

基于高斯模糊逻辑和 ADCSCM 的 红外与可见光图像融合算法

李文, 叶坤涛, 舒蕾蕾, 李晟

(江西理工大学 理学院, 江西 赣州 341000)

摘要: 为了克服当前的红外与可见光图像融合算法存在着目标不够突出、纹理细节丢失等现象, 本文提出了一种基于高斯模糊逻辑和自适应双通道脉冲发放皮层模型 (Adaptive Dual-Channel Spiking Cortical Model, ADCSCM) 的红外与可见光图像融合算法。首先, 使用非下采样剪切波变换 (Non-Subsampled Shearlet Transform, NSST) 将源图像分解为低频和高频部分。其次, 结合新拉普拉斯能量和 (New Sum of Laplacian, NSL) 与高斯模糊逻辑, 设定双阈值来指导低频部分进行融合; 同时, 采用基于 ADCSCM 的融合规则来指导高频部分进行融合。最后, 使用 NSST 逆变换进行重构来获取融合图像。实验结果表明, 本文算法主观视觉效果最佳, 并在互信息、信息熵和标准差 3 项指标上高于其他 7 种融合算法, 能够有效突出红外目标、保留较多纹理细节, 提高融合图像的质量。

关键词: 图像融合; 非下采样剪切波变换; 高斯模糊逻辑; 自适应双通道脉冲发放皮层模型

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2022)07-0693-09

Infrared and Visible Image Fusion Algorithm Based on Gaussian Fuzzy Logic and Adaptive Dual-Channel Spiking Cortical Model

LI Wen, YE Kuntao, SHU Leilei, LI Sheng

(School of Science, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China)

Abstract: To overcome the shortcomings of current infrared and visible image fusion algorithms, such as non-prominent targets and the loss of many textural details, a novel infrared and visible image fusion algorithm based on Gaussian fuzzy logic and the adaptive dual-channel spiking cortical model (ADCSCM) is proposed in this paper. First, the source infrared and visible images are decomposed into low- and high-frequency parts by non-subsampled shearlet transform (NSST). Then, these are combined with the new sum of the Laplacian and Gaussian fuzzy logic, and dual thresholds are set to guide the fusion of the low-frequency part; simultaneously, the fusion rule based on the ADCSCM is used to guide the fusion of the high-frequency part. Finally, the fused low- and high-frequency parts are reconstructed using inverse NSST to obtain the fused image. The experimental results show that the proposed algorithm has the best subjective visual effect and is better than the other seven fusion algorithms in terms of mutual information, information entropy, and standard deviation. Furthermore, the proposed algorithm can effectively highlight the infrared target, retain more textural details, and improve the quality of the fused image.

Key words: image fusion, non-subsampled sheartlet transform, Gaussian fuzzy logic, adaptive dual-channel spiking cortical model

0 引言

红外图像的目标信息突出, 但通常其对比度和空间分辨率低, 且严重缺失细节; 可见光图像通常对比

度和空间分辨率较高, 细节信息丰富, 但易受外界环境的干扰^[1]。通过红外与可见光图像融合技术, 可以有效地综合红外与可见光图像各自的优势信息, 形成一幅目标更突出、细节信息更丰富的融合图像^[2]。当

收稿日期: 2021-05-20; 修订日期: 2021-08-05

作者简介: 李文 (1997-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为图像融合。E-mail: 13986775110@163.com。

通信作者: 叶坤涛 (1972-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为 MEMS、信号处理。E-mail: mems_123@126.com。

基金项目: 江西省教育厅科学技术研究项目 (GJJ170526)。

前, 红外与可见光图像融合技术已被广泛应用在目标跟踪、红外探测、军事以及民用等领域^[3]。

当前, 基于多尺度变换的图像融合算法是图像融合算法中研究最为广泛的一类, 即使用某种多尺度变换工具将源图像分解为低频和高频部分, 然后分别对低频和高频部分进行融合^[2]。相应地, 多种多尺度变换工具已相继被研究学者们提出, 如小波变换、曲波变换 (Curvelet Transform, CVT)、非下采样轮廓波变换 (Non-Subsampled Contourlet Transform, NSCT) 以及剪切波变换 (Shearlet Transform, ST) 等^[4]。NSST 是被学者们近期提出的一种多尺度变换工具, 它避免了 ST 的下采样操作, 从而具备平移不变性, 还消除了 NSCT 的较高计算复杂度, 同时 NSST 具备较优的多分辨率性及各向异性等特点, 可以较优地应用于红外与可见光图像融合领域当中^[5-6]。

近些年来, 多种基于多尺度变换的红外与可见光图像融合算法仍存在着目标不够突出、纹理细节丢失等现象。如王聪等^[7]提出的一种基于脉冲发放皮层模型 (Spiking Cortical Model, SCM) 和复剪切波变换的融合算法, 其融合图像纹理细节较丰富, 但红外目标不够突出, 同时红外目标周围还存在着伪影现象。邓立暖等^[6]提出的一种基于 NSST 的融合算法, 通过 NSST 分解源图像, 然后利用显著图和改进的区域对比度分别来指导低频和高频部分进行融合, 其融合图像红外目标较为突出, 但存在着不属于源图像的结构信息, 且有部分区域污染。Tan 等^[8]提出的一种基于多级高斯曲率滤波 (Multi-Level Gaussian Curvature Filtering, MLGCF) 图像分解的融合算法, 其融合图像对比度适中, 纹理细节较丰富, 但存在着红外目标不够突出且偏暗的现象。冯贺等^[9]提出的一种结合拉普拉斯分解和与亮度调节的融合算法, 其融合图像整体偏暗、虽然红外目标较突出, 但丢失了部分纹理细节。

为了较好地克服上述图像融合算法存在的缺陷, 本文提出了一种基于高斯模糊逻辑和 ADCSCM 的红外与可见光图像融合算法。首先, 通过 NSST 将红外与可见光图像分解为低频和高频部分; 其次, 本文结合 NSL (New Sum of Laplacian) 和高斯模糊逻辑, 并设定双阈值, 形成一种自适应加权法则来指导低频部分进行融合; 同时, 本文对 SCM 进行改进, 由单通道改为双通道, 外部输入激励为区域能量与边缘测度指标相乘, 链接强度由改进区域平均梯度自适应调整, 形成 ADCSCM 来指导高频部分进行融合; 最后, 利用 NSST 逆变换对融合后的低频和高频部分进行重构, 获取融合图像。

1 基础理论

1.1 非下采样剪切波变换

由 Guo 等^[10]提出的 ST 具备良好的局部性、方向敏感性等特点, NSST 是 ST 的改进版本, 在继承 ST 的优点外, 还避免了 ST 的下采样操作, 具备了 ST 没有的平移不变性, 因此 NSST 能够克服图像边缘处的伪吉布斯现象。

NSST 的分解过程主要为多尺度分解与方向局部化两部分^[11]。使用非下采样金字塔滤波器组 (Non-Subsampled Pyramid, NSP) 对源图像进行多级分解, 进而实现多尺度分解。k 级分解后将产生 1 个低频子带和 k 个高频子带, 它们与源图像的尺寸一致; 使用剪切滤波器 (Shearlet Filter, SF) 对某一尺度下的高频子带进行多级分解, 形成多个不同方向上的高频子带, 实现方向局部化。l 级分解后将产生 2^l 个高频方向子带, 它们与源图像尺寸一致。通过上述的 NSP 和 SF 分解, 能够保证 NSST 的各向异性和平移不变性。此外, NSST 还具有良好的稀疏表示性能与低计算成本等特点, 属于一种有效的多尺度变换工具。

1.2 自适应双通道脉冲发放皮层模型

SCM 由 Zhan 等^[12]在 2009 年首次提出, 它源于 Eckhorn 神经网络模型, 属于一种改进的脉冲耦合神经网络 (Pulse Coupled Neural Network, PCNN) 模型。SCM 除了具备 PCNN 的全局耦合性、同步脉冲性等特点外, 还有参数少、计算效率高、结构简单的特点。当前, SCM 在图像分割及图像融合等领域均具有明显的优势^[13]。

由于 SCM 存在着对图像中暗部区域细节提取能力较弱的缺陷, 本文在传统 SCM 基础上, 提出了一种自适应双通道脉冲发放皮层模型, 该模型能够有效地提高对图像中暗部区域细节的提取能力。此外, ADCSCM 中同时输入两幅图像的外部输入激励, 进而加快图像融合的速度。本文提出的 ADCSCM 中神经元结构如图 1 所示。

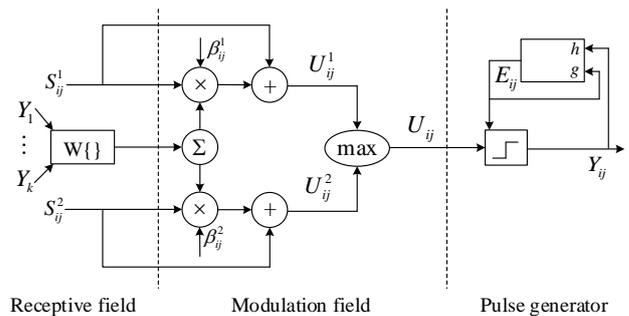


图1 ADCSCM 结构

Fig.1 The structure of ADCSCM

ADCSCM 相对应的数学表达式如下:

$$U_{ij}^1(n) = S_{ij}^1 \cdot \beta_{ij}^1 \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) + S_{ij}^1 \quad (1)$$

$$U_{ij}^2(n) = S_{ij}^2 \cdot \beta_{ij}^2 \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) + S_{ij}^2 \quad (2)$$

$$U_{ij}(n) = \max\{U_{ij}^1(n), U_{ij}^2(n)\} \quad (3)$$

$$E_{ij}(n) = gE_{ij}(n-1) + hY_{ij}(n-1) \quad (4)$$

$$X_{ij}(n) = \frac{1}{1 + \exp[-(U_{ij}(n) - E_{ij}(n))]} \quad (5)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1 & X_{ij}(n) > 0.5 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

式(1)~(6)中: (i, j) 为神经元位置; n 为迭代次数; 上标 1、2 分别表示通道 1、通道 2; S_{ij} 为神经元的外部输入激励; U_{ij} 为神经元的内部活动项; E_{ij} 为动态阈值; W_{ijkl} 为神经元间的链接权重矩阵; β_{ij} 为神经元的链接强度; (k, l) 为神经元的周围连接; g 为阈值衰减系数; h 为阈值放大系数; X_{ij} 为神经元的幅度输出, 采用 sigmoid 函数形式输出表示, 能够突出幅度差异;

Y_{ij} 为神经元的脉冲输出, 当 Y_{ij} 为 1 时, 表示神经元成功点火; 反之, 当 Y_{ij} 为 0 时, 表示神经元未成功点火。

2 本文图像融合算法

2.1 融合流程

本文结合多尺度变换工具 NSST、高斯模糊逻辑以及 ADCSCM 特性等, 提出了一种基于高斯模糊逻辑和 ADCSCM 的红外与可见光图像融合算法, 融合流程图由图 2 所示, 对应的融合具体步骤分为以下 4 步:

步骤 1: 使用 NSST 将已配准的红外图像 A 与可见光图像 B 分解为低频部分 $\{D_L^A(i, j), D_H^A(i, j)\}$ 和高频部分 $\{D_L^B(i, j), D_H^B(i, j)\}$;

步骤 2: 结合 NSL 与高斯模糊逻辑, 并设定双阈值来指导低频部分 $D_L^A(i, j)$ 、 $D_L^B(i, j)$ 进行融合, 获取融合后的低频部分 $D_L^F(i, j)$;

步骤 3: 同时采用基于 ADCSCM 的融合规则来指导高频部分 $D_H^A(i, j)$ 、 $D_H^B(i, j)$ 进行融合, 获取融合后的高频部分 $D_H^F(i, j)$;

步骤 4: 最后, 通过 NSST 逆变换对 $D_L^F(i, j)$ 、 $D_H^F(i, j)$ 进行重构, 获取融合图像 F。

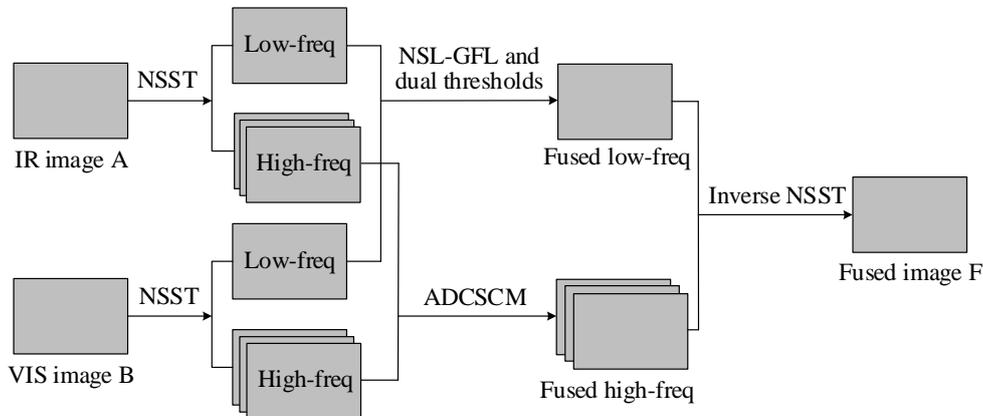


图2 本文算法融合流程图

Fig.2 Fusion flow chart of the proposed algorithm

2.2 低频部分融合规则

低频部分主要是源图像的基本信息, 反映着图像的主要轮廓。传统的低频部分融合规则如取平均法、简单加权法等容易丢失源图像的细节, 导致融合的效果一般。为了克服传统低频部分融合规则的缺陷, 本文提出结合 NSL 与高斯模糊逻辑, 并设定双阈值, 形成一种自适应加权法则来指导低频部分进行融合。

拉普拉斯能量和在表明图像的能量信息时, 还能反映出图像的边缘特性^[14]。但传统拉普拉斯能量和仅计算了像素点的垂直和水平方向的拉普拉斯算子, 未

考虑对角方向的拉普拉斯算子, 从而丢失了部分图像细节。在此基础上, 本文增加了主对角和副对角的拉普拉斯算子值, 形成 NSL^[14]。NSL 定义为:

$$\begin{aligned} NL_L^l(i, j) = & |2D_L^l(i, j) - D_L^l(i-1, j) - D_L^l(i+1, j)| + \\ & |2D_L^l(i, j) - D_L^l(i, j-1) - D_L^l(i, j+1)| + \\ & |2D_L^l(i, j) - D_L^l(i-1, j-1) - D_L^l(i+1, j+1)| + \\ & |2D_L^l(i, j) - D_L^l(i-1, j+1) - D_L^l(i+1, j-1)| \end{aligned} \quad (7)$$

$$NSL_L^I(i, j) = \sum_{x=-M}^M \sum_{y=-N}^N NL_L^I(i+x, j+y) \quad (8)$$

式(7)~(8)中: $D_L^I(i, j)$ 上标 I 可取 A、B, 表示红外图像或可见光图像低频部分; $NL_L^I(i, j)$ 为新拉普拉斯算子; M 和 N 为区域窗口测度, 表示区域窗口大小为 $(2M+1) \times (2N+1)$, 本文取 3×3 , 即 $M=N=1$ 。

则基于 NSL 的权重因子定义如下:

$$\begin{cases} \omega_1 = \frac{NSL_L^A(i, j)}{NSL_L^A(i, j) + \alpha_0 \cdot NSL_L^B(i, j)} \\ \omega_2 = 1 - \omega_1 \end{cases} \quad (9)$$

式中: α_0 为权重调节参数, 本文参考文献[15], 相应取 $\alpha_0=3$ 。 ω_1 为红外权重因子, ω_2 为可见光权重因子。

同时, 红外图像的直方图呈现高斯分布, 与高斯模糊逻辑的特性相似。侧面表明高斯模糊逻辑的隶属度可以较优地描述红外图像的目标和背景信息^[16]。则红外低频部分的背景隶属度 ω_B 和目标隶属度 ω_T 由高斯函数确定, 分别定义如下:

$$\begin{cases} \omega_B(i, j) = \exp\left[\frac{(D_L^A(i, j) - \mu)^2}{-2 \cdot (k_0 \sigma)^2}\right] \\ \omega_T(i, j) = 1 - \omega_B(i, j) \end{cases} \quad (10)$$

式中: μ 为红外低频部分的均值; σ 为红外低频部分的标准差; k_0 为自适应调节参数, 取值范围一般为 $1 \sim 3$, 本文取 $k_0=2$ 。

将红外低频部分的背景隶属度、目标隶属度与 ω_1 、 ω_2 相结合, 形成修正的红外权重因子 λ_1 和可见光权重因子 λ_2 用于融合低频部分, λ_1 、 λ_2 分别定义如下:

$$\begin{cases} \lambda_1(i, j) = \frac{\omega_T(i, j)\omega_1(i, j)}{\omega_T(i, j)\omega_1(i, j) + \omega_B(i, j)\omega_2(i, j)} \\ \lambda_2(i, j) = 1 - \lambda_1(i, j) \end{cases} \quad (11)$$

其次, 区域能量反映着图像中像素点的局部变化强度, 可以较好地表现出红外与可见光图像各自的信息特征。图像低频部分区域能量 RE 定义为:

$$RE_L^I(i, j) = \sum_{x=-M}^M \sum_{y=-N}^N w_0(x+M+1, y+N+1) \cdot [D_L^I(i+x, j+y)]^2 \quad (12)$$

式中: w_0 为窗口掩膜矩阵, 越靠近中心点表明其权值

相对越大, 本文取 $w_0 = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$ 。

基于上述的区域能量, 设定双阈值 T_1 、 T_2 与其结

合, 进而判断融合图像低频部分中的某像素点属于明显的红外图像或可见光图像特征信息。具体表述为:

$$\text{记 } RE_L^X(i, j) = \frac{RE_L^A(i, j)}{RE_L^B(i, j)}, \text{ 若 } RE_L^X(i, j) \text{ 大于 } T_1, \text{ 表}$$

明该像素点属于较明显的红外信息, 则其低频融合系数等价于红外图像低频系数; 相应地, 若 $RE_L^X(i, j)$ 小于 T_2 , 表明该像素点属于较明显的可见光信息, 则其低频融合系数等价于可见光图像低频系数。其中, T_1 、 T_2 为不同的常数, 且需保证 $T_1 > 1 > T_2$, 在经过多次融合实验后, 当 T_1 、 T_2 分别取 $T_1=12$ 、 $T_2=0.75$ 时, 本文融合算法具有较优的融合效果。

因此, 低频部分融合系数 $D_L^F(i, j)$ 可以表示为:

$$D_L^F(i, j) = \begin{cases} D_L^A(i, j), & RE_L^X(i, j) > T_1 \\ D_L^B(i, j), & RE_L^X(i, j) < T_2 \\ \lambda_1(i, j)D_L^A(i, j) + \lambda_2(i, j)D_L^B(i, j), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

2.3 高频部分融合规则

高频部分主要是源图像的细节, 反映着图像的突变特性。常见的融合规则如区域能量取大、绝对值取大规则等虽然简单高效, 但忽略了图像像素间的相关性, 容易导致融合图像纹理细节或边缘信息的丢失, 造成图像扭曲^[17]。SCM 是 PCNN 模型的简化版本, 具有全局耦合性、同步脉冲性和计算量小等优势, 能够较好地突出图像的细节部分。为了保留源图像的细节, 本文提出基于 ADCSCM 的融合规则来指导高频部分进行融合, 其外部输入激励为区域能量与边缘测度指标相乘, 链接强度由改进区域平均梯度自适应调整。ADCSCM 在继承 SCM 的优点外, 还能够弥补 SCM 对图像暗部区域细节提取能力较弱的缺陷, 反映出图像的突变特性、加快图像融合的速度。

在 ADCSCM 中, 记外部输入激励为 S_{ij}^m , 链接强度为 β_{ij}^m , 其中上标 $m=1, 2$, 表示为通道 1、通道 2, 其中通道 1 与红外图像 A 高频部分相对应, 通道 2 与可见光图像 B 高频部分相对应。

由 ADCSCM 的工作原理可知, 外部输入激励 S_{ij}^m 的选取十分重要, 直接影响着高频部分的融合结果。当前, 常见外部输入激励选取方法是通过单个区域特征, 如区域能量、改进空间频率等确定, 但由此容易导致融合的图像缺乏细节和边缘等信息。因此, 本文提出外部输入激励 S_{ij}^m 由区域能量和边缘测度指标共同选取, 可以使融合图像保持着更多的细节和边缘信息。图像高频部分区域能量 RE 和边缘测度指标 EM 分别定义为:

$$RE_H^I(i, j) = \sum_{x=-M}^M \sum_{y=-N}^N w_0(x+M+1, y+N+1) \cdot [D_H^I(i+x, j+y)]^2 \quad (14)$$

式中: $D_H^I(i, j)$ 上标 I 可取 A、B, 表示红外图像或可见光图像高频部分。

$$EM^I(i, j) = (F_1 * D_H^I)^2(i, j) + (F_2 * D_H^I)^2(i, j) + (F_3 * D_H^I)^2(i, j) \quad (15)$$

式中: $*$ 表示卷积; F_1 为垂直方向模板; F_2 为水平方向模板; F_3 为对角线方向模板。为了有效地计算边缘

信息, 将 F_1 、 F_2 和 F_3 取为 $F_1 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 2 & 2 & 2 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$,

$$F_2 = \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}, \quad F_3 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & -1 \\ 0 & 4 & 0 \\ -1 & 0 & -1 \end{bmatrix}。$$

通过上述边缘测度指标 EM , 能够在一定程度上反映出高频部分在垂直、水平和对角线方向的边缘信息^[18]。联合边缘测度指标和区域能量作为 ADCSCM 的外部输入激励, 能够反映出红外与可见光图像高频部分系数不同的特性。表示为:

$$S_{ij}^m = RE_H^I(i, j) \cdot EM_H^I(i, j) \quad (16)$$

图像中像素点与 ADCSCM 中神经元互相对应, 图像的区域平均梯度可以敏锐地感知细节差异, 反映着图像的纹理信息变化情况。ADCSCM 中每个神经元的链接强度并不相同, 通过区域平均梯度自适应调整链接强度, 恰好对应着不同神经元的链接特性。为了更好地保留高频部分有效信息, 本文增加主对角线和副对角线处方向的梯度计算^[19], 形成改进区域平均梯度 IAG。IAG 的数学表达式为:

$$IAG^I(i, j) = \frac{1}{P \times Q} \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^Q [(G_1^I(i, j) + G_2^I(i, j) + G_3^I(i, j) + G_4^I(i, j)) / 4]^{1/2} \quad (17)$$

$$G_1^I(i, j) = [D_H^I(i, j) - D_H^I(i+1, j)]^2 \quad (18)$$

$$G_2^I(i, j) = [D_H^I(i, j) - D_H^I(i, j+1)]^2 \quad (19)$$

$$G_3^I(i, j) = [D_H^I(i, j) - D_H^I(i+1, j+1)]^2 \quad (20)$$

$$G_4^I(i, j) = [D_H^I(i, j) - D_H^I(i+1, j-1)]^2 \quad (21)$$

式(17)~(21)中: $P \times Q$ 表示区域大小, 本文取为 3×3 , $G_1^I(i, j)$ 、 $G_2^I(i, j)$ 、 $G_3^I(i, j)$ 、 $G_4^I(i, j)$ 分别为当前区域内的垂直、水平、主对角和副对角的梯度。

同时, 本文提出链接强度 β_{ij}^m 由 IAG 自适应调整, 但又不完全依赖于 IAG, 能够更好地表现出神经元之间的链接关系, 反映出红外与可见光图像高频部分中

不同像素点对应的神经元点火先后。链接强度 β_{ij}^m 表示为:

$$\beta_{ij}^m = \beta_0 + \frac{1}{1 + \exp[-IAG^I(i, j)]} \quad (22)$$

式中: β_0 为初始链接强度, 本文取 $\beta_0 = 2.0$ 。

因此, 本文提出的一种基于 ADCSCM 的融合规则具体可分为以下 4 步:

步骤 1: 利用式(14)~(16)计算出红外与可见光图像高频部分各自的外部输入激励, 同时利用式(17)~(22)计算出红外与可见光图像高频部分各自的链接强度;

步骤 2: 定义初始状态 $U_{ij}^A(0) = U_{ij}^B(0) = U_{ij}(0) = 0$, $E_{ij}(0) = X_{ij}(0) = Y_{ij}(0) = 0$, 同时设置 ADCSCM 的最大迭代次数为 N_0 ;

步骤 3: 通过式(1)~(6)进行 N_0 次迭代, 计算 N_0 次迭代后的内部活动项 $U_{ij}^A(N_0)$ 、 $U_{ij}^B(N_0)$ 和 $U_{ij}(N_0)$;

步骤 4: 通过 ADCSCM 获取的高频部分融合系数 $D_H^F(i, j)$ 选取规则为:

$$D_H^F(i, j) = \begin{cases} D_H^A(i, j) & U_{ij}^A(N_0) = U_{ij}^A(N_0) \\ D_H^B(i, j) & U_{ij}^B(N_0) = U_{ij}^B(N_0) \end{cases} \quad (23)$$

3 实验与分析

为了检验本文算法的融合性能, 选取 CVT^[20]、NSCT^[21]、GTF^[22]、NSCT-PCNN^[23]、NSST-PAPCNN^[24]、MS-WLS^[3]、MLGCF^[8] 共 7 种融合算法与本文算法进行融合对比实验。实验中, 选取 4 组经典的红外与可见光图像进行融合, 分别记为“Camp”、“Lake”、“Flower”和“Bench”图像。实验相关环境为: Intel Core i7-9750H, CPU 主频为 2.60GHz, 内存为 16GB, Windows10 操作系统和 Matlab 2019a 软件仿真平台。

在融合过程中, 本文算法中的实验相关参数设置如下: NSST 分解中, 选取“maxflat”为 NSST 分解滤波器, 分解尺度为 4 级, 分解方向数为{4,4,8,8}; ADCSCM 中, $N_0 = 30$, 远小于传统 PCNN 模型中所需的 200 次迭代次数, W 、 g 和 h 与传统 SCM 的取值

保持一致, 即 $W = \begin{bmatrix} 0.707 & 1 & 0.707 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.707 & 1 & 0.707 \end{bmatrix}$, $g = 0.6$ 、 $h = 20$ 。

图 3~6 为 4 组经典的红外与可见光图像在 8 种不同的融合算法下所得到的融合结果。

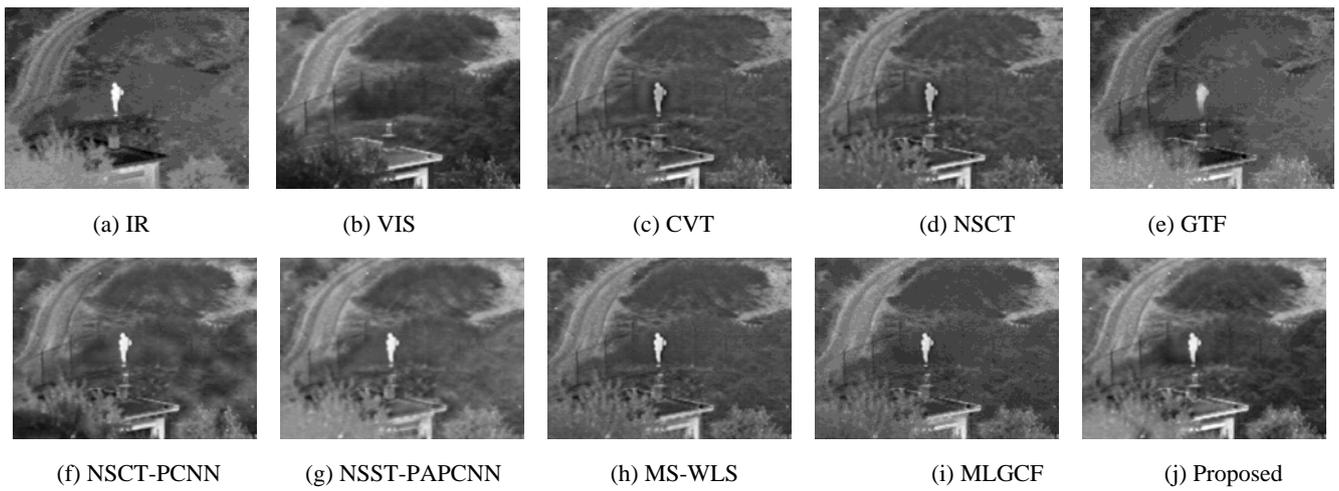


图3 “Camp” 图像的融合结果

Fig.3 Fusion results on “Camp” image

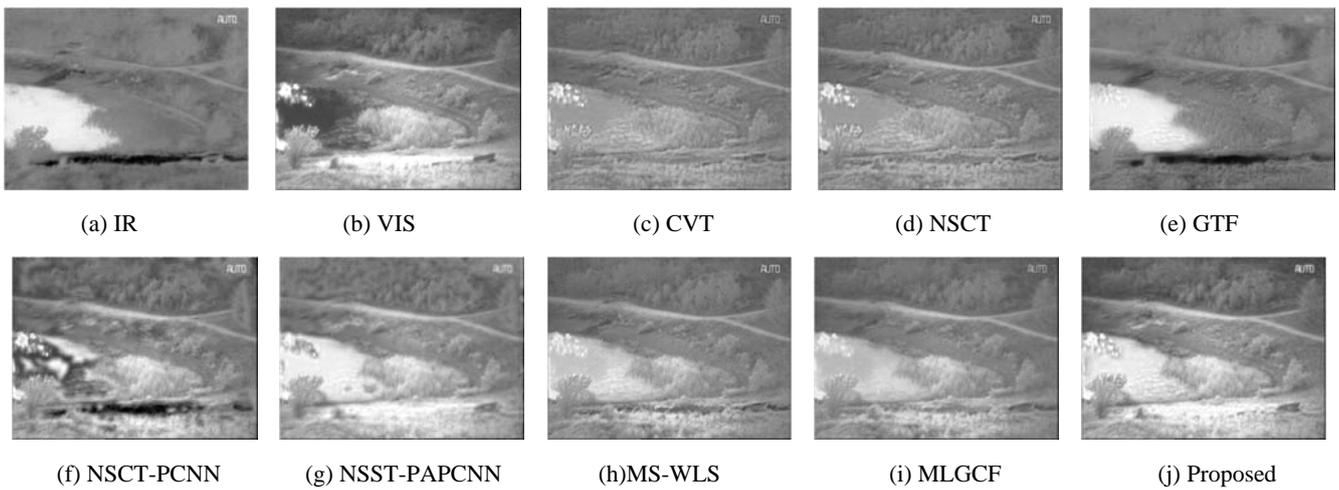


图4 “Lake” 图像的融合结果

Fig.4 Fusion results on “Lake” image

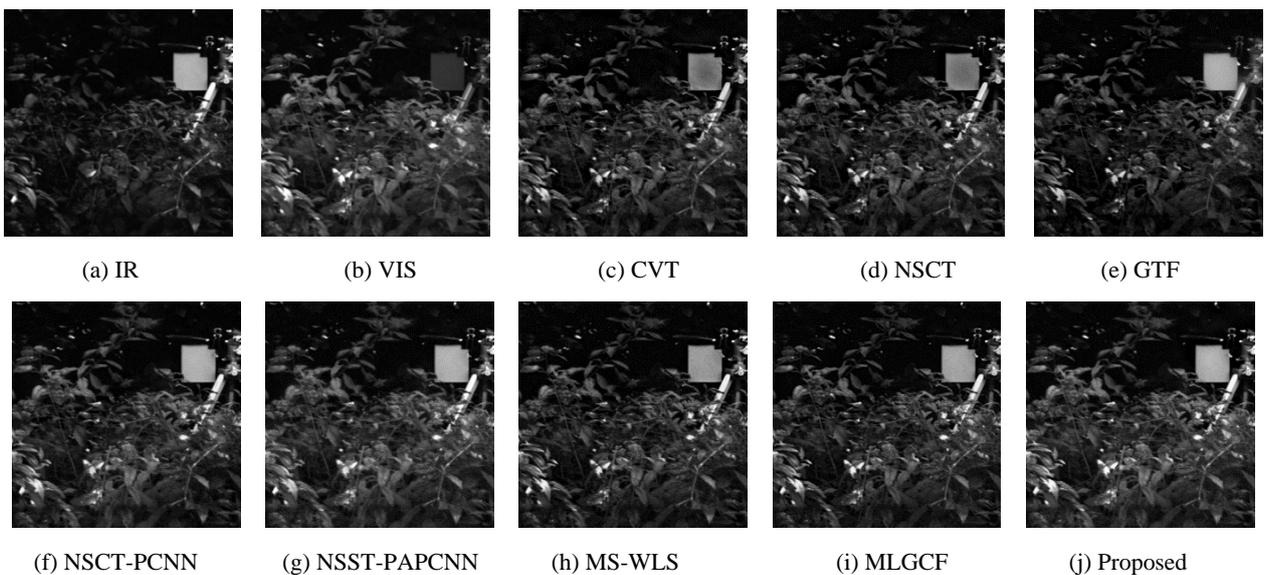


图5 “Flower” 图像的融合结果

Fig.5 Fusion results on “Flower” image

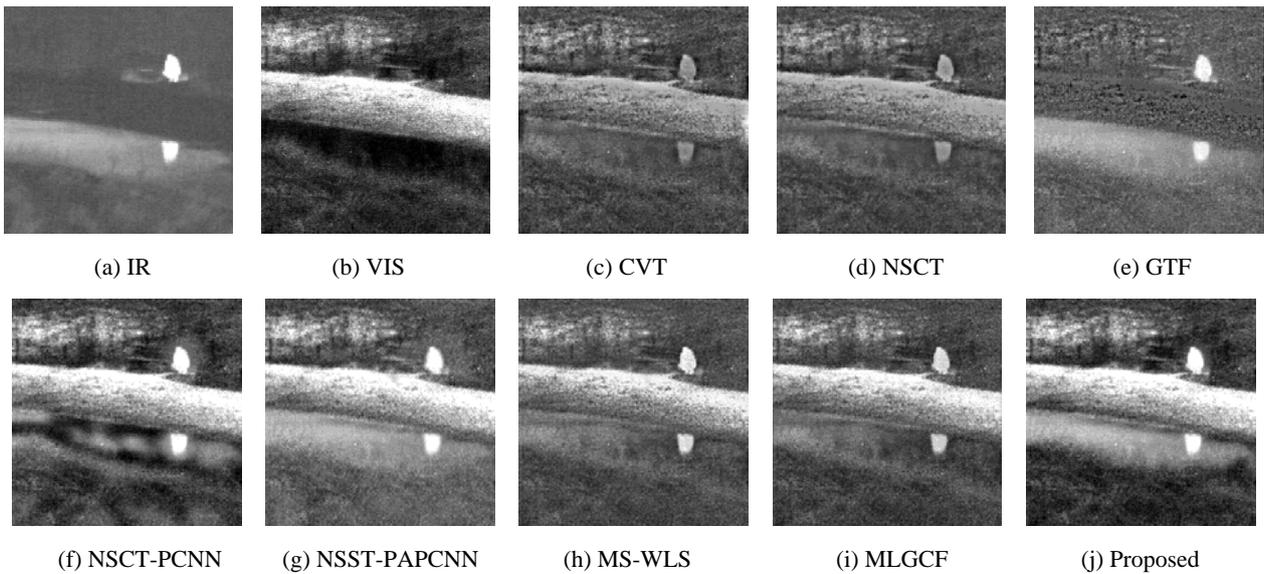


图6 “Bench”图像的融合结果

Fig.6 Fusion results on “Bench” image

3.1 主观视觉分析

首先,通过人眼视觉系统对上述4组红外与可见光图像的融合结果进行主观分析。

图3为“Camp”图像的融合结果。CVT和NSCT算法的融合图像对比度和清晰度偏低,纹理细节损失较多,且人物目标处存在伪影现象;GTF算法的融合图像人物目标部分丢失且整体模糊,严重缺失可见光细节;NSCT-PCNN和NSST-PAPCNN算法的融合图像人物目标较清晰,但严重缺失纹理细节和围栏信息,且NSST-PAPCNN算法的融合图像边缘轮廓十分模糊;MS-WLS和MLGCF算法的融合图像人物目标较清晰,纹理细节较为丰富,但缺失了部分可见光细节;而本文算法的融合图像人物目标和边缘轮廓清晰,纹理细节丰富,灌木、围栏等背景信息保留完整。

图4为“Lake”图像的融合结果。CVT、NSCT和GTF算法的融合图像对湖面信息表征出不同程度地丢失,未能成功地综合可见光图像的湖面信息;NSCT-PCNN算法的融合图像林木信息茂盛,但湖面存在着区域污染,NSST-PAPCNN算法的融合图像整体偏亮,右上角字母处较模糊;MS-WLS和MLGCF算法的融合图像整体对比度偏低,湖面和草地信息较丰富;本文算法的融合图像整体对比度适中,清晰度高,较好地结合了红外与可见光图像的湖面和草地信息。

图5为“Flower”图像的融合结果。8种算法的边缘轮廓清晰、纹理细节较丰富,但CVT和NSCT算法的融合图像红外目标处存在着伪影;GTF、NSCT-PCNN和NSST-PAPCNN算法的融合图像清晰度较低;本文算法的融合图像红外目标更突出,整体清晰

度和视野信息保真度更高。

图6为“Bench”图像的融合结果。CVT和NSCT算法的融合图像缺乏纹理细节,人物目标处存在伪影;GTF算法的融合图像严重缺失可见光图像里的信息;NSCT-PCNN算法的融合图像人物目标较突出,但水面处存在着区域污染;NSST-PAPCNN算法的融合图像人物目标模糊,但缺乏背景信息;MS-WLS和MLGCF算法的融合图像视野信息保真度较高,缺乏背景信息;本文算法的融合图像人物目标突出,可见光背景信息丰富,边缘轮廓清晰。

故综合对比图3~6,本文算法的融合图像主观视觉效果表现最佳,更符合人眼视觉系统的输出。

3.2 客观指标评价

本文选用互信息(Mutual Information, MI)、信息熵(Information Entropy, IE)、空间频率(Spatial Frequency, SF)、标准差(Standard Deviation, SD)以及视觉信息保真度(Visual Information Fidelity for Fusion, VIFF)共5项指标对4组红外与可见光图像的融合结果进行客观评价,5项客观指标为正项指标,其值越大表明着融合效果相对越好。表1为4组融合图像在5项指标下的客观评价结果,最优值已通过加粗标出。

观察表1,通过对比4组图像上8种融合算法各自的5项客观指标值,可以发现本文算法的SF在“Camp”图像上稍低于MS-WLS算法,在“Lake”图像上低于NSCT-PCNN和MS-WLS算法,在“Flower”图像上稍低于MLGCF算法,在“Bench”图像上稍低于MS-WLS算法;VIFF在“Lake”图像上略低于MS-WLS算法,在“Octec”图像上低于MS-WLS和MLGCF

算法, 其余两组图像上, 本文算法的 VIFF 均为最优值; 此外, 本文算法对 MI、IE 和 SD 共 3 项指标值的提升效果显著, 在 4 组融合图像上始终为最优值, 并在 IE 和 SD 两项指标上远高于其他 7 种融合算法。综

合上述对 4 组融合图像的 5 项客观指标值进行分析, 本文算法的整体表现最佳。综合主观视觉分析和客观指标评价而言, 本文算法的融合性能最佳, 优于其他 7 种传统或当前流行的融合算法。

表 1 4 组融合图像的客观评价结果

Table 1 The objective evaluation results of four groups of fused images

Fused images	Evaluation indexes	Algorithms							
		CVT	NSCT	GTF	NSCT-PCNN	NSST-PAPCNN	MS-WLS	MLGCF	Proposed
Camp	MI	1.3967	1.4703	1.9961	1.6344	1.9792	1.5511	1.7092	2.2472
	IE	6.5574	6.5693	6.6812	6.8681	6.8064	6.6214	6.6152	7.1566
	SF	12.2275	12.2860	8.8771	11.6638	10.5236	13.2651	12.7512	12.9934
	SD	27.1526	27.3415	27.0939	31.4014	30.2752	28.5545	29.2437	38.8731
	VIFF	0.3606	0.4256	0.2257	0.3611	0.3716	0.4692	0.4587	0.4724
Lake	MI	1.5413	1.6058	2.0167	2.1878	2.2921	2.0636	2.3721	3.9960
	IE	6.6745	6.6764	6.6217	7.2516	7.1673	7.0032	7.0096	7.4731
	SF	11.8183	11.7529	9.9321	12.2781	8.7916	12.2331	11.2376	12.1353
	SD	27.1584	27.5441	40.4490	39.8795	43.4509	35.9000	35.0912	49.5824
	VIFF	0.3260	0.3687	0.1731	0.3967	0.2784	0.4265	0.3977	0.4040
Flower	MI	3.3300	3.5893	3.1504	3.6886	3.9911	3.8955	3.9984	4.3305
	IE	6.5636	6.5577	6.2639	6.7200	6.8380	6.6259	6.6323	6.8793
	SF	20.6859	21.3924	18.3972	20.3276	19.6811	21.6768	22.4519	22.1945
	SD	36.2790	37.3107	36.3495	41.2683	41.5738	38.8609	39.5655	42.9559
	VIFF	0.7544	0.8101	0.6731	0.8449	0.8452	0.7901	0.7841	0.9164
Bench	MI	1.7790	1.8198	1.5464	3.5589	2.3970	2.3330	2.8215	3.9774
	IE	6.9686	6.9609	6.7781	7.4965	7.3619	7.1646	7.1909	7.6089
	SF	23.1776	23.2413	21.8150	23.4501	21.3190	26.3591	23.4811	23.6494
	SD	34.9933	35.2022	30.8383	59.3188	50.2010	48.4621	49.5238	63.2357
	VIFF	0.2333	0.2529	0.1260	0.2711	0.2646	0.4007	0.3662	0.2882

4 结论

本文提出了一种基于高斯模糊逻辑和 ADCSCM 的红外与可见光图像融合算法。利用 NSST 的平移变换性、各向异性等特点将红外与可见光图像分解为低频和高频部分, 通过自适应加权法则指导低频部分进行融合, 同时通过基于 ADCSCM 的融合规则指导高频部分进行融合。实验结果表明, 本文算法在主观视觉和客观指标上均表现更优, 其融合图像更为清晰, 红外目标突出, 纹理细节和边缘信息也更丰富, 同时能够获得较高的互信息、信息熵和标准差, 是一种有效的红外与可见光图像融合算法。

参考文献:

[1] 刘佳, 李登峰. 马氏距离与引导滤波加权的红外与可见光图像融合

[J]. 红外技术, 2021, 43(2): 162-169.

LIU Jia, LI Dengfeng. Infrared and visible light image fusion based on mahalanobis distance and guided filter weight-ing[J]. *Infrared Technology*, 2021, 43(2): 162-169.

[2] 江泽涛, 何玉婷, 张少钦. 一种基于对比度增强和柯西模糊函数的红外与弱可见光图像融合算法[J]. *光子学报*, 2019, 48(6): 149-158.

JIANG Zetao, HE Yuting, ZHANG Shaoqin. Infrared and low-light-level visible image fusion algorithm based on contrast enhancement and cauchy fuzzy function[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2019, 48(6): 149-158.

[3] MA J, ZHOU Z, WANG B, et al. Infrared and visible image fusion based on visual saliency map and weighted least square optimization[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 82: 8-17.

[4] 王建, 吴锡生. 基于改进的稀疏表示和 PCNN 的图像融合算法研究 [J]. *智能系统学报*, 2019, 14(5): 922-928.

WANG Jian, WU Xisheng. Image fusion based on the improved sparse representation and PCNN[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*,

- 2019, **14**(5): 922-928.
- [5] LIU Z, FENG Y, CHEN H, et al. A fusion algorithm for infrared and visible based on guided filtering and phase congruency in NSST domain[J]. *Optics & Lasers in Engineering*, 2017, **97**: 71-77.
- [6] 邓立暖, 尧新峰. 基于NSST的红外与可见光图像融合算法[J]. *电子学报*, 2017, **45**(12): 2965-2970.
- DENG Linuan, YAO Xinfeng. Research on the fusion algorithm of infrared and visible images based on non-subsampled shearlet transform[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, **45**(12): 2965-2970.
- [7] 王聪, 钱晨, 孙伟, 等. 基于SCM和CST的红外与可见光图像融合算法[J]. *红外技术*, 2016, **38**(5): 396-402.
- WANG Cong, QIAN Chen, SUN Wei, et al. Infrared and visible images fusion based on SCM and CST[J]. *Infrared Technology*, 2016, **38**(5): 396-402.
- [8] TAN W, ZHOU H, SONG J, et al. Infrared and visible image perceptive fusion through multi-level Gaussian curvature filtering image decomposition[J]. *Applied Optics*, 2019, **58**(12): 3064-3073.
- [9] 冯贺, 李立, 赵凯. 基于拉普拉斯分解耦合亮度调节的可见光与红外图像融合算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, **34**(10): 91-97.
- FENG He, LI Li, ZHAO Kai. Fusion algorithm of visible and infrared image based on Laplace decomposition coupled with brightness adjustment[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2020, **34**(10): 91-97.
- [10] GUO K, LABATE D. Optimally sparse multidimensional representation using shearlets[J]. *SIAM Journal on Mathematical Analysis*, 2007, **39**(1): 298-318.
- [11] 焦姣, 吴玲达. 向导滤波和NSST相结合的多光谱与全色图像融合算法[J]. *通信学报*, 2018, **39**(S2): 79-87.
- JIAO Jiao, WU Lingda. Multispectral and panchromatic images fusion method based on guided filter and NSST[J]. *Journal on Communications*, 2018, **39**(S2): 79-87.
- [12] ZHAN K, ZHANG H, MA Y. New spiking cortical model for invariant texture retrieval and image processing[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2009, **20**(12): 1980-1986.
- [13] ZHAO C, HUANG Y, QIU S. Infrared and visible image fusion algorithm based on saliency detection and adaptive double-channel spiking cortical model[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2019, **102**: 102976.
- [14] 罗娟, 王立平, 谭云兰. 二代Curvelet变换耦合细节度量模型的遥感图像融合算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, **33**(7): 129-136.
- LUO Juan, WANG Liping, TAN Yunlan. Remote sensing image fusion method using second generation curvelet transform coupled with detail metric model[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2019, **33**(7): 129-136.
- [15] 苏金凤, 张贵仓, 汪凯. 结合鲁棒主成分分析和非下采样轮廓波变换的红外与可见光图像的压缩融合[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, **57**(4): 84-93.
- SU J F, ZHANG G C, WANG K. Compressed fusion of infrared and visible images combining robust principal component analysis and non-subsampled contour transform[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, **57**(4): 84-93.
- [16] YIN S, CAO L, TAN Q, et al. Infrared and visible image fusion based on NSCT and fuzzy logic[C]// *Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, 2010: 671-675.
- [17] 朱攀, 黄战华. 基于二维经验模态分解和高斯模糊逻辑的红外与可见光图像融合[J]. *光电子·激光*, 2017, **28**(10): 1156-1162.
- ZHU Pan, HUANG Zhanhua. Fusion of infrared and visible images based on BEMD and GFL[J]. *Journal of Optoelectronics - Laser*, 2017, **28**(10): 1156-1162.
- [18] 闫利, 向天烛. NSCT域内结合边缘特征和自适应PCNN的红外与可见光图像融合[J]. *电子学报*, 2016, **44**(4): 761-766.
- YAN Li, XIANG Tianzhu. Fusion of infrared and visible based on edge feature and adaptive PCNN in NSCT domain[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, **44**(4): 761-766.
- [19] 侯瑞超, 周冬明, 聂仁灿, 等. 结合HSI变换与双通道脉冲发放皮层的彩色多聚焦图像融合[J]. *云南大学学报: 自然科学版*, 2019, **41**(2): 245-252.
- HOU Ruichao, ZHOU Dongming, NIE Rencan, et al. Multi-focus color image fusion using HSI transform and dual channel spiking cortical model[J]. *Journal of Yunnan University: Natural Sciences Edition*, 2019, **41**(2): 245-252.
- [20] Nencini F, Garzelli A, Baronti S, et al. Remote sensing image fusion using the curvelet transform[J]. *Information Fusion*, 2007, **8**(2): 143-156.
- [21] ZHANG Q, Guo B. Multifocus image fusion using the nonsubsampling contourlet transform[J]. *Signal Process*, 2009, **89**(7): 1334-1346.
- [22] MA J, CHEN C, LI C, et al. Infrared and visible image fusion via gradient transfer and total variation minimization[J]. *Information Fusion*, 2016, **31**: 100-109.
- [23] QU X, YAN J, XIAO H, et al. Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsampling contourlet transform domain[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(12): 1508-1514.
- [24] YIN M, LIU X, LIU Y, et al. Medical image fusion with parameter-adaptive pulse coupled neural network in nonsubsampling shearlet transform domain[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, **68**(1): 49-64.