

文章编号:1001-9081(2010)12-3225-04

基于小波变换的自适应脉冲耦合神经网络图像融合

薛寺中¹,周爱平²,梁久祯²

(1. 江南大学 数字媒体学院,江苏 无锡 214122; 2. 江南大学 物联网工程学院,江苏 无锡 214122)

(xszhong@sina.com)

摘要:针对同一场景多聚焦图像的融合问题,提出了一种基于小波变换的自适应脉冲耦合神经网络(PCNN)图像融合方法。首先,对源图像进行小波分解,得到不同尺度下的子带图像;然后,在小波域中利用PCNN的同步脉冲激发特性,制定基于PCNN的融合规则;使用不同尺度下的小波系数的拉普拉斯能量(EOL)作为对应神经元的链接强度,经过PCNN点火得到源图像在小波域中的点火映射图;通过判决选择算子,选择点火次数多的小波系数作为对应的融合系数,然后进行区域一致性检验,获得最终的融合系数;最后,对融合后的系数进行小波逆变换得到融合图像。实验结果表明,该方法更有效地提取原始图像的特征信息,提高融合图像的视觉效果,在主观视觉效果与客观性能指标上均优于传统的图像融合方法。

关键词:图像融合;脉冲耦合神经网络;小波变换;拉普拉斯能量;点火映射图

中图分类号: TP391 **文献标志码:**A

Image fusion based on wavelet transform and adaptive PCNN

XUE Si-zhong¹, ZHOU Ai-ping², LIANG Jiu-zhen²

(1. School of Digital Media, Jiangnan University, Wuxi Jiangsu 214122, China;

2. School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi Jiangsu 214122, China)

Abstract: Concerning the fusion problem of multi-focus image with the same scene, an algorithm of image fusion based on wavelet transform and adaptive Pulse Coupled Neural Network (PCNN) was proposed. Firstly, original images were decomposed by wavelet transform, and the sub-band images at different scales were obtained. Secondly, a fusion rule was given through making use of synchronous pulse bursts. This method used Energy of Laplacian (EOL) of wavelet coefficients at different scales as the linking strength of the corresponding neuron. After the processing of PCNN with the adaptive strength, new fire mapping images in wavelet domain were obtained. According to the fire mapping images, the fusion coefficients were decided by the compare-select operator, and then the region consistency test was used on the fusion coefficients to obtain the final fusion coefficients. Finally, fusion images were obtained by wavelet inverse transform. The experimental results illustrate that this algorithm is efficient to extract feature information from the original images and improves fusion images. It outperforms the conventional methods in subjective vision effect and objective performance index.

Key words: image fusion; Pulse Coupled Neural Network (PCNN); wavelet transform; Energy of Laplace (EOL); fire mapping image

0 引言

由于可见光成像系统的聚光范围有限,它对同一场景内不同距离上的物体所成的像,具有不能同时清晰的特点。当为了获得一幅同一场景中不同距离上物体全部清晰的像时,就可以采用多聚焦图像融合技术进行处理。多聚焦图像融合是将多幅具有不同聚光部位的图像合成一幅具有扩展景深的新图像的过程,其目的就是通过对不同聚光图像融合提高景深。因此,多聚焦图像融合广泛应用于生物医学成像和计算机视觉,它已成为图像融合的主要研究领域^[1]。

脉冲耦合神经网络^[2](Pulse Coupled Neural Network, PCNN)是根据猫的视觉皮层上的神经元同步脉冲发放现象提出的神经元模型,是一种不同于传统人工神经网络的新型神经网络,成功应用在图像分割、图像增强、模式识别等领域。文献[3]将PCNN应用到图像融合来提高目标的识别率。文献[4]提出了一种基于小波包分解与PCNN的图像融合方

法,它将PCNN的脉冲输出量作为图像融合的准则,但融合图像易出现边缘移位现象。

本文充分利用了小波变换和PCNN的自身特性,提出了一种基于小波变换的自适应PCNN图像融合算法。首先分别对待融合图像进行小波变换得到两组不同尺度下的小波系数,然后,在小波域中充分利用PCNN的同步脉冲发放特性,提出基于PCNN的融合规则,并将小波系数的拉普拉斯能量作为PCNN神经元的链接强度,根据小波系数的点火映射图及区域一致性检验原则确定融合系数,最后经过小波逆变换得到融合图像。对多组多聚焦图像进行实验,结果表明该算法能够有效地提取原始图像的特征信息,提高融合图像的视觉效果,提高适用性,是一种可行有效的图像融合方法。

1 算法基本原理

1.1 基于小波变换的多聚焦图像融合

小波变换由于其在频域与空域中同时具有良好的局部化

收稿日期:2010-06-09;修回日期:2010-08-06。 基金项目:江苏省自然科学基金资助项目(BK2008098)。

作者简介:薛寺中(1964-),男,江苏无锡人,讲师,主要研究方向:图像处理、模式识别、虚拟仿真; 周爱平(1982-),男,江苏泰州人,硕士研究生,主要研究方向:信息融合、图像处理; 梁久祯(1968-),男,山东泰安人,教授,博士,主要研究方向:智能信息处理、模式识别、图像处理。

特性已广泛应用于图像处理与分析中。小波分解是把图像分解为不同尺度上的近似信息和细节信息,它与人类视觉的多通道分解规律一致,小波精确重构保证图像分解过程没有信息丢失^[5]。因此,将小波变换应用到多聚焦图像融合,有利于很好地保留源图像中的有用信息,得到多个目标都清晰的融合图像。

假设源图像已经过严格的配准,基于小波变换的图像融合方法分以下几个步骤:1) 分别对源图像进行小波变换,得到源图像在不同尺度下的低频系数和高频系数;2) 对不同尺度下的低频系数和高频系数采用不同的融合规则进行融合处理;3) 对融合后的小波系数进行小波逆变换,得到融合图像。整个融合过程如图 1 所示。

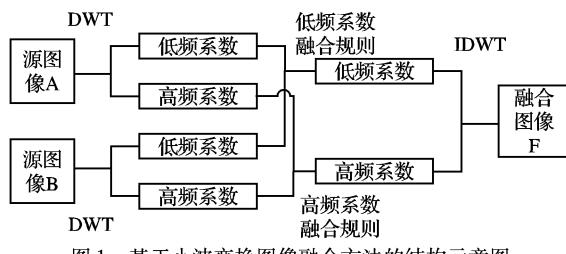
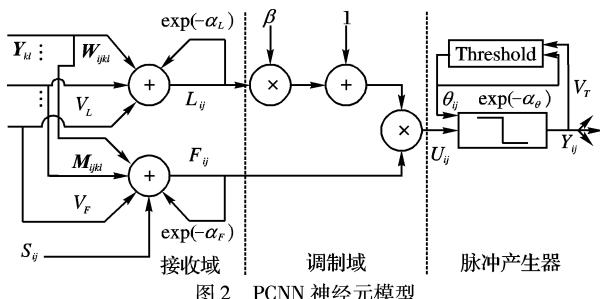


图 1 基于小波变换图像融合方法的结构示意图

在基于小波变换的图像融合中,融合规则的选取是至关重要的,它直接影响融合图像的质量。本文提出了一种新的适应于多聚焦图像融合的基于 PCNN 的融合规则。

1.2 PCNN 基本原理与简化模型

PCNN^[6]是一种异于传统神经网络的新型神经网络,它是由若干个神经元互连而构成的反馈型网络,每个神经元 N_i 都由接收域、调制域和脉冲产生器三个部分组成,如图 2 所示。若用 PCNN 对大小为 $M \times N$ 的图像进行处理时,必须把每个像素的灰度值作为每个神经元的输入,从而大小为 $M \times N$ 的图像矩阵对应于一个由 $M \times N$ 个 PCNN 神经元构成的神经元网络。



接收域包括输入域和链接域,输入域接收来自外界的刺激 S_{ij} 和相邻神经元的输出 Y_{ij} ,而链接域只接受相邻神经元的输出 Y_{ij} ;调制域将来自输入域和链接域的信号进行调制得到内部活动项 U_{ij} ;脉冲产生器将 U_{ij} 与动态门限 θ_{ij} 进行比较,如果 U_{ij} 大于 θ_{ij} ,则脉冲产生器打开(称该神经元点火),输出为 1,之后 θ_{ij} 在阈值漏电积分器中通过反馈迅速提高,当其大于 U_{ij} 时,则脉冲发生器关闭,输出为 0,从而形成脉冲序列。神经元 N_{ij} 的活动可由下列数学方程描述:

$$F_{ij}[n] = \exp(-\alpha_F) F_{ij}[n-1] + V_F \sum_{k,l} M_{ijkl} Y_{kl}[n-1] + S_{ij} \quad (1)$$

$$L_{ij}[n] = \exp(-\alpha_L) L_{ij}[n-1] +$$

$$V_L \sum_{k,l} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (2)$$

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

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

$$\theta_{ij}[n] = \exp(-\alpha_\theta) \theta_{ij}[n-1] + V_\theta Y[n] \quad (5)$$

其中: F_{ij} 为输入项, L_{ij} 为链接项, U_{ij} 为内部活动项, θ_{ij} 为动态门限, S_{ij} 为外界的刺激, Y_{ij} 表示该神经元产生的输出时序脉冲序列, V_F 和 α_F 分别表示输入域中放大系数和衰减时间常数, V_L 和 α_L 分别表示链接域中放大系数和衰减时间常数, V_θ 和 α_θ 分别表示动态门限的放大系数和衰减时间常数, M_{ijkl} 和 W_{ijkl} 分别表示输入域和链接域的连接权矩阵, β 为链接强度, n 为迭代次数。

从以上分析可知,传统的 PCNN 模型需要恰当设置其数学模型中各种放大系数、衰减时间常数、连接权矩阵、链接强度等,才能实现最佳分割。然而,要自适应地确定这些参数是非常困难的。假设各神经元的输入 F_{ij} 只接收外部的刺激 S_{ij} ,则图 2 的神经元简化模型^[7] 如图 3 所示。

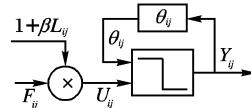


图 3 PCNN 神经元的简化模型

1.3 自适应链接强度的确定

由图 3 可知,当链接强度 $\beta = 0$ 时,PCNN 的各神经元之间不存在耦合连接,即 PCNN 的运行行为是各神经元相互独立运行的组合。在无耦合情况下,神经元周而复始地循环工作,兴奋产生输出脉冲。外部刺激 S_{ij} 越大,该神经元点火周期越小,点火频率越高,意味着不同灰度值像素在没有受到别的神经元影响时,其独立点火频率依赖于该像素灰度值。当链接强度 $\beta \neq 0$ 时,PCNN 的各神经元之间存在耦合连接,其利用耦合连接输入 L_{ij} 对反馈输入 F_{ij} 进行非线性调制使神经元之间相互影响。一个神经元点火,会捕获其周围与其相似性质的神经元也同步发放脉冲。这使得 PCNN 具有神经元之间相互影响的捕获特性和同步脉冲发放现象^[8]。

在大部分应用 PCNN 进行图像处理的文献中,所有的神经元的链接强度 β 都是采用同样的值,并且是通过实验或经验得到的数值,从而使得参数的自适应性成为限制 PCNN 应用的一个难点^[9-10]。目前,多聚焦图像存在许多聚焦测量方法,例如方差、图像的梯度能量(Energy of Gradient, EOG)、图像的拉普拉斯能量(Energy of Laplacian, EOL)、改进的拉普拉斯能量(Sum Modified Laplacian, SML)等。文献[11]利用客观评价标准对这些方法进行了评价,实验结果表明 SML 和 EOL 能够提供更好的聚焦效果,然而 SML 需要更多的运行时间,因此,将 EOL 应用到本文中测量图像聚焦程度。在多聚焦图像中,同一目标的小波系数的 EOL 存在较大的差异,也就是,聚焦图像具有较大的 EOL 值,而离焦图像具有较小的 EOL 值。故此处将每个小波系数的 EOL 值作为 PCNN 中对应神经元的链接强度,即 $\beta_{ij} = EOL_{ij}$ 。如果图像中某小波系数的 EOL 值越大,对应神经元的链接系数就较大,与参与融合

的其他图像对应位置处的小波系数相比,该小波系数对应神经元被捕获点火就越早。

令 $f(i,j)$ 为小波域中点 (i,j) 处的小波系数,在大小为 $M \times N$ 的局部区域中,EOL 定义为:

$$\begin{aligned} EOL(i,j) = & \sum_i \sum_j [-f(i-1,j-1) - 4f(i-1,j) - \\ & f(i-1,j+1) - 4f(i,j-1) + 20f(i,j) - \\ & 4f(i,j+1) - f(i+1,j-1) - 4f(i+1,j) - \\ & f(i+1,j+1)]^2 \end{aligned} \quad (6)$$

β_{ij} 反映了图像的聚焦程度,在小波变换后的子带图像中聚焦区域的 $EOL(i,j)$ 值较大, β_{ij} 的值就越大,则对应神经元的链接强度就越大;然而,相应离焦区域的 $EOL(i,j)$ 值较小, β_{ij} 的值就越小,则对应神经元的链接强度就越小。这也符合真实神经元的链接强度不可能完全相同的事。

1.4 融合过程

对二维图像进行 N 层小波分解,可获得 $(3N+1)$ 个不同子频带,其中包含 $3N$ 个高频子带和 1 个低频子带。图 4 以两幅图像融合为例,说明了基于小波变换的自适应 PCNN 图像融合过程。

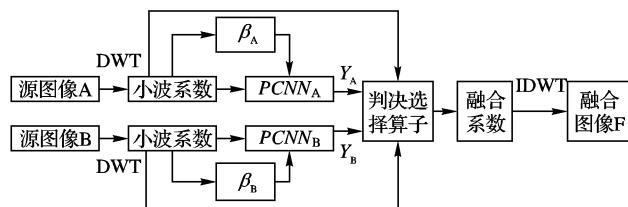


图 4 融合算法结构示意图

设源图像 A 和 B 都已经过严格的配准,基于小波变换的自适应 PCNN 图像融合步骤如下:

- 1) 分别对待融合图像进行小波变换,得到不同尺度下的高频子带和低频子带;
- 2) 分别对待融合图像的不同尺度下的高频子带和低频子带计算各自的拉普拉斯能量 β_A, β_B ,并且进行归一化,作为 $PCNN_A, PCNN_B$ 中相应神经元的链接强度的输入;
- 3) 分别对待融合图像的不同尺度下的高频子带与低频子带进行归一化,作为相应神经元的外部刺激输入到 $PCNN_A, PCNN_B$ 中;
- 4) 设置 PCNN 参数的初始值,如放大系数、衰减时间常数、连接权值矩阵等;
- 5) 待融合图像的不同尺度下的高频子带和低频子带的 PCNN 输出为相应子带的点火映射图 Y_A, Y_B ;
- 6) 将各子带的点火映射图 Y_A, Y_B 输入到判决选择算子中,根据其点火次数的大小 T_{ij} 确定融合后的小波系数;
- 7) 根据融合决策图 D_{ij}^F 进行区域一致性检验,若某个像素来自源图像 A,但它周围大部分像素来自源图像 B,则将该像素修改来自源图像 B,反之,则将该像素修改来自源图像 A;
- 8) 对融合后的小波系数进行小波逆变换,得到重构图像即为融合图像。

基于小波变换的自适应 PCNN 图像融合规则为:

$$T_{ij}(n) = T_{ij}(n-1) + Y_{ij}(n) \quad (7)$$

$$D_{ij}^F(n) = \begin{cases} 1, & T_{ij}^A(n) \geq T_{ij}^B(n) \\ 0, & T_{ij}^A(n) < T_{ij}^B(n) \end{cases} \quad (8)$$

$$C_{ij}^F = \begin{cases} C_{ij}^A, & D_{ij}^F(n) = 1 \\ C_{ij}^B, & D_{ij}^F(n) = 0 \end{cases} \quad (9)$$

其中: T_{ij} 表示神经元的点火次数, D_{ij}^F 表示融合决策图, $C_{ij}^F, C_{ij}^A, C_{ij}^B$ 分别表示融合图像的小波系数、源图像 A 的小波系数、源图像 B 的小波系数。

2 实验结果与分析

为了验证算法的有效性,本文采用六种方法对两组多聚焦图像进行融合实验。图 5(a) 和图 5(b) 的大小均为 256×256 , 图 5(a) 为左聚焦图像, 图 5(b) 为同一场景的右聚焦图像。图 5(c) 为本文方法的融合结果,其中参数^[12] 设定, W 表示中心神经元受周围神经元影响的大小,反映邻近神经元对中心神经元传递信息的强弱,于是每个神经元与其相邻神经元相连权值可用欧几里得距离的倒数表示, W 的大小取 3×3 , 即 $W = [0.707 \ 1 \ 0.707; 1 \ 0 \ 1; 0.707 \ 1 \ 0.707]$; 链接放大系数 (V_L) 对周围神经元的耦合输入进行比例调节,通常取 $V_L = 1.0$; 动态门限放大系数 (V_θ) 对神经元的点火周期起着重要的调节作用,决定了神经元点火时刻阈值将被提升的程度,通常取值较大,尽量使得每个神经元都点火, $V_\theta = 20$; 链接域的衰减时间常数 (α_L)、动态门限的衰减时间常数 (α_θ) 和迭代次数 (n) 这三个参数也是根据经验值再结合大量实验设定的, $\alpha_L = 0.06931, \alpha_\theta = 0.2, n = 200$ 。图 5(d) 为基于离散小波变换 (DWT) 的图像融合结果,采用 3 层分解,Db4 小波基,低频系数采用加权平均法,高频系数采用绝对值取大法。图 5(e) 为基于移不变性小波变换 (Shift Invariant Discrete Wavelet, SIDW) 的图像融合结果。图 5(f) 为基于 FSD 金字塔的图像融合结果。图 5(g) 为基于梯度金字塔 (Gradient Pyramid, GP) 的图像融合结果。图 5(h) 为基于比率低通金字塔 (Ratio Pyramid, RP) 的图像融合结果。后四种方法低频系数均采用加权平均法,高频系数均采用绝对值取大法, $zt = 3, ap = 1, mp = 3$; 从六种方法获得的融合结果可以看出,融合图像的质量均有所改善,但图 5(c) ~ 图 5(e) 的融合效果明显优于图 5(f) ~ 图 5(h), 图 5(c) ~ 图 5(e) 的对比度高,细节信息更加丰富,视觉效果更好,而图 5(f) ~ 图 5(h) 对比度低,丢失信息较多,图像模糊。虽然图 5(c) ~ 图 5(e) 有相似的视觉效果,但它们还是存在一些差别的,结合下文的客观评价指标值,发现图 5(c) 有更好的融合效果,主要是本文方法结合了小波变换和 PCNN 的特性,并且根据小波系数的局部区域拉普拉斯能量自适应地确定每个神经元的链接强度,正好符合真实神经元的链接强度不可能完全相同的事,从而能够更有效地提取原始图像的细节信息,获得更好的视觉效果。

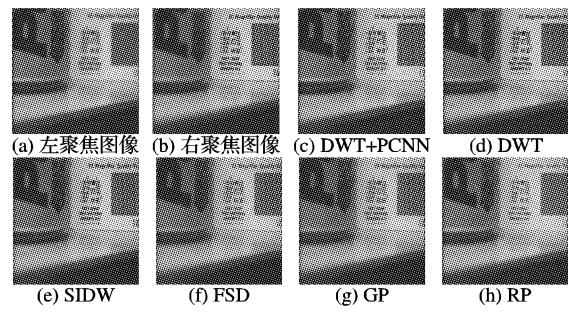


图 5 原始图像和各种方法融合结果

为了客观地定量评价融合效果,本文采用信息熵

(Information Entropy, IE)、互信息(Mutual Information, MI)指标对上述六种方法的融合结果进行了分析。其中:信息熵反映了图像中信息的丰富程度,信息熵越大说明图像所含的信息量越多,融合效果越好;互信息衡量融合图像从源图像中继承信息的多少,互信息越大说明融合图像从源图像中提取的信息越多,融合效果也越好。从表1给出了六种融合方法的各项性能指标可以看出,本文方法的信息熵和互信息均高于其他五种融合方法,其次基于移不变性小波的融合方法,基于FSD的融合方法最差,并且与对融合结果视觉质量的评价是一致的。为了进一步验证本文方法的可行性,用同样的方法对另一组多聚焦图像进行融合实验,实验结果与上述得出的结论相符合,图6给出了各种方法的融合结果,表2给出了各种方法的客观性能评价指标值。

表1 pepsi 图像的客观融合性能评价

方法	EN	MI
DWT + PCNN	7.0516	7.4764
DWT	7.0478	6.8860
FSD	7.0152	6.5558
SIDWT	7.0507	7.1578
GP	7.0156	6.5771
RP	7.0336	7.4280

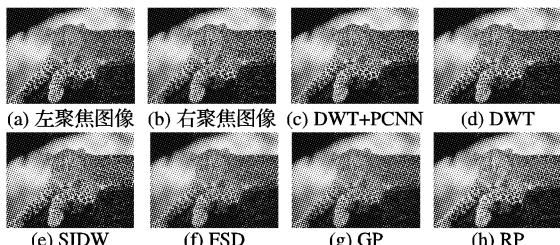


图6 原始图像和各种方法融合结果

表2 leopard 图像的客观融合性能评价

方法	EN	MI
DWT + PCNN	7.4372	32.200
DWT	7.4255	30.430
FSD	7.4275	24.184
SIDWT	7.4220	31.518
GP	7.4278	24.206
RP	7.4227	31.310

3 结语

本文针对多聚焦图像的融合问题,提出了基于小波变换

的自适应PCNN图像融合方法。首先,利用小波变换进行多尺度分解,获得不同尺度下的近似信息和细节信息;同时利用PCNN的同步脉冲激发特性,使用小波系数的拉普拉斯能量作为神经元的链接强度,将小波系数作为PCNN的外部刺激;利用PCNN得到的点火映射图进行融合系数的选择,通过区域一致性检验,得到融合系数;最后,融合系数进行小波逆变换得到融合图像。实验结果表明,我们提出的方法能够更有效保留源图像中更多的细节信息,提高融合图像的清晰度,在主观视觉效果与客观评价指标上均优于传统的小波、移不变的小波等方法。

参考文献:

- [1] WANAG Z B, MA Y D, GU J. Multi-focus image fusion using PCNN [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(6): 2003 – 2016.
- [2] ECKHORN R, REITBOECK H J, ARNDT M, et al. A neural network for future linking via synchronous activity: Results from cat visual cortex and from simulations [C]//Models of Brain Function. Cambridge: Cambridge University Press, 1989: 255 – 272.
- [3] BROUSSARD R P, ROGERS S R, OXLEY M E, et al. Physiologically motivated image fusion for object detection using a pulse coupled neural network [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 554 – 563.
- [4] LI W, ZHU X F. A new image fusion algorithm based on wavelet packet analysis and PCNN [C]//Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics. [S. l.]: IEEE, 2005: 5297 – 5301.
- [5] 龚昌来. 基于局部能量的小波图像融合新方法[J]. 激光与红外, 2008, 38(12): 1266 – 1269.
- [6] JOHNSON L J, PADGETT M L. PCNN models and applications [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 480 – 498.
- [7] 余瑞星, 朱冰, 张科. 基于PCNN和BWT的图像融合算法[J]. 光电子·激光, 2008, 19(7): 956 – 959.
- [8] 马义德, 李廉, 绛琨, 等. 脉冲耦合神经网络与数字图像处理[M]. 北京: 科学出版社, 2008: 5 – 22.
- [9] 苗启广, 王宝树. 基于局部对比度的自适应PCNN图像融合[J]. 计算机学报, 2008, 31(5): 875 – 880.
- [10] 武治国, 王延杰, 李桂菊. 应用小波变换的自适应脉冲耦合神经网络在图像融合中的应用[J]. 光学精密工程, 2010, 18(3): 708 – 715.
- [11] HUANG W, JING Z L. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(4): 493 – 500.
- [12] QU X B, YAN J W, XIAO H Z, et al. Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in non-subsampled contourlet transform domain [J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(12): 1508 – 1514.

(上接第3224页)

参考文献:

- [1] FAY D A, WAXMAN A M, AGUILAR M, et al. Fusion of 2-/3-/4-sensor imagery for visualization, target learning and search [C]// Proceedings of the SPIE-Enhanced and Synthetic Vision 2000. Orlando: SPIE, 2000: 105 – 115.
- [2] TOET A. Applying daytime colors to multiband nightvision imagery [EB/OL]. [2010-03-01]. <http://www.isif.org/fusion/proceedings/fusion03CD/special/s82.pdf>.
- [3] REINHARD E, ASHIKHMAR M, GOOCH B, et al. Color transfer between images [J]. IEEE Computer Graphics and Applications,
- [4] WANG L X, SHI S M, JIN W Q, et al. Color fusion algorithm for visible and infrared images based on color transfer in YUV color space [C]// Proceedings of the SPIE—The International Society for Optical Engineering. Wuhan: SPIE, 2007: 67870S-1-7.
- [5] ZHENG Y, ESSOCK E A. A local-coloring method for night-vision colorization utilizing image analysis and fusion [J]. Information Fusion, 2008, 9(2): 186 – 199.
- [6] 马爽, 方建安, 孙韶媛, 等. 基于伪彩色融合图像聚类的夜视图像上色算法[J]. 光学学报, 2009, 29(6): 1502 – 1507.