

基于 FCM 与 ADSCM 的红外与可见光图像融合

巩稼民, 刘爱萍*, 张晨, 张丽红, 郝倩文

西安邮电大学通信与信息工程学院, 陕西 西安 710121

摘要 基于模糊 C-均值(FCM)聚类的模型具有在图像分割中可以保留原始图像中大部分信息的优点,自适应双通道脉冲发放皮层模型(ADSCM)具有全局耦合、脉冲同步、参数少、计算效率高以及可以很好地处理较暗区域信息等优点。提出了一种基于 FCM 与 ADSCM 的红外与可见光图像融合算法。源图像经过非下采样剪切波变换(NSST)分解后,通过将 FCM 与 ADSCM 相结合,对相应的子带图像进行融合,最终经过逆 NSST 得到重建的新图像。实验结果表明:该方法与其他传统方法相比,可以在保留可见光背景信息的同时有效地提取红外图像的目标信息;与其他几种方法相比,所提方法在平均梯度、互信息以及边缘保留因子等方面有明显的改进。

关键词 图像处理; 图像融合; 可见光图像; 红外图像; 模糊 C-均值; 自适应双通道脉冲发放皮层模型

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.201023

Infrared and Visible Light Image Fusion Based on FCM and ADSCM

Gong Jiamin, Liu Aiping*, Zhang Chen, Zhang Lihong, Hao Qianwen

School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of

Posts and Telecommunications, Xi'an, Shaanxi 710121, China

Abstract The model based on fuzzy C-mean (FCM) clustering has the advantage of retaining most of the information of the original image for image segmentation. The adaptive dual-channel spiking cortical model (ADSCM) has the advantages of global coupling, pulse synchronization, less parameters, and high computational efficiency, and can process the information of darker images well. An infrared and visible light image fusion algorithm based on FCM and ADSCM is proposed. After the source image is decomposed by non-subsampled shearlet transform (NSST), the corresponding sub-band images are fused by combining FCM and ADSCM, and finally the new image is reconstructed by inverse NSST. Experimental results show that compared with other traditional methods, the proposed method can effectively extract the target information of the infrared image while retaining the visible light background information, and has obvious improvement in average gradient, mutual information, and edge retention factor.

Key words image processing; image fusion; visible light image; infrared image; fuzzy C-mean; adaptive dual-channel spiking cortical model

OCIS codes 100.2000; 100.2980; 100.4996

1 引言

随着图像传感器技术的快速发展,多传感器图像融合引起越来越多学者的关注。图像融合就是从不同传感器采集的图像中进行所需数据的提取,进而进行目标识别、检测等^[1-2]。可见光图像与人眼的视觉相似,可以反映出场景中清晰的背景纹理以及

边缘轮廓信息,但可见光图像容易受到外界环境变化的影响,如天气变化或明暗交替等,导致成像模糊。红外图像是根据目标表面的热辐射进行成像,可以抵抗外界环境变化的干扰,同时可以识别出隐藏在背景里的红外目标。因此将两者进行融合可以避免外界环境的干扰,提高成像质量,减少冗余信息。近几年,可见光与红外图像的融合技术已经广

收稿日期: 2020-01-13; 修回日期: 2020-02-07; 录用日期: 2020-02-24

基金项目: 国家自然科学基金(61775180)、西安邮电大学研究生创新基金(CXJJLY2019070)

* E-mail: lap1024@163.com

泛应用于物体识别、检测、图像增强、监视和遥感等领域^[3]。

针对图像融合的策略与方法不在少数,如基于多尺度变换、稀疏表示、显著性检测等的方法。基于多尺度变换的图像融合可以在不同尺度、不同分辨率上有针对性地突出图像重要信息,被学者们广泛使用。20世纪80年代,Burt与Adelson^[4]最先将拉普拉斯金字塔算法应用于图像融合,得到了明显的效果。但其各层数据之间存在相关性,使得算法不稳定。针对此缺点,小波变换被提出,其对分段光滑的信号具有良好的时域分析特性,并以实验证明其融合效果比金字塔变换好^[5]。由于小波变换这种良好的特性不能推广到高维空间,轮廓波变换被提出并应用于图像融合领域^[6]。轮廓波变换具有很强的方向敏感性,但也存在缺点,在处理图像时需要同源图像进行下采样,进而导致了伪吉布斯效应。da Cunha等^[7]在此基础上提出了非下采样轮廓波变换(NSCT),避免了下采样的过程,克服了伪吉布斯效应的影响,但其计算复杂度较高。随着学者的进一步研究,非下采样剪切波变换(NSST)被提出,其不仅有NSCT的优点,同时降低了计算复杂度。因此,本文是在基于NSST分解框架的基础上进行的。

在红外与可见光图像融合的过程中,融合策略的选择是极其重要的。近几年出现的耦合脉冲神经网络(PCNN)具有全局耦合和特征脉冲同步的优点,已广泛应用于图像分割、图像增强以及模式识别等领域^[8]。Zhan等^[9]提出了脉冲发放皮层模型(SCM),该模型继承了PCNN的优势,并简化了参数,

提高了计算效率,但存在对图像偏暗区域信息捕捉不准确的缺点。为了解决此问题,江泽涛等^[10]提出了双通道脉冲发放皮层模型(DCSCM),提高了对较暗区域图像的信息提取能力。但此模型中链接强度是根据经验所得的固定值,不能根据输入激励的变化去自适应,因此本文提出了自适应双通道脉冲发放皮层模型(ADSCM),并对经过NSST分解后的高频子带图像进行融合,提高了图像较暗区域的信息捕捉能力。

模糊C-均值(FCM)聚类是经典的模糊聚类算法^[11],属于无监督模式识别算法,因其具有良好的分类性能,被广泛应用于大数据、各类产品的检测以及图像分割等多个研究领域。基于上述分析,本文在多尺度分解的框架下,在低频采用FCM对分解后的子带图像进行分类,提取红外目标,同时在高频采用ADSCM并设计相应的融合规则进行融合,最后通过逆NSST进行重建,得到新的融合图像。

2 基于FCM与ADSCM的图像融合

本文的融合算法是在基于NSST分解的基础上进行的。针对当前的融合算法存在对暗区域信息捕捉不敏感的缺点,采取双通道SCM来进行高频融合以达到自适应连接强度,同时将FCM应用在红外图像的低频分量上,以增强对红外目标的信息提取,使得最终融合图像更完整地包含源图像的红外目标。整体流程如图1所示,主要分为4个部分:1)使用NSST对源图像进行分解,将源图像分解为低频子带图像与一系列高频子带图像;2)使用FCM对低频子带图像中的红外图像的低频分量进

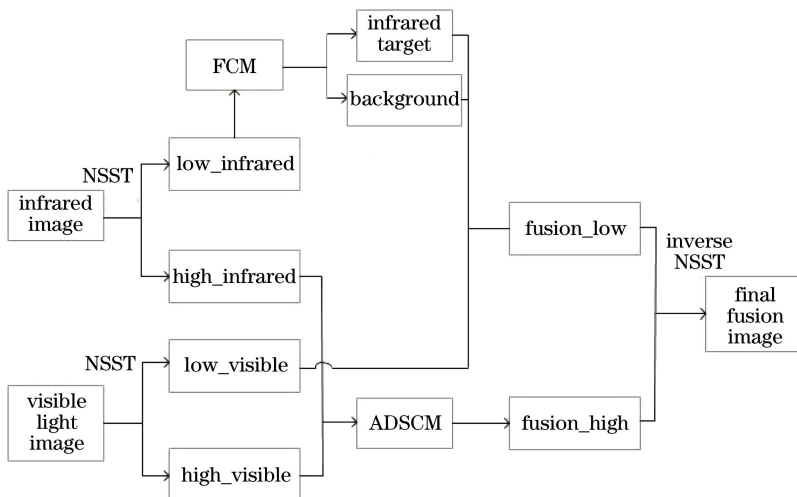


图1 提出的融合方法流程框图

Fig. 1 Block diagram of proposed method

行分类提取,并采用比较系数大小的方法进行低频融合系数的选取;3)对于高频子带图像,对双通道SCM进行自适应连接强度的改进,并采用高频系数取大结合改进拉普拉斯能量和(SML)作为ADSCM的外部激励,使用ADSCM对高频子带图像进行融合;4)最终经过逆NSST得到融合图像。

2.1 非下采样剪切波

NSCT的计算复杂度较高,难以满足对实时性要求较高的场合,因此Guo和Labate^[12]提出了Shearlet变换。但是在对图像进行处理时,Shearlet变换采用了下采样,导致了伪吉布斯效应。Easley等^[13]在Shearlet变换的基础上进行改进,在处理图像时避免了下采样,因此NSST被正式提出。

利用仿射系统并将几何变换与多尺度变换相结合来构造剪切波,当维数为2时,具有合成膨胀的仿真系统的数学表达式^[14]为

$$M_{AB}(\psi) = \left\{ \psi_{l,m,n}(x) = |\det \mathbf{A}|^{j/2} (\mathbf{B}^m \mathbf{A}^l x - n), \right. \\ \left. l, m \in \mathbf{Z}, n \in \mathbf{Z}^2 \right\}, \quad (1)$$

式中: x 为系统中的元素; ψ 为光滑函数, $\psi \in L^2(\mathbf{R}^2)$,其中, L 代表空间, \mathbf{R} 为实数集; \mathbf{Z} 为整数集; \det 表示求矩阵行列式的值; \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 分别为异性膨胀矩阵和剪切矩阵,维数为2且可逆, $\det |\mathbf{B}| = 1$,其所有元素为合成小波的充分条件是 $M_{AB}(\psi)$ 满足紧框架; l 为分解的尺度; m 为方向数; n 为空间位置。当 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{pmatrix}$ 和 $\mathbf{B} = \begin{pmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ 时,合成小波为剪切波,其中 a 为异性膨胀矩阵中的变量, s 为剪切矩阵中的变量。通常情况下 $a=4, s=1$ 。

NSST的分解框架如图2所示,其过程主要分为两部分:多尺度分解与方向局部化。其中多尺度分解主要体现在使用非下采样金字塔变换(NSP)对源图像进行分解,将其分解成高频、低频子带图像。低频子带图像继续经过NSP分解,直至满足设定的分解次数。当二维图像经 k 次NSP分解后得到一个低频图像与 k 个高频分量,其与源图像的尺寸大小保持相同。方向局部化体现在每层经过NSP分解后的高频子带图像,相应地构造一个剪切波滤波器(SF),并将二者进行卷积,得到各个方向的边缘信息。平移不变的剪切波变换是将标准SF从伪极化网格系统映射到笛卡尔坐标系,避免了下采样,因此具有平移不变性。

2.2 自适应双通道脉冲发放皮层模型

SCM是旋琨^[15]通过对PCNN模型进行简化得

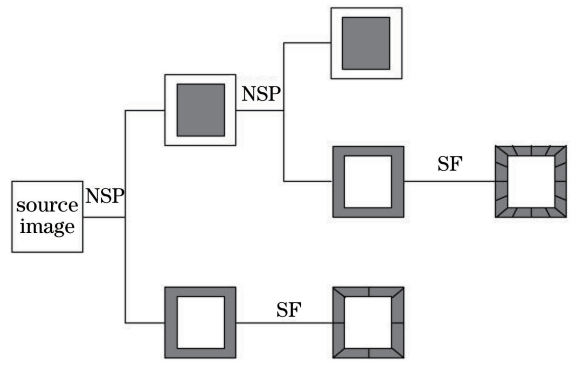


图2 NSST分解框架

Fig. 2 Decomposition framework of NSST

到的一种改进PCNN模型。SCM具有全局耦合性、同步脉冲性、较少的参数设置和较低的计算复杂度等优点。由于SCM对于图像较暗区域的信息处理不够准确,江泽涛等提出了双通道SCM,该模型不仅具有SCM的优势,而且提高了暗区域处理能力,其原理框图如图3所示。

双通道SCM中的参数表达式为

$$L_{ij}(n) = \sum_{pq} W_{ijpq} Y_{pq}, \quad (2)$$

$$U_{ij}^{(1)} = S_{ij}^{(1)} \cdot [\beta_k L_{ij}(n) + 1], \quad (3)$$

$$U_{ij}^{(2)} = S_{ij}^{(2)} \cdot [\beta_k L_{ij}(n) + 1], \quad (4)$$

$$U_{ij}(n) = \max(U_{ij}^{(1)}, U_{ij}^{(2)}), \quad (5)$$

$$E_{ij}(n) = g \cdot E_{ij}(N-1) + h \cdot Y_{ij}(N-1), \quad (6)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) \geq E_{ij}(n) \\ 0, & \text{else} \end{cases}, \quad (7)$$

式中: $L_{ij}(n)$ 为连接输入; (i, j) 为图像中像素点的位置; (p, q) 为当前的像素点位置; $S_{ij}^{(1)}, S_{ij}^{(2)}$ 为不同的外部输入激励; W_{ijpq} 为权重; Y_{pq} 为邻域神经元的输出; β_k 为链接强度; k 为整数,取1、2; $U_{ij}^{(1)}$ 为输入激励 $S_{ij}^{(1)}$ 对应的内部活动项; $U_{ij}^{(2)}$ 为输入激励 $S_{ij}^{(2)}$ 对应的内部活动项; $U_{ij}(n)$ 表示最终的内部活动项; g, h 分别为阈值衰减、阈值放大系数; $E_{ij}(n)$ 表示变阈值函数; $Y_{ij}(n)$ 表示双通道SCM在 (i, j) 位置的脉冲输出,由 $U_{ij}(n)$ 与 $E_{ij}(n)$ 共同决定,输出一次脉冲表示双通道SCM完成一次点火状态,根据完成点火的时间选择融合系数。(2)式为输入域表达式,(3)~(5)式为调制域表达式,(6)、(7)式为脉冲产生域表达式。

由于梯度可以反映图像的细节信息,因此本文采用方向梯度和(SDG)去自适应地选择连接强度 β_k 的值,具体表达式为

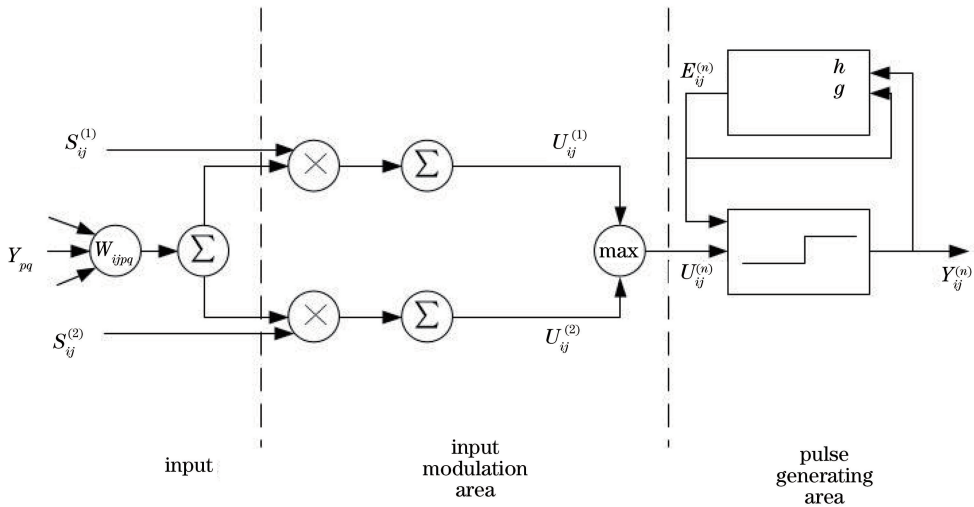


图3 双通道脉冲发放皮层模型

Fig. 3 Dual-channel spiking cortical model

$$\mathbf{S}_{\text{SDG}} = \nabla D_h + \nabla D_v + \nabla D_{\text{md}} + \nabla D_{\text{vd}}, \quad (8)$$

$$\nabla D_h = \sqrt{[\mathbf{D}(i, j) - \mathbf{D}(i-1, j)]^2 + [\mathbf{D}(i, j) - \mathbf{D}(i+1, j)]^2}, \quad (9)$$

$$\nabla D_v = \sqrt{[\mathbf{D}(i, j) - \mathbf{D}(i, j-1)]^2 + [\mathbf{D}(i, j) - \mathbf{D}(i, j+1)]^2}, \quad (10)$$

$$\nabla D_{\text{md}} = \sqrt{0.7[\mathbf{D}(i, j) - \mathbf{D}(i-1, j-1)]^2 + 0.7[\mathbf{D}(i, j) - \mathbf{D}(i+1, j+1)]^2}, \quad (11)$$

$$\nabla D_{\text{vd}} = \sqrt{0.7[\mathbf{D}(i, j) - \mathbf{D}(i-1, j+1)]^2 + 0.7[\mathbf{D}(i, j) - \mathbf{D}(i+1, j-1)]^2}, \quad (12)$$

$$\beta_k(i, j) = \mathbf{S}_{\text{SDG}, k}(i, j), k = 1, 2, \quad (13)$$

式中： $\beta_k(i, j)$ 为连接强度； \mathbf{S}_{SDG} 为方向梯度和； $\mathbf{D}(i, j)$ 为 (i, j) 点的方向梯度； $\mathbf{S}_{\text{SDG}, k}$ 为根据双通道输入的方向梯度和， k 的取值为1, 2； ∇D_h 、 ∇D_v 、 ∇D_{md} 、 ∇D_{vd} 分别为水平方向、垂直方向、主对角线方向、子对角线方向的梯度。根据中心像素与周围像素的距离差，将水平方向与垂直方向对中心像素的贡献度设为1，主对角线以及子对角线方向对中心像素的贡献度设为0.7。

为了更好地选取迭代次数，在模型中加入赋时矩阵^[16]，用来记录第一次完成点火的时间，同时在融合系数选取上，可以通过点火时间取小来选取融合系数。赋时矩阵元素定义为

$$T_{ij} = \begin{cases} n, & Y_{ij} = 1 \text{ for the first time} \\ T_{ij}(N-1), & \text{else} \end{cases}. \quad (14)$$

2.3 模糊 C-均值聚类

FCM 聚类算法是一种无需对事物提前进行分类的算法，是一种非监督模式识别算法，具有优越的

分类性能，它通过赋予各个样本对于不同类的隶属度，使用隶属度去对边缘像素进行描述，通过迭代运算来实现数据的自动分类。具体步骤为：先计算各个像素到所属类中心像素的欧氏距离，通过一定的最优准则来对目标函数进行优化，最终实现对数据的分类。

设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_r\}$ 为样本集，其中， x_r 为样本元素， r 为元素个数，通过 FCM 将其划分成 c 个子集 X_1, X_2, \dots, X_c ，在隶属度下求解满足要求的划分方式可以转换为求数学规划的方法。其中，目标函数为

$$\min J_{\text{FCM}}(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^r (u_{ij})^t d^2(x_j, v_i), \quad (15)$$

约束条件为

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, u_{ij} \geq 0, 1 \leq j \leq r, \quad (16)$$

式中： \mathbf{U} 是大小为 $c \times r$ 的隶属度矩阵； u_{ij} 表示样本数据 x_j 对第 i 类的隶属度； \mathbf{V} 为划分每一类的样本中心， $\mathbf{V} = \{v_i\}$ ； $d(x_j, v_i)$ 为 x_j 到样本中心 v_i 的欧氏距离， $d(x_j, v_i) = |x_j - v_i|$ 。

对于上述规划问题，采用拉格朗日乘法来求解最小值，通过引入参数 λ_j ($j = 1, 2, \dots, r$)，将目标函数与约束条件结合起来形成新的函数：

$$L(u_{ij}, v_i, \lambda) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^r (u_{ij})^t d^2(x_j, v_i) + \sum_{j=1}^r \lambda_j (1 - \sum_{i=1}^c u_{ij}), \quad (17)$$

式中： t 为加权指数，通常取大于1的实数。

分别求 u_{ij} 、 v_i 、 λ 的偏导数,即

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial u_{ij}} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial v_i} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda_j} = 0 \end{cases} \quad (18)$$

联立(16)~(18)式可得

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^r u_{ij}^t x_j}{\sum_{j=1}^r u_{ij}^t} \quad (19)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{o=1}^c \left[\frac{d(x_j, v_i)}{d(x_j, v_o)} \right]^{\frac{2}{c-1}}} \quad (20)$$

式中: u_{ij}^t 为加权指数为 t 的 (i, j) 位置处的隶属度; v_o 为子集 o 处的样本中心; o 为变量,属于集合 c 。

(19)式、(20)式分别为聚类中心与模糊隶属度更新公式。首先对程序进行初始化,设置相应的最大迭代次数 T 和阈值 ϵ ,当达到阈值时,算法结束。其次,根据(20)式计算当前 u_{ij} 的值,聚类中心 $v_i^{(k+1)}$ 的计算公式为

$$v_i^{(k+1)} = \frac{\sum_{j=1}^r (u_{ij}^{(k)})^t x_j}{\sum_{j=1}^r (u_{ij}^{(k)})^t} \quad (21)$$

式中: $u_{ij}^{(k)}$ 为迭代次数为 k 时的隶属度。

最后,根据相邻两次聚类中心的欧氏距离小于 ϵ 或者迭代次数大于 T ,判定算法结束,否则继续迭代。

2.4 提出的融合方法

为了进一步增强融合效果,更好地识别出红外图像中的目标以及背景信息的完整提取,本文在多尺度分解的框架下,对经多尺度分解得到的低频部分采用 FCM 进行分类处理得到红外目标与背景部分,然后分开融合这两个部分;对于高频部分,从图像的清晰度以及图像的边缘能量这两个方面来考虑并构造 ADSCM 的输入激励,并使用 ADSCM 来进行高频部分的融合。最终经过逆 NSST 得到融合图像。

1) 低频融合方法

低频子带图像中所携带的信息与源图像近似,且包含了源图像中的大部分能量,因此,从低频子带图像中可以近似得到源图像中所包含目标的亮度与位置信息。对于低频子带图像的融合方法,通常采用求平均或取大的方法,但是这种方法会导致融合

结果中包含大量的无用信息。为了准确地分离红外目标与背景信息,本文使用 FCM 聚类算法处理红外光源图像的低频子带图像,根据红外目标与背景信息像素点的灰度值之间的差异,将其红外目标与背景信息分离出来,将提取出的红外目标所对应的子带系数作为最终融合对应位置的低频子带系数,而分离出的背景信息对应可见光源图像的低频子带图像,融合采用比较系数大小的方法。

可见光图像与红外图像的低频子带系数分别用 L_{VR} 、 L_{IR} 表示。具体的融合步骤如下。

(1) 把 L_{IR} 中的值作为样本数据集,使用 FCM 聚类算法进行聚类,聚类数为 2,用 L_1 表示聚类结果中系数较大的那一类。

(2) 计算 L_{IR} 所在邻域的空间频率 $S(i, j)$,具体计算公式为

$$S(i, j) = \frac{1}{9} \sum_{m=i-1}^{i+1} \sum_{n=j-1}^{j+1} \{ [L_{IR}(m, n+1) - L_{IR}(m, n)]^2 + [L_{IR}(m+1, n) - L_{IR}(m, n)]^2 \} \quad (22)$$

(3) 把空间频率 $S(i, j)$ 中各元素集合作为样本数据集,使用 FCM 聚类算法进行聚类,聚类数为 2,用 L_2 表示聚类结果中空间频率较大的那一类。

(4) 对于 L_{IR} ,如果满足

$$L_{IR}(i, j) \in \{L_1 \cap L_2\}, \quad (23)$$

将其划分至红外目标部分,否则属于背景部分。

(5) 低频融合系数 L_F 的选择:

当 $L_{IR}(i, j) \in \{L_1 \cap L_2\}$ 时满足

$$L_F(i, j) = L_{IR}(i, j); \quad (24)$$

当 $L_{IR}(i, j) \notin \{L_1 \cap L_2\}$ 时满足

$$L_F(i, j) = \begin{cases} L_{VI}(i, j), & L_{VI}(i, j) \geq L_{IR}(i, j) \\ L_{IR}(i, j), & \text{else} \end{cases} \quad (25)$$

2) 高频融合方法

高频子带图像反映了源图像的边缘细节信息,这部分的融合效果直接影响了最终融合图像的轮廓清晰度。从 ADSCM 的工作原理可以看出,ADSCM 的输入激励的选取非常重要,会直接影响整个融合结果。目前常用的方法有高频系数绝对值取大、区域方差取大等,但单考虑高频系数取大会将边缘的噪点或无用信息保留下来。高频子带系数所在邻域的能量可以反映图像的边缘突出程度,为此,本文采用高频系数取大结合 SML^[17] 作为 ADSCM 的外部激励。区域能量(E_{VI}^q)、改进拉普拉斯能量和($S_{SML,VI}^q$)分别为

$$E_{V1}^{pq}(i, j) = \sum_{m=\frac{-(M-1)}{2}}^{\frac{M-1}{2}} \sum_{n=\frac{-(N-1)}{2}}^{\frac{N-1}{2}} [H_{V1}^{pq}(i+m, j+n)]^2, \quad (26)$$

$$S_{SML, V1}^{pq}(i, j) = \sum_{r=\frac{-(M-1)}{2}}^{\frac{M-1}{2}} \sum_{c=\frac{-(N-1)}{2}}^{\frac{N-1}{2}} M_{ML, V1}^{pq}(i+r, j+c)^2, \quad (27)$$

$$M_{ML, V1}^{pq}(i, j) = |2H_{V1}^{pq}(i, j) - H_{V1}^{pq}(i+1, j) - H_{V1}^{pq}(i-1, j)| + |2H_{V1}^{pq}(i, j) - H_{V1}^{pq}(i, j+1) - H_{V1}^{pq}(i, j-1)|, \quad (28)$$

式中: H_{V1}^{pq} 为可见光图像高频子带系数; H_{IR}^{pq} 表示红外图像高频子带系数。

因此 E_{V1}^{pq} 和 $S_{SML, V1}^{pq}$ 的乘积为

$$W_{V1}^{pq}(i, j) = E_{V1}^{pq}(i, j) S_{SML, V1}^{pq}(i, j). \quad (29)$$

将 $W_{V1}^{pq}(i, j)$ 作为 ADSCM 的外部激励, 则最终融合系数 (H_F^{pq}) 的选取为

$$H_F^{pq}(i, j) = \begin{cases} H_{V1}^{pq}, & T_{H_{V1}^{pq}} \leq T_{H_{IR}^{pq}}, \\ H_{IR}^{pq}, & \text{else} \end{cases}, \quad (30)$$

式中: $T_{H_{V1}^{pq}}$ 和 $T_{H_{IR}^{pq}}$ 分别为可见光图像和红外图像的赋时矩阵的输出。

3 实验结果与分析

在实验中, 选取了 4 组不同的红外与可见光图像, 通过与其他学者提出的经典算法相比较, 进一步

研究本文所提方法的性能。从主观与客观两方面对融合图像进行评价: 主观方面, 对比源图像与融合图像的视觉效果; 客观方面, 从平均梯度 (AG)、标准差 (STD)、互信息 (MI)、信息熵 (IE)、平均相似度 (SSIM)、边缘保留因子 ($Q^{AB/F}$) 以及时效性 7 个方面进行评价。

对比算法包括: 1) 基于 NSCT-PCNN^[18] 的融合方法; 2) 基于 NSST-SCM^[19] 的融合方法; 3) 将 PCNN 模型进行改进, 使用双通道输入的形式实现融合算法^[20], 本文记为 ADUPCNN; 4) 本文提出的算法。

对比算法的相关参数均与出自论文一致。本文提出的算法的分解尺度为 4, 分解方向数为 [4, 4, 16, 16], ADSCM 中 $f=1, h=0.5, g=1$, 其中: f 为反馈系数, 在本模型中可删去; h, g 分别为阈值放大和阈值衰减系数。

3.1 主观评价

从图 4 第一组融合图像的实验结果可以看出: 图 4(c) 中, 中心目标人物模糊, 左下角树木周围细节纹理丢失, 右下角树木纹理丢失, 建筑物整体偏暗, 整体背景有轻微伪影产生; 图 4(d) 中, 中心人物亮度较亮, 但人物周围有轻微模糊, 边缘细节不清楚, 且建筑物出现轻微阴影; 图 4(e) 中, 中心目标人物亮度与源图像相同, 但背景中山丘与树木较模糊, 细节纹理丢失, 整体伪影较明显; 图 4(f) 中不仅包含了源图像的目标人物, 且整体背景较清晰, 可以清楚地识别出山丘、树林、建筑物等。

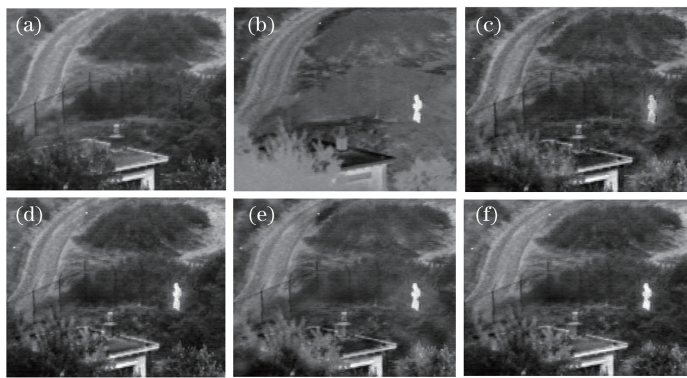


图 4 第一组图像融合结果。(a) 可见光图像; (b) 红外图像; (c) NSCT-PCNN 融合图像; (d) NSST-SCM 融合图像; (e) ADUPCNN 融合图像; (f) 所提方法的融合图像

Fig. 4 Fusion results of the first set of images. (a) Visible light image; (b) infrared image; (c) NSCT-PCNN fusion image; (d) NSST-SCM fusion image; (e) ADUPCNN fusion image; (f) fusion image of proposed method

从图 5 中第二组融合图像的实验结果可以看出: 图 5(c)、(e) 目标人物模糊且周围阴影严重; 图 5(d) 整体较亮, 但背景细节较模糊, 有红外目标的部分, 周围都出现了较为严重的阴影; 图 5(e) 右下角

公路部分出现暗区域, 边缘处理效果较差; 本文方法与其他几种方法相比, 整体背景清晰, 目标人物轮廓明显, 为了进行进一步说明, 将第二组图像中的目标人物区域进行局部放大, 可以清晰地看出, 本文方法

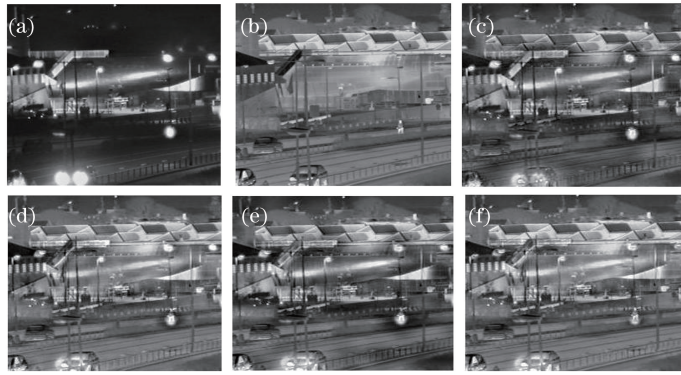


图 5 第二组图像融合结果。(a)可见光图像;(b)红外图像;(c) NSCT-PCNN 融合图像;(d) NSST-SCM 融合图像;(e) ADUPCNN 融合图像;(f)所提方法的融合图像

Fig. 5 Fusion results of the second set of images. (a) Visible light image; (b) infrared image; (c) NSCT-PCNN fusion image; (d) NSST-SCM fusion image; (e) ADUPCNN fusion image; (f) fusion image of proposed method

处理效果是最好的。

为了进一步说明本文方法的性能,选取一组较暗的图片作为第三组图片。从图 6 中可以看出:图 6(c)、图 6(e)图片整体有较明显的伪影,图 6(c)中伪影最为严重。为了方便对比,在不同方法的融合图片中选取了三个小区域进行标注,如图 7 中的矩形框,分别标注三个区域为 1、2、3,进行对照,图 7 (c)、图 7(d)、图 7(e)的区域 1 周围均有严重阴影;图 7(c)、图 7(e)的区域 2 周围均有严重阴影;对于

区域 3,三种方法所得图像与原图像相同。通过综合对比可以发现,本文方法处理后的图片,无论是在红外目标提取上,还是背景信息提取方面,均是最优的,且提高了对暗区域信息提取的性能。

3.2 客观评价

为了更准确地评价融合后的图像,本文选用了平均梯度(AG)、标准差(STD)、互信息(MI)、信息熵(IE)、结构相似度(SSIM)、边缘保留因子($Q^{AB/F}$)以及时效性 7 个方面进行评价。客观评价的结果如表 1 所示。

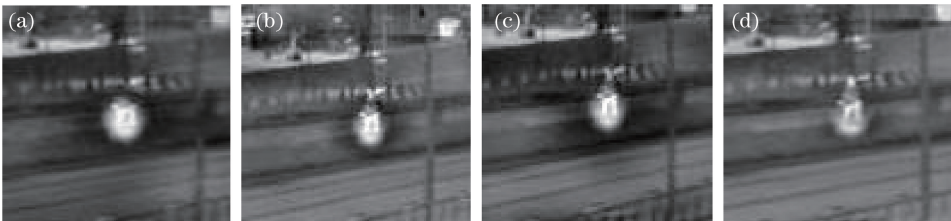


图 6 第二组融合图像的局部放大。(a) NSST-PCNN; (b) NSST-SCM; (c) ADUPCNN; (d) 所提方法

Fig. 6 Enlargement of the second set of images. (a) NSST-PCNN; (b) NSST-SCM; (c) ADUPCNN; (d) proposed method

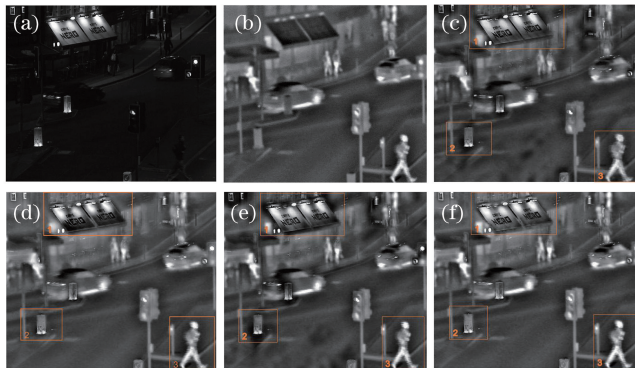


图 7 第三组融合图像的实验结果。(a)可见光图像;(b)红外图像;(c) NSCT-PCNN 融合图像;(d) NSST-SCM 融合图像;(e) ADUPCNN 融合图像;(f)所提方法的融合图像

Fig. 7 Fusion results of the third set of images. (a) Visible light image; (b) infrared image; (c) NSCT-PCNN fusion image; (d) NSST-SCM fusion image; (e) ADUPCNN fusion image; (f) fusion image of proposed method

表1 客观评价结果

Table 1 Objective evaluation results

Image	Algorithm	STD	AG	IE	MI	$Q^{AB/F}$	SSIM	Time /s
First set of images	NSCT-PCNN	31.6142	5.2845	6.8389	1.7754	0.4478	0.5239	263.925
	NSST-SCM	39.9933	5.7050	7.1687	3.1877	0.4583	0.5361	63.936
	ADUPCNN	33.5373	5.3279	6.9354	1.7060	0.4407	0.5111	238.695
	Proposed method	39.8078	5.7081	7.1851	2.7532	0.4729	0.5102	82.613
Second set of images	NSCT-PCNN	42.6286	10.1311	7.2736	2.0006	0.5360	0.4746	184.089
	NSST-SCM	43.6529	10.4180	7.3425	2.7022	0.5704	0.5003	39.522
	ADUPCNN	45.9291	10.4617	7.3848	2.1820	0.5808	0.4828	165.743
	Proposed method	43.9961	10.5662	7.3527	3.1582	0.6230	0.4964	62.758
Third set of images	NSCT-PCNN	33.9180	4.3981	6.6803	1.6660	0.5609	0.4225	874.002
	NSST-SCM	35.1731	4.2948	6.7850	2.8673	0.5373	0.4282	213.456
	ADUPCNN	36.8452	4.5225	6.8346	2.3302	0.5990	0.4326	830.067
	Proposed method	36.4299	4.5281	6.7698	3.8817	0.6632	0.4728	421.944

从表1可以看出:对于第一组融合图像,本文方法在AG、IE以及 $Q^{AB/F}$ 三个方面都是最优的;对于第二组融合图像,本文方法在AG、MI、 $Q^{AB/F}$ 三个方面优于其他方法;对于第三组融合图像,本文方法在AG、STD、MI、 $Q^{AB/F}$ 以及SSIM5个方面相比其他方法有明显的提高。通过对比三组实验的时效性可以看出NSST-SCM方法的计算速度最大,这突出了SCM有较低计算复杂度的优势,本文方法对连接强度进行了自适应选择,因此增加了计算复杂度。但相比其他两种算法,本文方法在时效性上有明显优势。综合三组图像的客观评价指标可以看出,本文方法在大多数指标上优于其他几种算法,这也间接地证明了本文方法的有效性。

4 结 论

所提方法以多尺度分解为基础,与传统的融合方法不同的是:对于分解得到的低频子带图像,采用FCM进行聚类来划分红外目标与背景信息,然后设计合适的融合规则;对于高频部分,为了克服噪声的影响,以更好地处理边缘信息,采取区域能量与SML相结合的方式构造ADSCM的外部激励,并进行融合。对于实验结果,采取主观与客观两种方法进行评价,最终验证了本文方法的有效性。但是本文方法也存在不足,在平均梯度与互信息方面还有待提高,这也是今后研究的一个方向。同时由于ADSCM对较暗区域图像信息的处理效果较好,根据FCM在本文中的分类依据,本文方法适用于源图像较暗且有较明显红外目标的图像。

参 考 文 献

[1] Wang Y M, Chen D M, Zhao G B. Image fusion

algorithm of infrared and visible images based on target extraction and Laplace transformation [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(1): 011002.

汪玉美, 陈代梅, 赵根保. 基于目标提取与拉普拉斯变换的红外和可见光图像融合算法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(1): 011002.

[2] Zhu L, Sun F, Xia F L, et al. Review on image fusion research [J]. Transducer and Microsystem Technology, 2014, 33(2): 14-18.

朱炼, 孙枫, 夏芳莉, 等. 图像融合研究综述[J]. 传感器与微系统, 2014, 33(2): 14-18.

[3] Liu Z J, Jia P, Xia Y H, et al. Development and performance evaluation of infrared and visual image fusion technology [J]. Laser & Infrared, 2019, 49(5): 633-640.

刘智嘉, 贾鹏, 夏寅辉, 等. 基于红外与可见光图像融合技术发展与性能评价[J]. 激光与红外, 2019, 49(5): 633-640.

[4] Burt P, Adelson E. The Laplacian pyramid as a compact image code [J]. IEEE Transactions on Communications, 1983, 31(4): 532-540.

[5] Li H, Manjunath B S, Mitra S K. Multi-sensor image fusion using the wavelet transform [J]. Graphical Model and Image Processing, 1995, 57(3): 235-245.

[6] 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.

[7] da Cunha A L, Zhou J, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.

- [8] Wang Z H, Zhao B J, Shen T Z. Image fusion rule based on PCNN[J]. *Laser & Infrared*, 2008, 38(5): 485-488.
王志慧, 赵保军, 沈庭芝. 基于PCNN的图像融合规则[J]. *激光与红外*, 2008, 38(5): 485-488.
- [9] Zhan K, Zhang H J, Ma Y D. New spiking cortical model for invariant texture retrieval and image processing [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2009, 20(12): 1980-1986.
- [10] Jiang Z T, Wu H, Zhou X L. Infrared and visible image fusion algorithm based on improved guided filtering and dual-channel spiking cortical model[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(2): 0210002.
江泽涛, 吴辉, 周晓玲. 基于改进引导滤波和双通道脉冲发放皮层模型的红外与可见光图像融合算法[J]. *光学学报*, 2018, 38(2): 0210002.
- [11] Li X C, Liu H K, Wang F, et al. The survey of fuzzy clustering method for image segmentation[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2012(4): 447-458.
李旭超, 刘海宽, 王飞, 等. 图像分割中的模糊聚类方法[J]. *中国图象图形学报*, 2012(4): 447-458.
- [12] Guo K H, 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] Kong W W, Wang B H, Li B B. Image fusion multiresolution non-subsampled [M]. Xi'an: Xidian University Press, 2015.
孔韦韦, 王炳和, 李斌兵. 图像融合技术[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2015.
- [15] Zhan K. Spiking cortical model and its application [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2010.
绽琨. 脉冲发放皮层模型及其应用[D]. 兰州: 兰州大学, 2010.
- [16] Wang N Y. Spiking cortical model for image fusion [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2014.
王念一. 脉冲发放皮层模型图像融合技术研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2014.
- [17] Huang W, Jing Z L. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(4): 493-500.
- [18] Gong J M, Wang B B, Qiao L, et al. Image fusion method based on improved NSCT transform and PCNN model[C]//2016 9th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID), December 10-11, 2016, Hangzhou, China. New York: IEEE, 2016: 28-31.
- [19] 巩稼民, 薛孟乐, 任帆, 等. 基于邻域特征与SCM相结合的红外与可见光图像融合[J]. *红外技术*, 2018, 40(11): 1091-1097.
Gong J M, Xue M L, Ren F, et al. Infrared and visible image fusion based on the combination of neighborhood features and SCM [J]. *Infrared Technology*, 2018, 40(11): 1091-1097.
- [20] Xiang T Z, Yan L, Gao R R. A fusion algorithm for infrared and visible images based on adaptive dual-channel unit-linking PCNN in NSCT domain [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2015, 69: 53-61.