTROPY). 参考图像和融合图像之间的 RMSE 越小说明两幅图像越接近, 算法性能越好; 峰值信噪比越大说明参考图像和融合图像越接近; 熵越大表明融合后的图像所含信息越丰富.

本文对参考图像 (a) (见图 2) 进行高斯模糊, 高斯模糊所产生的两幅图像 (b)、(c) 分别用来表示聚焦不同位置的多聚焦图像. (d) 为本文算法所得结果图像, (e) 和 (f) 分别是由小波方法和主线性分析 (PCA) 方法融合的结果图像. 从视觉效果来看, 本文方法和小波方法都取得较为清晰的融合图像, 而 PCA 方法所得结果图像的对比度有所下降. 从客观指标来看, 如表 1 所示, 虽然本文方法的熵略小于小波方法, 但是 PSNR 大于小波和 PCA 方法, RMSE 小于其它两种方法. 实验结果表明, 本文方法无论从视觉效果上还是客观性能方面均一定程度上优

表 1 本文方法与一些常见的图像融合方法的比较
Table 1 Objective performance evaluation criteria of different algorithms

	熵	PSNR	RMSE
小波变换法	7.2522	16.6173	18.8211
PCA	7.1920	15.9727	20.2711
本文方法	7.2472	16.9412	18.1322

于其它两种方法.

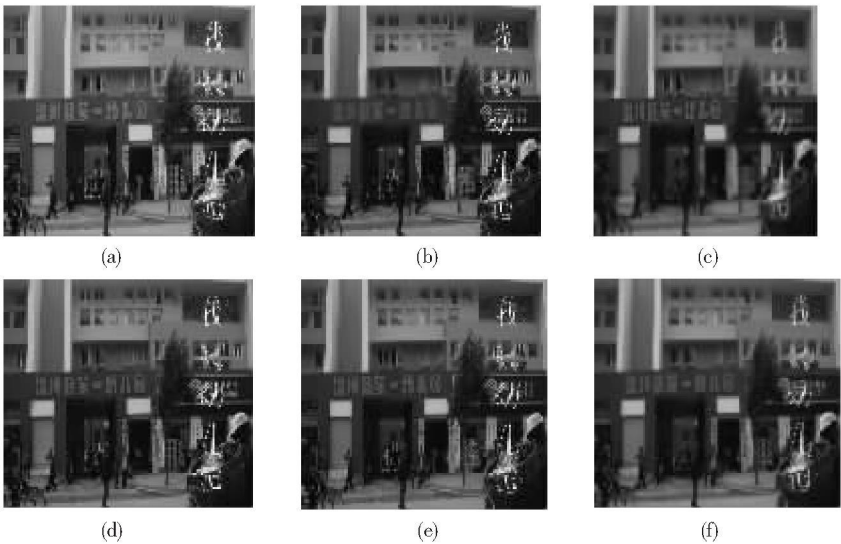


图 2 多聚焦图像融合结果

Fig.2 Fusion results of multi-focus images using different algorithms

5 结论

PCNN 由哺乳动物神经元模型发展而来, 目前该技术在图像处理中得到广泛应用. 本文将 PCNN 和区域分割结合起来, 探讨了一种新的多聚焦图像融合方法. 该方法在传承了已有基于区域分割的图像融合方法的基础上, 探讨了一种新的基于 PCNN 的多聚焦图像分割方法, 提高了区域分割的准确度, 从而改善了融合性能, 使所得融合图像更接近于理想图像.

[参考文献]

[1] 李国新, 王国宇, 王汝霖, 等. 基于自动聚焦算法的多聚焦图像融合 [J]. 计算机应用研究, 2005, 22(3): 166-168

[2] 王亚杰, 李殿起, 徐心和. 基于双树复小波变换彩色多聚焦图像融合方法 [J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(28): 12-14

[3] 李婷, 谭勇. 基于 E 优化权值的多聚焦图像融合方法 [J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(15): 192-194

[4] Chen Hua xin A multiresolution image fusion based on principle component analysis[C] // Proceedings of the Fourth International Conference on Image and Graphics Chengdu IEEE Computer Society, 2007: 737-741.

[5] Li M in Cai Wei Tan Zheng A region-based multi-sensor image fusion scheme using pulse-coupled neural network [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(16): 1 948-1 956

[6] Qu X iaobu Yan Jingwen X ia o Hongzhi et al Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated Pulse Coupled Neural Networks in nonsubsampled contourlet transform domain[J]. Acta Automatica Sinica 2008 34 1 508-1 514

[7] Eckhom R, Reitboeck H, Amdt M, et al Feature linking via synchronization among distributed assemblies Simulations of results from cat visual cortex[J]. Neural Comp 1990 2 293-307.

[8] 马义德, 林冬梅, 王兆滨, 等. PCNN 与粗集理论用于多聚焦图像融合 [J]. 电子科技大学学报, 2009, 38(4): 485-488

[责任编辑: 丁 蓉]