

基于 PCANet 的非下采样剪切波域多聚焦图像融合



黄晓生 徐 静

华东交通大学软件学院 南昌 330013

(271541580@qq.com)

摘 要 近年来,基于深度学习模型的图像融合方法备受关注。而传统的深度学习模型通常需要耗时长和复杂的训练过程,并且涉及参数众多。针对这些问题,文中提出了一种基于简单的深度学习模型 PCANet 的非下采样剪切波(Non-Subsanmpled Shearlet Transform, NSST)域多聚焦图像融合方法。首先,利用多聚焦图像训练两阶段 PCANet,用于提取图像特征。然后,对输入源图像进行 NSST 分解,得到源图像的多尺度和多方向表示。低频子带利用训练好的 PCANet 提取其图像特征,并利用核范数构造有效的特征空间进行图像融合。高频子带利用区域能量取大的融合规则进行融合。最后对根据不同融合规则融合后的频率系数进行 NSST 重构,获取清晰的目标图像。实验结果表明,所提算法的训练和融合速度比基于 CNN 的方法提高了 43%,该算法的平均梯度、空间频率、熵等融合性能分别为 5.744,15.560 和 7.059,可以与现有融合方法相媲美或优于现有的融合方法。

关键词: 多聚焦图像融合;深度学习;PCANet;NSST;CNN

中图法分类号 TP391

Multi-focus Image Fusion Method Based on PCANet in NSST Domain

HUANG Xiao-sheng and XU Jing

School of Software Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China

Abstract The deep learning model based image fusion methods have attracted much attention in recently years. But the traditional deep learning model usually needs a time-consuming and complex training process and a difficulty parameters tuning process on large datasets. To overcome these problems, a simple deep learning model PCANet based multi-focus image fusion method in NSST domain is proposed. Firstly, multi-focus images are used to train two-stage PCANet to extract image features. Then, the input source image is decomposed by NSST to obtain the multi-scale and multi-directional representation of the source image. The low frequency subband uses the trained PCANet to extract its image features, and uses the kernel norm to construct an effective feature space for image fusion. High frequency subbands are fused using the fusion rule of regional energy maximization. Finally, the frequency coefficients fused according to different fusion rules are reconstructed by NSST to obtain a clear target image. The experimental results show that the training and fusion speed of the algorithm is 43% higher than that of the CNN-based method. The average gradient, spatial frequency and entropy of the proposed algorithm are 5.744, 15.560 and 7.059 respectively, which can be comparable to or superior to the existing fusion methods.

Keywords Multi-focus image fusion, Deep learning, PCANet, NSST, CNN

1 引言

图像融合是图像处理的一个重要分支,在计算机视觉、医学成像、遥感等领域得到了广泛的应用^[1]。图像融合将多个源图像组合成更适合人类视觉感知或更便于计算机进一步处理的信息更丰富的融合图像。在过去的几十年里,人们提出

了各种图像融合方法。一般来说,这些算法可以分为基于空间域的算法和基于变换域的算法。在基于空间域的算法中,源图像的像素是以线性或非线性的方式相结合,在细节方面表现不足。基于变换的方法首先利用小波变换^[2]、金字塔变换^[3]、轮廓波变换^[4]以及剪切波变换^[5]等将源图像从空间域变换到某个变换域,然后对变换后的图像执行一定的融合策

到稿日期:2020-08-11 返修日期:2020-12-25 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金(61763011,61762037,61962021);江西省自然科学基金(20192BBE50079)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61763011,61762037,61962021) and Natural Science Foundation of Jiangxi Province(20192BBE50079).

通信作者:徐静(JaneXu0302@163.com)

略,最后通过逆变换得到融合后的图像。其优点是融合精度较高,对图像的位置信息把握较好,但是这类方法缺乏方向异性,存在平移不变性问题,会出现伪吉布斯现象。

近年来,随着多尺度几何变换及深度学习理论的发展,基于多尺度几何变换和深度学习的图像融合方法在图像融合领域受到了越来越多的关注^[6-7]。特别是由于非下采样剪切波变换(NSST)能在保留其他多尺度分解算法优点的同时,解决平移不变性问题和有效地防止伪吉布斯现象的发生,基于NSST的图像融合方法成为近年来的研究热点^[8]。文献[9]提出了基于非下采样剪切波的参数自适应脉冲耦合神经网络医学图像融合算法,该算法利用NSST对源图像进行分解,得到源图像的多尺度、多方向表示,然后进行NSST逆变换重构获得融合图像。该算法有效解决了医学图像融合的能量保存和细节提取这两个问题。文献[10]提出了基于改进投影梯度非负矩阵分解(Nonnegative Matrix Factorization, NMF)和改进脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PC-NN)的非下采样剪切波变换(NSST)域多光谱和全色图像融合方法。其利用NSST分别对多光谱图像和全色图像的亮度分量进行分解;利用改进的投影梯度NMF将两个低频系数融合得到低频图像,用基于改进PCNN的方法对高频系数进行融合;最后利用NSST逆变换重构融合图像,增强了融合图像的空间细节表现能力。基于文献[9]与文献[10],所得结果充分体现了NSST在图像融合中细节保留方面的优越性,但是脉冲耦合神经网络往往会丢失细节及纹理信息,其在红外与医学图像融合中的运用较多,在多聚焦图像融合中的效果不理想。

文献[11]提出了一种采用CNN的多聚焦图像融合规则,其通过学习CNN模型同时生成活动水平测量和融合规则,克服了现有融合方法所面临的困难,在视觉质量和客观评价方面都获得了极佳的融合性能,但是CNN的训练过程复杂度较高,参数众多,难以设计,导致融合效率不够高。文献[12]提出了基于非下采样剪切波变换的CNN图像融合算法,该算法首先利用NSST对已配准好的CT和MR图像进行分解,得到图像的低频分量和高频分量;其次,对低频分量和高频分量分别采用基于区域能量取大的融合规则和CNN融合规则;最后通过NSST逆变换得到融合图像。该算法可以获得细节保留良好的融合图像,但是其运行时间较长,牺牲了时间效率。为了解决传统深度学习网络训练复杂/耗时过长的问题,文献[13]首次提出了一个简单的深度学习网络PCANet,它在许多数据集上具有惊人的分类性能^[13]。

文献[14]提出了一种基于PCANet-RF的人脸检测系统,该方法采用简单的深度学习网络PCANet来降低对调参的要求,同时采用随机森林(Random Forest, RF)对人脸进行后期分类,以提高人脸识别的分类效果。该方法的人脸识别率可达99%,充分说明了PCANet在特征提取方面的优越性。文献[15]提出了一种基于PCANet的多聚焦图像融合方

法,其首先利用ImageNet数据集来训练PCANet,得到两阶段的PCANet滤波器,然后利用PCA滤波器提取图像特征,对其进行融合。但是该方法在图像融合的过程中并没有对图像进行高低频的划分,这显然不符合人眼的视觉规律。本文提出了将PCANet和NSST相结合的多聚焦图像的融合算法。首先选用多聚焦图像来训练PCANet,得到训练好的PCANet滤波器;然后利用NSST对输入的源图像进行分解,分别得到高频子带和低频子带。低频子带作为PCANet的输入,利用PCANet对其进行特征提取,采用加权融合规则对其进行融合。高频子带采用区域能量取大的融合规则进行融合。NSST对融合后的低频子带和高频子带进行逆变换,最后得到融合图像。本文算法利用了PCANet的简单高效性和NSST细节保留度高的特性,在保证融合效果的前提下,提高了图像融合的效率。

2 非下采样剪切波变换

剪切波变换是Labate等在2005年提出的一种多尺度变换^[16],其实现过程与轮廓波变换相似,只是轮廓波中的方向滤波器被剪切波滤波器所替代。剪切波相比轮廓波的一个重要优势就是剪切波中没有方向数量的限制。此外,逆剪切波变换只需要对剪切滤波器进行加和处理,而不需要在轮廓波中对方向滤波器组进行逆合成,提高了计算效率。

尽管标准剪切波变换中的子采样方案具有上述优点,但是它缺乏平移不变性,而平移不变性正是防止图像融合中出现假吉布斯现象的一个非常重要的特性。为了克服这一缺陷,Easley等在2008年提出了一种基于剪切波变换的非正交变换,将非下采样的金字塔滤波器组和平移不变滤波器组引入到非下采样的剪切波中,即NSST^[17]中。图1是NSST分解图。

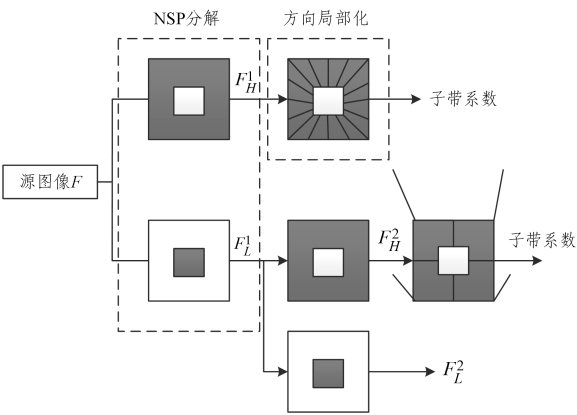


图1 NSST分解示意图

Fig.1 NSST decomposition diagram

3 PCANet

考虑到深度学习网络存在参数过多、训练复杂的缺陷,Chan等提出了一种简单的、能够训练和适应不同数据和任务的深度学习网络,即PCANet^[13]。该深度学习网络利用主成

分分析来学习多级滤波器组,因此其非常简单和高效。

图 2 给出了 PCANet 的示意图。

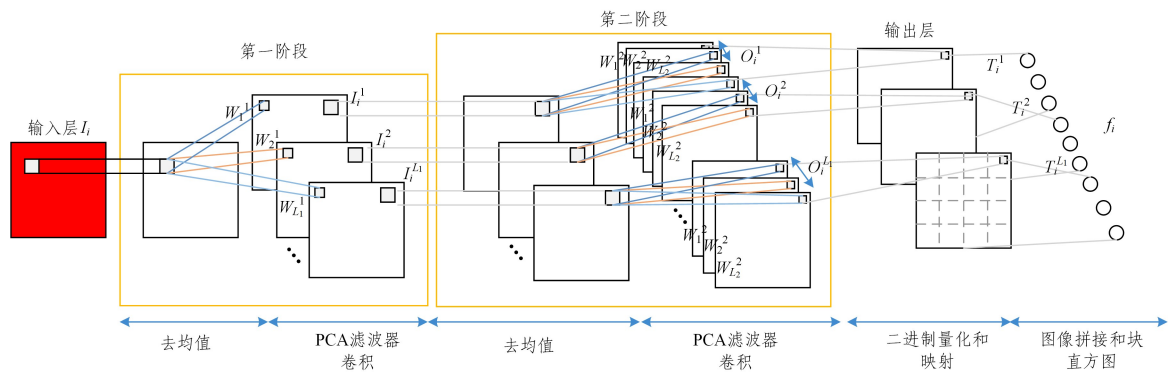


图 2 PCANet 框架^[13]

Fig. 2 PCANet framework^[13]

对于每个大小为 $m \times n$ 的输入图像,PCANet 选取了一个大小为 $k_1 \times k_2$ 的窗口(通常选边长为 3, 5, 7 个像素的正方形窗口)来滑动选取图片的局部特征,并将这些窗口合并在一起,即 $x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,m} \in R^{k_1 k_2}$, 其中 $x_{i,j}$ 为图像 I_i 中的第 j 个向量化窗口。每个块都减去块的平均值,执行去均值操作,可以得到 $X_i = [\bar{x}_{i,1}, \bar{x}_{i,2}, \dots, \bar{x}_{i,m}]$, 其中 $\bar{x}_{i,j}$ 为一个均值块。对所有输入图像 $\{I_i\}_{i=1}^N$ (N 是输入图像数量)执行相同的操作,并将结果放置在一起,可以得到:

$$X = [\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_N] \in R^{K_1 K_2 \times N_{mm}} \quad (1)$$

假设第 i 层的滤波器个数为 L_i , 则第一层滤波器的个数为 L_1 。主成分分析法最小化重构误差:

$$\min_{V \in R^{K_1 K_2 \times L_1}} \|X - VV^T X\|_F^2, \text{ s. t. } V^T V = I_{L_1} \quad (2)$$

其中, I_{L_1} 是大小为 $L_1 \times L_1$ 的单位矩阵, V 是由 X 的第一个 L_1 特征值对应的特征向量组成的矩阵。因此,PCA 滤波器可以表示为:

$$W_l^1 = \text{map}(q_l(XX^T)) \in R^{K_1 K_2}, l=1, 2, \dots, L_1 \quad (3)$$

其中, $\text{map}(V)$ 是一个将 V 映射到矩阵 $W \in R^{K_1 K_2}$ 的函数, $q_l(XX^T)$ 是 XX^T 的第 l 个主特征向量。主要的主特征向量捕获了所有均值集中训练块的变化,因此我们可以使用 PCA 滤波器来提取图像特征。

本文只使用 PCA 滤波器来提取低频分量图像特征,没有使用二进制哈希和块直方图。在 PCANet 的两阶段中,第一阶段, L_1 的滤波器数量设置为 8, 第二阶段, L_2 的滤波器数量也设置为 8。在第一阶段可以得到 8 个图像特征,在第二阶段可以得到 64 个图像特征。考虑到实际的时间效率和数据的非冗余性,本文只利用了第一阶段的图像特征来融合图像。

4 融合算法

本文首先对两阶段 PCA 滤波器进行训练,采用 Lytro 多聚焦图像数据集。训练前将彩色图片转化为灰度图片,图像大小为 256×256 , 得到训练好的 PCA 滤波器。使用第一阶段的滤波器提取图像特征。

本文算法主要包括以下 4 个步骤: 1) NSST 分解; 2) 低频图像融合; 3) 高频图像融合; 4) 图像重构。设源图像为 A 和 B , 融合图像为 F , 融合过程如图 3 所示。

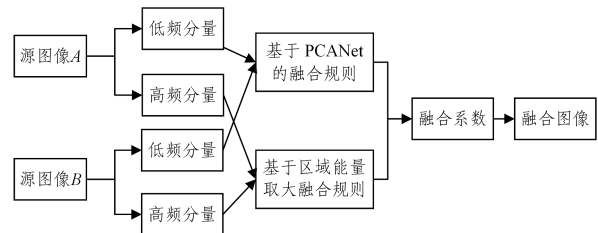


图 3 融合框架

Fig. 3 Fusion framework

基于 PCANet 的 NSST 多聚焦图像融合算法的具体操作步骤如下。

(1) 输入源图像 A 和 B , 对源图像进行 L 级 NSST 分解, 分别得到其分解的高频分量和低频分量 $\{H_A^k, L_A\}, \{H_B^k, L_B\}$ 。

(2) 低频分量融合规则的选择决定了融合图像对原图像中大部分信息的保留程度。本文将源图像 A 和 B 分解得到的低频分量 L_A 和 L_B , 作为 PCANet 的输入, 利用 PCANet 提取其特征, 然后对其进行加权融合。

低频分量的融合步骤如下: 1) 分别将 NSST 分解的原图像 A 和 B 的低频分量输入到预训练好的 PCANet 中, 利用 PCANet 第一阶段的特征图, 使用核范数生成原图像的活动水平图; 2) 通过对活动级别映射的一系列后处理操作来获得决策映射; 3) 利用加权融合规则得到融合后的低频分量图像。

PCANet 融合框架如图 4 所示。

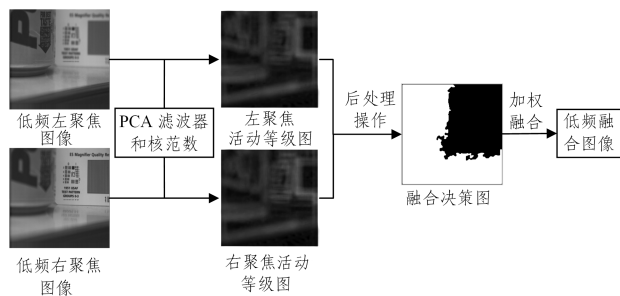


图 4 PCANet 融合框架

Fig. 4 PCANet fusion framework

(3) 高频分量的融合规则决定了融合图像对原图像中细节的保留程度。基于高频分量的这一特性, 本文利用区域能

量取大的融合规则。比较原图像 A 和 B 中高频分量每一像素处 3×3 邻域大小范围内的能量大小,选择能量大的像素点作为融合图像的高频分量的像素点。区域能量的计算公式如式(4)所示:

$$E(i,j)=\sum_{i' \in M, j' \in N} |L^k(2^l, i+i', j+j')|^2 \tag{4}$$

本文所采用的近邻区域 M, N 的大小设为 3×3 。通过式(4)计算出每一像素点 (i, j) 的 3×3 邻域范围能量的大小,设定一个权值 V ,则 V 的布尔值如式(5)所示:

$$V=\begin{cases} 1, & \text{if } E_A \geq E_B \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{5}$$

则高频分量的融合过程如式(6)所示:

$$I_F^k(2^l, i, j)=V \times L_A^k(2^l, i, j)+(1-V) \times L_B^k(2^l, i, j) \tag{6}$$

其中, $L_A^k(2^l, i, j)$ 为源图像 A 在 (i, j) 处的低频子带系数, $L_B^k(2^l, i, j)$ 为源图像 B 在 (i, j) 处的低频子带系数, $L_F^k(2^l, i, j)$ 为融合图像 F 在 (i, j) 处的低频子带系数。

(4)NSST 逆变换重构图像。通过 NSST 的逆变换由两个步骤精确地重建原始图像。首先,生成非下采样金字塔,每个尺度通过剪切滤波器组对各个分解结果进行累积。其次,利用重构滤波器对得到的非下采样金字塔进行由粗到细的重构。使用 NSST 逆变换对融合后的高频分量和低频分量进行重构,可以得到融合图像。

5 实验结果

为了有效地评估本文算法在不同聚焦程度的图像中的融合性能,本文利用在不同图像融合中常用的大小为 256×256 的灰度图像作为融合测试图像,利用 MATLAB 软件进行仿真实验。

5.1 实验条件

实验仿真平台为一台 PC,配置情况为 Win10 系统,CPU i5-4210U, RAM 8 GB, 256 Gbyte 硬盘,软件环境为 MATLAB2016。

本文选取了 5 种融合方法与本文方法(proposed)进行比较,分别为文献[11]提出的基于 CNN 的图像融合方法(CNN)、文献[18]提出的基于小波变换的图像融合方法(WL)、文献[19]提出的改进的基于非下采样轮廓波变换的图像融合方法(NSCT)、文献[20]提出的基于非下采样剪切波变换和聚焦测度的图像融合方法(NSST)、文献[21]提出的基于 CNN 的非下采样剪切波域多聚焦图像融合方法(CNN-NSST)。为了保证融合效果的客观公正,本文选取了两组图片进行实验,5 种对比方法的参数仍采用相关文献中的设置。

5.2 结果分析

各方法对于 Pepsi 图像的融合图像与原测试图像如图 5 所示。各方法对 Clock 图像的融合图像与原测试图像如图 6 所示。

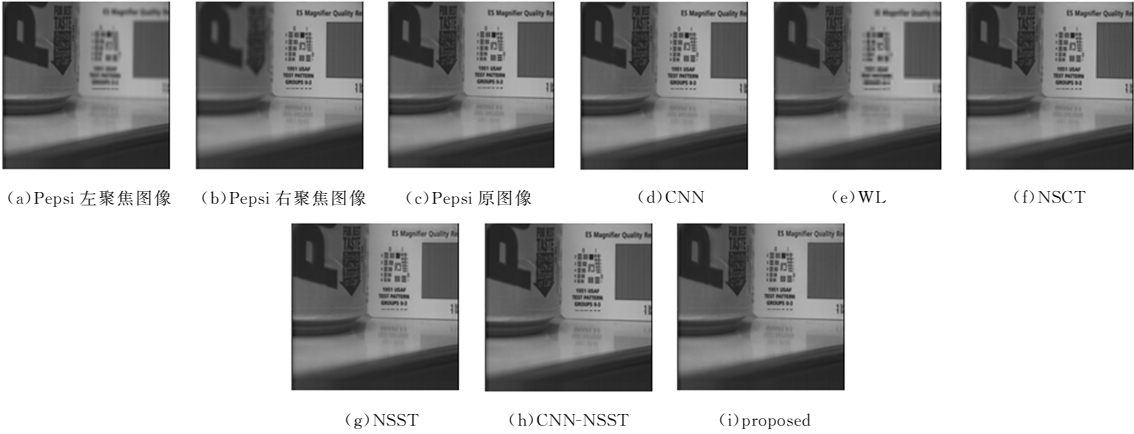


图 5 Pepsi 原图像与各融合算法的融合效果

Fig. 5 Fusion effect of Pepsi original image and fusion algorithm

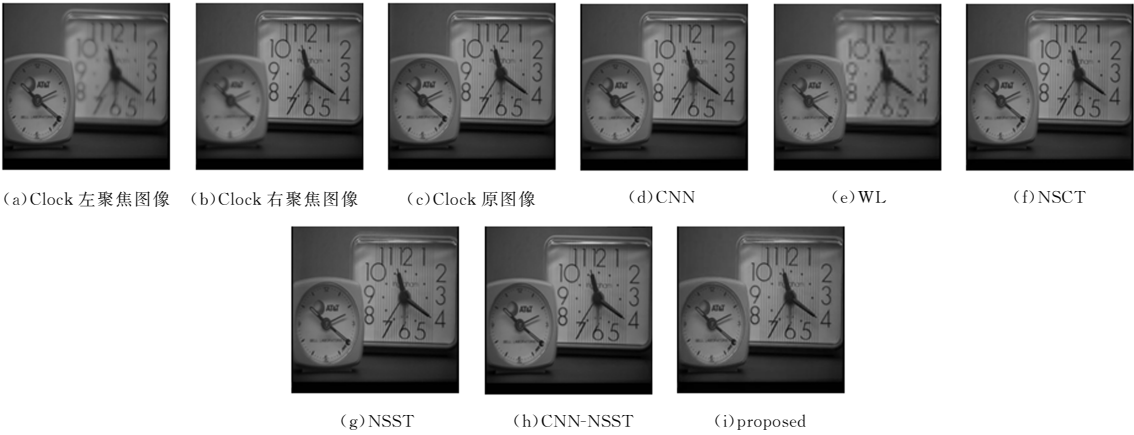


图 6 Clock 原图像与各融合算法的融合效果

Fig. 6 Fusion effect of Clock original image and fusion algorithm

图像质量评价分为主观和客观两种方式。由于通过肉眼观察融合图像的差异不大,且人为观察受到很多主观因素的影响,因此对于上述实验结果,本文选用了 RMSE, AG, MEAN,SF,CORR 及 E 等客观的 IQA 图像评价指标来评价融合图像的质量。

均方根误差(Root Mean Squared Error,RMSE)是均方误差(Mean Squared Error,MSE)的平方根,其计算公式为:

$$RMSE=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n(x_i-y_i)^2}{n}}$$

(7)

均方根误差越小,表示融合图像和参考图像的差异越小,融合效果越好。

平均梯度(Average Gradient,AG)又称清晰度,它反映了图像细节方差程度和平均变化特征,平均梯度越大,图像层次就越丰富,变化就越多,图像也越清晰。定义平均梯度的表达式为:

$$AG=\frac{1}{m\times n}\sum_{i=1}^m\sum_{j=1}^n\left(\left(\frac{\partial f_{i,j}}{\partial x_i}\right)^2+\left(\frac{\partial f_{i,j}}{\partial y_i}\right)^2\right)^{\frac{1}{2}}$$

(8)

其中, m,n 分别为图像的宽和高, $f(i,j)$ 为图像像素 (i,j) 的灰度值。

均值(MEAN)指图像像素平均值,反映了图像的平均亮度。平均亮度越大,图像质量越好。对于大小为 $m\times n$ 的待评价图像,均值的计算公式为:

$$MEAN=\frac{1}{mn}\sum_{i=1}^m\sum_{j=1}^nF(i,j)$$

(9)

空间频率(Space Frequency,SF)反映图像值在空间中的变化特征,空间频率越高表示图像细节越明显。它包括空间行频率 RF 以及空间列频率 CF,其表达式为:

$$RF=\sqrt{\frac{1}{m\times n}\sum_{i=1}^m\sum_{j=2}^n(f_{i,j}-f_{i,j-1})^2}$$

(10)

$$CF=\sqrt{\frac{1}{m\times n}\sum_{i=2}^m\sum_{j=1}^n(f_{i,j}-f_{i-1,j})^2}$$

(11)

其中, m,n 分别为图像的宽和高, $f(i,j)$ 为图像像素 (i,j) 的灰度值。则整体的空间频率值为:

$$SF=\sqrt{RF^2+CF^2}$$

(12)

相关系数(CORR)反映两幅图像之间的相关性,相关系数越大,则两幅图像的相似程度越高。其计算公式为:

$$CORR(X,Y)=\frac{\sum_{i=1}^M\sum_{j=1}^N(X_{i,j}-\bar{X})(Y_{i,j}-\bar{Y})}{\sqrt{(\sum_{i=1}^M\sum_{j=1}^N(X_{i,j}-\bar{X})^2)(\sum_{i=1}^M\sum_{j=1}^N(Y_{i,j}-\bar{Y})^2)}}$$

(13)

熵(Entropy,E)表示图像平均含有信息量的多少,图像的熵越大表示图像包含的信息越多。假设图像中各个像素点的灰度值之间是相互独立的,图像的灰度分布为 $p=\{p_1,p_2,\cdots,p_i,\cdots,p_n\}$,其中 p_i 表示灰度值为 i 的像素个数与图像总个数之比,而 n 为灰度级总数,则其计算公式为:

$$E=-\sum_{i=0}^n P_{(i)}\log_2 P_{(i)}$$

(14)

其中, $P_{(i)}$ 是某个像素值 i 在图像中出现的概率, n 是灰度值范围(一般为 $0\sim 255$)。

采用上述客观评价指标对各算法得到的融合图像进行客

观的评价,结果如表 1 所列。

表 1 各方法的结果比较

Table 1 Comparison of results of each algorithm

Method	Time/s	RMSE	AG	MEAN	SF	CORR	S
CNN	60.685	0.986	5.605	97.67	15.55	0.999	7.037
WL	0.4618	9.542	2.929	97.64	6.755	0.977	6.976
NSCT	5.7433	2.809	5.343	97.74	14.74	0.998	7.019
NSST	73.478	2.071	5.623	97.23	14.97	0.998	7.031
CNN-NSST	96.793	1.401	5.643	97.86	14.89	0.999	7.032
proposed	34.232	1.582	5.744	97.63	15.56	0.998	7.059

由表 1 可知,在时间方面,本文算法的 34.232 s 仅高于 WL 的 0.4618 s 与 NSCT 的 5.7433 s,但是 WL 与 NSCT 的均方根误差、平均梯度、空间频率和熵等指标都要差于本文算法。CNN 和 CNN-NSST 的各项指标都达到了很好的效果,在均方误差和相关系数方面都优于本文提出的算法,但是其 60.685 s 和 96.793 s 的时间耗费远高于本文算法。同时,本文算法的平均梯度、空间频率和熵这些指标均高于文中对比算法,说明本文算法所得融合图像的细节保留程度较好。因此,本文提出的融合方法在保持高效率的同时,达到了对原图像的细节保留程度好、融合图像清晰度高的要求。

结束语 本文提出了一种基于 PCANet 的 NSST 变换域图像融合方法,该方法有效利用了 PCANet 较好的能量保持特点和 NSST 良好的时频变换特性。尽管本文方法的均方根误差和相关系数略逊于基于 CNN 的融合方法,但是本文算法在平均梯度、空间频率和熵等方面表现优异,均为最高值,在细节保留方面优于 CNN。并且本文方法极大地节省了融合时间,提高了多聚焦图像融合的效率。综合上述实验表明,本文方法具有更高的融合效率和更好的图像特征表达能力,可以更好地保留图像的细节信息,在客观评价和视觉质量方面都能获得极佳的融合性能。但是本文算法在部分指标上没有达到最好效果,这是由于其考虑的是 1DPCANet,而 1DPCA 需要将二维矩阵转换为一维向量,这样会导致结构信息丢失,在此基础上,2DPCA 可以直接使用二维图像构造协方差矩阵,并直接用二维图像投影,从而获得图像模式特征。下一步工作可考虑利用 2DPCANet 对图像进行特征提取,以保存更多的图像结构信息。

参 考 文 献

[1] LI S,KANG X,FANG L,et al. Pixel-level image fusion: A survey of the state of the art[J]. Information Fusion,2016,33:100-112.

[2] DOU J F,QIN Q,TU Z M. Image fusion based on wavelet transform with genetic algorithms and human visual system[J]. Multimedia Tools and Applications,2019,78(9):12491-12517.

[3] MAO R,FU X,NIU P,et al. Multi-directional Laplacian Pyramid Image Fusion Algorithm[C]//2018 3rd International Conference on Mechanical,Control and Computer Engineering (IC-MCCE). IEEE Computer Society,2018.

[4] DO M N,VETTERLI M. The Contourlet Transform: An Efficient Directional Multiresolution Image Representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006,14(12):2091-2106.

- [5] ZHU D R, XU L, WANG F B, et al. Multi-focus image fusion Algorithm based on Fast Finite Shear Wave Transform and Guided Filter[J]. *Advances in Laser and Optoelectronics*, 2018, 55(1):190-197.
- [6] LIU Y, LIU S, WANG Z. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation[J]. *Information Fusion*, 2015, 24:147-164.
- [7] LIU Y, CHEN X, WANG Z, et al. Deep learning for pixel-level image fusion; Recent advances and future prospects[J]. *Information Fusion*, 2018, 42:158-173.
- [8] LI P, WANG H, LI X, et al. A novel Image Fusion Framework based on Non-Subsampled Shearlet Transform (NSST) Domain [C]//2019 Chinese Control And Decision Conference (CCDC). 2019.
- [9] YIN M, LIU X, LIU Y, et al. Medical Image Fusion With Parameter-Adaptive Pulse Coupled Neural Network in Nonsub-sampled Shearlet Transform Domain [J]. *Instrumentation & Measurement IEEE Transactions on*, 2019, 68(1):49-64.
- [10] WU Y, TAO F. Multispectral and panchromatic image fusion based on improved projected gradient NMF in NSST domain [J]. *Guangxue Xuebao/acta Optica Sinica*, 2015, 35 (4): 0410005.
- [11] LIU Y, CHEN X, PENG H, et al. Multi-focus image fusion with a deep convolutional neural network[J]. *Information Fusion*, 2017, 36:191-207.
- [12] DU J K, LONG H L, DING D D, et al. CNN image fusion algorithm based on non-subsampled Shearlet transform[J]. *Audio Engineering*, 2019, 43(3):37-41, 73.
- [13] CHAN T H, JIA K, GAO S, et al. PCANet: A Simple Deep Learning Baseline for Image Classification? [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(12):5017-5032.
- [14] ZHANG D D, LI L. Face detection system based on PCANET-RF [J]. *Computer Technology and Development*, 2016(2): 31-34.
- [15] SONG X, WU X J. Multi-focus Image Fusion with PCA Filters of PCANet [M] // *Multimodal Pattern Recognition of Social Signals in Human-Computer-Interaction*. 2019.
- [16] LABATE D, LIM W Q, KUTYNIOK G, et al. Sparse multidimensional representation using shearlets[C]//2005 Proceedings of SPIE — The International Society for Optical Engineering. Bellingham, WA, USA, 2005.
- [17] EASLEY G, LABATE D, LIM W Q. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform[J]. *Applied & Computational Harmonic Analysis*, 2008, 25(1):25-46.
- [18] ZHANG L T, LV X L, SUN M X, et al. Image Fusion Method Based on Wavelet Transform[J]. *Electro-Optic Technology Application*, 2016:204-210.
- [19] LIU J S, JIANG W. Improved image fusion algorithm based on nonsubsampled Contourlet transform[J]. *Journal of Computer Applications*, 2018, 38(z1):194-197.
- [20] WANG H, AHMED M S. Multi-focus image fusion algorithm based on non-subsampled shearlet transform and focus measure [C]//International Conference on Robotics & Machine Vision. 2017.
- [21] LIU S Q, WANG J, AN Y L, et al. Multi-focus image fusion in non-subsampled shear Wave domain based on CNN[J]. *Journal of Zhengzhou University: Engineering Science*, 2019, 40(4): 36-41.



HUANG Xiao-sheng, born in 1972, Ph.D, associate professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include digital image processing, computer vision and computer graphics.



XU Jing, born in 1996, postgraduate. Her main research interests include image fusion and so on.