

一种自适应 PCNN 多聚焦图像融合新方法

苗启广^{①②} 王宝树^①

^①(西安电子科技大学计算机学院 西安 710071)

^②(桂林电子工业学院 桂林 541004)

摘要 该文通过分析脉冲耦合神经网络(PCNN)参数模型,结合多聚焦图像的基本特点和人眼视觉特性,提出了一种自适应 PCNN 多聚焦图像融合的新方法。该方法使用图像逐像素的清晰度作为 PCNN 对应神经元的链接强度 β , 经过 PCNN 点火获得每幅参与融合图像的点火映射图,再通过判决选择算子,判定并选择各参与融合图像中的清晰部分生成融合图像。该方法中,其它参数如阈值调整常量 Δ 等对于融合结果影响很小,解决了 PCNN 方法的参数调整困难的问题。实验结果表明,该方法的融合效果优于小波变换方法和 Laplace 塔型方法。

关键词 图像融合, 脉冲耦合神经网络, 清晰度, 链接强度, 点火映射图

中图分类号: TN911.73, TP183

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)03-0466-05

A Novel Algorithm of Multi-focus Image Fusion Using Adaptive PCNN

Miao Qi-guang^{①②} Wang Bao-shu^①

^①(School of Computer Science, Xidian University, Xi'an 710071, China)

^②(Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract The proposed new fusion algorithm is based on the improved Pulse Coupled Neural network(PCNN) model, the fundamental characteristics of multi-focus images and the properties of human vision system. Compared with the traditional algorithm where the linking strength of each neuron is the same and its value is chosen through experimentation, this algorithm uses the sharpness of each pixel as its value, so that the linking strength of each pixel can be chosen adaptively. After the processing of PCNN with the adaptive linking strength, new fire mapping images are obtained for each image taking part in the fusion. The clear objects of each original image are decided by the compare-selection operator with the fire mapping images pixel by pixel and then all of them are merged into a new clear image. Furthermore, by this algorithm, other parameters, for example, Δ , the threshold adjusting constant, only have a slight effect on the new fused image. It therefore overcomes the difficulty in adjusting parameters in PCNN. Experiments show that the proposed algorithm works better in preserving the edge and texture information than the wavelet transform method and the Laplacian pyramid method do in multi-focus image fusion.

Key words Image fusion, Pulse-Coupled Neural Network(PCNN), Sharpness, Linking strength, Fire mapping image

1 引言

图像融合是采用一定的算法,将从不同传感器得到的两个或多个具有互补性的源图像进行综合处理得到一幅融合的新图像,使融合后的图像具有更高的可信度和清晰度、更好的可理解性^[1]。本文所研究的多聚焦图像融合是图像融合中的一个研究方向,所谓多聚焦图像融合指的是将多幅已经配准的、成像条件相同且关于同一场景的不同焦点图像,融合成一幅全局清晰的图像。

脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)是一种不同于传统人工神经网络的新型神经网络,它有着重要的生物学背景,是由Eckhorn为解释在猫的大脑视觉皮层中实验所观察到的与特征有关的神经元同步行为现象而提出的^[2-5]。PCNN的这个生物学背景使它在图像处理中具有先天的优势,有着与传统方法进行图像处理所无法比拟的优越性。PCNN可以应用于图像去噪^[6,7]、图像边缘检测^[7]、图像分割^[7-9]、图像增强^[7,10]、图像阴影去除^[11]和图像识别^[12]

等方面。在 PCNN 用于图像融合方面, 文献[12]中, 是先采用 PCNN 进行图像分割, 然后使用得到的特征目标和原始图像进行融合, 融合所得图像中的待检测目标得到增强, 进一步提高了后续的目标识别率; 文献[13]中, 采用主辅 PCNN 并行网络结构的方式, 使用神经元的点火次数来表示融合图像的灰度, 该方法需要运行的时间比较长、各种参数调整比较麻烦, 而且对图像要求比较高, 要求图像目标区域较亮, 而且还要有一定的主次关系, 适用面比较窄。除此之外, 关于 PCNN 用于图像融合的文献比较少。而且, 由于 PCNN 使用时需要调整的参数较多, 且互相影响较大, 在图像融合中应用时不太方便。

本文根据多聚焦图像拥有的清晰和模糊两类差异明显的不同区域的基本特点, 提出了一种给予清晰度的自适应链接强度 PCNN 多聚焦图像融合方法。

2 算法原理描述

2.1 PCNN 基本原理和简化模型

PCNN是由若干个PCNN的神经元互连所构成的反馈型网络, 其每一神经元是由3部分组成: 分支树, 调制耦合器和脉冲产生器, 如图1所示^[14]。图1中, 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 τ_{F_j}/τ_{L_j} 对神经元 j 某邻域内的其它神经元的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 I_j ; 调制耦合器以乘积耦合的形式 $U_j = F_j(1 + \beta_j L_j)$ 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函数(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, 从而在神经元输出端产生脉冲信号。用PCNN进行二维图像处理时, $M \times N$ 的图像矩阵对应于 $M \times N$ 个PCNN神经元构成的神经网络, 每个像素的灰度值做为每个神经元的输入 I_{ij} 。则每个神经元 N_{ij} 的离散方程式为式(1)–式(5)。其中, 式(1), 式(2), 式(3)分别为分支树馈送输入、分支树链接输入和调制耦合器的数学模型, 式(4), 式(5)分别是脉冲产生器的变阈值函数和硬限幅函数的表达式。 M/V_F 和 W/V_L 分别是馈送域和链接域的链接权系数矩阵/放大系数, θ_{ij} 和 V_θ 分别为变阈值函数输出和阈值放大系数, 此处, 每个神经元的链接强度 β 均相同。

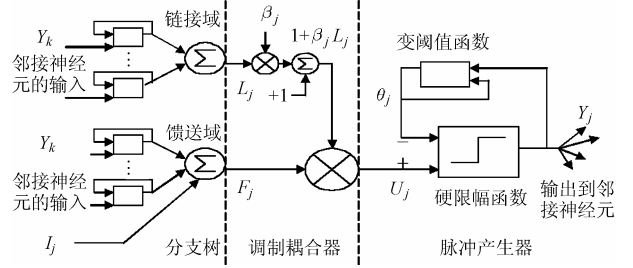


图1 PCNN的神经元结构模型

$$F_{ij}(n) = \exp\left(-\frac{t}{\tau_{F_{ij}}}\right) F_{ij}(n-1) + I_{ij} + V_F \sum_{k,l} M_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = \exp\left(-\frac{t}{\tau_{L_{ij}}}\right) L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{k,l} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (2)$$

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

$$\theta_{ij}(n) = \exp\left(-\frac{t}{\tau_{\theta_{ij}}}\right) \theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n) \quad (4)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) \geq \theta_{ij}(n) \\ 0, & U_{ij}(n) < \theta_{ij}(n) \end{cases} \quad (5)$$

由图1神经元所构成的网络, 由于存在大量非线性和漏电容积分等因素, 使得对网络的数学分析困难, 而且诸多网络参数难于确定。假设各神经元的馈送输入 F_{ij} 只接受外部刺激输入信号 I_{ij} , 则图1的神经元模型简化为如图2所示的Kuntimad等给出的简化模型^[6]。

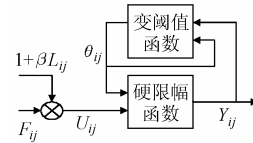


图2 PCNN神经元的简化模型

2.2 自适应 PCNN 融合算法

2.2.1 改进的 PCNN 模型 在标准的 PCNN 模型中, 脉冲发生器是一个硬限幅函数。此处采用文献[8]中的改进方法, 将式(5)的硬限幅函数改为与阈值函数 θ 有关的阶梯函数:

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 0, & U_{ij} < \theta_{ij} \\ \theta_{ij}, & U_{ij} \geq \theta_{ij} \end{cases} \quad (6)$$

这样, 当阈值函数输出随时间 n 线性衰减时, PCNN 输出在不同时刻产生对应该时刻阈值强度的点火图。这时, 就可以使用神经元的输出阈值来近似表示神经元的点火时间。将 PCNN 中每个神经元的输出阈值映射到对应图像的灰度范围

内, 就是一幅点火映射图。

2.2.2 自适应链接强度的确定与融合算法 由图 2 可知, 当链接强度 $\beta = 0$ 时, PCNN 的各神经元之间不存在耦合链接, 即 PCNN 的运行行为是各神经元相互独立运行的简单组合。对于每个神经元, 其运行行为是, 在外部刺激(像素的灰度值)的作用下, 将以一定的自然频率发放脉冲, 称为自然点火。像素亮度越强, 点火频率就越高。当链接强度 $\beta \neq 0$ 时, PCNN 的各神经元之间存在着耦合链接, 当一个神经元点火时, 会对其链接的邻近神经元做出贡献。对于神经元 N_{pq} , 由于邻近神经元 N_{ij} 点火, 使链接输入 L_{pq} 产生变化, 从而使其提前点火, 这一行为称为 N_{pq} 被 N_{ij} 捕获点火。这种情况下, 邻近神经元之间就存在着捕获点火和被捕获点火的关系。显然, 在确定的链接强度 β 和 L 参数下, 各神经元对应的像素亮度强度差越小, 越容易被捕获, 即存在耦合链接的 PCNN 是以相似性集群发放同步脉冲, 这就是 PCNN 的脉冲传播特性。

在大部分使用 PCNN 进行图像处理的文献中, 所有的神经元的链接强度 β 都是采用相同的数值, 且是根据实验或者经验选择一个合适的数值来使用。这一点对于处理的自动化和普遍适用性是一个较大的限制。而在人眼视觉系统中, 不可能每个神经元的链接强度都相同, 应该与细胞周围微环境的血糖情况、电解质情况、缺氧情况、细胞的年龄、细胞的温度、细胞所处的位置有一定的关系, 这些问题采用相同链接强度的在 PCNN 应用中均未考虑。

清晰度是指图像边界的明确程度, 它是表示描述细微图像能力的一个物理量。多聚焦图像具有部分目标聚焦清晰而部分目标散焦模糊的特点, 清晰目标和模糊目标的清晰度有较大的差异。故此选择每个像素的清晰度作为 PCNN 中对应神经元的链接强度, 图像中的清晰目标的清晰度较大, 对应神经元的链接强度就较大, 与同样位置处的模糊目标相比, 其被捕获点火地就越早。经 PCNN 处理后, 每幅参与融合的图像就生成一幅点火映射图。通过比较点火映射图相应像素处的点火时间(即神经元点火时的输出阈值), 就可以判断出该位置处的目标是清晰目标还是模糊目标。

图像中某像素点 (i, j) 处的清晰度, 定义为以该像素为中心的窗口 w 内的图像灰度梯度向量模平方和:

$$\beta_{ij} = \sum_{(x,y) \in w} \left\{ [f(x,y) - f(x+1,y)]^2 + [f(x,y) - f(x,y+1)]^2 \right\}$$

β_{ij} 反映了图像窗口内的灰度变化率大小。图像窗口越模糊, 图像中灰度变化率就越小, β_{ij} 的值也越小, 则对应神经元的链接强度越小; 反之亦然。这与真实神经元的链接强度不可能完全相同的事实相符, 也与第一、二代神经网络中每个神经元的权值不同的特点相吻合, 有一定的现实意义。

2.2.3 融合过程 PCNN 多聚焦图像融合过程如图 3 所示(在此用两幅多聚焦图像的融合加以说明)。设参与融合的图像为

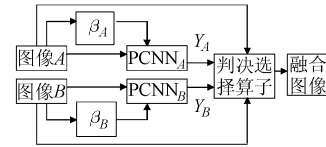


图3 PCNN聚焦图像融合图

A 和 B , 分别计算 A, B 中每个像素的清晰度 $\beta_{A,ij}, \beta_{B,ij}$, 作为基本PCNN $_A$, PCNN $_B$ 中相应神经元的链接强度的输入。同时, 将图 A , 图 B 输入到PCNN中, 作为各神经元的输入刺激, 设PCNN中每个神经元与周围 $k \times k$ 邻域神经元链接, 两个PCNN的输出为 A, B 图的点火时间映射图 Y_A, Y_B , 并输入到判决选择算子中。在判决选择算子中, 根据点火时间的情况判断清晰目标是在 A 中还是在 B 中。设像素 (i, j) 处的点火时间 $Y_A(i, j), Y_B(i, j)$ 的邻域均值分别为 $\overline{Y_A(i, j)}$ 和 $\overline{Y_B(i, j)}$, 则融合图像中相应像素 (i, j) 处的像素值 $F(i, j)$ 如式(7)所示。

$$F(i, j) = \begin{cases} (A(i, j) + B(i, j))/2, & |\overline{Y_A(i, j)} - \overline{Y_B(i, j)}| \leq \varepsilon \\ A(i, j), & (\overline{Y_A(i, j)} - \overline{Y_B(i, j)}) > \varepsilon \text{ \& \& } (Y_A(i, j) \geq Y_B(i, j)) \\ B(i, j), & (\overline{Y_A(i, j)} - \overline{Y_B(i, j)}) > \varepsilon \text{ \& \& } (\overline{Y_A(i, j)} < \overline{Y_B(i, j)}) \end{cases} \quad (7)$$

其中 $i=1, \dots, M; j=1, \dots, N$, M, N 分别是图像的高度和宽度。对图像中的全部像素依次进行处理, 就得到了目标均清晰的融合图像 F 。

3 多聚焦图像融合实验结果与分析

本实验所选的图像为常用的Clock图像, 图像大小为 120×122 像素, 256级灰度。图 4(b)聚焦在左边的小闹钟上, 小闹钟清晰, 大闹钟模糊; 图 4(c)聚焦在右边的大闹钟上, 大闹钟清晰, 小闹钟模糊。通过剪贴的方式可以获得两个闹钟都清晰的原始清晰图像如图 4(a)所示。图 4(d)是采用 8 层 Haar 小波分解, 高频层取极大值、低频层取平均的融合方法得到的融合结果; 图 4(e)是采用 Laplace 金字塔方法^[15]得到的融合结果, 使用的参数是 $zt = 4, ap = [1 \ 3], mp = 3$ 。图 4(f)和 4(g)分别是图 4(b)和图 4(c)的点火映射图。本文方法的融合结果如图 4(h)所示。本方法使用时, 假设每个神经元与其周围 3×3 邻域内的神经元相链接, 其 3×3 链接核矩阵为 K , 阈值调整常量 $\Delta = 0.0393$, 阈值 $\varepsilon = \Delta/2$ 。

$$K = \begin{bmatrix} 0.707 & 1.0 & 0.707 \\ 1.000 & 1.0 & 1.000 \\ 0.707 & 1.0 & 0.707 \end{bmatrix}$$

由于能够通过裁剪得到原始清晰图像, 此处采用均方差(Mean Square Error, MSE)作为评价融合效果的标准^[16]。MSE 越小, 说明融合效果越好, 反之, 则融合效果越差。上述 4 种融合算法的实验结果如表 1 中闹钟实验中 MSE 所示。由表中可看出, 本文的新方法均方差最小, Laplace 塔型

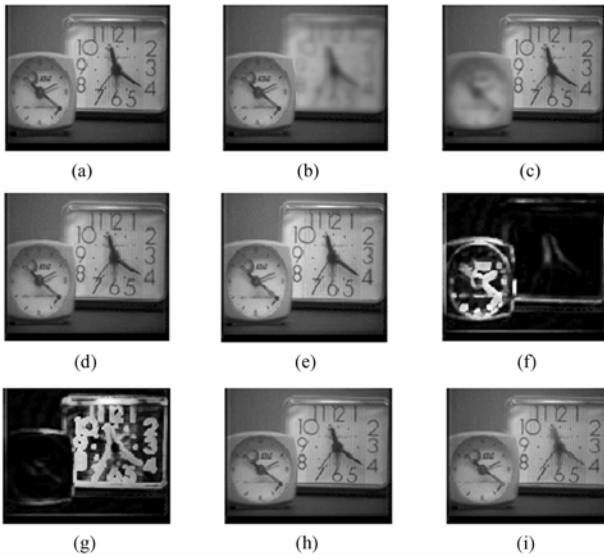


图4 原始图像和融合效果图

(a)原始清晰图像 (b)聚焦左边的图像 (c)聚焦右边的图像
(d)WT 融合图像 (e)LAP 融合图像(f) (b)的点火映射图

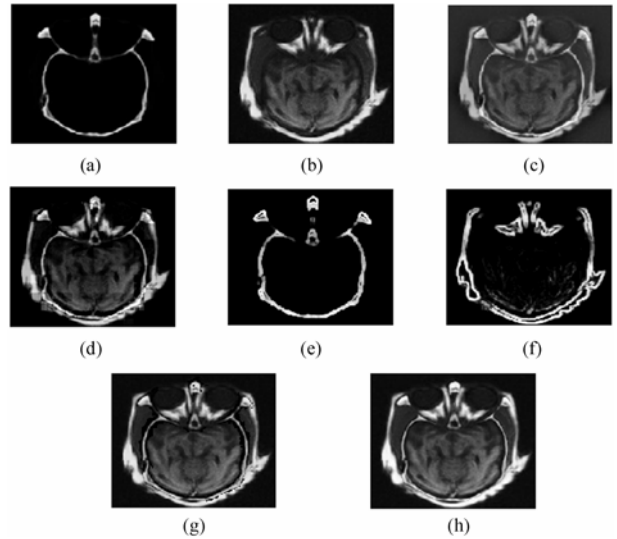
(g)(c)的点火映射图 (h)新方法融合图 (i)链接强度固定融合结果
方法次之,小波变换方法均方误差稍大,这说明本文方法优于其它几种方法。如果全部神经元的链接强度 β 直接采用固定不变值方法,通过多次实验,当 $\beta = 0.8, \Delta = 0.0322$ 时, MSE 最小值为 23.2672,融合图像如图 4(i)所示,通过比较图 4.(h)和图 4.(i)可知,其融合效果较本文的方法要差的多。实验验证,使用本文的方法,阈值调整常量 Δ 的变化对于图像融合的效果影响很小,可按照经验简单地选定一个合适的数值即可,不需要太多的参数调整。

4 不同类型医学图像的融合

医学 CT 图像和 MRI 图像,由于其固有的特点,可以近似认为是不同聚焦而生成的两种图像,只是离焦部分目标高度模糊,基本不可见。图 5(a)为 CT 图像,图 5(b)是 MRI 图像。CT 和 MRI 图像得到的均是断层扫描图像,然而各有其不同的特性。CT 图像中图像亮度与组织密度有关,骨骼在 CT 图像中亮度高,一些软组织在 CT 图像中无法反映;MRI 图像中图像的亮度与组织中的氢原子等的数量有关,一些软组织在 MRI 图像中亮度高,而骨骼在 MRI 图像中无法显示;这两类图像中所包含的信息中有很多是“互补”的。将本文的方法应用于这两类医学图像的融合,融合时参数的选择与上一实验相同,融合结果如图 5 所示。

由融合结果可以看出, Laplacian 塔型方法、小波变换方法和本文的方法都能够对这两类医学图像进行融合,且效果可以接受。但仔细比较可以发现,本文方法较其它几种方法要好,融合图像包含的细节部分更多,效果比较理想。

由于这类图像没有标准参考图像,对于融合效果的客观性能评价采用清晰度和熵两个评价测度^[16]来进行。一般情况下,融合图像的熵越大,说明从原始参与融合图像中提取的



(a)CT 图像(b)MRI 图像 (c)LAP 融合图像 (d)WT 融合图像
(e)(a)的点火映射图 (f)(b)的点映射图 (g)新方法融合图像
(h) 链接强度固定融合结果

图5 医学 CT 和 MRI 图像和各方法融合效果图

信息越多,效果越好;融合图像的清晰度越高,可视和分辨效果越好。4 种融合算法的客观评价测度值见表 1 中医学图像融合实验中熵和清晰度所示。由表中可以看出,本文的方法清晰度最高,熵最大,即本文方法的融合图像携带的信息量较大,融合效果较好。

表 1 4 种融合算法的客观评价测度值

	闹钟实验	医学图像融合实验	
	MSE	清晰度	熵
Laplacen 塔型方法	8.8069	7.9571	6.6237
小波变换方法	12.1776	11.0870	5.0782
β 不变方法	23.2672	10.7155	6.7286
本文方法	5.2863	12.8155	7.7769

5 结束语

PCNN 有着生物学的背景,应用于图像处理有着其它方法无可比拟的优势,本文根据多聚焦图像的基本特点和眼睛的视觉特性,利用 PCNN 的脉冲传播特性,使用图像逐像素的清晰度作为 PCNN 对应神经元的链接强度 β 的数值,通过 PCNN 得到点火映射图,将原始图像中的模糊部分映射为点火映射图中的基本不可见部分,使用点火映射图来进行清晰目标的判定,这是一个非线性映射的处理过程。这一过程,使得清晰目标和模糊目标的差异更加明显,故融合效果更好。对于参与融合的所有多聚焦图像,各 PCNN 中相应神经元的连接强度 β 都可以根据图像的不同而自适应的确定,能够较大地减少人工的参与,能提高 PCNN 图像处理的自动化能力。实验结果表明,通过本文方法,最大可能地保留了各幅图像中的清晰区域及其各种特征信息,具有比其它几种方

法更好的融合效果。而且,将本文的方法应用于医学图像融合,效果也较理想。

本文对于自适应链接强度的选择只是一个尝试,需要进一步研究 PCNN 的原始模型和进一步了解视觉成像系统的生物学背景,以从仿生的角度,进一步研究 PCNN 用于其他类型图像的融合处理。

参 考 文 献

- [1] Aggarwal J K. Multi-Sensor Fusion for Computer Vision[M]. Berlin: Springer-Verlag, 1993, chapter 1.
 - [2] Eckhorn R, Reiboeck H J, Arndt M, *et al.*. A neural networks for feature linking via synchronous activity: results from cat visual cortex and from simulations. In: R. M. J. Cotterill, editor, Models of Brain Function., Cambridge: Cambridge Univ. Press, 1989: 255 – 272.
 - [3] Eckhorn R. Neural mechanisms of scene segmentation: recordings from the visual cortex suggest basic circuits or linking field models[J]. *IEEE Trans. on Neural Network*, 1999, 10(3): 464 – 479.
 - [4] Lzhikevich E M. Class 1 neural excitability, conventional synapses, weakly connected networks, and mathematical foundations of pulse coupled models[J]. *IEEE Trans. on Neural Network*, 1999, 10(3): 499 – 507.
 - [5] Lzhikevich E M. Weakly pulse-coupled oscillators, FM interactions, synchronization, and oscillatory associative memory[J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 508 – 526.
 - [6] 石美红, 张军英, 朱欣娟, 张晓滨. 基于 PCNN 的图像高斯噪声滤波的方法[J]. *计算机应用*, 2002, 22(6): 1 – 4.
 - [7] Johnson J L, Padgett M L. PCNN models and applications[J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 480 – 498.
 - [8] 石美红, 张军英, 张晓滨等. 基于改进型脉冲耦合神经网络的图像二值分割[J]. *计算机仿真*, 2002, 19(7): 42 – 46.
 - [9] 马义德, 戴若兰, 李康. 一种基于脉冲耦合神经网络和图像熵的自动图像分割方法[J]. *通信学报*, 2002, 23(1): 46 – 51.
 - [10] 顾晓东, 程承旗, 余道衡. 基于粗集与 PCNN 的图像预处理[J]. *北京大学学报*, 2003, 39(5): 703 – 708.
 - [11] 顾晓东, 郭仕德, 余道衡. 基于 PCNN 的图像阴影处理新方法[J]. *电子与信息学报*, 2004, 26(3): 479 – 483.
 - [12] Broussard R P, Rogers S K, Oxley M E, *et al.*. Physiologically motivated image fusion for object detection using a pulse coupled neural network[J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 554 – 563.
 - [13] 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.
 - [14] Blasch E P. Biological information fusion using a PCNN and belief filtering[C]. In: Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, Washington, DC, 1999, vol.4: 2792 – 2795.
 - [15] Oliver Rockinger. Image Fusion Toolbox[EB/OL], <http://www.metapix.de/toolbox.htm>.
 - [16] 刘贵喜. 多传感器图像融合方法研究[D]. [博士学位], 西安: 西安电子科技大学, 2001.1.
- 苗启广: 男, 1972 年生, 博士生, 讲师, 从事智能信息处理与模式识别、多传感器图像融合和计算机操作系统等方面的研究.
- 王宝树: 男, 1941 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能信息处理与模式识别、信息与图像融合等.