

文章编号: 1672-8785(2015)06-0017-04

基于 NSCT 和改进型 PCNN 的红外与 可见光图像融合算法

谈世磊¹ 张红民¹ 王 艳²

(1. 重庆理工大学电子信息与自动化学院, 重庆 400054 ;

2. 重庆理工大学计算机科学与工程学院, 重庆 400054)

摘 要: 针对现有红外与可见光图像融合算法中易出现目标信息丢失或减弱的情况, 提出了一种基于非下采样 Contourlet 变换和改进型脉冲耦合神经网络的融合算法。该算法首先对经过预处理和图像配准后的红外和可见光图像进行非下采样 Contourlet 变换, 分别得到两幅图像的高频系数和低频系数; 其次, 采用改进型脉冲耦合神经网络对源图像高频系数进行融合, 用区域能量最大处理低频系数; 最后, 对融合后的系数进行非下采样 Contourlet 反变换, 得到融合后的图像。实验结果表明, 本文算法在主观视觉上显示了更多的图像细节信息, 同时客观数据指标也有不同程度的提升。

关键词: NSCT ; PCNN ; 红外与可见光; 系数融合; 区域能量

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2015.06.004

Infrared and Visible Image Fusion Method Based on NSCT and Improved PCNN

TAN Shi-lei¹, ZHANG Hong-min¹, WANG Yan²

(1. School of Electronic Information and Automation, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China;

2. School of Computer Science and Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China)

Abstract: Since target information is easy to be lost or weaken in the current infrared and visible image fusion algorithms, a fusion algorithm based on non-subsampled contourlet transform and an improved pulse coupled neural network is proposed. First, the infrared and visible images which are preprocessed and registered are transformed through non-subsampled contourlet transform and the high-frequency coefficients and low-frequency coefficients of two images are obtained respectively. Then, the improved pulse coupled neural network is used to fuse the high-frequency coefficients of the images and the largest energy in a region is used to deal with the low-frequency coefficients. Finally, the fused coefficients are transformed by using NSCT inverse transform, so as to obtain the fused image. The experimental results show that the proposed algorithm can display more detail information of images in the subjective vision while its several objective data indicators are improved to a different extent.

Key words: NSCT; PCNN; infrared and visible; coefficient fusion; region energy

收稿日期: 2015-04-07

基金项目: 重庆市科委应用开发重点项目 (cstc2013yykfB90001)

作者简介: 谈世磊 (1990-), 男, 安徽合肥人, 硕士研究生, 主要研究方向为图像分析与处理。

E-mail: 779646799@qq.com

0 引言

红外与可见光融合技术在军事、医疗及安防等领域具有广泛的应用^[1]。红外图像具有穿透能力强、夜视效果好的优点,但一般情况下图像的分辨率较低。可见光图像具有丰富的细节和颜色信息,但在气候恶劣的条件下光源的穿透能力较薄弱,而且夜视能力较差。因此,红外图像和可见光图像融合可以有效地克服单一图像传感器获取信息不全的不足^[2]。

近年来,多尺度分析方法在图像融合领域取得了很多研究成果^[3],主要有小波变换^[4]、Contourlet 变换^[5]和非下采样 Contourlet 变换(Non-Subsampled Contourlet Transform, NSCT)^[6]等。NSCT 继承了金字塔变换、Curvelet 变换、脊波变换和 Contourlet 变换的优点,同时也较好地解决了 Gibbs 效应的问题。脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)是一种不需要通过训练和学习就可以从复杂背景中提取有效信息的方法,现已被众多学者应用于图像处理中。例如, Broussard 等人将 PCNN 成功应用到了图像融合中,验证了 PCNN 用于图像融合的可行性^[7]。

本文对传统 PCNN 进行改进,并结合 NSCT 算法提出了一种红外与可见光图像融合算法。它首先利用 NSCT 分解得到高低频系数,然后用区域能量最大处理低频系数,选用局部区域方差、清晰度和空间频率三种系数中的最大者处理高频系数,最后通过 NSCT 逆变换得到融合后的图像。

1 非下采样 Contourlet 变换

NSCT^[8]算法的分解框图如图 1 所示,显然,NSCT 算法主要分为两部分: NSP 和 NSDFB。NSP 主要是实现图像多分辨率的分解,而 NSDFB 则是完成图像的多方向分解。一幅图像通过 NSCT 分解后能得到源图像的多层子图。

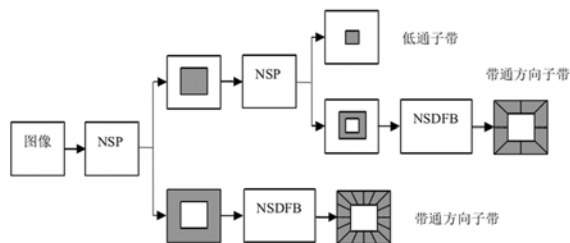


图 1 NSCT 算法分解图

2 改进型 PCNN 模型

PCNN^[9-12]的应用在很大方面取决于参数的设定,但是,传统 PCNN 模型的众多参数限制了其应用的深度和广度。本文为了在图像融合过程中解决参数的调整和计算问题,对传统 PCNN 模型进行了改进,如图 2 所示。

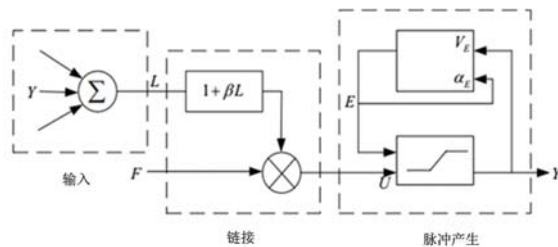


图 2 改进型 PCNN 模型示意图

改进型 PCNN 模型将传统 PCNN 模型的众多参数缩减为四个,大大降低了计算量。改进型 PCNN 模型的离散数学表达式为

$$F_{ij}(n) = I_{ij} \quad (1)$$

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

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

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

$$E_{ij}[n] = \exp(-\alpha_E) E_{ij}[n-1] + V_E Y_{ij}[n] \quad (5)$$

$$T_{ij}^{l,k} = T_{ij}^{l,k}[n-1] + Y_{ij}^{l,k}[n] \quad (6)$$

式中, I 表示激励输入值,通常是 (i, j) 点像素的灰度值。图像中每个像素对应于一个神经元, F 对应于神经元的输入部分, E 为动态阈值, L 是被链接的输出项, U 表示神经元的内部活动项, W 代表神经元的内部连接矩阵。

显然, 改进型 PCNN 模型主要有四个参数 W 、 β 、 α_E 、 V_E 。一般情况下, 除 W 外的三个参数在不同的应用中初值相同, 而 W 的值则是两个像素间距离平方的倒数, 神经元 ij 与神经元 kl 的连接权重为

$$W_{ijkl} = \frac{1}{(i-k)^2 + (j-l)^2} \quad (7)$$

式中, Y 表示神经元的输出, 当 $U_{ij}[n] > E_{ij}[n-1]$ 时产生一个脉冲信号, 代表一次点火, 为 $T_{i,j}^{l,k}$ 次迭代之后神经元的点火次数。

3 红外与可见光融合策略

红外图像 A 与可见光图像 B 经过 NSCT 变换后, 分别得到各自的高频和低频分量, 高频系数为 $I_{A,J}^i(m,n)$ 和 $I_{B,J}^i(m,n)$, 低频系数为 $I_{A,L}(m,n)$ 和 $I_{B,L}(m,n)$, 其中, $J = (1, 2, \dots, L)$ 为分解层的数目, i 为每一层分解后的方向数目。融合策略将直接影响两幅源图像的融合效果, 下面分别介绍低频系数和高频系数的融合规则。

低频部分采用区域能量取大的方式获取融合系数^[13], 这里不再进行阐述。

分解后的高频分量携带了大量的纹理和目标边缘信息。为了提高图像融合的质量, 本文采用了多判断性的 PCNN 融合规则, 其核心思想是选取局部区域方差、清晰度、空间频率三个系数中的最大者作为高频的融合系数。

(1) 区域方差准则

$$\overline{I_{K,J}(m,n)} = \frac{1}{XY} \sum_{x=-(X-1)/2}^{X+1/2} \sum_{y=-(Y-1)/2}^{Y+1/2} I_{K,J}(m+x, n+y) \quad (8)$$

$$D_{K,J}(m,n) = \frac{1}{XY} \sum_{x=-(X-1)/2}^{X+1/2} \sum_{y=-(Y-1)/2}^{Y+1/2} [I(m+x, n+y) - \overline{I_{K,J}(m,n)}]^2 \quad (9)$$

式中, $\overline{I_{K,J}(m,n)}$ 和 $D_{K,J}(m,n)$ 分别表示图像 K (K 取 1, 2) 中每一点的均值和局部区域方差,

XY 表示邻域的大小, 本节取 3×3 。然后, 相应的局部区域方差矩阵被分为若干个非重叠的立方子区:

$$D'_{K,J} = \frac{1}{XY} \sum_{m=-(X-1)/2}^{X+1/2} \sum_{n=-(Y-1)/2}^{Y+1/2} D_{K,J}(m,n) \quad (10)$$

$$R_{K,J}^1(m,n) = \frac{D'_{2,J}(m,n)/D_{2,J}}{D'_{1,J}/D_{1,J}} \quad (11)$$

式中, $D'_{K,J}$ 表示每个局部区域方差, $D_{1,J}$ 和 $D_{2,J}$ 分别代表红外与可见光图像的方差总和。如果 $R_{K,J}^1(m,n) > 1$, 则可见光图像的区域方差对比值大于红外图像, 所以选择可见光图像的高频系数作为融合系数, 反之, 选取红外图像的高频系数。

(2) 区域清晰度准则

$$I_{K,J}(m,n) = \frac{1}{XY} \sum_{m \leq X, n \leq Y} \{[N(m,n) - N(m+1,n)]^2 + [N(m,n) - N(m,n+1)]^2\}^{1/2} \quad (12)$$

式中, $I_{K,J}(m,n)$ 表示图像 K 中每一点的清晰度。然后, 将清晰度矩阵分为若干个非重叠的立方子区。

$$I'_{K,J} = \frac{1}{XY} \sum_{m \leq X, n \leq Y} I_{K,J}(m,n) \quad (13)$$

$$R_{K,J}^2(m,n) = \frac{I'_{2,J}(m,n)/I_{2,J}}{I'_{1,J}(m,n)/I_{1,J}} \quad (14)$$

式中, $I'_{K,J}$ 表示每个区域的局部清晰度, $I_{1,J}$ 和 $I_{2,J}$ 分别表示红外与可见光图像的清晰度之和。如果 $R_{K,J}^2(m,n) > 1$, 则可见光的区域清晰对比值大于红外图像, 故选择可见光的高频系数用于图像融合。否则, 选取红外图像的高频系数。

(3) 空间频率准则

空间频率反映了图像的整体活跃度, 空间频率越大, 图像就越清晰、越活跃。首先, 计算红外与可见光高频子带的空间频率, 利用空间频率触发 PCNN, 神经元的链接强度随着空间频

率的增大而增大。空间频率越大,就越易被捕获点火。根据式 (6) 得到 $T_{ij}^{l,k}$, 将其构成的点火映射作为 PCNN 的输出, 融合系数为

$$R_{K,J}^3 = \begin{cases} I_{1,J}, & T_{1,ij}^{l,k} \geq T_{2,ij}^{l,k} \\ I_{2,J}, & T_{1,ij}^{l,k} < T_{2,ij}^{l,k} \end{cases} \quad (15)$$

最后, 从 $R_{K,J}^1, R_{K,J}^2$ 和 $R_{K,J}^3$ 中选取最大的一个作为高频融合系数。

$$R_{K,J}^{MAX(m,n)} = [R_{K,J}^1(m,n), R_{K,J}^2(m,n), R_{K,J}^3(m,n)] \quad (16)$$

4 实验结果与分析

4.1 实验结果

实验选取某林区的一组红外和可见光图像进行融合。实验系统的硬件配置为 Inter CORE i3 Processor 2.7GHz CPU, 内存为 2GB, 软件环境为 Matlab7.0。将本文算法与 Laplacian 金字塔变换、Contourlet 变换和离散小波变换 (DWT) 融合算法进行对比。

Laplacian 金字塔变换滤波器组采用 “9-7” 的滤波器, 分解层数为 4 层; Contourlet 变换中, 低频分量采用加权平均进行融合, 高频分量采用区域能量融合规则; DWT 法采用 “db2” 小波基, 分解层数也为 4 层。本文算法中, NSP 分解为 3 层, NSDFB 采用双正交滤波器分解为 16 个尺度方向于设定改进型 PCNN 的参数为 $\beta = 0.1, \alpha_E = 0.1, V_E = 0.1$ 。各算法的图像融合结果如图 3 所示。

4.2 融合结果评价

从图 3 可以明显看出, 本文算法在主观消除融合过程中的虚假信息方面优于其它三种算法。同时, 图像的细节信息得到了很好的保存, 更能满足人们的视觉要求。

客观数据指标上, 选取信息熵、平均梯度、标准差和空间频率对融合后的图像进行评价, 结果列于表 1 中。

从信息熵、平均梯度、标准差和空间频率的量化数据可知, 本文算法在这四个客观数据指标上均优于其它三种算法, 其中空间频率为 33.9457, 比其它三种算法提高了近一倍, 本文

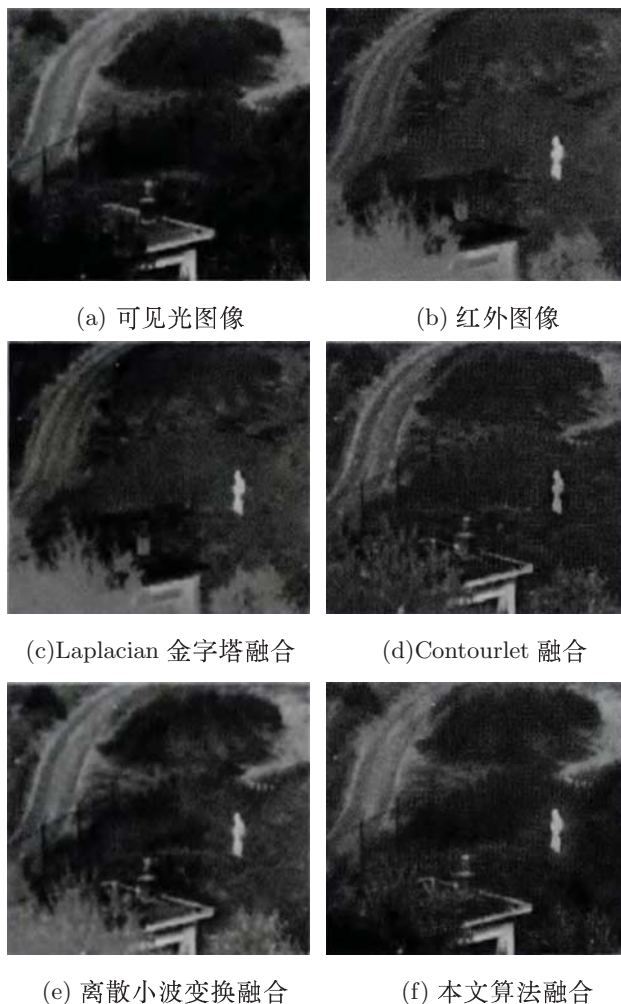


图 3 图像融合结果

表 1 不同算法融合后客观数据指标的比较结果

类别	信息熵	平均梯度	标准差	空间频率
Laplacian	6.3841	5.9367	0.0268	17.9774
Contourlet	6.4786	6.1146	0.0279	17.9032
DWT	6.4856	5.9688	0.0288	16.7984
本文算法	6.5162	6.2296	0.0294	33.9457

算法融合后的图像具有更多的细节信息。

5 结论

根据 NSCT 和 PCNN 的特点, 提出了一种基于 NSCT 和改进型 PCNN 的红外与可见光图像融合算法。算法充分考虑了待融合图像的目标信息, 提高了在背景遮挡下检测的准确性。实验结果表明, 本文算法无论是主观视觉还是客观

(下转第 25 页)