

基于 FCM 与引导滤波的红外与可见光图像融合

蒋杰伟¹, 刘尚辉², 金 库², 刘海洋², 魏戌盟², 巩稼民¹

(1. 西安邮电大学 电子工程学院, 陕西 西安 710121; 2. 西安邮电大学 通信与信息工程学院, 陕西 西安 710121)

摘要: 针对传统红外与可见光图像融合算法中存在的目标模糊、细节丢失、算法不稳定等问题, 提出了一种基于模糊 C 均值聚类 (Fuzzy C-means, FCM) 与引导滤波的红外与可见光图像融合方法。原图像经过非下采样剪切波变换 (Nonsubsampled Shearlet Transform, NSST) 后对低频子带进行引导滤波增强, 再利用 FCM 与双通道脉冲发放皮层模型 (Dual Channel Spiking Cortical Model, DCSCM) 结合对高低频子带进行融合, 最后经 NSST 逆变换得到融合图像。实验结果表明, 本文算法稳定, 主观评价上所得融合图像目标明确, 细节保留较为完整, 客观评价上在标准差、互信息、平均梯度、信息熵和边缘保留因子等评价标准中表现优良。

关键词: 图像处理; 模糊 C 均值聚类; 引导滤波; 双通道脉冲发放皮层模型

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1001-8891(2023)03-0249-08

Infrared and Visible-Light Image Fusion Based on FCM and Guided Filtering

JIANG Jiewei¹, LIU Shanghui², JIN Ku², LIU Haiyang², WEI Xumeng², GONG Jiamin¹

(1. School of Electronic Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China;

2. School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

Abstract: To solve the problems of vague targets, detail loss, and algorithm instability in traditional infrared and visible-light image fusion algorithms, a fusion method based on fuzzy c-means (FCM) clustering and guided filtering is proposed. The low-frequency sub-band was enhanced by guided filtering after applying a non-subsampled shearlet transform (NSST) to the original image. The low- and high-frequency sub-bands were then fused using FCM clustering and a dual-channel spiking cortical model. Finally, the fused image was obtained using an inverse NSST transform. The experimental results showed that the proposed algorithm was stable, the fusion image had clear targets and relatively complete details in the subjective evaluation, and the algorithm had an excellent standard deviation, mutual information, average gradient, information entropy, and edge retention factor in the objective evaluation.

Key words: image processing, fuzzy C-mean, guided filtering, dual channel spiking cortical model

0 引言

图像融合将同一场景下包含不同信息的多幅图像融合成一张图像, 增加图像的信息量和利用率^[1]。红外光与可见光图像融合是图像融合领域一个重要的研究方向。红外图像具有热辐射信息, 可利用其查找目标, 但红外图像的分辨率较低。可见光图像具有较为清晰的背景信息, 符合人的视觉特性, 但可见光传感器容易受到天气的影响。因此, 可采用红外与可见光图像的融合图像, 对两者优势进行互补, 从而得

到特征明显、目标突出、细节丰富和高对比度清晰的图像, 可广泛应用于军事侦察、目标检测和识别等领域^[2]。

目前, 变换域中的图像融合大都采用多尺度多方向变换方法^[3]。常用的多尺度分解方法包括小波变换 (Wavelet Transform, WT), Contourlet 变换、非下采样 Contourlet 变换 (Nonsubsampled Contourlet Transform, NSCT)^[4]和非下采样剪切波变换 (Nonsubsampled Shearlet Transform, NSST)^[5]。Zhao 等^[6]提出了 Contourlet 变换方法, 但因为需要下采样操作使其不

收稿日期: 2022-08-16; 修订日期: 2022-09-13。

作者简介: 蒋杰伟 (1982-), 男, 河南商丘人, 讲师, 博士, 主要从事人工智能、机器学习方面的研究。

通信作者: 刘尚辉 (1996-), 男, 陕西商洛人, 硕士研究生, 主要从事红外光与可见光图像融合方面的研究。E-mail:lsh81687039@163.com

基金项目: 国家自然科学基金 (61775180, 62276210); 陕西省自然科学基础研究计划 (2022JM-380)。

具有平移不变性，导致有伪吉布斯效应出现。任亚飞等^[7]提出了具有平移不变性和方向选择性等优良特性的 NSST 变换方法，克服了伪吉布斯效应，得到了较好的融合图像。参数自适应脉冲耦合神经网络（Parameter-adaptive Pulse Coupled Neural Network, PA-PCNN）是一种融合方法，Zhou 等^[8]应用其得到了具有丰富细节的融合图像。李文等^[9]应用了双通道脉冲发放皮层模型（Dual Channel Spiking Cortical Model, DCSCM），使得图像融合的效率更高。但单纯 NSST 与 DCSCM 的结合并不能保证目标信息的完整提取和图像纹理细节完整的保留。

模糊 C 均值聚类（Fuzzy C-means, FCM）是一种非监督的模式识别方法，利用样本的隶属度实现数据的分类。由于红外图像存在图像边界模糊、对比度低等缺陷，模糊 C 均值聚类法相比于其他图像分割法对红外图像的处理具有一定优势^[10]。引导滤波与传统滤波器相比，其优势在于能够在平滑图像、保留图像整体的同时，还能保持图像边缘梯度、增强图像纹理细节信息^[11]。

本文提出了一种基于 FCM 与引导滤波，结合 NSST 和 DCSCM 的红外光与可见光图像融合算法，既能解决 NSST 域的空间扭曲问题，又能更完整地提取目标信息、更多地保留图像纹理细节，最终得到目标明确、纹理细节丰富的融合图像。

1 基本原理

1.1 模糊 C-均值聚类（FCM）

模糊 C-均值聚类是经典的模糊聚类算法^[12]，是将各数据到所属类的中心的欧氏距离的最小值作为目标函数来实现对数据的分类方法。具体步骤如下：

设一个数据样本 $X=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ，如果要通过 FCM 将其内的数据划分为 c 类，则可以采用求解一个数学规划的方法来实现。

其中，数学规划的目标函数为：

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

上述目标函数中各个变量满足条件：

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, & 1 \leq j \leq n \\ u_{ij} \geq 0, & 1 \leq i \leq c, 1 \leq j \leq n \end{cases} \quad (2)$$

在上述的数学规划中， $U=\{u_{ij}\}$ 是一个大小为 $c \times n$ 的矩阵，矩阵中的每个元素可以理解为数据 x_j 隶属于第 i 个类的程度； $V=\{v_i\}(i=1, 2, \dots, c)$ 为每一类

样本的中心； $d(x_j, v_i)$ 则为数据 x_j 到每一类样本的中心 v_i 的欧氏距离，其具体计算公式如式(3)所示：

$$d(x_j, v_i) = \|x_j - v_i\| \quad (3)$$

上述已将 FCM 转化为一个数学规划问题，根据拉格朗日乘数法来求解极值。首先，通过待定系数 λ_j 将约束条件与目标函数进行联立从而得出一个新函数：

$$L(u_{ij}, v_i, \lambda) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (u_{ij})^m d^2(x_j, v_i) + \sum_{j=1}^n \lambda_j (1 - \sum_{i=1}^c u_{ij}) \quad (4)$$

式中： m 为加权指数，一般取大于 1 的实数。

再由以下方程组得到 u_{ij} 、 v_i 、 λ_j 的偏导数，即：

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial u_{ij}} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial v_i} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda_j} = 0 \end{cases} \quad (5)$$

联立式(2)以及式(5)可得：

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (6)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{r=1}^c \left[\frac{d(x_j, v_r)^2}{d(x_j, v_i)^2} \right]^{\frac{2}{m-1}}} \quad (7)$$

式中： u_{ij}^m 为加权指数为 m 的 (i, j) 位置处的隶属度； v_r 是子集 r 的样本中心； r 是变量，属于集合 c 。

接下来根据式(7)计算出在下一次迭代次数下每一类的中心 $v_j^{(k+1)}$ 的值：

$$v_j^{(k+1)} = \frac{\sum_{j=1}^n (u_{ij}^k)^m x_j}{\sum_{j=1}^n (u_{ij}^k)^m} \quad (8)$$

式中： u_{ij}^k 为加权指数为 k 的 (i, j) 位置处的隶属度。

最后，判断是否达到结束的条件，即是否满足 $\|V^{k+1} - V^k\| < \epsilon$ 或者 $k > T$ 。如果满足，则停止迭代，当前迭代次数下的 U 和 V 则为所求的结果，根据 U 中的每个元素的大小来将每一个数据分到最佳的类中。否则继续迭代。

1.2 引导滤波

引导滤波是一种基于局部线性模型的边缘保持算法^[13]。在引导滤波算法中, 规定引导图像为 I , 输入图像为 P , 输出图像为 Q , 则 I 与 Q 之间有线性关系:

$$Q_\tau = a_d I_\tau + b_d, \quad \forall \tau \in \omega_d \quad (9)$$

式中: τ 为像素索引; a_d , b_d 为线性系数。转化为最优化的问题:

$$E(a_d, b_d) = \sum_{i \in \omega_d} ((a_d I_\tau + b_d - P_\tau)^2 + \varepsilon_1 a_d^2) \quad (10)$$

式中: ω_d 为以向导图 I 中一点 d 为中心, 大小为 $(2r+1) \times (2r+1)$ 的局部窗。 ε_1 为归一化因子。可使用线性回归求解公式的解:

$$a_d = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{\tau \in \omega_d} I_\tau P_\tau - \mu_d \bar{P}_d}{\sigma_d^2 + \varepsilon_1} \quad (11)$$

$$b_d = \bar{P}_d - a_d \mu_d \quad (12)$$

式中: μ_d 为向导图 I 的均值; σ_d^2 表示 I 的方差; \bar{P}_d

表示 P 在窗口 ω_d 中的均值; $|\omega|$ 表示窗口内的像素数。

1.3 双通道脉冲发放皮层模型 (DCSCM)

DCSCM^[14]比 SCM (Spiking Cortical Model) 模型对较暗区域的信息提取度更高, 对细节信息捕捉能力更好。

DCSCM 原理框图如图 1 所示。首先外部激励和进入 DCSCM 神经元中的接收区, 经过调制区调制后, 获得神经元的内部活动项, 取其最大值为 $U_{ij}(n)$, 如果 $U_{ij}(n)$ 大于阈值 $E_{ij}(n)$, 则神经元在脉冲产生区点火。 x 和 y 分别为 $E_{ij}(n)$ 的衰减和放大系数。

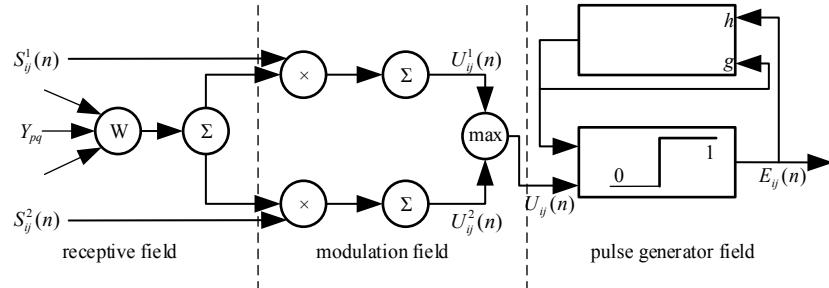


图 1 双通道脉冲发放皮层模型
Fig.1 Dual channel spiking cortical model

DCSCM 模型的数学表达式如公式(13)所示:

$$\begin{cases} L_{ij}(n) = V_l \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \\ U_{ij}^1(n) = S_{ij}^1 \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) + S_{ij}^1 \\ U_{ij}^2(n) = S_{ij}^2 \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) + S_{ij}^2 \\ U_{ij}(n) = \max \{U_{ij}^1(n), U_{ij}^2(n)\} \\ E_{ij}(n) = g E_{ij}(n-1) + h Y_{ij}(n-1) - \Delta \\ Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & \text{if } U_{ij}(n) > E_{ij}(n) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \end{cases} \quad (13)$$

式中: (i,j) 为像素点; n 为迭代次数; W 为连接权重; Δ 是一个正常数, 控制动态门限的下降幅度; V_l 为增益幅度; Y_{kl} 为邻域神经元的输出; $U_{ij}^1(n)$ 和 $U_{ij}^2(n)$ 是神经元的内部行为; $Y_{ij}(n)$ 为 DCSCM 的脉冲输出。当 $Y_{ij}(n)=1$ 时, 表示神经元一次点火。

2 本文融合方法

图 2 为本文融合方法。首先, 使用 NSST 将源红外图像 I 与源可见光图像 V 分别分解得到高低频子带。然后, 在低频融合过程中, 通过基于引导滤波结合 FCM 的方法得到低频融合系数; 在高频融合中, 使用 DCSCM 的方法得到高频融合系数。最后, 对高低频融合系数进行 NSST 逆变换得到融合图像。

2.1 基于 FCM 结合引导滤波低频融合规则

低频信息中携带着图像的大部分能量, 可见光图像的低频子带, 包含了绝大部分的背景纹理信息, 而红外图像的目标边缘信息也很重要。故而先对可见光图像和红外图像的低频子带进行引导滤波, 不仅能还原变换过程中的背景纹理信息, 还能保护红外目标的边缘信息。

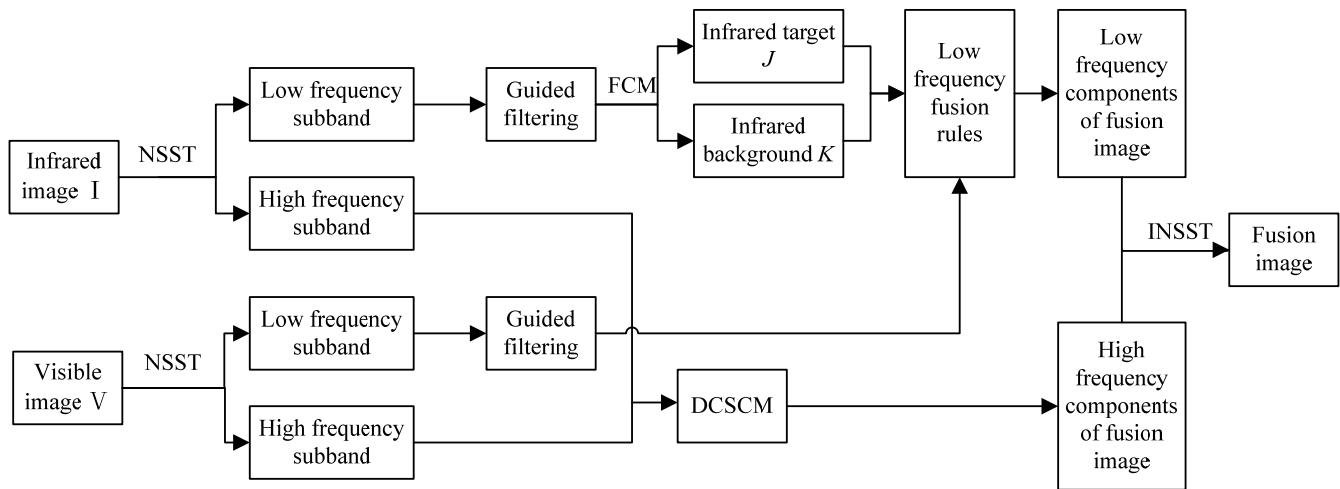


图2 本文融合方法

Fig.2 The proposed fusion method

为了更为完整地提取红外图像的目标信息，接下来采用 FCM 提取源红外图像的目标区域 J ，并将 J 内的系数直接作为低频融合系数。将分割出的背景区域 K 与可见光低频子带采用比较信息熵大小的方法进行融合系数选取。

设经过引导滤波的红外低频子带为 I_1 ，经引导滤波的可见光低频子带为 V_1 。具体的规则如下：

1) 将 I_1 中点的灰度值作为数据集，利用 FCM 算法进行聚类，设聚类数为 2，将聚类结果系数较大的一类记为 M_1 。

2) 计算源红外图像 I_1 中每个子带系数所在邻域的空间频率 $S(i,j)$ 。

$$S(i,j) = \frac{1}{9} \sum_{m=i-1}^{i+1} \sum_{n=j-1}^{j+1} ((I_1(i,j+1) - I_1(i,j))^2 + (I_1(i+1,j) - I_1(i,j))^2) \quad (14)$$

3) 以 $S(i,j)$ 中的各个元素的集合作为样本数据集，再使用 FCM 进行聚类，设置聚类数为 2，聚类完成后，将其中空间频率较大的子带系数用 M_2 表示。

4) 对于源红外图像 I_1 中的系数，如果其满足 $I_1(i,j) \in \{M_1 \cap M_2\}$ ，则将其作为低频融合系数的目标区域系数。即：

$$F_{\text{ol}}(i,j) = I_1(i,j), \quad I_1(i,j) \in \{M_1 \cap M_2\} \quad (15)$$

式中： $F_{\text{ol}}(i,j)$ 是目标区域低频系数。对于背景区域的低频系数 $F_{\text{bl}}(i,j)$ 有：

$$F_{\text{bl}}(i,j) = \begin{cases} V_1(i,j), & \text{EN}_V \geq \text{EN}_I \text{ or } V_1(x,y) \geq I_1(x,y) \\ I_1(i,j), & \text{else} \end{cases} \quad (16)$$

其中，信息熵 EN 的表达式为：

$$\text{EN} = -\sum_{i=0}^{255} p_m \log_2 p_m \quad (17)$$

式中： p_m 为图像第 m 级灰度值出现的概率。

最终得到的低频融合系数 $F(i,j)$ 为：

$$F(i,j) = \begin{cases} F_{\text{ol}}(i,j), & (i,j) \in J \\ F_{\text{bl}}(i,j), & (i,j) \in K \end{cases} \quad (18)$$

2.2 基于 DCSCM 的高频融合规则

高频分量主要携带源图像中的细节信息，本文使用更加符合人眼特性的 DCSCM 模型对高频子带进行融合，并将能测量图像清晰度和边缘突出程度的区域能量 E 与改进拉普拉斯能量和 SML^[15] 作为 DCSCM 的外部激励，继而获得高频子带图像的融合系数 $F_h(i,j)$ 。

区域能量：

$$E(i,j) = \sum_{m=-(M-1)/2}^{(M-1)/2} \sum_{n=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} (I_h(i+m, j+n))^2 \quad (19)$$

改进拉普拉斯能量和 SML：

$$\text{SML}_{\text{lh}}(i,j) = \sum_{r=-(M-1)/2}^{(M-1)/2} \sum_{c=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} \text{ML}_{\text{lh}}(i+r, j+c) \quad (20)$$

M 和 N 为常数， ML_{lh} 定义为：

$$\text{ML}_{\text{lh}}(i,j) = |2I_h(i,j) - I_h(i+1,j) - I_h(i-1,j)| + |2I_h(i,j) - I_h(i,j+1) - I_h(i,j-1)| \quad (21)$$

然后，将 E 与 SML 的乘积作为 DCSCM 的外部激励：

$$S(i,j) = E_{\text{lh}}(i,j) \text{SML}_{\text{lh}}(i,j) \quad (22)$$

最终选取信息熵大的系数作为高频融合系数：

$$F_h(i, j) = \begin{cases} V_h(i, j), & EN_V \geq EN_I \\ R_h(i, j), & EN_V < EN_I \end{cases} \quad (23)$$

3 实验结果与分析

实验选择 TNO 数据集中 3 组图片进行，并与 MGFF^[16]、MSD^[17]、MTD^[18]、VIP^[19]、FCMA^[20]等方法进行了验证比较。本文设定 NSST 层数为 4，分解方向数为[4, 4, 16, 16]，使用“maxflat”滤波器。

3.1 主观评价

如图 3 所示，图(c)的对比度较低，背景信息与红外目标难以分辨。图(d)的对比度较图(c)高，但红外目标难以分辨，且背景信息有丢失。图(e)融合了红外目标，但图像对比度较低，不能很好地分辨背景信息和红外目标信息。图(f)的对比度较图(e)更加高，但红框内的融合效果较差。图(g)背景信息丰富，目标明确，但与图(h)相比，图(g)的对比度较低，红框内的细节信息略有丢失。本文算法所得融合图像，具有目标突出、对比度适中和细节信息保留较为完整等特点。

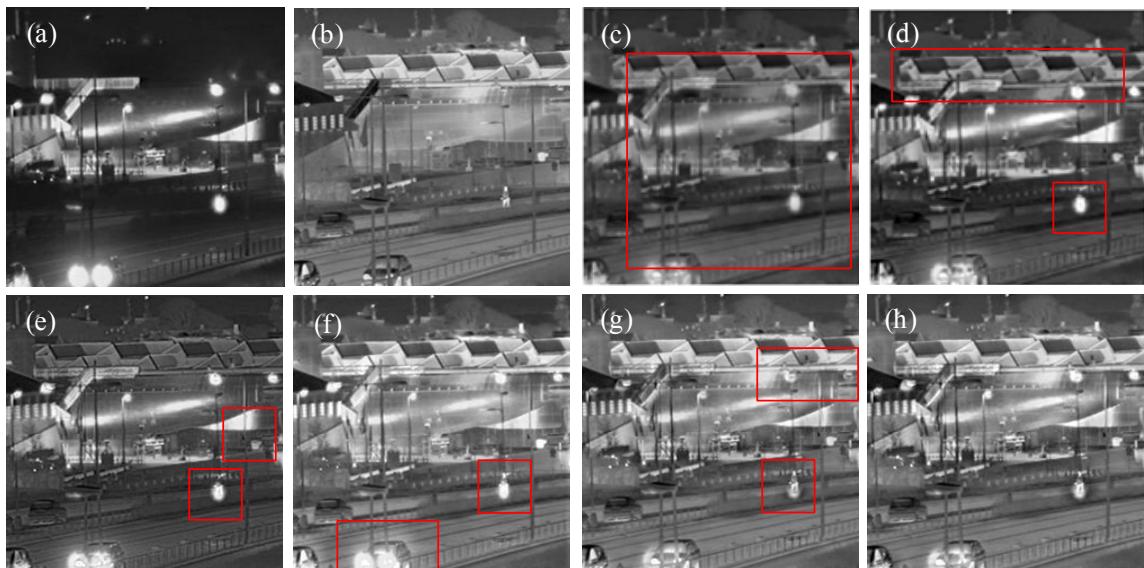
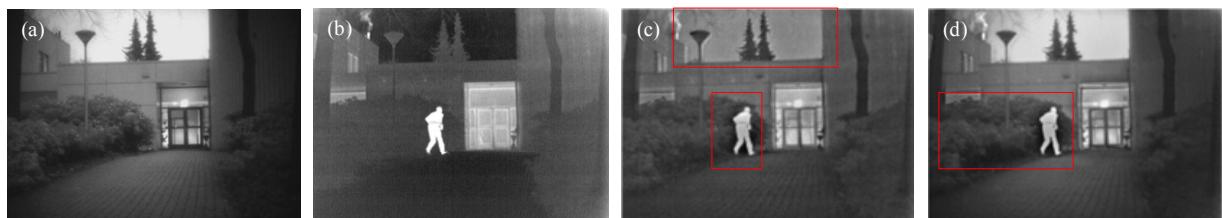


图3 第1组图像融合结果。(a) 第1组源可见光图像;(b) 第1组源红外图像;(c) MGFF;(d) MSD;(e) MTD;(f) VIP;(g) FCMA;(h) 本文方法

Fig.3 Image fusion results of the first group. (a) Visible image of set 1; (b) infrared image of set 1; (c) MGFF; (d) MSD; (e) MTD; (f) VIP; (g) FCMA; (h) Proposed method



如图 4 所示，图(c)的对比度较低，红外目标不清晰，背景信息暗。图(d)的对比度较图(c)高，但红外目标仍不突出。图(e)的对比度低，目标信息不明显。图(f)的目标信息较图(e)更为突出，但树木的细节模糊。图(g)中的目标明确，树木纹理较为清晰，但与图(h)相比，图(g)的对比度较低，右上角热源不明显，且红框内树木周围有伪影。本文算法所得融合图像，对比度较高，凸显了显著性目标与右上角热源信息，而且具有更多的细节信息，并抑制了伪影的出现。

如图 5 所示，图(c)的对比度较低，背景信息丢失严重。图(d)的对比度较图(c)高，但红外目标信息略有丢失。图(e)的目标人物较为明确，但图像对比度低，背景信息缺失严重。图(f)几乎只保留了可见光图像的信息，看不到红外目标信息。图(g)中目标信息较为明确，融合效果良好，但与图(h)相比，图(g)的背景信息保留较差。本文算法所得的融合图像，具有目标明确、背景信息丰富等特点，且算法稳定，对比其他算法有明显优势。

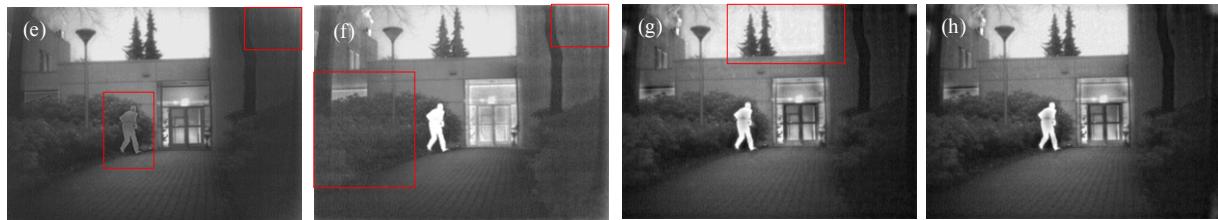


图4 第2组图像融合结果。(a) 第2组源可见光图像; (b) 第2组源红外图像; (c) MGFF; (d) MSD; (e) MTD; (f) VIP; (g) FCMA; (h) 本文方法

Fig.4 Image fusion results of the second group. (a) Visible image of set 2; (b) infrared image of set 2; (c) MGFF; (d) MSD; (e) MTD; (f) VIP; (g) FCMA; (h) Proposed method

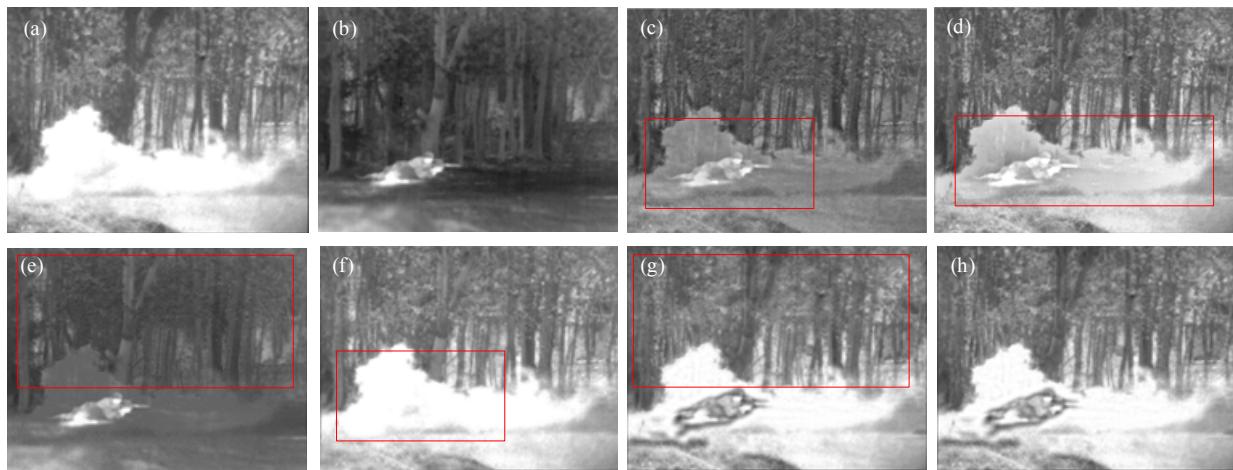


图5 第3组图像融合结果。(a) 第3组源可见光图像; (b) 第3组源红外图像; (c) MGFF; (d) MSD; (e) MTD; (f) VIP; (g) FCMA; (h) 本文方法

Fig.5 Image fusion results of the third group. (a) Visible image of set 3; (b) infrared image of set 3; (c) MGFF; (d) MSD; (e) MTD; (f) VIP; (g) FCMA; (h) Proposed method

为了得到更加全面的评价,本文使用主观评价的5分制为主观评价尺度评分表,如表1所示。在专业人员进行评价时使用妨碍尺度,在非专业人员评价时使用质量尺度。

表1 主观评价尺度评分

Table 1 Subjective evaluation scale score table

Score	Quality scale	Obstruction scale
5	very nice	Lossless image quality
4	nice	The image quality is damaged, but it does not hinder viewing
3	normal	Clearly see that the image quality is damaged
2	poor	Obstruction to viewing
1	very poor	Serious impact on viewing

3名专业人员,2名非专业人员对照表1对本文方法得到的3组图像进行评价,对评价分数取平均分得到最终的主观评价结果,如表2所示。

由五分制评价结果的平均分得出本文方法得到的三组融合图像在质量尺度上评价为“nice”,在妨碍尺度上为“The image quality is damaged, but it does not hinder viewing”。

3.2 客观评价

本文选用标准差(Standard Deviation, STD)、互信息(Mutual Information, MI)、平均梯度(Average Gradient, AG)、信息熵(Entropy, EN)、边缘保留因子($Q^{AB/F}$)和结构相似度(Structural Similarity, SSIM)作为客观评价标准,结果如表3所示。

表2 五分制评价结果

Table 2 Five point evaluation results

	First set of image scores	Second set of image scores	Third set of image scores
Professional person 1	4	5	4
Professional person 2	5	5	4
Professional person 3	4	4	4
Nonprofessional person 1	5	5	5
Nonprofessional person 2	5	5	4
Average score	4.6	4.8	4.2

表3 客观评价指标

Table 3 Objective evaluation results

Image	Algorithm	STD	MI	AG	EN	$Q^{AB/F}$	SSIM
Group 1	MGFF	48.5438	2.5642	10.7398	7.3355	0.5691	0.5038
	MSD	48.3475	2.5589	11.2680	7.2762	0.5925	0.4877
	MTD	43.3842	3.0839	9.8755	6.9701	0.5456	0.4722
	VIP	44.8607	0.5109	10.4776	7.2307	0.5665	0.6142
	FCMA	43.9961	3.1582	10.5662	7.3527	0.6230	0.4964
	Proposed	45.0086	3.1720	10.7624	7.3768	0.5978	0.5090
Group 2	MGFF	36.6809	1.7426	4.9351	6.8599	0.4702	0.5268
	MSD	52.3717	2.5234	4.7900	7.0811	0.4706	0.4854
	MTD	52.1024	3.0416	4.3414	6.8654	0.4563	0.4920
	VIP	52.8195	0.3818	4.3009	6.9521	0.5332	0.7334
	FCMA	60.5238	3.1647	4.6397	7.3857	0.4877	0.4375
	Proposed	60.1718	3.2102	4.6594	7.4388	0.4564	0.4693
Group 3	MGFF	40.0211	1.5924	6.7958	7.2387	0.4799	0.5095
	MSD	49.7948	2.3439	6.8837	7.2386	0.5371	0.4871
	MTD	60.7380	4.4287	6.3965	7.1101	0.5810	0.4641
	VIP	56.0103	0.6042	5.6657	6.7389	0.5663	0.6618
	FCMA	57.0775	2.3680	6.1483	7.2681	0.4667	0.4515
	Proposed	57.4021	3.0526	6.6048	7.2777	0.5556	0.4753

从表3可以看到: 本文算法在第一组图像中, MI、AG、EN三个指标都优于其他算法; 第二组图像MI、EN有优势, STD为次高; 第三组图像鉴于主观结果不与VIP方法作比较, 可以看出本文算法有4个指标高于MGFF方法、MSD方法和VIP方法, 3个指标高于文献[18]的MTD方法, 6个指标都高于文献[20]的FCMA方法。可以看出本文在标准差、互信息、平均梯度、信息熵和边缘保留因子这5个指标上表现良好。本文使用了引导滤波, 因此可从主观效果和边缘保留因子看出本文算法较FCMA方法细节保留能力更强, 结构相似度得到了提升。综合来看本文算法较有优势。

4 结论

提出了一种基于FCM与引导滤波的红外与可见光图像融合算法, 利用FCM的非监督和聚类效果好等优势, 结合引导滤波保留细节能力强与DCSCM融合效果优良等特点, 对可见光与红外图像进行融合。采用了主观和客观两种方法对本文算法做出评价, 证明了本文算法的有效性。但本文算法的结构相似度较低, 是以后可进一步研究的一个方向。

参考文献:

- [1] LI Shutao, KANG Xudong, FANG Leyuan, et al. Pixel-level image fusion: a survey of the state of the art[J]. *Information Fusion*, 2017, 33(1): 100-119.

112

- [2] 蔡李美, 李新福, 田学东. 基于分层图像融合的虚拟视点绘制算法[J]. 计算机工程, 2021, 47(4): 204-210. DOI:10.19678/j.issn.1000-3428.0058057.
- CAI L M, LI X F, TIAN X D. Virtual viewpoint rendering algorithm based on hierarchical image fusion [J]. Computer Engineering, 2021, 47(4): 204-210. DOI:10.19678/j.issn.1000-3428.0058057
- [3] 冯鑫, 张建华, 胡开群, 等. 基于变分多尺度的红外与可见光图像融合[J]. 电子学报, 2018, 46(3): 680-687.
- FENG X, ZHANG J H, HU K Q, et al. The infrared and visible image fusion method based on variational multiscale[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(3): 680-687.
- [4] 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.
- [5] 李威, 李忠民. NSST 域红外和可见光图像感知融合[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(20): 202-210.
- LI W, LI Z M. NSST-Based perception fusion method for infrared and visible images[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(20): 202-210.
- [6] ZHAO W D, LU H C. Medical image fusion and denoising with altering sequential filter and adaptive fractional order total variation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(9): 2283-2294
- [7] 任亚飞, 张娟梅. 基于 NSST 多尺度熵的红外与可见光图像融合[J]. 兵器装备工程学报, 2022, 43(7): 278-285.
- REN Y F, ZHANG J M. Infrared and visible image fusion based on NSST multi-scale entropy[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2022, 43(7): 278-285.
- [8] ZHOU Z Q, WANG B, LI S, et al. Perceptual fusion of infrared and visible images through a hybrid multiscale decomposition with Gaussian and bilateral filters[J]. Information Fusion, 2016, 30(30): 15-26.
- [9] 李文, 叶坤涛, 舒蕾蕾, 等. 基于高斯模糊逻辑和 ADCSCM 的红外与可见光图像融合算法[J]. 红外技术, 2022, 44(7): 693-701.
- LI W, YE K T, SHU L L, et al. Infrared and visible image fusion algorithm based on gaussian fuzzy logic and adaptive dual-channel spiking cortical model[J]. Infrared Technology, 2022, 44(7): 693-701.
- [10] 张莲, 杨森淋, 禹红良, 等. 改进非局部核模糊 C-均值聚类的红外图像分割[J]. 重庆理工大学学报: 自然科学, 2020, 34(11): 130-137.
- ZHANG L, YANG S L, YU H L, et al. Improved infrared image segmentation based on nonlocal nuclear fuzzy C-means clustering[J]. Journal of Chongqing University of Technology: Natural Science, 2020, 34(11): 130-137.
- [11] 赵程, 黄永东. 基于滚动导向滤波和混合多尺度分解的红外与可见光图像融合方法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(14): 106-120.
- ZHAO C, HUANG Y D. Infrared and visible image fusion via rolling guidance filtering and hybrid multi-scale decomposition[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(14): 106-120.
- [12] 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, 17(4): 447-458.
- 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, 17(4): 447-458.
- [13] 谢伟, 周玉钦, 游敏. 融合梯度信息的改进引导滤波[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(9): 1119-1126.
- XIE W, ZHOU Y, YOU M. Improved guided image filtering integrated with gradient information[J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(9): 1119-1126.
- [14] 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.
- 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.
- [15] HUANG W, JING Z L. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(4): 493-500
- [16] Bavirisetti D P, XIAO G, ZHAO J, et al. Multi-scale guided image and video fusion: a fast and efficient approach[J]. Circuits Syst Signal Process, 2019, 38: 5576-5605.
- [17] ZHOU Z Q, WANG B, LI S, et al. Perceptual fusion of infrared and visible images through a hybrid multi-scale decomposition with Gaussian and bilateral filters[J]. Information Fusion, 2016, 30: 16-25.
- [18] CHEN J, LI X J, LUO L B, et al. Infrared and visible image fusion based on target-enhanced multiscale transform decomposition[J]. Information Sciences, 2020, 508: 64-78.
- [19] ZHANG Y, ZHANG L J, BAI X Z, et al. Infrared and visual image fusion through infrared feature extraction and visual information preservation[J]. Infrared Physics and Technology, 2017, 83: 227-237.
- [20] 巩稼民, 刘爱萍, 张晨, 等. 基于 FCM 与 ADSCM 的红外与可见光图像融合[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(20): 222-230.
- GONG J M, LIU A P, ZHANG C, et al. Infrared and visible light image fusion based on FCM and ADSCM[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 222-230.