文章编号:1001-5078(2012)02-0213-04

·图像与信号处理·

基于 Shearlet 与改进 PCNN 的图像融合

王朝晖[1],王佳琪[1],赵德功[2],付 伟[1]
(1.燕山大学信息科学与工程学院,河北 秦皇岛 066004;2.中国人民解放军91336部队,河北 秦皇岛 066236)

摘 要:提出了一种基于离散剪切波(shearlet)和改进的脉冲耦合神经网络(PCNN)进行图像融合的方法。首先,采用 shearlet 变换将已配准的两个源图像进行分解,得到低频子带系数和不同尺度不同方向的高频子带系数,低频部分采用简单的加权平均法;高频部分,提出基于改进的拉普拉斯能量作为 PCNN 链接强度的算法。最后,进行 shearlet 反变换得到融合图像。仿真结果表明,本文的算法有更好的融合效果,并且所用时间也比非采样轮廓波(NSCT)少。

关键词:图像融合;离散剪切波;脉冲耦合神经网络;链接强度
中图分类号:TP391 **文献标识码**:A **DOI**:10.3969/j.issn.1001-5078.2012.02.022

Image fusion based on Shearlet and improved PCNN

WANG Zhao-hui[1], WANG Jia-qi[1], ZHAO De-gong[2], FU Wei[1]
(1. Yanshan University, The College of Information Science and Engineering, Qinhuangdao 066004, China;
2. Unit 91336 of PLA, Qinhuangdao 066236, China)

Abstract: An image fusion algorithm is proposed based on shearlet transform and improved Pulse Coupled Neural Networks(PCNN). Firstly, two registered original images are decomposed by shearlet transform, thus the low frequency subband coefficients and high frequency subband coefficients can be obtained. Secondly, the fusion principle of the low frequency subband coefficients is based on the traditional method of weighted average. As for the high frequency subband coefficients, we present an algorithm which employ the improved laplacian energy as the link intensity of PCNN. The experimental results show that the proposed algorithm outperforms Nonsubsampled Contourlet Transform(NSCT), and it takes less time than NSCT.

Key words: image fusion; shearlet; PCNN; link intensity

1 引 言

小波分析兼具多分辨和时频局部化的优良特性,已成为图像融合的重要技术手段。但小波分析在一维时具有的优异特性并不能简单地推广到二维或更高维。于是,多尺度几何分析(multiscale geometric analysis, MGA)近年来受到了越来越多的关注,目前人们提出的 MGA 方法主要包括曲线波(Curvelet)、轮廓波(Contourlet)等。Contourlet 变换是通过严格采样的扇形滤波器组和重采样实现的,扇形滤波器组不能实现任意方向的变换,并且 Contourlet 变换应用于图像融合时容易引入伪吉布斯现象[1],而 NSCT 具有平移不变性,能够克服伪吉布斯现象,但数据量大,运行时间长。为此,K. Guo 和 G. Easley[2]通过具有合成膨胀的仿射系统构造了剪切波,它能够对图像进行稀疏表示且产生最优逼近。对于二维信号,剪切波不仅可以检测到所有的奇异点,而且可以自适应跟踪奇异曲线的方向,反变换时也不需要进行逆扇形滤波器组变换。

在对高频部分融合时,通常采用 PCNN 融合算法。在融合时,可以把源图像的梯度能量作为 PCNN 中的链接强度[3],也可以采用拉普拉斯能量

作者简介:王朝晖(1968-),女,副教授,硕士学位,主要研究工作是成像技术与信息处理。E-mail:415079112@qq.com
收稿日期:2011-06-09;**修订日期**:2011-07-11

作为其链接强度[4],它比梯度能量能够有效的衡量区域的清晰度[5],但拉普拉斯算子在运算过程中产生了相邻像素关系的重复运算,导致其运算量大,实时性差。尽管拉普拉斯算子的简化形式——四邻域差分算子计算量变小,但没有考虑对角相邻像素之间的关系,导致清晰度的准确度降低。因此,本文提出了一种改进的拉普拉斯能量算法。

2 离散 Shearlet 变换

我们通过仿射系统把几何和多尺度分析结合起来构造剪切波。当维数 $n=2$,具有合成膨胀的仿射系统为:

$$M_{AB}(\psi)=\{\psi_{i,j,k}(x)=|\det A|^{j/2}\psi(B^lA^jx-k):\ j,l\in Z,k\in Z^2\} \tag{1}$$

其中,$\psi\in L^2(R^2)$,A 和 B 是 2×2 可逆矩阵,$|\det B|=1$。如果 $M_{AB}(\psi)$ 具有紧框架,则 $M_{AB}(\psi)$ 的元素成为合成小波。其中,A^j 与尺度变换相关联,B^l 和保持面积不变的几何变换相关联。当 $A=A_0=\begin{pmatrix}4&0\\0&2\end{pmatrix}$,$B=B_0=\begin{pmatrix}1&1\\0&1\end{pmatrix}$ 时,其形式就是剪切波(Shearlet)[3]。

离散剪切波变换的基本过程为:首先把 $f_a^{j-1}[n_1,n_2]$,$0\leqslant n_1,n_2\leqslant N_{j-1}$ 分解为一个低通滤波后的图像 $f_a^j[n_1,n_2]$,大小为 $f_a^{j-1}[n_1,n_2]$ 的 1/4;一个高通滤波后的图像 $f_d^j[n_1,n_2]$,实现多尺度剖分。然后实现方向局部化,在伪极向格上计算 $f_d^j[n_1,n_2]$ 的 DFT,然后对信号的分量应用一维带通滤波。

3 脉冲耦合神经网络

第三代人工神经网络 PCNN 是一种具有考虑图像全局特性的神经网络。PCNN 由多个神经元组成,每个神经元包括三部分:接收域(receptive field)、调制域(modulation field)和脉冲产生器(pulse generator)。PCNN 应用于数字图像处理时,让图像中的每个像素点对应一个神经元。为了更好地将其用于图像处理,人们提出了各种改进模型。本文采用的是简化模型[4]:

$$\begin{cases}F_{ij}(n)=I_{ij}(n)\\ L_{ij}(n)=e^{-\alpha_L}\cdot L_{ij}(n-1)+V_L\sum\limits_{p,q}W_{ij,pq}Y_{pq}\\ U_{ij}(n)=F_{ij}(n)\cdot(1+\beta\cdot L_{ij}(n))\\ \Theta_{ij}(n)=e^{-\alpha\Theta}\cdot\Theta_{ij}(n-1)+V_\Theta Y_{ij}(n)\\ Y_{ij}(n)=\begin{cases}1,U_{ij}(n)>\Theta_{ij}(n)\\0,\text{otherwise}\end{cases}\end{cases} \tag{2}$$

式中,n 为迭代次数;F_{ij},L_{ij} 分别为第 (i,j) 个神经元的反馈输入和连接输入;I_{ij} 为外部输入刺激信号(这里为输入图像中第 (i,j) 个像素的灰度值);β 为神经元之间的连接强度常数;U_{ij} 为内部活动项;Θ_{ij} 为动态门限;Y_{ij} 为 PCNN 的脉冲输出;W 为神经元之间的链接权系数矩阵;V_L 是链接输入的放大系数;V_Θ 是阈值放大系数;α_L 和 α_Θ 分别为链接输入和变阈值函数的时间常数;n 表示迭代次数。如果 $U_{ij}(n)>\Theta_{ij}(n)$,则神经元产生一个脉冲,称为一次点火。经过 PCNN 点火,由神经元总的点火次数构成的点火映射图作为 PCNN 的输出。

4 基于 Shearlet 和 PCNN 的图像融合

4.1 融合步骤

基于 Shearlet 和 PCNN 的图像融合步骤如下:

(1)分解:对已配准的两幅源图像 A 和 B 进行 Shearlet 分解,得到低频系数和各个尺度的高频系数;

(2)融合:对低频子带系数进行加权平均,得到融合图像的低频系数;分别计算源图像 A,B 高频部分改进的像素的拉普拉斯能量值,将其分别作为 PCNN1 和 PCNN2 的链接强度的值,得到输出点火映射图 O_A 和 O_B;采用如下规则选取高频融合系数:

$$\begin{cases}F(i,j)=A(i,j),O_A\geqslant O_B\\F(i,j)=B(i,j),O_A<O_B\end{cases} \tag{3}$$

(3)反变换:对 F 的 Shearlet 系数进行 Shearlet 逆变换,得到融合图像 F。

4.2 改进的拉普拉斯能量算法

PCNN 模型中的链接强度 β,表示当前神经元与其他神经元链接的强度。在传统的 PCNN 融合算法中,所有的神经元的链接强度都取固定的值。但是人眼视觉系统中,对于特征明显区域的反应要比不明显的区域反应强烈,不可能每个神经元的链接强度都相同[6]。如果能够根据图像像素的具体特征来取 β 值,得到的融合效果更好。基于此,提出一种改进的拉普拉斯能量算法作为 PCNN 中的链接强度。

拉普拉斯函数利用拉普拉斯算子构造评价函数,考虑了像素点与其周围 8 个相邻像素位置的关系。传统的拉普拉斯能量为[7]:

$$\mathrm{EOL}=\sum_{(x,y)\in\omega}(f_{xx}+f_{yy})^2 \tag{4}$$

其中:

$$f_{xx}+f_{yy}=20f(x,y)-4f(x+1,y)-4f(x,y-1)-4f(x-1,y)-4(x,y+1)-f(x-1,y-1)-f(x+1,y-1)-f(x+1,y+1)-f(x-1,y+1) \tag{5}$$

其拉普拉斯算子模板如表 1 所示。因拉普拉斯算子在运算过程中产生了相邻像素关系的重复运

算,因而可简化为表2所示的四邻域差分算子,即:

$$f_{xx}+f_{yy}=4f(x,y)-f(x-1,y)-f(x,y+1)-f(x+1,y)-f(x,y-1) \quad (6)$$

表1 传统的拉普拉斯算子模板

-1	-4	-1
-4	20	-4
-1	-4	-1

表2 简化的拉普拉斯算子模板

0	-1	0
-1	4	-1
0	-1	0

其运算量虽然变小,但忽略了对角相邻像素之间的关系。综合上述两种算法,本文提出改进的拉普拉斯算子,其表达式为:

$$f_{xx}+f_{yy}=10f(x,y)-4f(x-1,y)-4f(x,y+1)-f(x+1,y-1)-f(x-1,y-1) \quad (7)$$

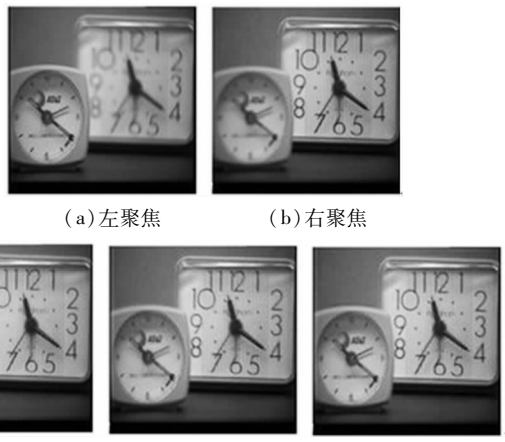
算子模板如表3所示。

表3 改进的拉普拉斯算子模板

-1	-4	0
0	10	-4
-1	0	0

5 仿真与分析

我们选择一组多聚焦图像进行了仿真实验,实验在MATLAB 7.0平台进行。图1(a)和图1(b)分别为左聚焦图像与右聚焦图像,图像灰度均为256级,大小均为512×512。为了验证算法的有效性,分别采用NSCT(方法一)、Shearlet分解,融合时PCNN的连接强度采用传统的拉普拉斯能量作为PCNN链接强度值(方法二)进行了比较。图1(c)~图1(e)为源图像采用方法一、方法二和本文方法的融合结果。在方法一中,方向分解级数分别为1,2和2,尺度分解滤波器均采用均"9-7"滤波器,方向分解滤波器采用"dmaxflat"滤波器。在本文方法中,分解尺度为4,尺度分解采用"maxflat"滤波器,在各个尺度上分解的滤波方向个数分别为6,6,10,10。PCNN模型中,参数分别为 $n=200$, $\alpha_L=1$, $\alpha_\Theta=0.2$, $V_L=1$, $V_\Theta=20$, $p\times q=3\times 3$, $W=\begin{bmatrix}0.707 & 1.000 & 0.707\\ 1.000 & 0 & 1.000\\ 0.707 & 1.000 & 0.707\end{bmatrix}$。



(a)左聚焦 (b)右聚焦

(c)方法一 (d)方法二 (e)本文方法

图1 源图像及处理结果图

为了客观地评价各种算法,本文计算了表中所列的几项图像评价指标的值。图像的标准差反映了图像像素值的分布情况,标准差越大图像包含越多的信息。熵表示图像灰度级集合的比特平均数,描述了图像的平均信息量,其值越大,图像包含的信息越多。空间频率反映一幅图像空间域的总体活跃度,其值越大,图像越清晰。由表4中计算得出的值可看出,本文方法所得图像标准差、熵均最大,可见,本文算法更好地融合了多聚焦图像各自的信息,生成的图像在图像细节表现能力方面明显高于传统算法,图像更加清晰,视觉效果更好,另外本文算法的运行时间最短。

表4 不同融合算法性能比较

评价指标	方法一	方法二	本文方法
标准差	51.0728	51.5125	51.5876
熵	0.4940	0.5587	0.5690
空间频率	9.5554	9.2713	9.4615
时间/s	286.568	246.638	224.833

6 结 论

提出了一种基于剪切波与改进的PCNN相结合的图像融合算法,在选取PCNN的链接值时,采用改进的拉普拉斯能量进行取值。对多聚焦图像进行了仿真实验,证明本文提出的方法优于传统算法。需要指出的是,在选取PCNN的链接强度时,一个特征仅能代表图像的一个方面,因此,如何进一步提高图像质量,有待研究。

参考文献:

[1] Yang Yuetao, Zhu Ming, He Bogen, et al. Fusion algorithm for infrared and visible light images based on region segmentation and NSCT [J]. Laser & Infrared, 2010, 40(11):1250-1257. (in Chinese)

杨粤涛,朱明,贺柏根,等. 基于区域分割和非采样Contourlet变换的红外与可见光图像融合[J]. 激光与红外,2010,40(11):1250 – 1257.

[2] Gong Changlai. A new wavelet image fusion method based on local energy[J]. Laser & Infrared, 2008, 38(12): 1266 – 1269. (in Chinese)
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.

[3] Qiguang Miao, Cheng Shi, Pengfei Xu. A novel algorithm of image fusion using shearlets[J]. Optics Communications, 2010, 11: 048.

[4] Miao Qiguang, Wang Baoshu. A novel algorithm of multi-focus image fusion using adaptive PCNN[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2006, 28(3): 466 – 470. (in Chinese)
苗启广,王宝树. 一种自适应PCNN多聚焦图像融合新方法[J]. 电子与信息学报,2006,28(3):466 – 470.

[5] Li Meili, Li Yanjun, Wang Hongmei, et al. Fusion algorithm of infrared and visible images based on NSCT and PCNN[J]. Opto-Electronic Engineering, 2010, 37(6): 90 – 95. (in Chinese)
李美丽,李言俊,王红梅,等. 基于NSCT和PCNN的红外与可见光图像融合方法[J]. 光电工程,2010,37(6):90 – 95.

[6] Wang Zhihui, Zhao Baojun, Shen Tingzhi. Image fusion based on MMPN and adjustable linking strength[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(5): 1162 – 1166. (in Chinese)
王志慧,赵保军,沈庭芝. 基于MMPN和可调节链接强度的图像融合[J]. 电子学报,2010,38(5):1162 – 1166.

[7] Wei Huang, Zhongliang Jing. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28: 493.