

# 基于自适应 PCNN 模型的四元数小波域图像融合算法

朱芳<sup>1</sup>, 刘卫<sup>2</sup>

(1. 安徽新华学院通识教育学院, 安徽 合肥 230088; 2. 中国科学院合肥智能机械研究所, 安徽 合肥 230031)

**摘要:** 针对红外和可见光图像的自身特点, 本文提出一种基于四元数小波变换 (QWT) 和自适应脉冲耦合神经网络 (PCNN) 模型相结合的红外图像与可见光图像融合的新算法。首先将红外图像与可见光图像分别进行四元数小波变换, 分别得到低频子带和高频子带系数; 其次, 采用局部区域方差匹配的融合准则处理低频子带系数, 并用自适应的 PCNN 模型处理高频子带系数, 用一种改进的空间频率作为 PCNN 模型的刺激输入, 且采用拉普拉斯算子调节 PCNN 模型的阈值; 最后经过四元数小波逆变换实现图像的融合。将本文提出的新算法与经典的图像融合算法进行对比分析, 实验结果说明, 新方法取得了较好地视觉改进效果, 并在客观标准上也达到一定的提高。

**关键词:** 图像融合; 四元数小波变换; 局部区域方差匹配; 脉冲耦合神经网络; 空间频率; 拉普拉斯算子

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2018)07-0660-08

## Method for Image Fusion Algorithm Based on Adaptive PCNN Model Parameters in Quaternion Wavelet Domain

ZHU Fang<sup>1</sup>, LIU Wei<sup>2</sup>

(1. College of General Education, Anhui xinhua University, Hefei 230088, China;

2. Institute of Intelligent Machine, Chinese Academy of Science, Hefei 230031, China)

**Abstract:** Aiming at the features of infrared and visible image, a new fusion algorithm which combines quaternion wavelet transform (QWT) with adaptive pulse coupled neural network (PCNN) is presented. In the proposed fusion process, the infrared image and visible image are decomposed into low-frequency sub-band and high-frequency sub-band coefficients respectively via the QWT at first step. Then the low-frequency sub-band coefficients are fused using local variance matching rule, the high-frequency sub-band coefficients are fused using adaptive PCNN model. An improved spatial frequency as the input of the PCNN is used, and the Laplace operator is used to adjust the threshold of PCNN model. Finally, the fused image is reconstructed based on inverse QWT. The experiment results show that compared to the traditional image fusion algorithms, this proposed algorithm achieves better subjective visual results and also improves the objective criteria.

**Key words:** image fusion, quaternion wavelet transform, local variance matching, pulse coupled neural network, spatial frequency, Laplace operator

## 0 引言

随着信息技术的快速发展, 图像与人类生活密不可分, 如何将来自不同传感器关于某个场景的多元多幅图像融合成一幅新的图像即图像融合, 成为医疗诊断<sup>[1]</sup>、军事应用<sup>[2]</sup>及机器视觉<sup>[3]</sup>等领域的研究热点。20

世纪初, 图像融合技术产生于 Laner<sup>[4]</sup>等人对地球卫星发射图像和多光谱扫描的图像信息进行融合实验, 为后续图像融合的发展奠定了基础。Burt P. J<sup>[5]</sup>和 Adelson E. H 提出多尺度分辨的拉普拉斯金字塔算法, 此方法将图像分解成多个子图像再进行融合。最初的这些融合算法大多是在图像的空间域上进行处理, 是

收稿日期: 2018-04-07; 修订日期: 2018-06-28.

作者简介: 朱芳 (1987-), 女, 硕士, 讲师, 教师, 研究方向为数字图像处理。

基金项目: 安徽省质量工程《智慧课堂试点项目》(2017zhkt247); 安徽省高等学校自然科学研究重点项目 (KJ2016A310); 安徽新华学院《概率论与数理统计 A》教改课程项目 (2015jgkcx11)。

图像融合技术的初级阶段。20 世纪 90 年代, 基于小波变换的快速发展, 很多学者将其应用到图像融合中, 其中 Ranchin T 和 Wald L 在遥感图像融合实验中, 提出了基于 DWT 的融合算法, 相比空间域图像融合技术在视觉效果上取得很大改善。近几年, 多尺度变换作为一种新型的变换域方法在图像融合领域应用广泛<sup>[6]</sup>, 具有代表性的变换有 Contourlet<sup>[7]</sup>变换、Directionlet<sup>[8]</sup>变换、Shearlet<sup>[9]</sup>变换等。其中 Contourlet 变换具有较好的方向选择性和各向异性, 却不能达到平移不变性, 使子带容易产生频谱混叠现象。为此, Cunha<sup>[10]</sup>等提出非下采样轮廓波变换(NSCT 变换), 广泛应用于图像融合中<sup>[11]</sup>, 并取得一定的改善效果, 但其计算复杂度提高了。Guo<sup>[12]</sup>等人提出了 Shearlet 变换, 其计算效率提高了, 但其不具备平移不变性, 在图像融合时易在奇异点附近产生伪吉布斯现象。因此 Easley<sup>[13]</sup>等提出了平移不变剪切波变换——SIST 变换, 并将其应用于图像融合<sup>[14]</sup>, 此算法的计算效率得到一定的提高, 但是随着尺度增加会提高算法的冗余度。综合这些新型小波变换的优缺点, 2008 年 Chan 等人提出了一种新型的基于实小波、二维 Hilbert 变换和四元数代数的多尺度分析图像工具四元数小波变换(QWT)<sup>[15]</sup>, 具有近似平移不变性和有限冗余性, 并提供不同尺度的一个幅值和 3 个相位信息, 克服了实小波和复小波相位信息不够丰富的缺点。QWT 变换在图像处理中的应用非常广泛, 无论从视觉效果还是客观评价上都取得一定的成效, 因此将图像进行 QWT 分解之后再行融合尤为重要。

脉冲耦合神经网络(PCNN)是第 3 代人工神经网络的模型, 在 20 世纪 90 年代由 Eckhorn R<sup>[16]</sup>等人基于猫和猴子的大脑视觉区神经元同步脉冲发放现象提出的。PCNN 作为单层网络模型, 其神经元具有自主学习的特性, 在实际应用过程中不需要训练就可以实现图像处理和模式识别、控制和优化、预报和智能信息管理等功能。同时, PCNN 神经元在处理数据时具有非线性相乘特性, 并考虑生物电传输的时延性<sup>[17]</sup>、指数衰减性及相邻神经元之间的同步脉冲串特性, 这些优势都被应用于各种技术领域。1999 年 Broussard<sup>[18]</sup>等人首先将 PCNN 应用于图像融合中, 说明了 PCNN 在图像融合中的可行性。但现有的基于 PCNN 的图像融合算法中, 大多数都是直接将分解后的子带系数作为 PCNN 模型的刺激输入, 对比度不高易造成细节信息丢失的结果。2005 年, 马义德、徐光柱和齐春亮等人<sup>[19]</sup>提出将自适应的 PCNN 模型应用到图像融合中, 取得一定改善的融合效果。2010 年, 李美丽和李言俊等<sup>[20]</sup>提出一种基于 NSCT 变换域

的 PCNN 融合算法处理红外线和可见光, 该方法优于单一的小波变换域算法。2014 年江平等<sup>[21]</sup>提出基于 NSST 和自适应 PCNN 的图像融合算法, 在视觉效果和客观指标上都取得很大的改进。

为了得到对比度更高、纹理细节更加丰富、目标信息更加突出、融合效果更好的红外与可见光融合图像, 本文充分利用 QWT 和 PCNN 两者的优点, 提出一种基于自适应 PCNN 模型参数的 QWT 变换域图像融合的新算法。首先分别对红外和可见光图像进行 QWT 变换得到相应的低频子带和高频子带部分; 其次, 针对低频子带系数采用局部区域方差匹配的准则进行融合, 对高频子带系数采用自适应的 PCNN 模型进行融合, 用改进的空间频率作为 PCNN 模型的刺激输入, 采用拉普拉斯算子调节 PCNN 模型的阈值; 最后将处理过的低频高频子带系数进行 QWT 逆变换, 实现最终的图像融合, 实验结果表明本文所提方法可以取得较好的融合效果。

## 1 基础知识

### 1.1 四元数小波变换

1843 年 W. R. Hamilton 在复数理论的基础上提出了四元数这个概念, 也可认为是特殊的 Clifford 代数。假设  $q = q_r + q_i i + q_j j + q_k k$  为一四元数, 其中  $q_r$  为  $q$  的实部,  $q_i, q_j, q_k$  为  $q$  的 3 个虚部,  $i, j, k$  为正交的虚数单位且满足:

$$\begin{aligned} i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1, \quad ij = -ji = k, \\ jk = -kj = i, \quad ki = -ik = j \end{aligned} \quad (1)$$

$q$  的范数为:  $\|q\| = \sqrt{qq^*} = \sqrt{q_r^2 + q_i^2 + q_j^2 + q_k^2}$ , 当  $\|q\| = 1$  时称其为单位四元数, 其 3 个相位角  $(\varphi, \theta, \psi) \in [-\pi, \pi] \times [-\pi/2, \pi/2] \times [-\pi/4, \pi/4]$ , 因此四元数具有一个幅值和三个相位角, 用极坐标可表示为:  $q = |q|e^{i\varphi}e^{j\theta}e^{k\psi}$ 。

四元数小波变换本质上就是利用 4 个实离散小波变换来进行分解, 第 1 个实离散小波实现其实部的分解, 将第 1 个实离散小波再经过 Hilbert 变换得到第 2、3 和 4 个实离散小波变换, 它们分别对应于四元数小波变换的 3 个虚部分解。将四元数尺度基函数及小波基函数各自的实分量提取出来可以得到如下形式的矩阵:

$$G = \begin{bmatrix} \varphi_h(x)\varphi_h(y) & \varphi_h(x)\psi_h(y) & \psi_h(x)\varphi_h(y) & \psi_h(x)\psi_h(y) \\ \varphi_g(x)\varphi_h(y) & \varphi_g(x)\psi_h(y) & \psi_g(x)\varphi_h(y) & \psi_g(x)\psi_h(y) \\ \varphi_h(x)\varphi_g(y) & \varphi_h(x)\psi_g(y) & \psi_h(x)\varphi_g(y) & \psi_h(x)\psi_g(y) \\ \varphi_g(x)\varphi_g(y) & \varphi_g(x)\psi_g(y) & \psi_g(x)\varphi_g(y) & \psi_g(x)\psi_g(y) \end{bmatrix} \quad (2)$$

更多有关四元数具体讲解的过程可以参考文献[22]。

## 1.2 PCNN 理论

PCNN 模型由若干个神经元互连形成的反馈型神经网络, 一个 PCNN 神经元由接收域、调制域和脉冲产生器 3 部分构成。其工作原理为: 接收域接受外界输入刺激  $S_{ij}$  和神经元输出  $F_{ij}$ , 调制域将接收到的信号进行非线性调制得到内部活动信号总和  $U_{ij}$ , 并将同时  $U_{ij}$  传输到脉冲产生器部分, 与动态阈值  $\theta_{ij}$  比较, 若  $U_{ij}$  大于  $\theta_{ij}$ , 则神经元产生一个脉冲  $Y_{ij}=1$ , 产生一次点火, 接着动态阈值  $\theta_{ij}$  经过反馈快速增加, 直到当  $U_{ij}$  小于  $\theta_{ij}$  时, 脉冲产生器关闭, 输出  $Y_{ij}=0$ , 最终形成脉冲信号  $Y_{ij}$ , 脉冲输出之后,  $\theta_{ij}$  快速衰减直到再次小于  $U_{ij}$  产生脉冲。

由于传统 PCNN 模型复杂, 参数设置困难及非线性调制等诸多因素, 不利于实际应用。因此, 本文采用如下的简化模型:

$$\begin{cases} F_{ij}(n) = S_{ij} \\ L_{ij}(n) = V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{ijkl}(n-1) \\ U_{ij}(n) = F_{ij}(n)[1 + \beta L_{ij}(n)] \\ \theta_{ij}(n) = e^{-\alpha_L} \theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n-1) \\ Y_{ij}(n) = \text{step}(U_{ij}(n) - \theta_{ij}(n)) = \begin{cases} 1 & U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $S_{ij}$  为外部刺激输入;  $F_{ij}$  为输入项;  $L_{ij}$  为链接输入;  $U_{ij}$  为内部活动总和;  $\theta_{ij}$  为动态阈值;  $Y_{ij}$  为脉冲输出;  $W_{ijkl}$  为链接神经间的权值系数矩阵;  $k$  和  $l$  为神经元与领域链接范围;  $\alpha_L$  和  $\alpha^\theta$  为链接输入和变阈值函数的时间常数;  $V_L$  为链接输入放大系数;  $V_\theta$  为阈值放大系数;  $\beta$  为链接强度;  $n$  为迭代次数。

## 2 基于自适应 PCNN 模型的 QWT 域图像融合准则

### 2.1 基本融合框架

传统的图像融合算法中, 都存在计算量过大、运算时间过长及融合效果不佳等问题, 本文基于 QWT-PCNN 的融合准则将在一定程度上提高图像融合的计算效率和质量, 实现图像更加有效的融合。现假设经过配准处理之后的红外图像为  $I$ , 可见光图像为  $V$ , 融合之后的图像记为  $F$ , 具体的融合步骤为:

1) 对红外图像  $I$  和可见光图像  $V$  分别进行 QWT 分解, 分别得到各自图像变换后的高低频子带系数:  $\{y_l, y_l^{k,l}\} (l \geq 1)$  和  $\{y_v, y_v^{k,l}\} (l \geq 1)$ 。其中  $y_l$  和  $y_v$  为各自分解后的低频子带系数;  $y_l^{k,l}$  和  $y_v^{k,l}$  为分解后  $l$  尺度  $k$  方向上的高频子带系数。

2) 针对高低子带中所包含图像信息特征的不同,

分别采用不同的融合准则, 记融合之后的系数为:  $\{y_F, y_F^{k,l}\} (l \geq 1)$ , 其中  $y_F$  表示融合后的低频子带系数,  $y_F^{k,l}$  表示融合后  $l$  尺度  $k$  方向上的高频子带系数。

3) 对融合之后的高低频子带系数进行 QWT 逆变换, 得到融合新图像  $F$ 。图 2 为整个图像融合流程图。

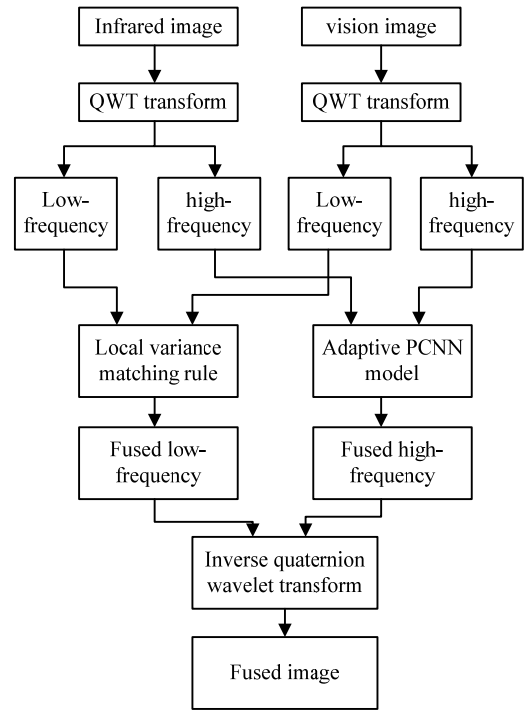


图1 红外与可见光图像融合流程图

Fig.1 Infrared and visible image fusion flow chart

### 2.2 低频子带系数融合规则

图像经过 QWT 变换后的低频部分包含了源图像大量的能量信息, 采用类似加权平均法、拉普拉斯能量法等常规融合算法可能会丢失源图像中的一些重要信息, 在这里采用局部区域方差匹配的准则处理低频部分。

局部区域方差匹配度记为  $M_s(k_1, k_2)$  定义如下:

$$M_s(k_1, k_2) = \frac{2 \sum_{(i,j) \in G} |y_l(k_1, k_2) \cdot y_v(k_1, k_2)|}{V_l(k_1, k_2) + V_v(k_1, k_2)} \quad (S = I, V) \quad (4)$$

式中:  $V_s(k_1, k_2) = \frac{1}{M \times N} \sum_{(i,j) \in G} |w(i, j) \cdot (y_s(i, j) - \bar{y})|^2$ , 为区域方差, 区域方差越大说明所包含的细节信息更加丰富;  $\bar{y}$  为所选局部区域的系数均值;  $G$  为以  $P(k_1, k_2)$  点为中心、大小为  $M \times N$  的局部区域, 本文取  $5 \times 5$  大小的局部区域;  $w(i, j)$  为高斯权重分布矩阵。

在这里设  $\alpha$  为方差匹配度阈值, 本文取  $\alpha = 0.75$ 。

1) 若  $M_s(k_1, k_2) = \alpha$ , 说明区域相关性较差, 因此我们采用方差取大的融合准则:

$$y_F(k_1, k_2) = \begin{cases} y_I(k_1, k_2), & V_I(k_1, k_2) \geq V_V(k_1, k_2) \\ y_V(k_1, k_2), & V_I(k_1, k_2) < V_V(k_1, k_2) \end{cases} \quad (5)$$

2) 若  $M_s(k_1, k_2) \geq \alpha$ , 说明区域相关程度较高, 两幅图像都包含较多的细节和边缘信息, 则采取加权平均的融合准则:

$$y_F(k_1, k_2) = \begin{cases} w_{\max} y_I(k_1, k_2) + w_{\min} y_V(k_1, k_2), & V_I(k_1, k_2) \geq V_V(k_1, k_2) \\ w_{\min} y_I(k_1, k_2) + w_{\max} y_V(k_1, k_2), & V_I(k_1, k_2) < V_V(k_1, k_2) \end{cases} \quad (6)$$

其中自适应因子为:

$$\begin{cases} w_{\min} = 0.5 - 0.5 \left( \frac{1 - M_s(k_1, k_2)}{1 - \alpha} \right) \\ w_{\max} = 0.5 + 0.5 \left( \frac{1 - M_s(k_1, k_2)}{1 - \alpha} \right) \end{cases} \quad (7)$$

## 2.3 高频子带系数融合准则

### 2.3.1 改进的空间频率作为PCNN的刺激输入

图像经过QWT分解后的高频子带系数包含原始图像的很多细节信息, 传统的高频子带处理准则大多都是“绝对值取大”, 容易丢失图像的冗余信息并导致一些人工信息混入等现象。图像局部区域的空间频率刚好反映了图像的活跃程度, 能在一定程度上很好地保留图像的细节信息, 因此本文基于传统的空间频率采用改进的空间频率作为PCNN的刺激输入。其公式如下:

$$MSF = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (RF + CF + MDF + SDF) \quad (8)$$

$$\begin{cases} RF = [y(i, j) - y(i, j-1)]^2 \\ CF = [y(i, j) - y(i-1, j)]^2 \\ MDF = \frac{[y(i, j) - y(i-1, j-1)]^2}{\sqrt{2}} + \frac{[y(i, j) - y(i+1, j+1)]^2}{\sqrt{2}} \\ SDF = \frac{[y(i, j) - y(i-1, j+1)]^2}{\sqrt{2}} + \frac{[y(i, j) - y(i+1, j-1)]^2}{\sqrt{2}} \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $y(i, j)$  表示高频子带系数。则在(3)式中取  $MSF_n^{k,l}(i, j) = S_n^{k,l}(i, j)$ , 即以改进的空间频率MSF作为PCNN模型的刺激输入。

### 2.3.2 Laplace算子调节PCNN的阈值

以往的图像融合算法中, 大多都是直接设定PCNN模型的阈值 $\theta$ , 本文主要采用Laplace算子自适应的控制PCNN的阈值。本文取 $\theta$ 值为:

$$\theta(i, j) = \text{Bri} - \sum_{i,j} \text{La} \times y(i, j) \quad (10)$$

式中:  $\text{Bri} = \max(y(i, j))$  为高频子带系数中值最大的值, Laplace算子取:  $\text{La} = [-1, -1, -1; -1, 8, -1; -1, -1, -1]$ ;  $y(i, j)$  为高频子带系数。

### 2.3.3 高频子带系数的融合准则

PCNN的点火次数大小之间反映神经元受外部刺激强弱, 表明QWT变换后子带系数所包含细节信息的多少, 因此取点火次数大所对应的QWT系数。当  $n=N$  时, 迭代停止, 根据(3)式取初始值为:  $U_0^{k,l}(i, j) = 0, L_0^{k,l}(i, j) = 0, Y_0^{k,l}(i, j) = 0$  和下式中  $T_0^{k,l}(i, j) = 0$ , 得点火频率映射图为  $D_{ij,F}(N)$ , 进而得融合后的高频子带系数  $y_F$  为:

$$D_{ij,F} = \begin{cases} 1, & \text{if } T_{ij,I}(N) \geq T_{ij,V}(N) \\ 0, & \text{if } T_{ij,I}(N) < T_{ij,V}(N) \end{cases} \quad (11)$$

$$y_F = \begin{cases} y_I(i, j), & \text{if } D_{ij,F}(N) = 1 \\ y_V(i, j), & \text{if } D_{ij,F}(N) = 0 \end{cases}$$

式中: 各个高频系数的点火次数为:  $T_n^{k,l}(i, j) = T_{n-1}^{k,l}(i, j) + Y_n^{k,l}(i, j)$ ,  $y_F(i, j)$ ,  $y_I(i, j)$ ,  $y_V(i, j)$  分别表示位置  $(i, j)$  处的融合系数、红外系数和可见光系数。

## 3 实验结果与分析

为了体现本文所提融合算法的有效性, 选取2对(Tree和Car)配准的红外与可见光图像进行融合, 大小均为  $256 \times 256$ 。将本文所提算法与下面6种具有代表性的融合算法进行对比: 基于梯度金字塔变换的图像融合算法(GP-mean-max)、基于离散小波变换的图像融合算法(DWT-mean-max)、基于NSST融合算法(NSST-mean-max), 这3种方法都是按低频子带取均值, 高频子带取大的原则进行图像融合的; QU<sup>[23]</sup>等人基于PCNN提出NSCT域和NSST域的图像融合算法(NSCT-mean-SFPCNN和NSST-mean-SFPCNN), 这两种算法都是低频取均值, 高频以空间频率作为PCNN的刺激输入; 文献[21]中江平等基于NSCT提出自适应的PCNN图像融合算法(NSCT-PCNN), 其低频采用局部方差匹配的准则进行融合, 高频子带采用自适应PCNN模型进行融合。本文PCNN模型参数的设定为:  $N=200, \alpha_L=1.0, \alpha_\theta=0.2, V_L=1.0, V_\theta=20, a \times b=3 \times 2, W=[0.707 \ 1 \ 0.707; 1 \ 0 \ 1; 0.707 \ 1 \ 0.707]$ 。

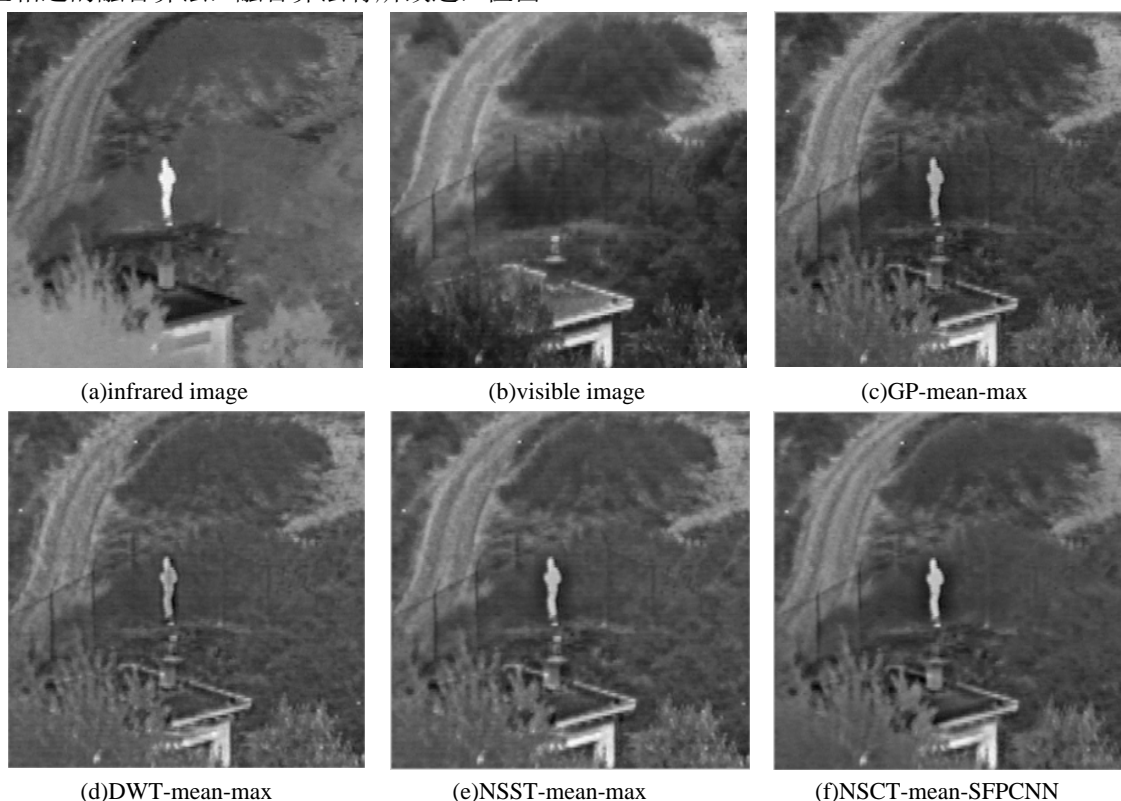
为了客观评价红外与可见光图像的融合效果, 本文选取标准差(STD)、平均梯度(AG)、信息熵(En)、互信息(MI<sup>[24]</sup>)和边缘信息保留量( $Q^{AB/F}$ )5个指标作为客观评价指标。STD反映图像灰度值相对平均灰

度值的离散程度；AG 表示图像融合后的清晰度；En 反映融合图像中包含的平均信息量；MI 体现融合图像从源图像中提取的信息量； $Q^{AB/F}$  衡量源图像中的边缘信息有多少转移到融合后的图像中，这 5 个指标的值越大表明融合效果越好。

图 2 和图 3 为 2 对红外图像和可见光图像(“Tree”和“Car”)通过 7 种不同融合方法得到的实验结果。从主观视觉上，7 种方法都实现了图像融合的目的，但由于所选的多尺度分解工具和高低频子带融合准则不同，导致融合之后的效果也不一样。(c)~(g)是针对红外与可见光图像所选取的经典融合算法；(h)是已经提出的融合算法，其低频子带所选取的方法与本文算法一样都是局部区域方差匹配的准则，高频子带选取自适应的 PCNN 进行融合；(i)是本文所提算法实现的图像融合结果。对比这 7 种算法，从主观评价角度看，(c)基于梯度金字塔算法的融合图像对比度较低，融合后的图像较模糊；(d)基于小波变换的图像融合效果稍微有所提高但存在明显的波纹干扰；(e)基于 NSST 变换的图像融合较前面两种算法明显有所改善，但由于高低频融合准则不足效果不是很理想；(f)和(g)较(e)在算法上有所改进，融合效果有所提高，但计算复杂度明显加强，计算效率降低；(h)这是与本文算法有些相近的融合算法，融合算法有所改进，但由

于 NSST 与 PCNN 自身算法的缺点，导致融合之后的效果不是很理想，在很多细节地方都出现了大量模糊的现象，而且计算效率也低；(i)是本文所提算法实现的图像融合结果，由于 QWT 分解具有近似平移不变性和丰富的相位信息，对图像的细节和边缘信息可以很好的保留，再加上提出的基于自适应 PCNN 的融合准则，使得融合后的图像在对比度和清晰度上得到一定的改善，且细节信息相对更加丰富，人和汽车的目标更突出，且计算效率也大大提高，对目标识别和检测非常有利。

观察表 1 的客观数据来分析这 7 种不同融合算法的效果。显然本文所提的多尺度分解方法(QWT)和高低频融合准则得到的客观评价指标值(STD、AG、En、MI 和  $Q^{AB/F}$ )最高，与主观视觉效果保持一致，因此本文提出的融合算法可以很好地实现红外与可见光图像融合。此外，从表 1 可以看出 7 种算法的运行时间，本文算法比 GP-mean-max、DWT-mean-max 和 NSST-mean-max 这 3 种算法运行时间稍长，但对比 NSCT-mean-SFPCNN、NSST-mean-SFPCNN 和 NSST-PCNN 算法运行时间明显降低。因此，不论从主观视觉还是客观评价上面对比，都体现了本文算法的优势，同时运行时间减少，提高了计算效率。





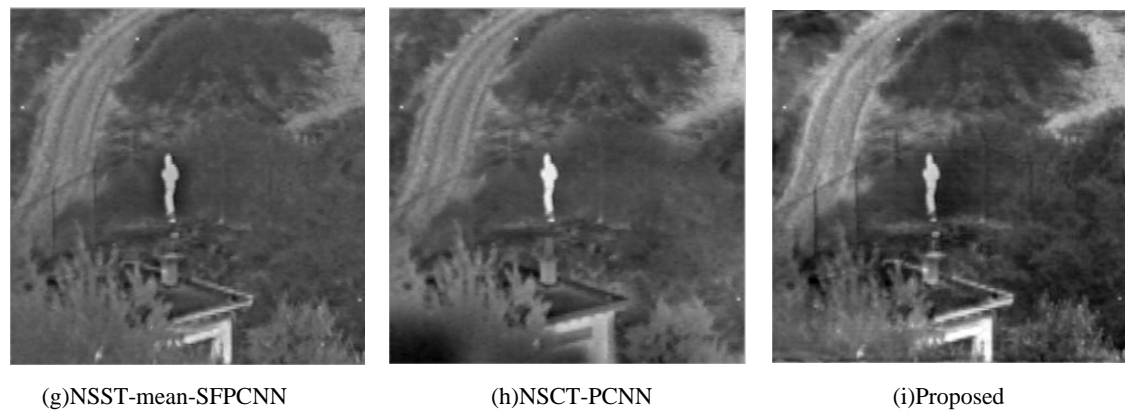


图 2  源图像与融合后图像                      Fig.2  Source images and fusion images

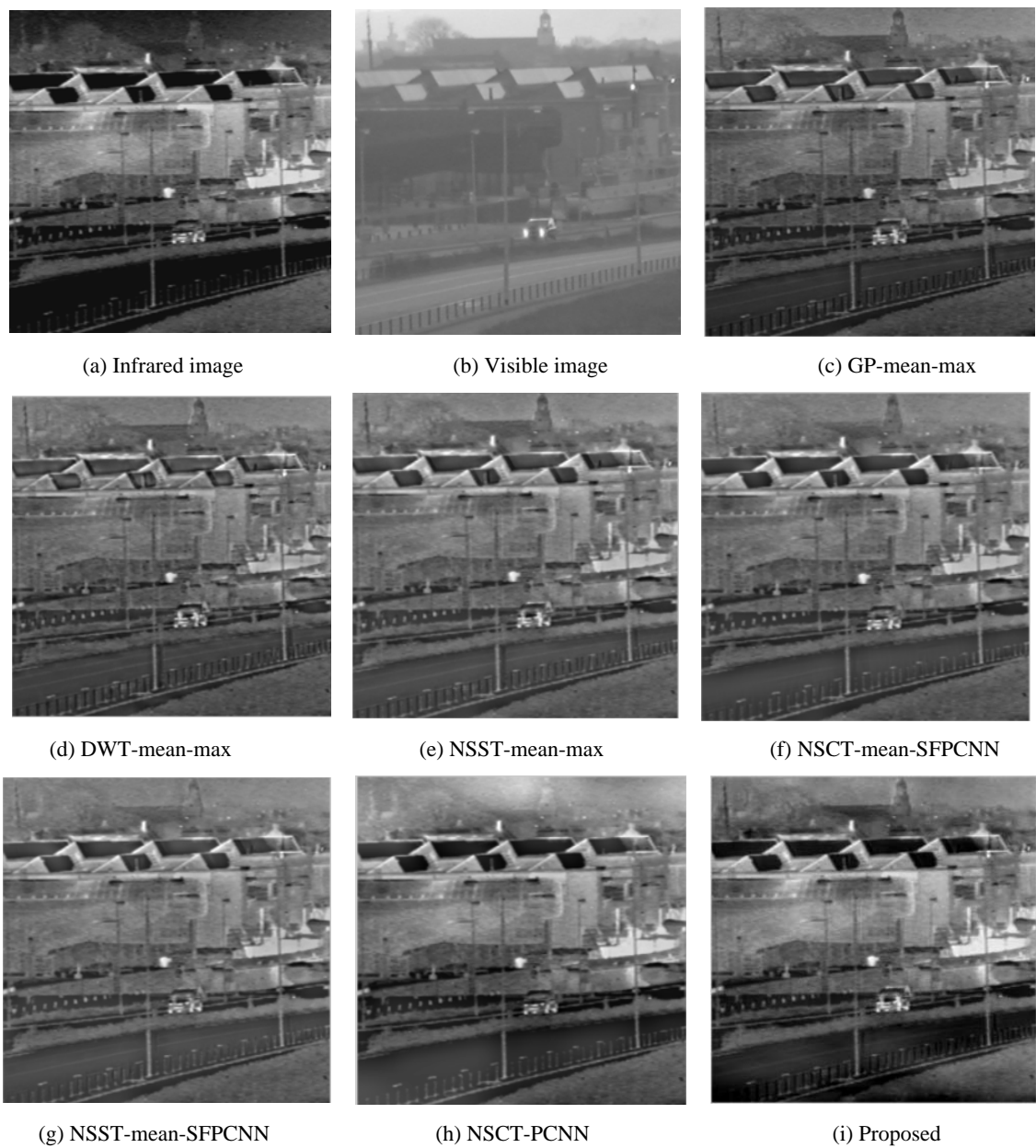


图 3  源图像与融合后图像                      Fig.3  Source images and fusion images

表 1 不同融合方法处理 2 对红外与可见光图像的客观指标

Table 1 The objective assessment of the infrared image and visible image using different methods								
	Evaluation standard	GP-mean-max	DWT-mean-max	NSST-mean-max	NSCT-mean-SFPCNN	NSST-mean-SFPCNN	NSCT-PCNN	Proposed
Tree	STD	22.9886	24.9083	26.9285	25.0185	24.6184	27.7380	39.5911
	AG	5.2725	6.4903	6.3835	5.3403	5.4198	4.9225	6.6034
	En	6.2813	6.4299	6.5526	6.4172	6.4511	6.7997	7.1341
	MI	1.1372	1.0585	1.1099	1.1049	1.0987	1.1015	1.2822
	$Q^{AB/F}$	0.4156	0.3936	0.4410	0.4074	0.4075	0.4211	0.4186
	time/s	0.230	0.260	4.257	167.778	159.587	128.377	5.353
Car	STD	27.9028	30.6467	33.9394	33.8608	33.5511	45.1694	48.9596
	AG	6.9629	8.7854	8.8265	8.3908	8.4843	8.3932	8.8552
	En	6.7711	6.9282	7.0726	7.0500	7.0387	7.4716	7.4924
	MI	1.7081	1.4765	1.4891	1.5089	1.4917	1.9895	2.0404
	$Q^{AB/F}$	0.6195	0.6033	0.6701	0.6767	0.6763	0.7039	0.6795
	time/s	0.157	0.171	3.946	162.880	144.906	143.606	5.101

4 结论

当前研究中将 QWT 应用于红外与可见光图像融合的文章相对较少,本文主要基于自适应的 PCNN 模型在 QWT 域进行图像融合,取得了非常好的融合效果。QWT 小波变换作为新型的多尺度分解工具,可以有效地保留图像的细节和边缘信息,相比 NSCT 和 NSST 两种变换在运行时间上面取得很大的提高。实验结果显示,本文算法可以有效地提取红外图像的目标特征和可见光图像的细节信息,说明了本文算法的有效性。

参考文献:

[1] Baco E, Ukimura O, Rud E, et al. Magnetic Resonance Imaging- Transectal Ultrasound Image-fusion Biopsies Accurately Characterize the Index Tumor: Correlation with Step-sectioned Radical Prostatectomy Specimens in 135 Patients[J]. *European Urology*, 2015, **67**(4): 787-794.

[2] Gennarelli G, Amin M G, Soldovieri F, et al. Passive Multiarray Image Fusion for RF Tomography by Opportunistic Sources[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2015, **12**(3): 641-645.

[3] Stathaki T. *Image Fusion: Algorithms and Application*[M]. UK: Academic Press, 2008.

[4] 夏静. 基于非采样 Contourlet 变换的图像融合算法研究[D]. 湘潭: 湘潭大学, 2012.

Research on image based on nonsubsampling contourlet transform[D]. Xiangtan: Xiangtan University, 2012.

[5] Burt P J. *The pyramid as a structure for efficient computation. Multiresolution Image Processing and Analysis*[M]. Berlin: Springer-Verlag, 1984: 6-35.

[6] 成培瑞, 王建立, 王斌, 等. 基于多尺度区域对比的显著目标识别[J]. *中国光学*, 2016, **9**(1): 97-105.

CHENG Peirui, WANG Jianli, WANG Bin, et al. Salient object detection based on multi-scale region contrast[J]. *Chinese optics*, 2016, **9**(1): 97-105.

[7] Do M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(12): 2091-2106.

[8] Velisavljevic V, Beferull-Lozano B, Vetterli M, et al. Directionlets: anisotropic multi-directional representation with separable filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(7): 1916-1933.

[9] LIM W Q. The discrete shearlet transform: a new directional transform and compactly supported shearlet frames[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(5): 1166-1180.

[10] Cunha A L D, ZHOU J P, DO M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design and application[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(10): 3089-3101.

[11] YANG B, LI S T, SUN F M. Image fusion using nonsubsampling contourlet transform[C]//*Proceeding of the 4<sup>th</sup> International Conference on Image and Graphics. IEEE*, 2007: 719-724.

[12] GUO K, Labate D. Optimally sparse multidimensional representation using shearlets[J]. *SIAM Journal on Mathematical Analysis*, 2007, **39**(1): 298-318.

- [13] Easley G, Labate D, Lim W Q. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2008, **25**(1): 25-46.
- [14] Petrovic V, Xydeas C. On the effects of sensor noise in pixel-level image fusion performance[C]//*Proceedings of the Third International Conference on Information Fusion*, 2000: 14-19.
- [15] CHAN W L, Choi H, Baraniuk R G. Coherent multiscale image processing using dual-tree quaternion wavelets[C]//*IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, **17**(7): 1069-1082.
- [16] John L Johnson, Mary Lou Padgett. PCNN Models and Applications[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, **10**(3): 480-498.
- [17] YANG Hengfen, JIN Xin, ZHOU Dongming. Block medical image fusion based on adaptive PCNN[C]//*2015 6th IEEE International Conference on Software Engineering and Service Science*, 2015: 23-25.
- [18] Broussard R P, Pogers 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.
- [19] 马义德, 徐光柱, 齐春亮, 等. PCNN 与传统神经网络在图像处理中的应用研究[J]. *中国科技论文在线*, 2005: 27-31.
- MA Yide, XU Guangzhu, QI Chunliang, et al. Application of PCNN and traditional neural network in image processing[J]. *Science Paper on Line*, 2005: 27-31.
- [20] 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.
- LI Meili, LI Yanjun, WANG Hongmei. Fusion algorithm of infrared and visible image based on NSCT and PCNN[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2010, **37**(6): 90-95.
- [21] 江平, 张强, 李静. 基于 NSST 和自适应 PCNN 的图像融合方法[J]. *激光与红外*, 2014, **44**(1): 108-113.
- JIANG Ping, ZHANG Qiang, LI Jing. Fusion algorithm for infrared and visible image based on NSST and adaptive PCNN[J]. *Laser & Infrared*, 2014, **44**(1): 108-113.
- [22] Bayro-Corrochano E. The theory and use of the quaternion wavelet transform[J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2006, **24**(1): 19-35.
- [23] QU X B, YAN J W, XIAO H Z, et al. Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsampled contourlet transform domain[J]. *Acta Autom Sin*, 2008, **34**(12): 1508-1514.
- [24] QU G H, ZHANG D L, YAN P F. Information measure for performance of image fusion[J]. *Electronics Letters*, 2002, **38**(7): 313-315.