

文章编号 1004-924X(2010)03-0708-08

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

武治国^{1,2}, 王延杰¹, 李桂菊¹

- (1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;
2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

摘要:设计并实现了一种适用于红外与可见光图像融合的基于小波变换的自适应脉冲耦合神经网络(PCNN)融合技术。首先,对融合的两幅图像进行小波分解得到两组多尺度图像。然后,在小波域充分利用 PCNN 的同步激发特性,进行 PCNN 的融合策略设计;使用不同频率下小波系数的局域熵作为 PCNN 对应神经元的链接强度,经过 PCNN 点火获得参与融合图像在小波域中的点火映射图;根据点火时间计算点火映射梯度图,再通过判决选择算子,选择点火时间梯度最大的小波系数作为融合系数。最后,对融合后的小波系数进行重构生成融合图像。进行了两组图像融合实验,结果显示,在迭代次数为 50 次时,与经典小波方法相比,两组实验结果的熵分别提高 1.1%,0.7%;平均梯度分别提高 8.3%,3.7%;空间频率分别提高 2.5%,1.5%;标准差分别提高 1.9%,0.6%;交叉熵分别缩小 5.6%,4.9%,结果表明本文方法用于红外与可见光图像的融合十分有效。

关键词:图像融合;脉冲耦合神经网络;小波变换;局域熵;点火映射图

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A

Application of adaptive PCNN based on wavelet transform to image fusion

WU Zhi-guo^{1,2}, WANG Yan-jie¹, LI Gui-ju¹

- (1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*
2. *Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China*)

Abstract: A fusion method of infrared and visible light images based on Pulse Coupled Neural Network (PCNN) and wavelet transform is studied. Firstly, the two original images are decomposed by wavelet transform, then, a fusion rule in the wavelet domain is given based on the PCNN. This algorithm uses the local entropy of wavelet coefficient in each frequency domain as the linking strength, then its value can be chosen adaptively. After processing PCNN with the adaptive linking strength, new fire mapping images are obtained. According to the fire mapping images, the firing time gradient maps are calculated and the fusion coefficients are decided by the compare-selection operator with firing time gradient maps. Finally, the fusion images are reconstructed by wavelet inverse transform. Two groups

收稿日期:2009-03-02;修订日期:2009-07-29.

基金项目:国家 863 高技术研究发展计划资助项目(No. 2006AA703405F)

of experiments are undertaken for the fusion of visible and infrared images, results indicate that when the numbers of iterations are 50 times, the entropy has increased by 1.1% and 0.7%; the average grads by 8.3% and 3.7%; the spatial frequencies by 2.5% and 1.5%; the standard deviation by 1.9% and 0.6%, respectively; and the cross-entropy has reduced by 5.6% and 4.9%, respectively as comparing with that of classical wavelet method. These results show that proposed method has improved the details of fused images and is suitable for fusing visible and infrared images.

Key words: image fusion; Pulse-Coupled Neural Network (PCNN); wavelet transform; local entropy; fire mapping image

1 引言

目前,靶场光测设备多装有红外和可见光传感器,可见光成像传感器在一定照度下能反映场景的细节,但照度不佳时的可见光图像的对比度较低,成像与目标场景的热对比度无关;红外成像传感器对热目标的探测性能较好,具有特殊的识别伪装能力,但红外图像是辐射图像,灰度由目标与背景的温差决定,不能反映真实的场景。如何有效利用不同传感器的成像特点,综合这两种具有互补性图像的特征信息,保证图像边缘,获取更多的细节信息来增强场景理解一直是红外和可见光图像融合的研究热点。

脉冲耦合神经网络^[1](Pulse-coupled Neural Network, PCNN)的融合是一种全局的融合算法,可以保留更多的细节信息,且其信号形式和处理原理更符合人类视觉神经系统的生理学基础。1999年 Broussard 等人利用 PCNN 进行图像融合以提高目标识别的准确度,并且证实了 PCNN 应用于图像融合的可行性^[2]。Wei Li 等人提出了一种将小波包分解与 PCNN 相结合的方法^[3],该方法将 PCNN 网络的脉冲输出量作为图像融合的准则,但该方法融合图像后易出现边缘移位的现象。

根据工程任务需求,本文设计实现了一种基于自适应 PCNN 和小波变换的融合技术,目的是开发融合效果优良,图像细节突出的融合方法,为红外和可见光图像融合的实际应用提供新的途径。在小波变换域中,低频子图像反映原图像的近似和平均特性,高频子图像反映原图像的突变特性,即图像的边缘、区域边界特性。本文充分利

用小波变换和 PCNN 的自身特性进行融合策略设计。首先,对待融合的两幅图像进行小波分解得到两组多尺度图像,然后,在小波域充分利用 PCNN 的同步激发特性,进行基于 PCNN 的融合策略设计,根据小波系数的点火时间梯度选取融合系数,提高融合性能。实验结果表明了本文算法在红外和可见光图像融合中的有效性和优越性。

2 基于小波变换的红外与可见光图像融合

具有多分辨率特征的小波变换能够把图像分解到不同尺度下,便于分析源图像的近似信息和细节信息,其分解过程与人类视觉系统分层次理解的特点非常类似,其精确重构能力保证图像分解过程没有信息损失,因此,将小波变换应用到红外与可见光图像融合,有利于综合红外图像较好的目标指示特性和可见光图像的清晰场景信息,可以有选择地挑选图像中的细节纹理信息,得到较好的融合结果。

基于小波变换的图像融合方法的框架概括如下:

步骤 1:对待融合的红外与可见光图像分别进行小波变换,建立各源图像的小波金字塔;

步骤 2:对各分解层从高到低分别进行融合处理,各分解层上的不同频率分量可采用不同的融合规则进行融合处理,最终得到融合后的小波金字塔;

步骤 3:对融合后所得的小波金字塔进行小波逆变换,所得重构图像即为融合图像。

图 1 给出了基于小波变换的图像融合方法的结构示意图:

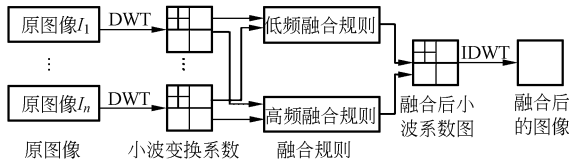


图 1 基于小波变换融合方法的结构示意图

Fig. 1 Block diagram of wavelet transform image fusion

在基于多分辨率小波变换的图像融合中,图像融合准则的选择是决定最终得到的融合结果的一个关键性的因素,也是至今未能很好解决的难点问题。本文提出了一种新的适应于红外与可见光图像融合的基于 PCNN 的融合策略。

3 基于 PCNN 的融合策略设计

3.1 PCNN 基本原理及其简化模型

脉冲耦合神经网络 PCNN 是由若干个 PCNN 的神经元互连所构成的反馈型网络,每一个神经元都由接收域、调制部分和脉冲产生器 3 部分组成(如图 2 所示)。

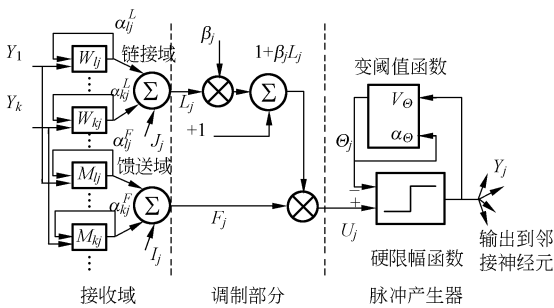


图 2 PCNN 神经元模型

Fig. 2 PCNN neuron model

其原理数学方程描述为:

$$L_j = \sum_k [W_{kj} \exp(-\alpha_{kj}^L t)] \otimes Y_k(t) + J_j, \quad (1)$$

$$F_j = \sum_k [M_{kj} \exp(-\alpha_{kj}^F t)] \otimes Y_k(t) + I_j, \quad (2)$$

$$U_j = F_j(1 + \beta_j L_j), \quad (3)$$

$$\Theta_j = \exp(-\alpha_\Theta) \Theta_j + V_\Theta Y_j(t), \quad (4)$$

$$Y_j(t) = \begin{cases} 1, & U_j > \Theta_j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (5)$$

接受域接受来自其它神经元与外部的输入。

式中, W_{kj} 和 M_{kj} 是神经元的突触连接权, α_{kj}^L 与 α_{kj}^F 为时间常数, V_Θ 与 α_Θ 分别表示阈值的幅度系数与时间常数, β 表示链接强度。神经元 Y_j 通过接收域接收外界输入信号 (I_j 和 J_j) 及几个相邻神经元的输出 (Y_1, \dots, Y_k) 后, 将其通过两条通道传输。其中, 一条通道称为馈送输入 F , 另一通道称为链接输入 L 。 F 通道的脉冲响应函数随时间的变化比 L 通道慢。在调制域完成链接输入对馈送输入的调制, 进而形成该神经元的内部活动量 U_j ; 接着, U_j 进入脉冲产生部分, 与该神经元的阈值 Θ_j 比较大小, 输出 $Y_j = 1$ 表示神经元 J 发生点火被激活, 产生一个脉冲; $Y_j = 0$ 不激活。

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、连接权值矩阵、连接系数等, 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。假设神经元的馈送输入 F_j 只接受外部刺激输入信号, 则图 1 的神经元模型简化为如图 3 所示的 Kuntimad 等给出的简化模型^[4]。

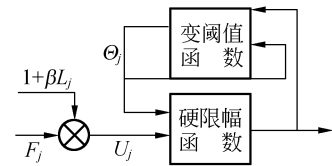


图 3 PCNN 神经元的简化模型

Fig. 3 Simplified PCNN neuron model

3.2 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, 在外部刺激的作用下, 将以一定的自然频率发放脉冲, 称为自然点火。小波系数越大, 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_{pj} , 由于邻近神经元 N_{ij} 点火, 使链接输入 L_{pj} 产生变化, 从而使其提前点火, 这一行为称为 N_{pj} 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,各神经元对应的小波系数相差越小,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。局部熵刻画了小波域中局部区域变化的剧烈程度。红外和可见光图像具有不同的成像光谱特性,不同目标在图像中成像效果不同,两种类型图像中目标的小波系数的局部熵有较大的差异。故此处选择每个小波系数的局部熵作为 PCNN 中对应神经元的链接强度,小波系数的局部熵较大,对应神经元的链接强度就较大,与同样位置处的小波系数相比,其被捕获点火地就越早。

设 $C(i, j)$ 为小波域中点 (i, j) 处的小波系数,对于 $M \times N$ 的局部窗口,局部熵为:

$$\beta_{i,j} = - \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N P_{i,j} \log P_{i,j}, \quad (6)$$

其中

$$P_{i,j} = C(i, j) / \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N C(i, j). \quad (7)$$

$\beta_{i,j}$ 反映了图像窗口内的灰度变化率大小。在小波系数相对较均匀的地方,局部熵就大, $\beta_{i,j}$ 的值也越大,则对应神经元的链接强度越大;小波系数相差较大的地方,局部熵小,则对应神经元的链接强度越小。这符合真实神经元的链接强度不可能完全相同的事实。

3.3 点火时间映射图及阈值幅度系数的确定

在标准的 PCNN 模型中,当神经元输出一个脉冲,神经元的阈值就通过反馈迅速得到提高。当神经元的阈值 Θ_j 超过 U_j 时,脉冲产生器就被关掉,停止发放脉冲。接着,阈值就开始指数下降,当阈值低于 U_j 时,脉冲产生器被打开,神经元就被点火,即处于激活状态,输出一个脉冲或脉冲序列。公式(4)中的阈值可表示为:

$$\Theta_j(t) = \begin{cases} \exp(-\alpha_\Theta) \Theta_j(t-1), & Y_j(t) = 0 \\ \mathbf{V}_j^T, & Y_j(t) = 1 \end{cases}, \quad (8)$$

根据接收域接受的最大可能输入信号,引入最大常量阈值 V 。则阈值 Θ_j 的衰减过程为以 $\exp(-\alpha_\Theta)$ 表示的等比数列,即:

$$\Theta_j(t) = V \exp(-t\alpha_\Theta), \quad (9)$$

因此,神经元 Y_j 的输出点火周期变化过程如图 4 中 1、2、3 点描述所示。

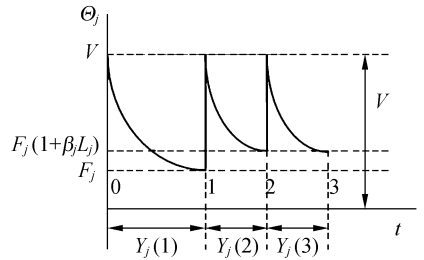


图4 神经元 Y_j 的输出点火周期变化过程

Fig. 4 Firing periodic variation process of neuron Y_j

将小波系数映射到对应图像的灰度范围内,以 8 位灰度图像为例最大灰度值 ≤ 255 ,最小灰度值 ≥ 0 ,当最大常量阈值设为 255,阈值函数输出随时间衰减到最小灰度时图像中所有像素均得到点火。这样,PCNN 在每次迭代中的输出为在不同时刻产生对应该时刻阈值强度的点火小波系数。这时,就可以使用神经元的输出点火小波系数的先后次序来表示每个神经元的点火时间。将 PCNN 中每个神经元的点火时间映射到对应图像的灰度范围内,就是一幅点火时间映射图。

假设使图像中所有像素均点火的最小点火阈值为 V_{\min} ,最大常量阈值为 V_{\max} ,则使图像像素均点火的迭代时间为:

$$t = -\ln(V_{\min}/V_{\max})/\alpha_\Theta, \quad (10)$$

由此,当调整阈值幅度系数 α_Θ 后,可确定图像中全部神经元都发生点火的最大迭代次数。反之,当选取了最大迭代次数,便可确定阈值幅度系数 α_Θ 。

3.4 点火时间梯度映射图

点火时间梯度反映了点火时间变化的程度,能够很好地描述点火时间映射图的点火时间突变信息,即可判断出该神经元处的目标是特征明显的目标还是特征不明显的目标。通过求取点火时间映射图中每个元素在邻域中与它周围的元素的一阶差分作为当前元素的点火时间局部梯度,即:

$$\text{Grad}(x, y) = \sqrt{DX(x, y)^2 + DY(x, y)^2}, \quad (11)$$

其中, $DX(x, y)$ 和 $DY(x, y)$ 为各元素在水平和垂直方向上的点火时间梯度值。点火时间窗口中点火时间越接近, 点火时间变化率就越小, 点火时间局部梯度的值也越小。将点火时间梯度映射到图像的灰度范围内, 就是一幅点火时间梯度映射图。通过选取点火时间梯度最大的图像 X 或 Y 的小波系数作为融合图像 F 对应的小波系数, 即 $S_F^k(2^j, x, y) =$

$$\begin{cases} S_X^k(2^j, x, y), & \text{若 } \text{Grad}_X^k(2^j, x, y) \geq \text{Grad}_Y^k(2^j, x, y) \\ S_Y^k(2^j, x, y), & \text{若 } \text{Grad}_X^k(2^j, x, y) < \text{Grad}_Y^k(2^j, x, y) \end{cases}, \quad (12)$$

式中: $S_F^k(2^j, x, y)$ —第 k 个融合高频子带, 在分辨率 2^j 下点 (x, y) 的融合值; $S_X^k(2^j, x, y)$ —源图像 X 在第 k 个高频子带, 点 (x, y) 位置上的小波系数值; $S_Y^k(2^j, x, y)$ —源图像 Y 在第 k 个高频子带, 点 (x, y) 位置上的小波系数值; $\text{Grad}_X^k(2^j, x, y)$ —源图像 X 在第 k 个高频子带, 以点 (x, y) 为中心的点火时间梯度; $\text{Grad}_Y^k(2^j, x, y)$ —源图像 Y 在第 k 个高频子带, 以点 (x, y) 为中心的点火时间梯度。

3.5 融合过程

对二维图像进行 N 层的小波分解, 可得 $3N + 1$ 个不同的频带, 其中包含 $3N$ 个高频带和一个低频带。图 5 以两幅图像的融合为例, 说明了基于自适应 PCNN 和小波变换的图像融合过程。

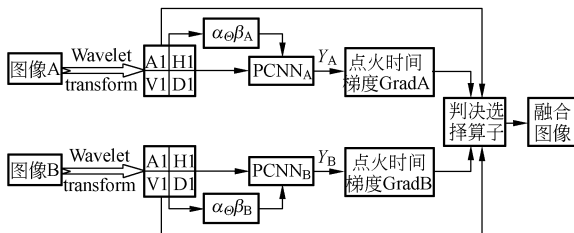


图 5 融合算法结构示意图

Fig. 5 Sketch map of fusion method

设待融合的图像 A 和 B , 分别对两幅图像做小波变换, 得到小波金字塔。对不同频率小的小波系数计算各自的局域熵 $\beta_{A,ij}^k, \beta_{B,ij}^k$ 作为 $\text{PCNN}_A^k, \text{PCNN}_B^k$ 中相应神经元的链接强度的输入。设定

点火迭代次数 T , 根据 T 计算阈值调整时间常量 α_0 。将待融合图像的小波系数作为各神经元的输入刺激输入到 PCNN 中, 不同频率下的 PCNN 输出为该频率下的小波系数点火映射图 Y_A^k, Y_B^k , 计算点火时间映射图中每个元素的点火时间局部梯度, 并输入到判决选择算子中, 根据公式(12)计算小波融合系数值。

4 实验

针对实际应用, 本文分别利用联合国存放重要物资营地的红外及可见光图像及靶场大口径光测设备观测的货车的红外和可见光图像进行两组融合实验, 并将融合结果与经典小波变换法、相关系数法、乘积变换法得到的融合结果进行了比较。经典小波变换法采用 Db4 小波基进行 3 层小波分解, 融合系数选取规则为低频取平均值, 高频取绝对值最大的小波系数。对融合结果采用主观和客观的评价方法进行比较分析。对没有参考图像的融合图像常用的客观评价指标有信息熵、平均梯度、标准差、空间频率、交叉熵等。熵越大, 表示图像所含的信息越丰富, 图像质量越好。平均梯度可敏感地反映图像对微小细节反差表达的能力, 可用来评价图像的清晰程度及纹理变化特征。灰度标准差反映了灰度相对于灰度均值的离散情况, 标准差越大, 则灰度级分布越分散。空间频率反映一幅图像在空间域的总体活跃程度, 其值越大越好。交叉熵的大小反映了图像间差异的大小, 交叉熵值越小, 说明融合结果图像与原始图像的差异越小。

实验一 联合国存放重要物资的营地的红外及可见光图像融合实验

实验图像分辨率为 256×256 , 灰度级为 256 级。图像中栅栏内是军事物资, 一个人正在栅栏外行走。如图 6 所示, 小波变换采用 Db4 小波基进行 3 层小波分解。

从融合的结果可以看出, 四种融合方法都改善了原始图像的视觉效果, 丰富了图像信息, 提高了图像的清晰度。但图(e)、(f)、(g) 结果明显优于图(c)、(d), 物体轮廓更明显, 视觉效果更好。



(a) 红外图像 (b) 可见光图像
(a) Infrared image (b) Visible light image



(c) 乘积变换法融合图 (d) 相关系数法融合图
(c) Fusion image by multiply algorithm (d) Fusion image by correlation coefficient algorithm



(e) 经典小波变换融合图 (f) 本文策略迭代 30 次时融合图
(e) Fusion image by classic Wavelet algorithm (f) Fusion image by proposed algorithm (iteration 30)



(g) 迭代次数 50 次时融合图
(g) Fusion image by proposed algorithm(iteration 50)

图 6 可见光与红外图像及其融合结果
Fig. 6 Fusion of visible and infrared images

图(f)、(g)相比于图(e),细节信息得到了更好的保留,人物清晰,树木及草丛的细节突出。表 1 给出了几种融合算法性能比较结果。

表 1 评价统计参数

Tab. 1 Evaluation of statistical parameters

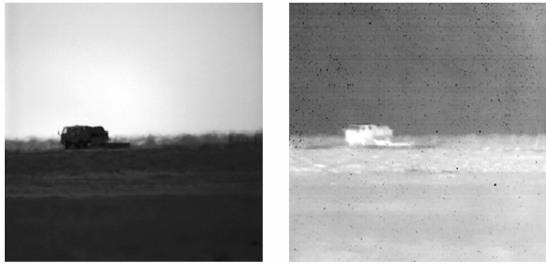
Method	Entropy	Average spatial grads	standard frequencies	Cross-Entropy
Fusion image by multiply algorithm	6.23	4.13	8.35	24.55
Fusion image by correlation coefficient algorithm	6.24	3.55	6.74	22.66
Fusion image by classic wavelet algorithm	6.41	6.51	12.56	25.59
Fusion image by proposed algorithm (iteration 30)	6.47	6.96	12.83	25.92
Fusion image by proposed algorithm (iteration 50)	6.48	7.05	12.87	26.07

对表 1 中的实验结果进行比较可以得出,本文方法迭代 30 次时相比经典小波变换融合方法信息熵提高 0.9%;平均梯度提高 6.9%;空间频率提高 2.1%;交叉熵缩小 4.9%;标准差提高 1.3%,迭代 50 次时相比小波变换融合方法信息熵提高 1.1%;平均梯度提高 8.3%;空间频率提高 2.5%;交叉熵缩小 5.6%;标准差提高 1.9%。

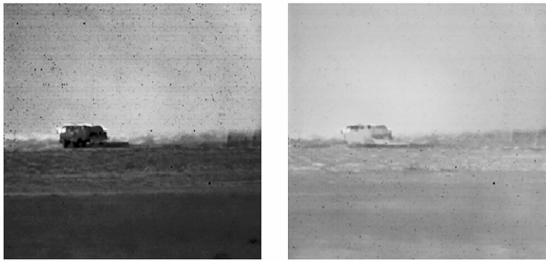
实验二 货车的红外及可见光图像融合实验

红外图像分辨率为 320×240 ,可见光图像分辨率为 1024×1024 ,灰度级为 256 级,对实验图像进行配准后进行融合处理。如图 7 所示,小波变换采用 Db4 小波基进行 3 层小波分解。

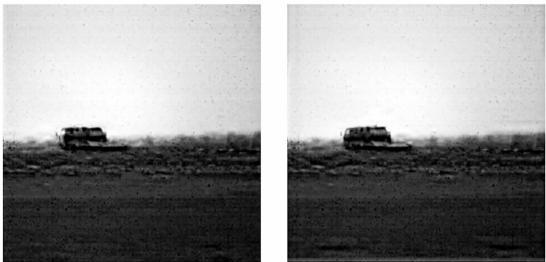
从目视效果对融合结果进行比较,可以明显的看出图(c)背景与货车细节信息丢失,图像质量下降。图(d)信息得到丰富,但图像对比度下降,与原始图像偏离。图像(e)、(f)、(g)细节信息丰富,但仔细观察图(f)、(g)相比图(e)纹理更清晰,车窗边缘轮廓突出,背景中的热辐射体更加明显。表 2 给出了几种融合算法客观比较结果。



(a) 红外图像 (b) 可见光图像
(a) Infrared image (b) Visible light image



(c) 乘积变换法融合图 (d) 相关系数法融合图
(c) Fusion image by Multiplying algorithm (d) Fusion image by correlation coefficient algorithm



(e) 经典小波变换融合图 (f) 本文策略迭代 30 次时融合图
(e) Fusion image by classic wavelet algorithm (f) Fusion image by proposed algorithm (iteration 30)



(g) 迭代次数 50 次时融合图
(g) Fusion image by proposed algorithm (iteration 50)

图 7 可见光与红外图像及其融合结果
Fig. 7 Fusion of visible and infrared images

表 2 评价统计参数

Method	Entropy	Average spatial grads	spatial frequencies	standard deviation	Cross-Entropy
Fusion image by multiply algorithm	6.14	4.85	10.20	34.01	1.571
Fusion image by correlation coefficient algorithm	6.37	3.87	8.03	25.25	1.456
Fusion image by classic wavelet algorithm	7.12	6.99	13.92	97.28	1.345
Fusion image by proposed algorithm (iteration 30)	7.16	7.23	14.12	97.77	1.282
Fusion image by proposed algorithm (iteration 50)	7.17	7.25	14.13	97.88	1.279

对表 2 中的实验结果进行比较可以得出,本文方法迭代 30 次时相比经典小波变换融合方法信息熵提高 0.6%;平均梯度提高 3.4%;空间频率提高 1.4%;交叉熵缩小 4.7%;标准差提高 0.5%,迭代 50 次时相比小波变换融合方法信息熵提高 0.7%;平均梯度提高 3.7%;空间频率提高 1.5%;交叉熵缩小 4.9%;标准差提高 0.6%。

5 结 论

本文针对红外与可见光图像,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,获取图像中的不同频率特征信息;同时充分利用 PCNN 同步激发特性,使用小波系数图的局部熵作为神经元的链接强度;并根据迭代次数确定阈值幅度系数,通过 PCNN 得到点火梯度映射图,来进行融合策略设计,以提高图像融合质量。实验结果表明,本文方法最大可能地保留了各幅图像中的边缘特征及其细节信息,纹理更加清晰,相比其它方法各项指标均提高 0.5% 以上,具有比其它几种方法更好的融合效果,是一种非常适合于红外与可见光图像融合的方法。

参考文献:

- [1] 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, UK: Cambridge Univ. Press, 1989:255-272.
- [2] 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 Transactions on Neural Networks*, 1999, 10(3):554-563.
- [3] 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*, 2005: 5297-5301.
- [4] 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.
SHI M H, ZHANG J Y, ZHANG X B, *et al.*. Image binary segmentation based on improved PCNN mode[J]. *Computer Simulation*, 2002, 19(7): 42-46. (in Chinese)
- [5] 马拉特. 信号处理的小波导引[M]. 北京:机械工业出版社, 2003.
STEPHEN M. *A Wavelet Tour of Signal Processing* [M]. Beijing: China Machine Press, 2003. (in Chinese)
- [6] 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.
MIAO Q G, WANG B SH. A novel image fusion algorithm based on local contrast and adaptive PCNN [K]. *Chinese Journal of Computers*, 2008, 31(5): 875-880. (in Chinese)
- [7] 张强, 郭宝龙. 应用第二代 Curvelet 变换的遥感图像融合[J]. *光学精密工程*, 2007, 15(7):1130-1136.
ZHANG Q, GUO B L. Fusion of remote sensing images based on the second generation Curvelet transform[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(7): 1130-1136. (in Chinese)
- [8] 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.
YU R X, ZHU B, ZHANG K. A new image fusion algorithm based On PCNN and BWT[J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2008, 19(7): 956-959. (in Chinese)
- [9] 李敏, 蔡聘, 谈正. 基于修正 PCNN 的多传感器图像融合方法[J]. *中国图象图形学报*, 2008, 13(2):284-290.
LI M, CAI CH, TAN ZH. Modified PCNN based multisensor image fusion scheme [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2008, 13(2): 284-290. (in Chinese)
- [10] 王志慧, 赵保军, 沈庭芝. 基于 PCNN 的图像融合规则[J]. *激光与红外*, 2008, 38(5):485-488.
WANG ZH H, ZHAO B J, SHEN T ZH. Image fusion rule based on PCNN[J]. *Laser & Infrared*, 2008, 38(5):485-488. (in Chinese)
- [11] 余瑞星, 朱冰, 张科. 基于 PCNN 的图像融合新方法[J]. *光电工程*, 2008, 35(1):126-130.
YU R X, ZHU B, ZHANG K. New image fusion algorithm based on PCNN[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2008, 35(1):126-130. (in Chinese)

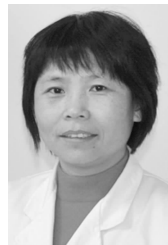
作者简介:



武治国(1978—),男,吉林长春人,博士研究生,助理研究员,主要研究方向为图像处理、数据融合。E-mail: wu78zg@163.com



王延杰(1963—),男,吉林长春人,研究员,博士生导师,1988年于吉林工业大学获学士学位,1998年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获硕士学位,主要研究方向为数字图像处理。E-mail: wjyciomp@gmail.com



李桂菊(1964—),女,吉林吉林人,研究员,1985年于吉林大学获得学士学位,1988年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得硕士学位,主要从事数字图像处理及 DSP 应用方面的研究。E-mail: lgjciom666@yahoo.com.cn