

# 基于方向滤波器组与 Laplacian 能量和的图像融合算法

叶玫<sup>1</sup>, 刘盈<sup>2</sup>

(1. 广东科学技术职业学院 大数据与人工智能学院, 珠海 519020;

2. 井冈山大学 电子与信息工程学院, 吉安 343009)

**摘要:** **目的** 针对基于 Contourlet 变换的融合算法在边缘上易出现吉布斯现象, 使其融合图像产生几何失真的问题, 设计一种非下采样方向滤波器组耦合局部 Laplacian 能量和的图像融合算法。**方法** 首先, 结合多小波变换 (multi-wavelet transform, MWT) 与非下采样方向滤波器组 (Non-Subsampled Direction Filter Bank, NSDFB), 将图像分解为 3 个高频方向系数和 1 个低频系数。对于低频系数, 采用局部修正的 Laplacian 能量和 (Local Sum-Modified-Laplacian, LSML) 与脉冲耦合神经网络 (Pulse couple neural network, PCNN) 组合的 LSML-PCNN 模型来完成低频信息的融合。对于高频系数, 通过提取低频和高频子带边缘, 并利用系数绝对最大值法作为依据, 实现高频系数的融合。**结果** 实验数据表明, 与当前图像融合方案相比, 所提算法具有更高的融合质量, 得到的融合图像边缘更加清晰和完整。**结论** 所提算法拥有较高的融合视觉效果, 可改善图像的对比度和分辨率, 在图像处理领域具有一定的参考价值。**关键词:** 图像融合; 多 NSDFB; 局部改进的 Laplacian 能量和; 脉冲耦合神经网络; 非下采样方向滤波器组

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2019)01-0218-10

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2019.01.032

## Image Fusion Algorithm Based on Direction Filter Bank and Laplacian Energy Sum

YE Mei<sup>1</sup>, LIU Ying<sup>2</sup>

(1. School of Big Data and Artificial Intelligence, Guangdong Polytechnic of Science and Technology, Zhuhai 519020, China; 2. College of Electronic and Information Engineering, Jinggangshan University, Ji'an 343009, China)

**ABSTRACT:** The work aims to propose an image fusion algorithm based on Non-Subsampled Direction Filter Bank (NSDFB) coupling local Laplacian energy sum, regarding the fusion algorithm based on the Contourlet transform that easily leads to the Gibbs phenomenon on the edge. Firstly, combined with multi-wavelet transform (MWT) and NSDFB, the image was decomposed into three high frequency directional coefficients and one low frequency coefficient. Then, for low frequency coefficient, the LSML-PCNN model composed of Local Sum-Modified-Laplacian (LSML) and pulse couple neural network (PCNN) was used to fuse the low frequency information. For the high frequency coefficient, the low frequency and high frequency subband edges were extracted, and the absolute maximum value method of coefficient was used as the basis to achieve the fusion of high frequency coefficients. The experimental results showed that, the proposed algorithm had higher fusion quality and clearer and more complete edges of the fusion image than the current image fusion scheme. The proposed algorithm has a higher fusion visual effect and it can improve the contrast and resolution of images, which has certain reference value in the field of image processing.

收稿日期: 2018-09-03

基金项目: 广东省中小科技型企业创新基金 (2013B011201377)

作者简介: 叶玫 (1982—), 女, 广东科学技术职业学院讲师, 主要研究方向为大数据技术与应用、计算机应用。

**KEY WORDS:** image fusion; multi-NSDFB; Local Sum-Modified-Laplacian; pulse couple neural network; non-subsampled direction filter bank

图像融合主要是将多传感器捕获的同一目标的数据信息通过计算机方法将其结合为一个图像,成为高质量的图像<sup>[1]</sup>,从而提高图像的利用率,改善其理解性。图像融合利用了不同传感器的优势信息,并将这些信息互补结合,提高图像的细节与纹理。近年来,图像融合在医学、遥感、印刷品检测等各种领域被广泛应用<sup>[2]</sup>。例如,对于大尺寸印刷品的检测,一般是通过 CCD 相机来获取印刷品图像,基于检测系统来决策该品是否存在缺陷,然而,在印刷品图像成像期间,因光源尺寸的限制,在面对尺寸较大的印刷品时,不能通过一次性成像来获取清晰度与完整度较高的图像,如果硬要通过一次拍摄来获取其图像,会降低图像分辨率与精度,如印刷线路板,为了确保其检测准确性,通常要对其实施分区成像,在实施拼接之前,一般要依赖图像融合技术对这些产品图像完成预处理,以提高其清晰度,从而大幅改善印刷品的检测准确率<sup>[3]</sup>。

近年来,国内外学者提出了一系列的融合方法。宋瑞霞等<sup>[4]</sup>设计 V 变换与 Contourlet 结合的图像融合方案。该方案通过 V-系统多小波变换与 Contourlet 的方向特性,结合各自的优势信息,形成一种多尺度与方向的描述。通过分解后,低频分量采用了加权局部能量阈值法,并嵌入了满足 HVS 的 Gaussian 分布为权重值。对中高频分量,根据矩阵在当前点的局域距离进行匹配融合,但是 Contourlet 无平移不变性,并且在一定程度上在边缘上易产生 Gibbs。XIA 等<sup>[5]</sup>定义了一种改进的深度卷积神经网络(BP)图像融合方案。首先,利用 Gauss-Laplace 滤波器将源图像分解为第 1 层网络中的多个子图像。然后,基于 HEK 方法对其余层的卷积核进行初始化,构造基本单元,用 BP 算法训练基本单元。该网络通过分解输入图像来获取自己的高频与低频分量,并结合融合规则,从而获取最终的融合结果。该方法取得了较好的融合效果,但该方案没考虑像素邻域的相关性,使得融合效果不理想。Periyavattam<sup>[6]</sup>设计了一种非下采样 Contourlet 变换域的融合方案。所提出的技术使用非下采样 Contourlet (NSCT) 来将图像分解为低通、高通分量。然后分别利用均值和方差的融合准则应用于低通和高通分量。再通过对融合子带完成非下采样 Contourlet 逆变换 (INSCT) 得到最后结果。该方法可较好改善融合图像的分辨率,提高微弱信息,但是其没有充分考虑局部信息的方向性,在某些区域易出现局部失真,细节增强不明显。

针对上述不足,文中定义一种多 NSDFB 耦合局部改进 Laplacian 能量和的融合方案。多小波包含了单小波优异的时域、频域的优点,同时避免了单

小波尺度单一、分辨率不高等缺点。NSDFB 继承了 NSCT 的平移不变性,且能够消除 Contourlet 中频率混叠问题,通过将多小波与 NSDFB 结合,形成了一种多 NSDFB 变换方式。随后,通过多 NSDFB 将目标分解,得到高频方向系数和低频系数。采用 LSML 激励 PCNN 神经元来完成低频系数的融合。对于高频系数,将多 NSDFB 分解的低频与高频分量进行边缘提取,并利用系数绝对最大值法,消除使得干扰特征,将边缘特征作为高频系数的融合依据,从而完成高频系数的融合。然后,通过多 NSDFB 逆变换获得融合图像。最后,对提出的融合进行测试验证。

## 1 多 NSDFB 变换

### 1.1 多小波变换

多小波是小波在矢量的一种延伸,其具有正交性、对称性、高逼近性和良好的正则性<sup>[7]</sup>。多小波对信息生成了一种新的分析方法,对信息的逼近效果更优,在边界位置的性能也更好。多小波和小波都是基于多尺度几何分析理论下生成的,主要区别在于多小波是尺度函数  $\phi(t)=[\phi_1(t),\phi_2(t)\dots\phi_r(t)]^T$  生成的。小波变换由  $\varphi(t)=[\varphi_1(t),\varphi_2(t)\dots\varphi_r(t)]^T$  生成。多小波二尺度方程验证如下<sup>[8]</sup>:

$$\phi(t) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^L H_k \phi(2t-k), k \in Z \quad (1)$$

$$\varphi(t) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^L G_k \varphi(2t-k), k \in Z \quad (2)$$

式中:  $H_k, G_k$  分别为每个平移距离  $k$  的低通与高通矩阵滤波器。在多小波变换中的尺度函数  $r=2$ 。与传统 WT 相似,多小波的分解与重构定义如下:

$$S_{j-1,n} = \sum_k H_{k-2n} S_{j,k} d_{j-1,n} = \sum_k G_{k-2n} S_{j,k} \quad (3)$$

$$S_{j,n} = \sum_k H_{k-2n}^* S_{j-1,k} + \sum_k G_{k-2n}^* d_{j-1,n} \quad (4)$$

式中:  $S_{j-1,n}$  为  $r$  维低频分量;  $d_{j-1,n}$  为  $r$  维高频分量;  $*$  为共轭转置操作。多小波既具有小波良好的时域、频域的优点,同时避免了小波存在的缺陷,多小波还具有光滑性、紧支性、对称性、正交性,因此,多小波在图像分解、融合等方面比小波具有更好的应用价值。

### 1.2 NSDFB

方向滤波器 (Direction Filter Bank, DFB) 为图像方向特征的一种技术,其大量用于图形压缩、融合、

检测等方面<sup>[9-10]</sup>。WT 为方向滤波器的一种，但其仅局限于水平、垂直与对角 3 个方向。通过结合 Laplacian 金字塔构造 Contourlet 变换，在 Contourlet 中，通过 Laplacian 金字塔将图像迭代分解为低通和高通系数。随后进行 DFB 分解，得到每个子带系数的方向系数。由于 DFB 的重采样矩阵和调制，产生了一些几何失真和频率混叠，因此，Contourlet 没有平移不变性，并且在一定程度上在图像中的物体的边缘上产生吉布斯。由于 (Nonsampled Contourlet, NSCT) 具有其平移不变特性，克服了 Contourlet 中频率混叠的不足。在 NSDFB 中消除了 DFB 的重采样矩阵和调制<sup>[11]</sup>。为了获得多方向分解，在迭代过程中使用 2 个方向的滤波器组。在四通道方向分解过程中，上采样器为  $U^j(y^E)$ 。其中， $j=0,1$ ，采样矩阵  $E = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$ 。每个通道中的等效滤波器  $U_k(y)$  表示如下：

$$U_k(y) = U_m(y)U_n(y^E) \tag{5}$$

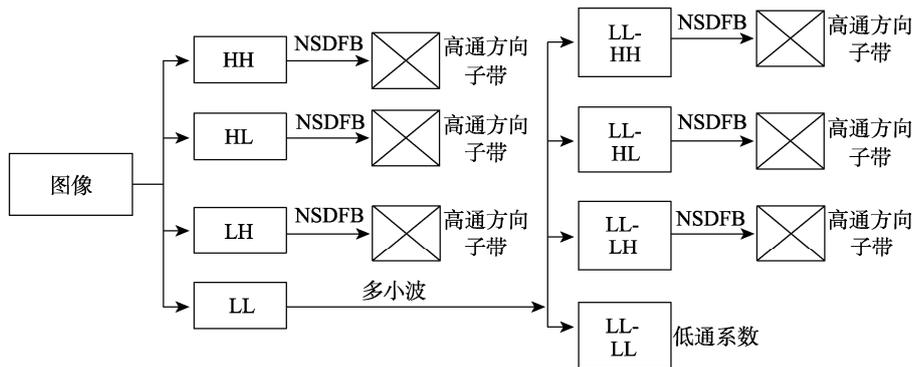


图 1 多 NSDFB 的分解过程  
Fig.1 Decomposition process of multi-NSDFB

## 2 图像融合规则

在多尺度分解方法中，变换域中系数的选择或获取是提高融合性能的关键。对此，文中采用具有良好性能的局部修正 Laplacian 能量和 (Local Sum-Modified- Laplacian, LSML) 激励 PCNN 神经元，形成了 LSML-PCNN 模型，其能够更符合 HVS 特征，保留更多的细节信息，减少了亮度敏感性。

### 2.1 低频融合规则

SML 能够很好描述边缘特征，可表示图像的清晰与聚焦性<sup>[13]</sup>。传统的 SML 只在水平与垂直方向上计算像素的不同步距的 Laplacian 值。对此，增加对角线 4 个方向，形成修正的 Laplacian 算子 (ML)，定义如下：

$$ML^{l,k}(x,y) = |2I^{l,k}(x,y) - I^{l,k}(x-1,y) - I^{l,k}(x+1,y)| + |2I^{l,k}(x,y) - I^{l,k}(x,y-1) - I^{l,k}(x,y+1)| \tag{6}$$

式中： $k$  为通道数量，其为从 0 到 3 的整数，因此，通过 NSDFB 获得多方向特性。

NSDFB 为 2 通道的滤波器，能够将处于相同方向的奇异点变为 NSCT 的系数，使更多的细节得以保留。另外，NSDFB 是一种非采样操作，降低了采样在滤波器中的失真，具有平移不变性<sup>[12]</sup>，

### 1.3 多小波与 NSDFB 结合

为了集合多小波与 NSDFB 的优点，将多小波与 NSDFB 相结合，定义为多 NSDFB 变换。多小波可将 2D 图像分解为低通与高通子带，随后，使用 NSDFB 将高通子带划分为方向子带。在 NSCT 中用小波代替非下采样金字塔分解的一个主要优点是多小波在图像处理方面具有几个优点：如正交性、对称性、移位不变量和低复杂度，这在图像处理中是重要的。通过应用 NSDFB 对多小波分解的所得到的低通和高通进行方向分解。给出了图像的一级和四方向多 NSDFB 分解，见图 1。

式中： $I^{l,k}(x,y)$  为第  $l$  尺度、第  $k$  方向在 MGA 域中第  $x$  行、第  $y$  列的系数。

为了更符合 HVS，在式 (6) 的基础上，考虑局部窗口大小，形成了 LSML，表示如下：

$$LSML^{l,k}(x,y) = \sum_{o=-O}^O \sum_{p=-P}^P W(r,s) [ML^{l,k}(x+o,y+p)]^2 \tag{7}$$

式中： $W$  为加权模板，在文中，取  $W =$

$$\begin{bmatrix} 1/16 & 1/8 & 1/16 \\ 1/8 & 1/4 & 1/8 \\ 1/16 & 1/8 & 1/16 \end{bmatrix}; \text{参数 } o,p \text{ 取决于窗口 } (2o+1)(2p+1)。$$

PCNN (Pulse couple neural network) 是对虚拟昆虫搜索食物问题进行模拟，其无需先验知识<sup>[14]</sup>。PCNN 具有无需学习或训练，就能从复杂背景下获取有效信息特性，其包含了同步脉冲发射与整体耦合优势，更满足 HVS 系统。PCNN 模型有 3 个组成部分：接收分量、调制分量和脉冲发生器分量，见图 2。

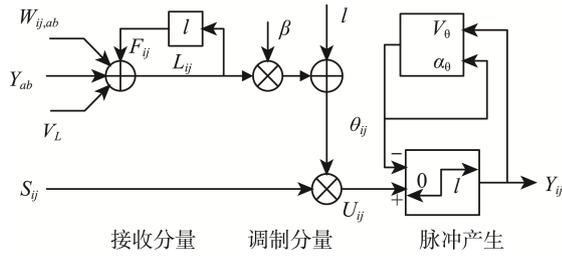


图 2 PCNN 结构模型  
Fig.2 Structural model of PCNN

在接收组件中,每个神经元接收来自 PCNN 的馈送和链路部分的信号。将图像的每一个像素作为神经单元。接收部分是双通道接信号,一个是连接输入  $L_{ij}$ , 另一个为馈送输入  $F_{ij}$ 。在文中,使用一个简化的 PCNN 模型与离散形式的图像融合,在简化网络中,变量需要如下关系:

$$\begin{cases} F_h^{l,k}(m,n) = S_h^{l,k}(m,n) \\ L_h^{l,k}(m,n) = \exp(-\alpha_l)L_h^{l,k}(m,n) + V_l \sum_{a,b} W_{mn,ab} Y_h^{l,k}(m,n) \\ U_h^{l,h}(m,n) = F_h^{l,k}(m,n) \times (1 + \beta L_h^{l,k}(m,n)) \\ \theta_h^{l,k}(m,n) = \exp(-\alpha_0)\theta_h^{l,k}(m,n) + V_0 Y_h^{l,k}(m,n) \\ Y_h^{l,k}(m,n) = \text{step}(U_h^{l,k}(m,n) - \theta_h^{l,k}(m,n)) \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $S_h^{l,k}(m,n)$  为在  $l$  尺度、 $k$  方向中第  $m$  行与第  $n$  列的多 NSDFB 系数;  $(m,n)$  为像素位置;  $L(m,n)$ ,  $U(m,n)$ ,  $Y(m,n)$ ,  $\theta(m,n)$  依次为输入、内部活动项、输出与动态阈值;  $\alpha_l$  为输入时间;  $\alpha_0$  为衰减时间;  $W_{ij}$  为权重;  $k$  为迭代次数;  $V_0$  为阈值。

通常, PCNN 的神经元直接受到 MSD 域中系数值或图像像素值的刺激。然而,上述方法不符合 HVS 对图像边缘敏感的特征,对局部区域亮度信息不显著,因此,文中采用多 NSDFB 系数的 LSML 值进行刺激,以简化 PCNN 中的神经元。在简化的 PCNN 模型中,式 (8) 中的  $F_h^{l,k}(m,n)$  通过式 (7) 中的  $LSML^{l,k}(x,y)$  来替代。式 (6) 中的  $I^{l,k}(m,n)$  通过  $S^{l,k}(m,n)$  替代。最后,形成了 LSML-PCNN 模型,能够更符合 HVS 特征,保留更多的细节信息,减少亮度敏感性。

## 2.2 高频融合规则

高频子带中携带了大量的细节信息,其较大值的高频系数往往表示突变部位,如边缘、纹理。图像的特征通常是通过多个像素联合显示,在低频分量中也含有大量边缘。为使融图像保留更多边缘,文中通过源对象不同层对应的低频子边缘来指引高频系数融合。首先,利用 Canny 完成边缘提取<sup>[15]</sup>,同时得到二值边缘图  $E_A, E_B$ 。为了得到边缘特征信息  $Y_A, Y_B$ ,

利用式 (9) 进行标记,并对  $E_A, E_B$  执行形态学膨胀操作,从而更有效涵盖边缘特征的邻域信息,得到  $Y_A, Y_B$ 。

$$Y_A = \text{XOR}(E_A, E_B) \text{ and } E_A \quad (9)$$

$$Y_B = \text{XOR}(E_A, E_B) \text{ and } E_B$$

式中: XOR 为“异或”运算; and 为“并”运算。然后,对图像 A, B 的高频系数  $C_{j_0,l}^X(i,j)$  ( $C_{j_0,l}^X(i,j)$  为第  $l$  个方向系数,  $X=A/B$ ) 进行融合,得到对应的选择图。

$$D_{A,B} = \begin{cases} 1 & |C_{j_0,l}^A(x,y)| > |C_{j_0,l}^B(x,y)| \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

其次,根据得到的  $D_{A,B}$  与  $Y_A, Y_B$ , 利用  $\begin{cases} D_{A,B}^A = \text{OR}(D_{A,B}^A, Y_A) \\ D_{A,B}^B = \text{OR}(1 - D_{A,B}^A, Y_A) \end{cases}$  可获得低频与高频边缘的融

合选择图  $D_{A,B}^A, D_{A,B}^B$ 。通过得到的  $D_{A,B}^A, D_{A,B}^B$  分析可得出,如果  $D_{A,B}^A = D_{A,B}^B = 1, C_{j_0,l}^A(i,j) \times C_{j_0,l}^B(i,j) < 0$ , 那么相应层与方向的系数相反,会导致得到的细节质量降低。对此,为使得到的效果更优,文中采用式 (11) 对  $D_{A,B}^A, D_{A,B}^B$  的值进行预处理。然后根据预处理得到的结果,采用式 (12) 的系数绝对最大值法,再次消除  $D_{A,B}^A, D_{A,B}^B$  中不利的因素,得到的结果为

$$T_{A,B}^A, T_{A,B}^B: D_{A,B}^A = D_{A,B}^B = 1, C_{j_0,l}^A(i,j) \times C_{j_0,l}^B(i,j) > 0 \quad (11)$$

$$\begin{cases} T_{A,B}^A = 1, T_{A,B}^B = 0, |C_{j_0,l}^A(i,j)| > |C_{j_0,l}^B(i,j)| \\ T_{A,B}^A = 0, T_{A,B}^B = 1, \text{else} \end{cases} \quad (12)$$

最终,将高频系数融合,表示为:

$$C_{j_0,l}^F(i,j) = T_{A,B}^A \times C_{j_0,l}^A(i,j) + T_{A,B}^B \times C_{j_0,l}^B(i,j) \quad (13)$$

利用多 NSDFB 得到的低频与高频分量边缘提取,根据边缘特征作为高频系数融合依据。文中提出的高频系数融合方案,利用了不同层和方向的低频与高频边缘信息,改善了图像质量。

## 3 融合算法

文中将多小波与 NSDFB 有效结合,设计了一种多 NSDFB,将其用于图像融合,过程见图 3。设计的多 NSDFB 变换不仅是一种 2D 图像稀疏描述,而且是一种很好的边缘逼近手段。此外,多 NSDFB 模型含有多尺度、多方向和各项异性等特点。对于低频系数,通过多 NSDFB 系数的 LSML 值作为 PCNN 神经元的刺激,形成了一种 LSML-PCNN 模型,可保留更多的细节信息,减少对亮度敏感性。对于高频系数,通过对多 NSDFB 分解的低频与高频子带边缘提取,根据边缘特征作为高频系数融合依据。

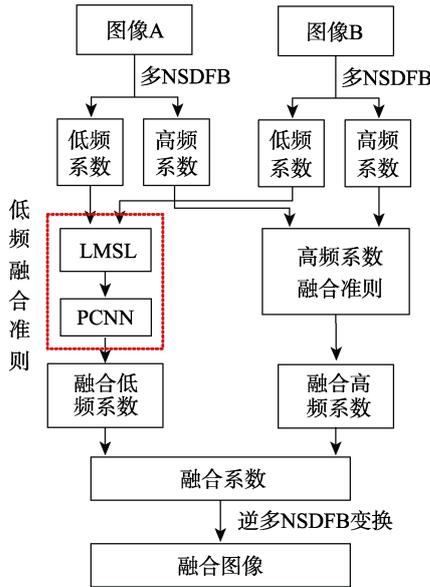


图3 文中融合算法的过程  
Fig.3 Process of the proposed fusion algorithm

文中提出的方法采用的 NSDFB 具有更好的方向选择性,选取的多小波具有多尺度、正交性与对称性。另一方面,LSML 适合于 HVS 的特性。通过 LSML-PCNN 在多 NSDFB 域中可以有效地选择系数来融合源图像。

1) 图像 A, B 分别执行多 NSDFB 分解。

2) 根据式 (7) 计算  $LSML_A^{l,k}(x,y)$  与  $LSML_B^{l,k}(x,y)$  的低频和低频系数。

3) 通过 PCNN 选取多 NSDFB 系数,利用 LSML 激励的 PCNN 融合过程如下所述。

令  $L_{m,n}^{l,k}(0) = U_{m,n}^{l,k}(0) = 0, \theta_{m,n}^{l,k}(0) = 1, Y_{m,n}^{l,k}(0) = 0$ 。

计算  $L_{m,n}^{l,k}(p), U_{m,n}^{l,k}(p), \theta_{m,n}^{l,k}(p), Y_{m,n}^{l,k}(p)$ 。

将在每个子带系数  $LSML_A^{l,k}(m,n)$ ,  $LSML_B^{l,k}(m,n)$ , 作为输入 PCNN 的刺激神经元。

点火次数  $N_{A,m,n}^{l,k}(p), N_{B,m,n}^{l,k}(p)$  计算为:

$$N_{m,n}^{l,k}(p) = N_{m,n}^{l,k}(p-1) + Y_{m,n}^{l,k}(p) \quad (14)$$

设  $p=100$ , 迭代过程将停止。通过式 (15) 可以得到决策图  $D_{m,n}^{l,k}$ , 并通过式 (16) 选择系数。也就是说,如果一些系数产生比另一个大的点火次数,则这些系数将被选择为融合系数。

$$D_{m,n}^{l,k} = \begin{cases} 1 & N_{A,m,n}^{l,k} \geq N_{B,m,n}^{l,k} \\ 0 & N_{A,m,n}^{l,k} < N_{B,m,n}^{l,k} \end{cases} \quad (15)$$

$$S_{F,m,n}^{l,k} = \begin{cases} S_{A,m,n}^{l,k} & N_{m,n}^{l,k} = 1 \\ S_{B,m,n}^{l,k} & N_{m,n}^{l,k} = 0 \end{cases} \quad (16)$$

式中:  $S_{F,m,n}^{l,k}, S_{A,m,n}^{l,k}, S_{B,m,n}^{l,k}$  依次为融合图像 F, A, B 在  $l$  尺度  $k$  方向的  $m$  行  $n$  列的系数。

4) 根据  $C_{j_0,l}^F(i,j) = T_{A,B}^A * C_{j_0,l}^A(i,j) + T_{A,B}^B * C_{j_0,l}^B(i,j)$

进行高频系数融合。

5) 通过多 NSDFB 逆变换重构最终图像。

## 4 实验与分析

为验证所提方法的融合效果,依次进行 2 组实验: CT 与 MRI 融合; 多聚集图像融合。实验环境: Intel (R) Core (TM) I3CPU@3.10.GHz 四核, 4 GB ROM, Windows7。仿真软件为 Matlab 2012b。为更好地验证算法的优越性,选取常用融合方案作对照组(文献[4]、文献[5]、文献[6])。通过多次试验确定了各参数:小波变换中的尺度函数  $r=2$ , 每个平移距离  $k=3, j=0, 1$ 。

### 4.1 评价标准

为定量衡量算法的融合性能,充分显示其融合质量与效率,文中引入了信息熵 (Information Entropy, IE)、平均梯度 (Average Gradient, AG)、空间结构相似性 ( $Q^{AB/F}$ )、PSNR 进行评价,分别定义为:

$E$  是表示图像信息量大小的指标,表示为<sup>[16]</sup>:

$$E = \sum_{i=0}^{L-1} p_i \ln p_i \quad (17)$$

式中:  $L$  为灰度级;  $p_i = N_i/N$  为第  $i$  个灰度的数量,  $N$  为总数量。  $E$  越大,含有的信息量越多,显示效果越佳。

$A_G$  描述了图像对细节的显示能力,表示为<sup>[17]</sup>:

$$A_G = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \sqrt{(\Delta_x^2 + \Delta_y^2) / 2} \quad (18)$$

其中,  $(\Delta_x^2, \Delta_y^2)^T$  依次为在  $x, y$  方向的梯度。

$A_G$  值越大,表明细节表现更优异。

$Q^{AB/F}$  描述图像的边缘、方差等结构信息,  $Q^{AB/F}$  定义如下<sup>[18]</sup>:

$$Q^{AB/F}(m,n) = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (Q^{AF}(m,n)w^A(m,n) + Q^{BF}(m,n)w^B(m,n))}{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (w^A(m,n) + w^B(m,n))} \quad (19)$$

式中:  $Q^{AF}, Q^{BF}$  为源图像 A 与 B 到融合图像 F 的边缘信息;  $w^A(m,n), w^B(m,n)$  分别为边缘权值。

$Q^{AB/F}$  越大,性能越好。

PSNR 反应了图像信噪比的平均值, PSNR 越高,图像质量越好,表示为<sup>[19]</sup>:

$$PSNR = 10 \lg \frac{(u_{\max}^2)}{MSE} \quad (20)$$

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (u(i,j) - u_0(i,j))^2 \quad (21)$$

式中:  $u_{\max}$  为最大信号值;  $M \times N$  为图像尺寸;  $u$

为初始图像;  $u_0$  为融合图像。

## 4.2 实验结果

实验 1 中的 CT 与 MRI 融合结果见图 4。待融合 CT 见图 4a, 待融合 MRI 图 4b, 图 4c—d 依次为文献[4—6]以及文中算法得到的实验结果。根据图 4 中结果可看出, 图 4b 能够完成 CT 与 MRI 主要信息的融合, 形成了骨骼与软组织目标, 但是其效果还不太令人满意, 对比度与亮度不佳, 某些局部区域较模糊, 且产生了 Gibbs 现象。主要原因是文献[4]中采用了无平移不变性 Contourlet, 见图 4 中方框所示。图 4d 中结合的轮廓与软组织信息, 但在一些局部区域出现了伪影与失真, 见图 4 中方框。主要原因是文献[5]没考虑像素邻域的相关性, 对周围信息利用不足。图 4e 中得到的融合结果相对较好, 比较清晰的显示了 CT 与 MRI 中的信息, 但也存在一些不足, 细节与纹理处理还有待提高。这主要是因为该算法没有充分考虑局部信息的方向性。图 4f 为提出算法的结果, 可看出图像清晰, 很好地结合了 CT 与 MRI 中的优势信息。在融合过程中无 Gibbs 与伪影现象, 边缘与纹理较清晰, 很好地显示了 CT 与 MRI 中的优势信息。另外, 彩色图像的色彩与更符合人眼的视觉特性, 可以给人眼提供更多的目标场景与空间结构, 便于场景的理解, 因此, 对彩色图像进行了 2 组实验, 分别记录为实验 3、实验 4。MRI 与 PET 融合结果见图 6, 图 6a 为 MRI 图像, 6b 为 PET 图像。彩色多聚焦图像的融合结果见图 7, 图 7a 为右聚焦图像, 图 7b 为左聚焦图像。从图 6、图 7 中发现, 文献[4]算法所得到的图像色彩较暗淡, 对比度不足。文献[5]中的图像色彩出现了一定的扭曲与光谱失真现象。文献[6]中得到的图像色彩也存在失真问题, 且局部细节不明显。但是, 文中算法的融合图像很好显示了细节信息, 亮度与对比度较好, 色彩还原效果良好。主要原因是文中算法采用多 NSDFB 耦合局部改进 Laplacian 能量和的图像融合方案。通过多小波良好的时域与频域的优点, 使得 NSDFB 继承了 NSCT 的平移不变性, 且能够消除 Contourlet 中频率混叠问题, 通过将多小波与 NSDFB 结合, 形成了一种多 NSDFB 变换方式。随后, 通过多 NSDFB 分解, 得到高频方向与低频系数。其中, 采用 LSML 激励 PCNN 神经元进行融合低频系数。对于高频系数, 利用系数绝对最大值法消除干扰特征, 根据边缘特征作为高频系数融合依据, 使其能够突出细节信息。

实验 2 中不同聚焦融合结果见图 5, 图 5a—b 依次为右聚焦与左聚焦图像; 图 5c—f 依次为文献[4—6]以及文中算法的融合结果。从实验结果得知, 文中算法获得的图像质量最优, 对比度与亮度符合 HVS, 薰衣草与远处的雪山均能够清晰显示, 细节丰富。图 5c 中得到的结果中聚集交界处融合效果不佳, 出现了模糊与伪影现象。图 5d 中得到的结果对比度与饱

和度较暗, 远处的雪山融合过程出现了斑块现象。图 5e 中获得了较好的融合质量, 但某些局部区域细节信息还不太丰富。

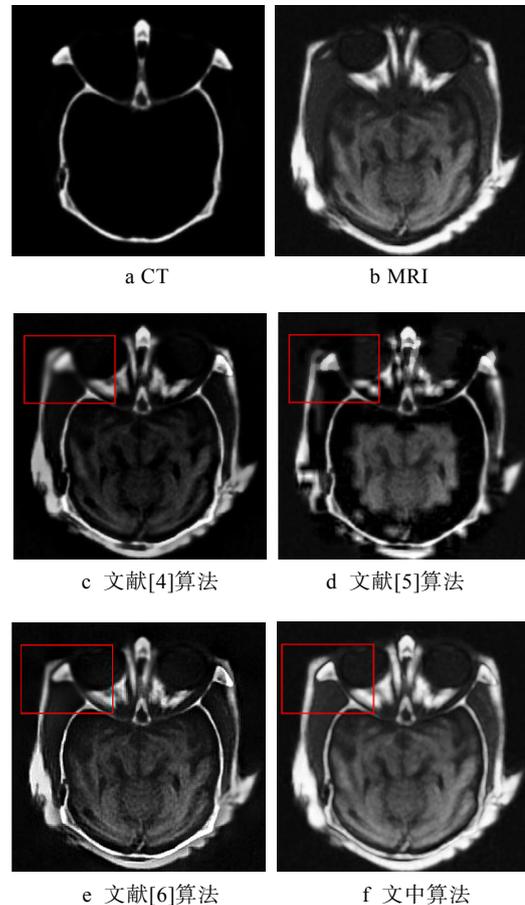


图 4 实验 1 的融合结果  
Fig.4 Fusion results of experiment 1

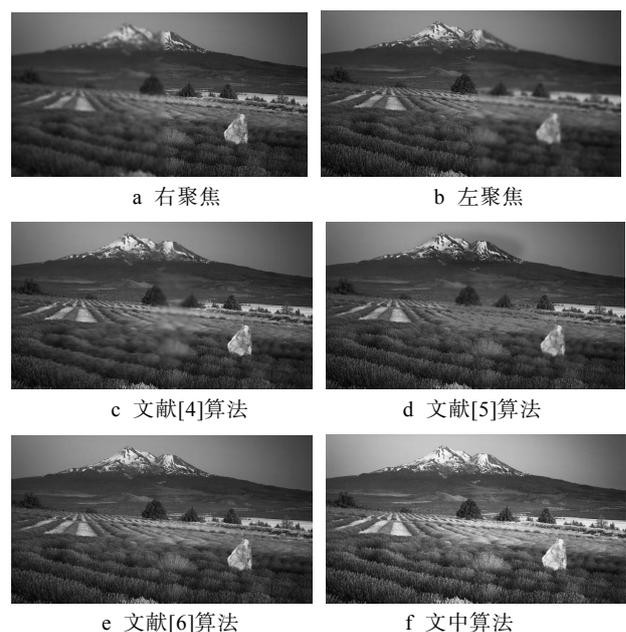


图 5 实验 2 的融合结果  
Fig.5 Fusion results of experiment 2

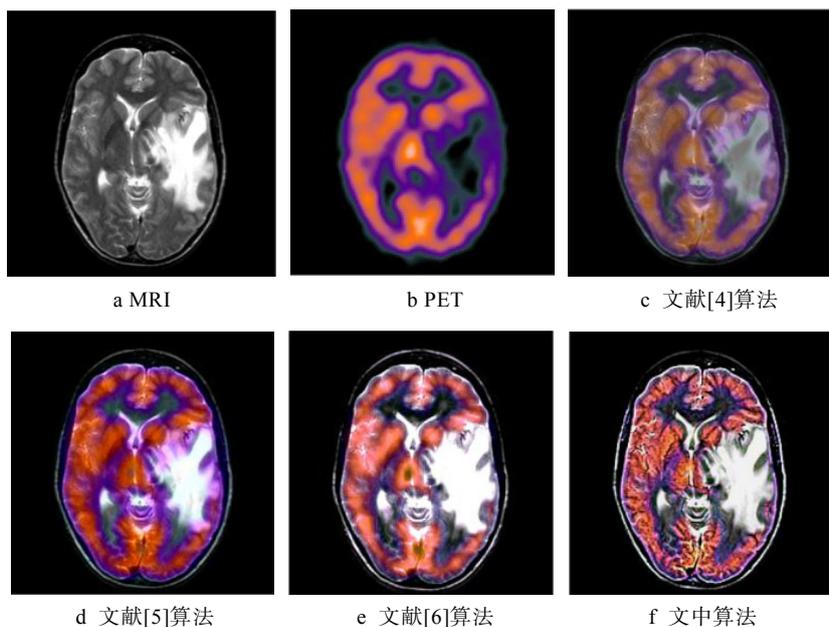


图6 实验3的融合结果  
Fig.6 Fusion results of experiment 3

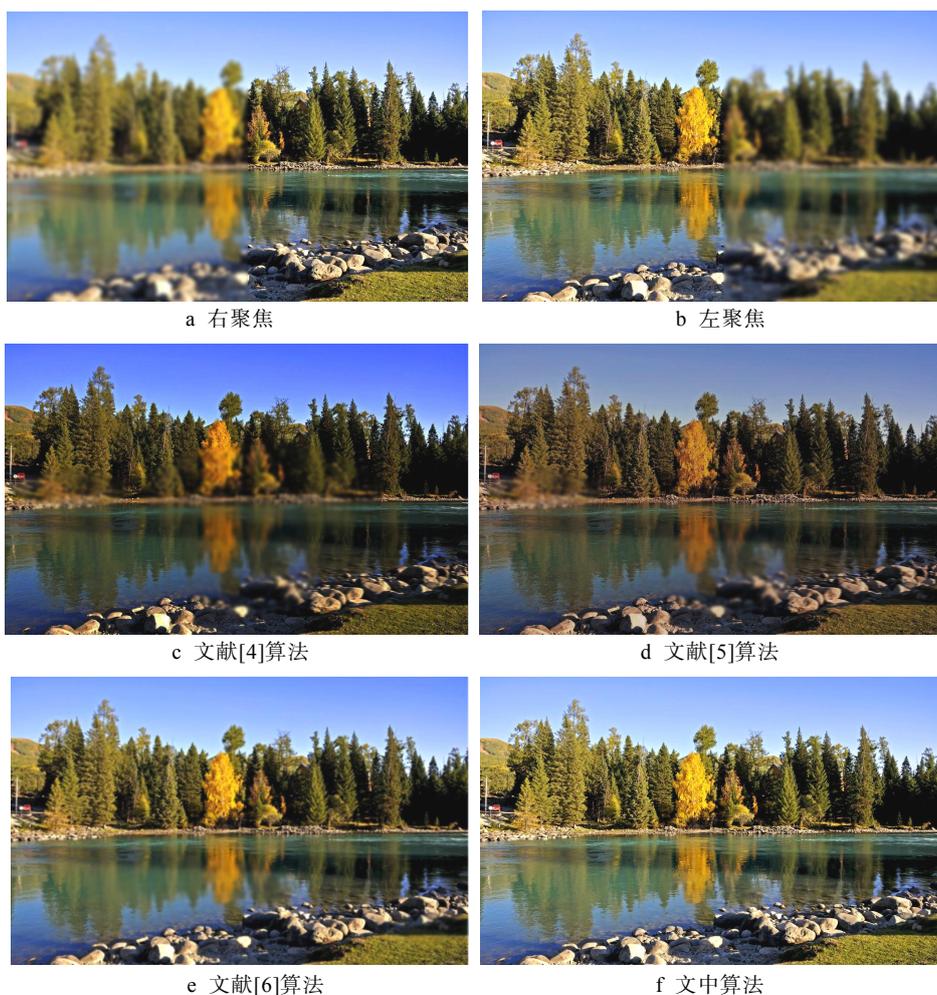


图7 实验4的融合结果  
Fig.7 Fusion results of experiment 4

为了准确衡量各算法的融合性能,利用4.1节中涉及的评价指标分别对实验1与实验2结果进行定量

测量,见表1—2。根据表1与表2中看出,文中算法得到的融合图像关于评价指标  $E, A_G, Q^{AB/F}, PSNR$

均取得了良好表现, 相对对照组算法得到了改善, 说明了提出的融合方案具有良好的性能, 同时也印证了实验结果。此外, 为了更全面反映算法的性能, 对其计算时间进行记录, 统计分析不同算法的效率, 见表 1—2。对于图 4 中的医学图像融合而言, 文献[4]和文献[6]的融合效率最高, 其时耗最小, 分别为 4.26, 6.26 s; 文中算法的融合效率要略低于文献[4]和文献[6], 为 6.36 s。同样, 对于图 5 而言, 具有类似的规律, 文献[4]和文献[6]表现出更高的效率, 而文献[5]的耗时最多, 高达 21.69 s。对于彩色图像的融合测试而言, 在表 3 与表 4 的输出数据中, 所提算法在  $E$ ,  $A_G$ ,  $Q^{AB/F}$ , PSNR 等指标同样要优于其他 3 种对照技术。对于图 7 而言, 所提算法的  $E$ ,  $A_G$ ,  $Q^{AB/F}$ , PSNR 分别达到了 7.65, 8.36, 0.84, 23.16。这说明所提方案对于灰度与彩色图像的融合实验均有效。

为测试算法的抗噪性, 文中利用图 4a—b 为源对象, 在实验中依次加入不同大小的高斯噪声 (1—

10 dB, 步距为 1 dB), 然后在根据 4.1 节中的评价指标测试, 得到了不同算法的融合图像的  $E$ ,  $A_G$ ,  $Q^{AB/F}$ , PSNR 值见图 8。依图 8 可知, 伴随噪声值的增大,  $E$ ,

表 2 实验 2 的客观评价  
Tab.2 Objective evaluation of experiment 2

算法	$E$	$A_G$	$Q^{AB/F}$	PSNR	$t/s$
文献[4]	5.34	5.72	0.51	16.89	4.31
文献[5]	5.66	6.67	0.57	18.21	21.69
文献[6]	6.15	7.18	0.67	20.43	6.31
文中算法	6.89	7.57	0.73	21.96	6.40

表 3 实验 3 的客观评价  
Tab.3 Objective evaluation of experiment 3

算法	$E$	$A_G$	$Q^{AB/F}$	PSNR	$t/s$
文献[4]	5.76	5.99	0.62	18.23	4.78
文献[5]	5.93	6.86	0.69	18.87	23.65
文献[6]	6.77	7.55	0.72	20.36	6.41
文中算法	7.23	8.14	0.81	22.18	6.53

表 4 实验 4 的客观评价  
Tab.4 Objective evaluation of experiment 4

算法	$E$	$A_G$	$Q^{AB/F}$	PSNR	$t/s$
文献[4]	5.89	6.10	0.65	18.94	4.81
文献[5]	6.21	7.22	0.70	19.63	23.72
文献[6]	6.99	7.73	0.76	21.55	6.44
文中算法	7.65	8.36	0.84	23.16	6.62

表 1 实验 1 客观评价  
Tab.1 Objective evaluation of experiment 1

算法	$E$	$A_G$	$Q^{AB/F}$	PSNR	$t/s$
文献[4]	5.63	5.87	0.53	16.25	4.26
文献[5]	5.72	6.76	0.56	17.66	21.22
文献[6]	6.38	7.25	0.64	19.27	6.26
文中算法	6.96	7.83	0.72	20.52	6.34

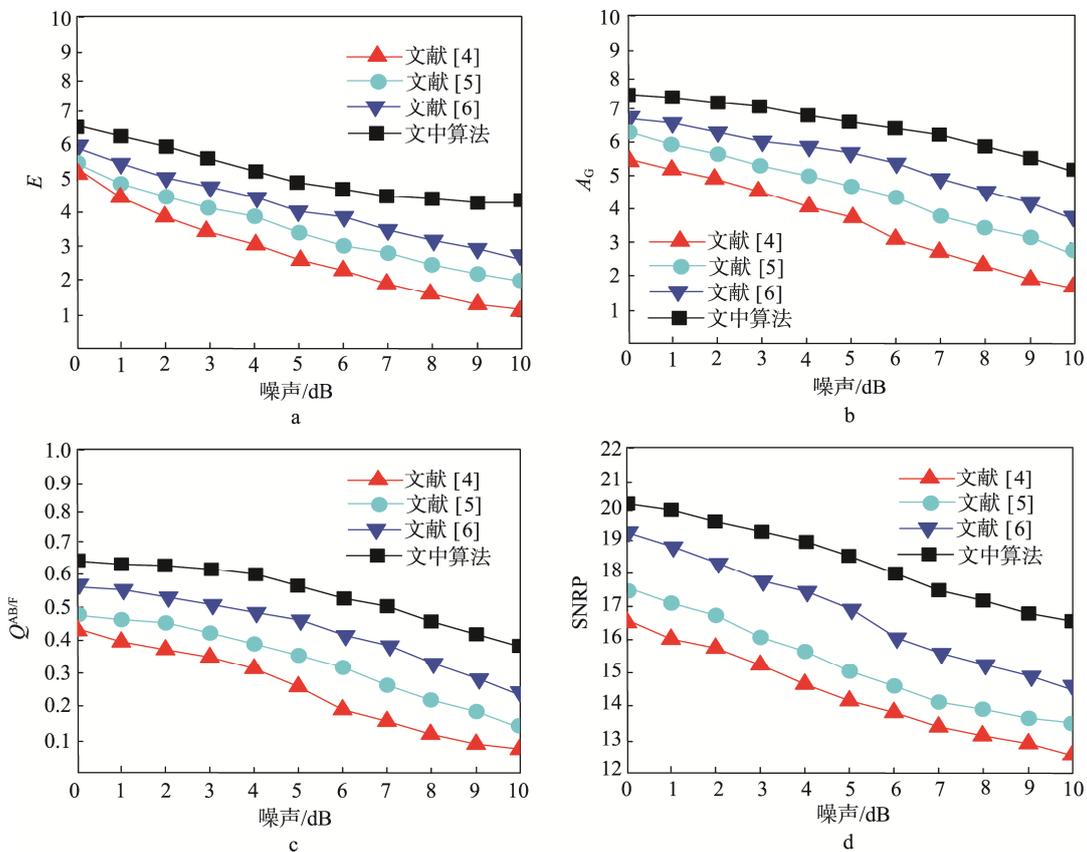


图 8 不同融合算法的抗噪性测试  
Fig.8 Noise immunity testing of different fusion algorithms

$A_G$ ,  $Q^{AB/F}$ , PSNR 均呈现逐渐下降趋势, 说明噪声越大, 对融合性能干扰越明显。通过 4 种算法比较发现, 文中算法的融合图像对应的  $E$ ,  $A_G$ ,  $Q^{AB/F}$ , PSNR 的曲线较稳定, 下降速率慢, 均要小于其他 3 种对照组技术。这说明所提算法的抗噪性要优于其他 3 种算法, 主要是因为文中采用了多 NSDFB, 具有良好的多尺度, 平移不变性, 且 LSML-PCNN 模型能够进一步提取复杂环境下信息, 从而产生了良好的抗噪声干扰能力。

综上所述, 虽然所提算法的融合效率要低于文献[4]和文献[6], 但是其效率保持在可接受的范围之内, 而且图像的融合质量要显著优于文献[4]、文献[5]和文献[6]这 3 种算法。

## 5 结语

文中设计了一种多 NSDFB 与局部改进 Laplacian 能量和的图像融合方案。通过将多小波变换与 NSDFB 相结合成多 NSDFB 变换, 并利用其进行多尺度多方向分解。然后, 通过 LSML 与 PCNN 对低频系数融合, 通过利用绝对最大值法对高频融合。通过 CT 与 MRI 融合及多聚焦图像融合证明, 利用提出的融合方案能够有效消除 Gibbs 现象、几何失真, 获得了优异的融合质量, 边缘与纹理清晰, 细节信息丰富, 符合 HVS 效果。

### 参考文献:

- [1] 叶明, 唐敦兵. 区域清晰度的小波变换图像融合算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(9): 1328—1333.  
YE Ming, TANG Dun-bing. Image Fusion Algorithm Based on Wavelet Transform and Region Image Definition[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2015, 29(9): 1328—1333.
- [2] 陈书贞, 任占广, 练秋生. 基于改进暗通道和导向滤波的单幅图像去雾算法[J]. 自动化学报, 2016, 42(3): 455—465.  
CHEN Shu-zhen, REN Zhan-guang LIAN Qiu-sheng. Single Image Dehazing Algorithm Based on Improved Dark Channel Prior and Guided Filter[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(3): 455—465.
- [3] 张晓琪, 侯世英. 基于导向滤波与分形维度的图像加权融合算法[J]. 包装工程, 2018, 39(9): 220—227.  
ZHANG Xiao-qi, HOU Shi-ying. Weighted Image Fusion Algorithm Based on Guided Filtering Coupled Fractal Dimension[J]. Packaging Engineering, 2018, 39(9): 220—227.
- [4] 宋瑞霞, 王孟, 王小春. V-变换和 Contourlet 变换相结合的图像融合算法[J]. 计算机工程, 2017, 43(4): 263—268.  
SONG Rui-xia, WANG Meng, WANG Xiao-chun. Image Fusion Algorithm Combining V-transform with Contourlet Transform[J]. Computer Engineering, 2017, 43(4): 263—268.
- [5] XIA Kai-jian, YIN Hong-sheng, WANG Jiang-qiang. A Novel Improved Deep Convolutional Neural Network Model for Image Fusion[J]. Cluster Computing, 2018(3): 1—13
- [6] PERAVATTAM S G, BHUVANESH K. Multimodal Medical Image Fusion in Non-Subsampled Contourlet Transform Domain[J]. Circuits and Systems, 2016, 8(7): 1598—1610.
- [7] 茹庆云, 郭献洲. 基于图像处理的多小波变化理论及其应用[J]. 现代电子技术, 2017, 40(18): 95—97.  
RU Qing-yun, GUO Xian-zhou. Multi-Wavelet Transforms Theory Based on Image Processing and Its Application[J]. Modern Electronic Technology, 2017, 40(18): 95—97.
- [8] 张弢, 康缘, 任帅. 基于压缩感知和 GHM 多小波变换的信息隐藏算法[J]. 计算机应用, 2017, 37(9): 2581—2584.  
ZHANG Tao, KANG Yuan, REN Shuai. Information Hiding Algorithm Based on Compressed Sensing and GHM Multiwavelet transform[J]. Computer application, 2017, 37(9): 2581—2584.
- [9] 王依人, 邓国庆, 夏营威. 基于方向可调滤波器的血管图像增强算法[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(6): 2095—2101.  
WANG Yi-ren, DENG Guo-qing, XIA Ying-wei. A Blood Vessel Image Enhancement Algorithm Based on Directional Tunable Filter[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(6): 2095—2101.
- [10] YU Z, YAN L, HAN N. Image Fusion Algorithm Based on Contourlet Transform and PCNN for Detecting Obstacles in Forests[J]. Cybern Inf Technol, 2015, 15(1): 116—125.
- [11] 甘玲, 张倩雯. 结合 NSCT 与引导滤波的图像融合方法[J]. 红外技术, 2018, 40(5): 444—448.  
GAN Ling, ZHANG Qian-wen. Image Fusion Method Combined with NSCT and Boot Filter[J]. Infrared Technology, 2018, 40(5): 444—448.
- [12] 任晓霞, 孙秀明, 耿鹏. 多小波和 NSDFB 组合域递归滤波多聚焦图像融合[J]. 智能系统学报, 2016, 11(2): 241—248.  
REN Xiao-xia, SUN Xiu-ming, GENG Peng. Multi Focus and Image Fusion Based on Recursive Filtering of Multiwavelet and NSDFB Combination Domain[J]. Journal of Intelligent System, 2016, 11(2): 241—248.
- [13] LIU Shuai-qi, ZHAO Jie, SHI Ming-zhu. Medical Image Fusion Based on Improved Sum-Modified-Laplacian[J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2015, 25(3): 206—212
- [14] XU Xin-zheng, WANG Guan-ying, DING Shi-fei.

- Pulse-Coupled Neural Networks and Parameter Optimization Methods[J]. *Neural Computing and Applications*, 2017, 28(1): 671—681.
- [15] SONG Ren-jie, ZHANG Zi-qi, LIU Hai-yang. Edge Connection Based Canny Edge Detection Algorithm[J]. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2017, 27(4): 740—747.
- [16] 杨建平, 帅晓勇, 陶黄林. 被淹没地震信号的小波熵检测与自动识别方法[J]. *井冈山大学学报(自然科学版)*, 2015, 36(4): 43—48.  
YANG Jian-ping, SHUAI Xiao-yong, TAO Huang-lin. Wavelet Entropy Detection and Automatic Recognition of Submerged Seismic Signals[J]. *Journal of Jinggangshan University*, 2015, 36(4): 43—48.
- [17] WEI Chun-yu, ZHOU Bing-yin, GUO Wei. Multi-Focus Image Fusion Based on Nonsampled Compactly Supported Shearlet Transform[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(7): 8327—8358.
- [18] 岳静静, 李茂忠, 陈骥. 基于 NSCT-PCNN 的多聚焦红外图像融合[J]. *红外技术*, 2017, 39(9): 798—806.  
YUE Jing-jing, LI Mao-zhong, CHEN Ji. Multi-Focus Infrared Image Fusion Based on Pulse Coupled Neural Networks in a Nonsampled Contourlet Transform Domain[J]. *Infrared Technology*, 2017, 39(9): 798—806.
- [19] 赵岩, 孟丽茹, 王世刚. 符合人眼视觉感知特性的改进 PSNR 评价方法[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2015, 45(1): 309—313.  
ZHAO Yan, MENG Li-ru, WANG Shi-gang. Improved PSNR Evaluation Method Consistent with Human Visual Perception[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2015, 45(1): 309—313.