

THT 机制耦合高斯模糊的图像融合方案^①

张 炜

安阳工学院 计算机科学与信息工程学院, 河南 安阳 455000

摘要: 为了提高当前红外(IR)与可见光(VI)图像的融合质量,保持良好的可视化细节和突出 IR 目标,有效减少模糊,降低信息冗余,通过改进 THT(Top-Hat Transform)机制,设计了一种新的红外-可见光图像融合算法.首先,为了有效地提取源图像的特征和细节,在传统的高帽变换(Top-Hat Transform, THT)中引入了多尺度计算,分别在不同尺度上提取红外和可见光图像的不同亮(暗)特征区域;其次,通过多判别对比融合规则来综合两个图像中的同一尺度的特征区域,将所有尺度上的特征进行累加,获取特征图像;然后,通过最大尺度结构元素的开、闭运算得到源图像的平滑明亮、暗图像,在平滑图像上利用 Gaussian 模糊逻辑融合规则获取基础图像;最后,将提取的亮与暗特征图像导入基础图像中形成新图像,输出图像融合.实验表明:与当前流行的融合方法相比,本文方法具有更好的视觉质量和定量分析结果.

关键词: 图像融合;改进高帽变换;特征区域;基础图像;均值加权;Gaussian 模糊逻辑

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1673-9868(2017)12-0143-09

红外-可见光(IR-VI)融合作为多源图像融合的一个重要方向,在遥感、军事、工业等各方面均应用广泛^[1].红外图像能够显示重要和隐藏的目标,其不足是对比度较低和细节模糊^[2].相反,可见光图像包含丰富的纹理细节和高空间分辨率,可清晰地显示场景信息,但其不能检测隐藏和伪装的目标,在低照度下可见光成像质量较差^[2].换言之,IR 和 VI 图像可以分别揭示观测场景的某些特定信息,具有互补性.然而,它们不能提供相同的观测场景信息.因此,将 IR 与 VI 图像的互补信息结合起来具有重要意义^[3].

经过多年的发展,人们提出了一些不同的算法.例如,李昌兴等^[4]设计了一种基于视觉特性的 IR-VI 图像融合方案,该方案通过非下采样 Contourlet 变换将源图像分解为低频、高频成分.对低频成分,利用局部能量法提取并突出目标信息.利用局部方差取大法提取轮廓;通过 PCNN 获取高频信息;通过非下采样 Contourlet 逆变换得到图像.该方案取得了一定的融合性能,但非下采样 Contourlet 变换无平移不变性,易出现伪 Gibbs 效应.韩亮等^[5]提出了一种基于平稳 WT 的红外-可见光图像融合方法.该方法通过最大类间方差和边缘检测,将 IR 图像划分为背景与目标.通过平稳 WT 对 IR 图像的背景与 VI 图像多尺度分解;然后采用平稳 WT 逆变换获得 VI 图像融合结果;最后,利用加权法对 VI 与 IR 图像融合得到了 IR-VI 融合图像.该方法能较好地显示红外目标和场景信息,但 WT 只能获取水平、垂直、对角线的子带,无法准确表示一些局部细节信息.文献^[6]提出了一种基于 PCNN 与信息提取的红外-可见光图像融合方法.首先,对输入图像进行 NSCT 分解;然后,将每个像素的平均梯度作为连接强度,给出了自适应迭代次数的时间矩阵;在融合方案中,输入一种新的和修改的低频子带和修改后的空间频率的高频子带,以激励自适应双通道单元 PCNN.该算法具有较清晰的目标信息与对比度,但 NSCT 方法进行多尺度分解时,其细节信息的捕捉能力较差,容易遗漏图像的细节信息,使得 NSCT 不能很好地表现图像的局部细节变化特征,降低了图像的融合质量^[1].

针对上述红外-可见光图像融合算法存在的不足,本文设计了一种改进的多尺度 THT 图像融合算法.

① 收稿日期: 2017-06-14

基金项目: 国家自然科学基金项目(U1204613); 河南科技攻关计划重点项目(122102210138).

作者简介: 张 炜(1978-),男,河南安阳人,硕士,讲师,主要从事图像处理、软件工程、模式识别方面的研究.

使其能够充分抑制噪声、杂波等背景干扰,避免腐蚀目标边缘等特征,通过利用不同尺度的结构元素,可获取不同尺度上的区域特征,从而充分提取感兴趣区域和周围区域的识别信息,并保持周围区域特征的完整性.再分别提取源图像在同一尺度上亮(暗)特征区域,采用多判别进行融合,通过累加相同的特征区域的所有尺度,形成特征图像.对于基础图像,通过在 2 个平滑源图像上进行 Gaussian 模糊逻辑融合,以获取融合结果.最后,通过均值加权策略对特征图像与基础图像进行融合,生成新图像.

1 高帽变换(THT)

形态学的基本操作为膨胀与腐蚀,通过膨胀与腐蚀组合可形成开、闭运算^[7].设大小为 $M * N$ 的图像 $f(x, y)$, $S(u, v)$ 为一个结构元素. $f \oplus S, f \ominus S$ 分别表示膨胀与腐蚀,其定义为^[8]

$$f \oplus S(x, y) = \max\{f(x - u, y - v) + S(u, v)\} \quad (1)$$

$$f \ominus S(x, y) = \min\{f(x + u, y + v) - S(u, v)\} \quad (2)$$

基于膨胀和腐蚀,先腐蚀后膨胀为开运算,先膨胀后腐蚀为闭运算.开运算 $f \circ S$ 、闭运算 $f \cdot S$ 可表示为

$$f \circ S(x, y) = (f \ominus S) \oplus S \quad (3)$$

$$f \cdot S(x, y) = (f \oplus S) \ominus S \quad (4)$$

开运算使边缘平滑,闭运算能剔除小孔洞^[8].这 2 种运算交替使用,能在基本保证输入与输出图像中对象的外轮廓线一致的前提下平滑图像,去除或消减亮斑和暗斑.

THT 是源图像与输入图像开运算的差,可分为白高帽变换(WTH)与黑高帽变换(BTH),其定义分别为

$$WTH = f(x, y) - (f \circ S)(x, y) \quad (5)$$

$$BTH = (f \cdot S)(x, y) - f(x, y) \quad (6)$$

开运算删除小于结构元素的明亮特征,从而平滑明亮区域,所以 WTH 主要是提取明亮区域, BTH 主要是提取暗图像区域.

2 改进的 THT

为了避免单一结构元素引起的兴趣特征遗漏,本文引入了一种多尺度的 THT 来改变结构元素的形状.然而,感兴趣的区域和周围地区之间的特殊信息没有得到很好的考虑,因为它们很难用相同形状的结构元素来区分^[9].为了提高 THT 在信息提取中的识别能力,设计了 2 种不同类型但结构元素相关的多尺度 THT.可以有效地提取感兴趣区域和周围区域的识别信息,并保持其他区域特征良好.通过结构元素的双形设计,提出了一种改进的多尺度 THT,它由 2 个不同但相关的内部结构元素 (S_i) 和外部结构元素 (S_o) 组成.需要注意的是, S_o 的尺寸要大于 S_i . 设第一个结构元素为 S_b , 根据不同的应用,其大小可以由 S_i 变为 S_o . 第二结构元素称为边缘结构元素,定义为 $\Delta S = S_o - S_i$, 挑选出感兴趣的区域及其周边区域之间有差别的信息.图 1 显示了正方形的双重结构元素.图 1 中 L 与 W 分别为 S_b 、 ΔS 的尺寸, ΔS 中边距的大小设置为 M .

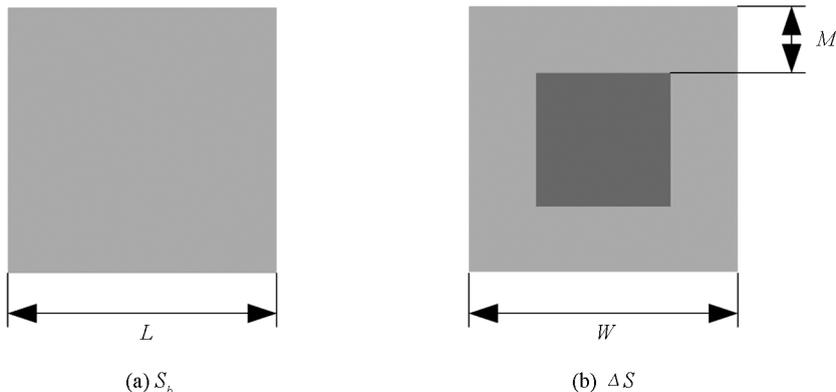


图 1 正方形结构元素

基于新的双结构元素, 新的开运算 $f < S_{oi}$ 与闭运算 $f > S_{oi}$ 分别为

$$f < S_{oi} = (f \ominus \Delta S) \oplus S_b \tag{7}$$

$$f > S_{oi} = (f \oplus \Delta S) \ominus S_b \tag{8}$$

其中, S_{oi} 表示由 S_o, S_i 组成的双重结构元素集. $f < S_{oi}$ 与 $f > S_{oi}$ 可分别用来平滑明亮和暗特征区域. 不同于提取亮、暗特征区域的方法, 本文提出了一种新的 WTH, BTH , 表示为 WTH_N, BTH_N , 定义如下

$$WTH_N = f(x, y) - f < S_{oi}(x, y) \tag{9}$$

$$BTH_N = f > S_{oi}(x, y) - f(x, y) \tag{10}$$

WTH_N, BTH_N 能够在一定尺度上按照所使用的结构元素提取明亮和暗特征区域.

3 本文图像融合算法设计

为了提高红外与可见光的融合性能, 保持良好的可视化细节以及突出 IR 目标, 设计了一种新的红外与可见光融合方案, 其过程见图 2. 具体步骤如下:

- 1) 利用改进的多尺度 THT 分别提取明亮、暗特征区域;
- 2) 利用多判别对比度融合规则, 将红外和可见光图像在各个尺度上的亮度特征区域结合起来, 通过所有尺度的明亮特征图像累加形成了最终的明亮特征图像. 同理, 可获得最终的暗特征图像;
- 3) 通过最大尺度结构元素的开、闭运算计算源图像的平滑明亮、暗图像, 在平滑图像上通过高斯模糊逻辑融合规则获取基础图像;
- 4) 通过均值加权策略, 将提取的明亮、暗特征图像与基础图像融合, 得到最终图像.

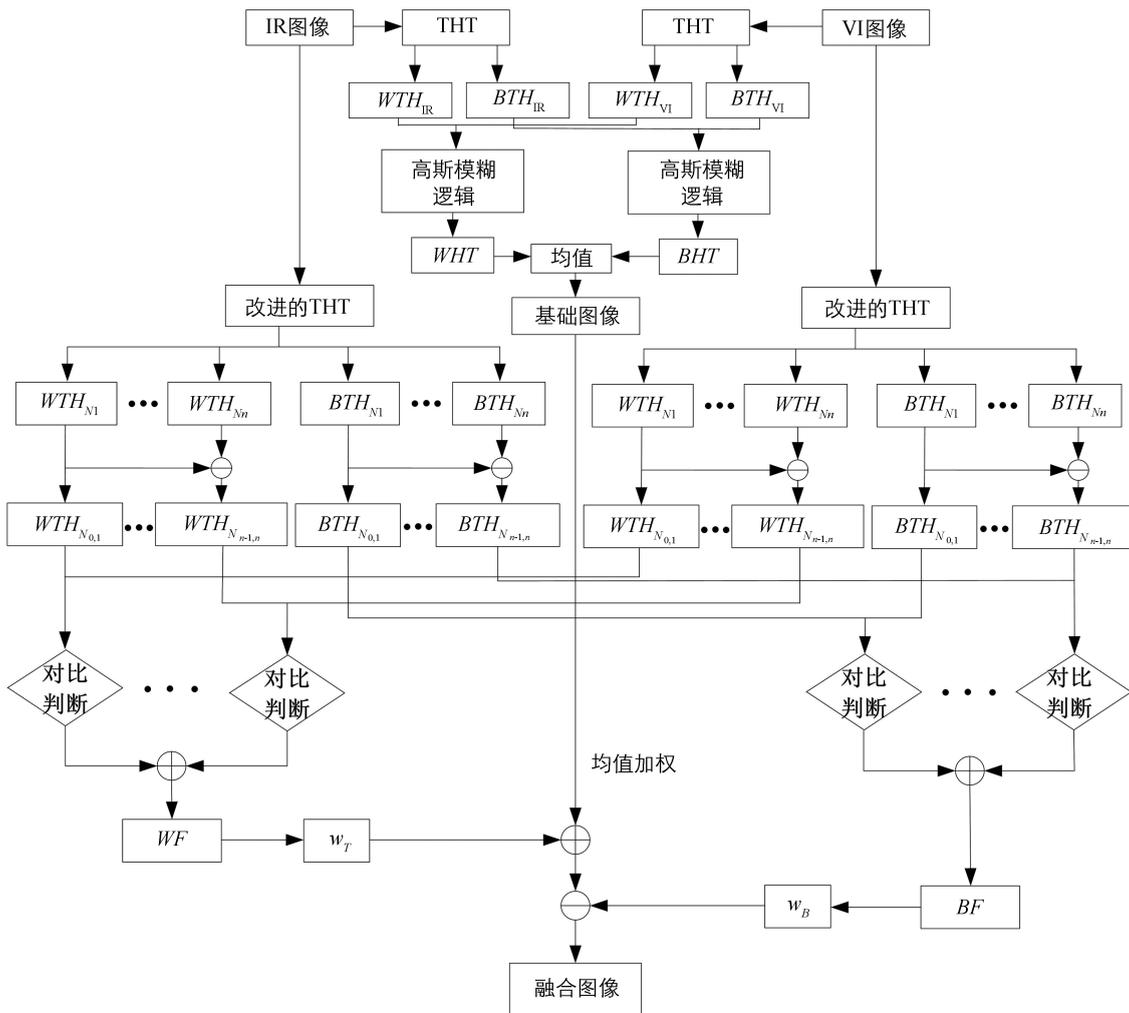


图 2 本文算法流程图

3.1 图像特征区域提取

为了获取源图像的多尺度区域特征, 利用尺寸增加获得多尺度结构元素. 假设 L 和 W 分别为初始结构元素 S_b 和初始边缘结构元素 ΔS 的大小, ΔS 中边距为 M , 结构元素的尺度扩大 n 倍, 每次扩大步长为 B . 因此, 每个尺度 λ 的结构元素的大小可表示为

$$L_\lambda = L + \lambda * B \quad (11)$$

$$W_\lambda = W + \lambda * B \quad (12)$$

在尺度 λ 中, 双结构元素表示为 $\Delta S_\lambda, S_{b\lambda}$. 因此, $\Delta S_\lambda, S_{b\lambda}$ 的大小可通过 L_λ, W_λ 来表示.

假设 k 个源图像 f_1, f_2, \dots, f_k 进行融合, 则在尺度 λ 上新的 THT 提取明亮和暗的特征区域表示如下:

$$WTH_{N_\lambda}^g = f_g(x, y) - f_g \prec S_{N_{i,\lambda}}(x, y) \quad (13)$$

$$BTH_{N_\lambda}^g = f_g \succ S_{N_{i,\lambda}}(x, y) - f_g(x, y) \quad (14)$$

随着结构元素规模的增加, 提取的特征区域将变得粗糙. 然而, 在高尺度提取的特征通常包含了低尺度的特征^[10]. 为了获得良好的特征信息, 通过下列方法来获取明亮和暗的图像特征区域, 将其视为图像细节和目标信息, 即

$$WTH_{N_{\lambda,\lambda+1}}^g = WTH_{N_{\lambda+1}}^g(x, y) - WTH_{N_\lambda}^g(x, y) \quad (15)$$

$$BTH_{N_{\lambda,\lambda+1}}^g = BTH_{N_{\lambda+1}}^g(x, y) - BTH_{N_\lambda}^g(x, y) \quad (16)$$

其中, $WTH_{N_\lambda}^g$ 表示 f_g 在尺度 $1 \sim \lambda$ 的明亮特征. $WTH_{N_{\lambda+1}}^g$ 表示 f_g 在尺度 $1 \sim \lambda + 1$ 的明亮特征; $WTH_{N_{\lambda,\lambda+1}}^g$ 为 f_g 在尺度 $\lambda \sim \lambda + 1$ 的明亮特征. 同理, $BTH_{N_{\lambda,\lambda+1}}^g$ 为 f_g 在尺度 $\lambda \sim \lambda + 1$ 的暗特征.

3.2 特征图像融合

明亮(暗)图像特征包含了源图像的主要特征和细节, 特征图像融合的关键问题是源图像的提取信息是否被合理保留. 为了加强像素之间的相关性, 图像特征融合采用邻域特征区域进行处理, 利用像素间的相关性得到融合因子. 然而, 由于单一融合规则容易丢失图像细节, 降低噪声抑制能力^[11]. 因此, 从多个融合规则中判断最优融合值是解决单一规则缺陷的一个很好的方法. 区域能量和区域清晰度可以很好地表达提取的图像特征, 并最大限度地每个个体尺度上实现相对信息的最大化.

1) 基于区域能量对比的融合准则^[12]: 计算在同一尺度上提取红外和可见光(暗)特征的区域能量, 表示如下:

$$E(x, y) = \frac{1}{M * N} \sum_{m=(M-1)/2}^{(M+1)/2} \sum_{n=(N-1)/2}^{(N+1)/2} f(x+m, y+n)^2 \quad (17)$$

$$C_A(x, y) = \frac{E^{VI}(x, y)/E^{VI}}{E^{IR}(x, y)/E^{IR}} \quad (18)$$

其中, $E^{VI}(x, y), E^{IR}(x, y)$ 分别为可见光特征与红外特征, $C_A(x, y)$ 为区域能量对比度. 如果 $C_A(x, y) > 1$, 表明可见光特征区域能量对比度大于红外特征区域能量, 可从可见光特征区域选择特征值. 反之, 选择红外特征.

2) 基于区域清晰度对比的融合规则^[12]:

$$Q(x, y) = \frac{1}{M * N} \sum_{x \leq M, y \leq N} \{ [f(x, y) - f(x+1, y)]^2 + [f(x, y) - f(x, y-1)]^2 \}^{1/2} \quad (19)$$

其中, $Q(x, y)$ 为特征图像中每个像素的清晰度. 区域清晰度的对比度 $C_B(x, y)$ 表示为

$$C_B(x, y) = \frac{Q^{VI}(x, y)/Q^{VI}}{Q^{IR}(x, y)/Q^{IR}} \quad (20)$$

其中, $Q^{VI}(x, y), Q^{IR}(x, y)$ 分别为可见光特征与红外特征. 如果 $C_B(x, y) > 1$, 可见光区域清晰对比度大于红外特征, 选择可见光特征. 反之, 选择红外特征.

为了选择一个最大的区域对比度 $C(x, y)$, 将 $C_A(x, y)$ 与 $C_B(x, y)$ 比较, 即

$$C(x, y) = \max\{C_A(x, y), C_B(x, y)\} \quad (21)$$

最后, 根据得到的 $C(x, y)$, 获得每个尺度的融合特征图像($WF_{\lambda,\lambda+1}, BF_{\lambda,\lambda+1}$).

为了整合所有尺度的明亮和暗的特征区域, 将所有的 $WF_{\lambda,\lambda+1}, BF_{\lambda,\lambda+1}$ 结合起来, 定义如下

$$WF = \sum_{\lambda=1}^n WF_{\lambda, \lambda+1} \quad BF = \sum_{\lambda=1}^n BF_{\lambda, \lambda+1} \quad (22)$$

其中, WF, BF 分别为最终融合明亮和暗特征图像.

3.3 融合图像

Gaussian 模糊逻辑(Gaussian Fuzzy Logic, GFL)的性能与平滑的红外图像的直方图特性关联密切, GFL 可以对红外图像的目标和背景有很好的描述^[13]. 对于平滑的 IR 图像的不确定性, 其对目标设置大的权值, 对背景设置小的权值. 因此, GFL 可以用来突出目标信息和抑制红外背景, 然后, 有效地从平滑的红外图像中区分目标与背景. 基于自适应加权平均规则, 使得平滑的可见光图像得到适当的权重, 突出背景细节. 因此, 融合的基础图像可以增强红外目标和保持清晰的背景细节. 此外, GFL 的融合规则可以减少基础图像的歧义和冗余.

基于 Gaussian 模糊逻辑的图像融合过程如下:

首先, 通过使用最大尺度结构元素 S_{bn} 的开、闭操作来获得平滑的红外(可见光)的明亮和暗图像, 表示如下:

$$\begin{aligned} O_{IR} &= f_{IR} \circ S_{bn} & O_{VI} &= f_{VI} \circ S_{bn} \\ C_{IR} &= f_{IR} \circ S_{bn} & C_{VI} &= f_{VI} \circ S_{bn} \end{aligned} \quad (23)$$

其中, O_{IR}, O_{VI} 分别为平滑后的红外明亮图像、可见光明亮图像; C_{IR}, C_{VI} 分别为平滑后的红外暗图像、可见光暗图像.

其次, 通过使用高斯模糊逻辑与自适应加权平均将平滑的明亮的图像相结合, 表示为:

$$O(x, y) = \omega_T(x, y)O_{IR}(x, y) + \omega_B(x, y)O_{VI}(x, y) \quad (24)$$

其中, ω_T, ω_B 是平滑的红外和可见光图像中目标和背景的隶属度(权重), ω_T 可突出红外目标信息并抑制红外背景; ω_B 则是用于突出可见光图像的背景细节. 因此, 融合图像 $O(x, y)$ 可以在红外图像中保持明亮的目标并在可见光图像中突出背景细节,

再结合平滑亮图像 $O(x, y)$ 、暗图像 $C(x, y)$, 利用公式(25)可使得到的基础图像突出红外目标, 强调可见光图像的背景细节

$$A(x, y) = \frac{O(x, y) + C(x, y)}{2} \quad (25)$$

由于均值加权融合方法具有自适应地调整输入明亮和暗图像的特点, 可以很好地为基础图像引进有用的明亮和暗特征, 提高融合图像的局部对比度. 因此, 基于均值加权融合方法, 联合基础图像 $A(x, y)$, 明亮特征区域 WF 和暗特征区域 BF , 可获得最终的融合图像:

$$f_u(x, y) = A(x, y) + P_w(x, y) * WF(x, y) - P_b(x, y) * BF(x, y) \quad (26)$$

$$P_w(x, y) = \frac{m_w(x, y)}{m_w(x, y) + m_b(x, y)}, \quad P_b(x, y) = \frac{m_b(x, y)}{m_b(x, y) + m_w(x, y)} \quad (27)$$

其中, m_w, m_b 分别为 WF, BF 的平均值; $A(x, y)$ 为基础图像; $f_u(x, y)$ 为最终融合图像.

4 实验与分析

为测验算法的性能, 借助 MATLAB 2012 软件对 IR-VI 图像进行融合测试, 测试图像大小为 $256 * 384$. 测试条件为: Intel Core I3, 3.30GHz 处理器, 8GB ROM, Windows 8 系统. 为体现算法的优越性, 选取当前常用的 3 种方法比较: 文献[4]、文献[5]、文献[6]. 为了取得最优的实验效果, 通过多次实验得出的参数设置如下: $L=W=5, M=2$, 步长为 2, 最大扩张倍数为 5.

4.1 评价指标

为对图像定量评价, 本文选用常见的 4 种客观指标: 标准差(SD)、边缘信息评价因子($EIEF$)、联合熵(UE)、结构相似度($SSIM$), 利用这 4 种客观评价指标分析不同方法的性能, 分别表示如下:

1) SD 为图像灰度值相对于灰度平均值的分布情况. 灰度值分布越广, SD 越大, 图像分辨率越大, 图像质量越好, SD 表示为^[14]

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i, j) - \hat{\mu}^2)}{MN}} \quad (28)$$

2) $EIEF$ 为源图像与融合图像边缘细节传递的指标, $EIEF$ 从 0 ~ 1 变化, 越接近 1 表明传递性越好, $EIEF$ 表示为^[15]

$$EIEF = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (Q_{AF}(i, j) * g_A(i, j) + Q_{BF}(i, j) * g_B(i, j))}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (g_A(i, j) + g_B(i, j))} \quad (29)$$

其中, Q_{AF}, Q_{BF} 是源图像与融合图像的边缘保持度, g_A, g_B 为源图像的边缘强度.

3) UE 为融合图像 F 与源图像 A, B 间的关联性, UE 越大, 融合效果越好, UE 表示为^[16]

$$UE = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} P_{F, A, B}(i, j, k) \log P_{F, A, B}(i, j, k) \quad (30)$$

其中, $P_{F, A, B}(i, j, k)$ 为待融合图像 A, B 与 F 的联合概率密度.

4) $SSIM$ 是反应图像亮度、对比度与结构的因子, $SSIM$ 越大, 图像越好, $SSIM$ 表示为^[17]

$$SSIM = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \cdot \frac{2\mu_x \mu_y}{\mu_x^2 + \mu_y^2} \cdot \frac{2\sigma_x \sigma_y}{2\sigma_x^2 + \sigma_y^2} \quad (31)$$

其中, μ_x, μ_y 表示平均亮度; σ_x, σ_y 和 σ_{xy} 表示标准差.

4.2 实验结果与分析

图 3 为可见光-红外图像融合结果. 图 3(a)、(b)分别为可见光(VI)与红外(IR)图像, 在 IR 图中能清楚地观察到一个人体, 但其他场景模糊(树木、道路、房屋等); VI 图像可较好地显示场景, 但无法显示隐藏的目标. 图 3(c)~(f)分别为通过几种算法得到的 IR-VI 实验结果. 从图 3 中得出, 图 3(c)中出现了伪 Gibbs 效应, 图中的人物不明显, 场景中的树丛、道路、房屋等比较模糊, 视觉效果不佳. 图 3(d)中对比度偏低, 人物目标和场景中的树丛、道路、房屋等信息不够清晰, 细节不够丰富. 图 3(e)中基本上显示了红外目标与场景信息, 但是一些局部细节不清晰. 图 3(f)为本文算法得到的融合结果, 从图中看出其很好地保持了 IR 的红外目标与 VI 的场景信息, 清晰地显示了运动的人体和树丛、道路、房屋等信息. 并且图像的对比度良好, 细节丰富, 符合视觉效果(见图中矩形框显示). 主要原因是本文中为了有效地提取源图像的特征信息和细节信息, 在传统的 THT 机制中引入了多尺度计算, 分别在不同尺度上提取红外和可见光图像的不同亮度(暗)特征区域. 通过多判断对比融合规则对 2 个图像中的同一尺度的特征区域结合, 将所有尺度上的特征图像累加得到了特征图像. 再通过最大尺度结构元素的开、闭运算得到源图像的平滑明亮、暗图像, 在平滑图像上通过 Gaussian 模糊逻辑融合规则获取基础图像, 突出了目标信息和抑制红外背景. 最后, 将提取的亮与暗特征图像导入基础图像中形成最终融合图像. 而文献[4]易产生伪 Gibbs 效应, 影响整体的视觉效果. 而文献[5]基于 WT 方法只能得到水平、垂直、对角线的子带, 其方向信息不足, 一些细节信息无法表示. 文献[6]算法中基于 PCNN 与 NSCT 技术, 计算复杂、参数设置麻烦, 易产生伪轮廓, 边缘等细节显示不够理想.

为客观表示图像的质量, 利用评价指标 $SD, EIEF, UE, SSIM$ 对图 3 中的结果定量测量, 见表 1. 同时, 为了对比计算效率, 对算法的运行时间进行比较. 从客观评价中得知, 相对于其他算法, 本文算法的 $SD, EIEF, UE, SSIM$ 值均取得一定的优势, 与图 3 结果一致. 因此, 本文算法具有优异的融合效果. 此外, 从表 1 看出, 本文方法的时间为 6.88 s, 效率较高.

表 1 红外-可见光融合性能评估

算法名称	评价指标				
	SD	$EIEF$	UE	$SSIM$	T/s
文献[4]	24.33	0.45	2.34	0.48	8.44
文献[5]	29.64	0.51	2.87	0.51	6.17
文献[6]	31.51	0.56	3.12	0.52	14.56
本文算法	39.26	0.63	3.36	0.59	6.88

图 4 为一路口的 IR-VI 融合结果. 图 4(a)、(b)分别为可见光(VI)与红外(IR)图像, VI 图像能显示光照较好的部位, 其他部位较模糊; IR 图像显示了场景总温度不均的问题. 图 4(c)~(f)分别为通过几种算法

得到的 IR-VI 实验结果. 图 4(c)中产生斑块效应, 红外目标模糊, 效果不佳. 图 4(d)、4(e)中对比度偏低, 场景中的路灯、汽车等信息不够清晰, 细节不够丰富. 图 4(f)保持了良好的 IR 目标与 VI 场景信息, 对比度良好, 细节丰富, 符合视觉效果, 见图中矩形框.

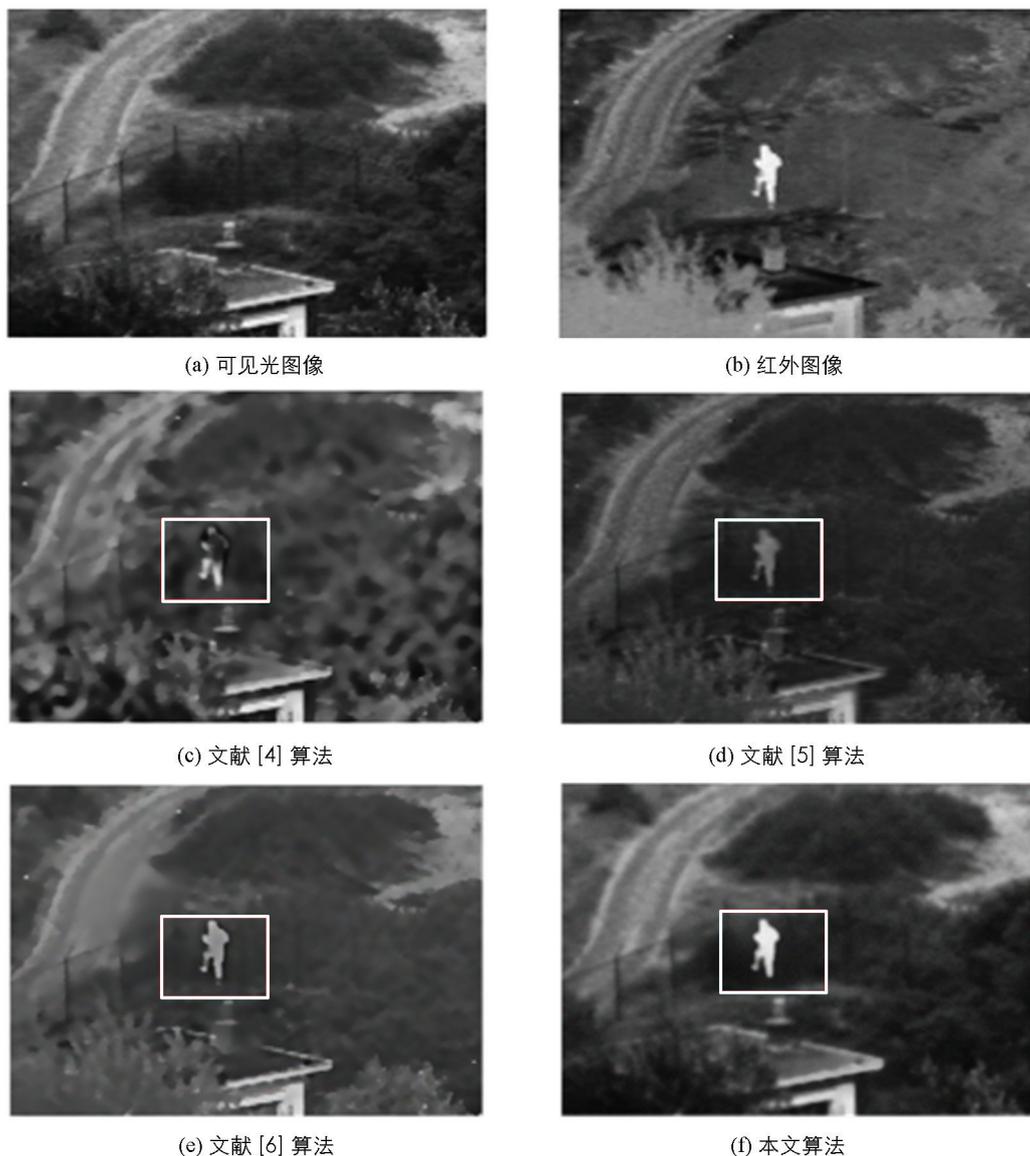


图 3 不同算法融合结果对比图

为客观地表示图像的质量, 利用评价指标 SD , $EIEF$, UE , $SSIM$ 对图 4 中的结果定量测量, 见表 2. 同时, 为了对比计算的效率, 对算法运行时间进行比较. 从客观评价中得知, 相对于其他算法, 本文算法的 SD , $EIEF$, UE , $SSIM$ 值均取得一定的优势, 与图 4 结果一致. 因此, 本文算法具有优异的融合效果. 此外, 本文方法的时间为 6.93 s, 效率较高.

表 2 红外-可见光融合性能评估

算法名称	评价指标				
	SD	$EIEF$	UE	$SSIM$	T/s
文献[4]	21.16	0.41	2.11	0.41	8.49
文献[5]	28.44	0.49	2.54	0.47	6.31
文献[6]	28.93	0.52	3.03	0.49	14.62
本文算法	37.14	0.59	3.15	0.54	6.93



(a) 可见光图像



(b) 红外图像



(c) 文献 [4] 算法



(d) 文献 [5] 算法



(e) 文献 [6] 算法



(f) 本文算法

图 4 不同算法融合结果对比图

5 结 论

本文设计了一种新的红外-可见光图像融合算法, 在传统的 THT 机制中引入了多尺度运算, 利用区域能量和区域清晰度的对比度融合规则有效地保持重要的特征和细节, 并最大限度地每个个体尺度上实现相对信息的最大化. 对于基础图像, 引入 Gaussian 模糊逻辑来突出目标信息和抑制红外背景, 从平滑的红外图像中区分目标与背景. 最后, 通过均值加权策略, 将提取的明亮、暗特征图像与基础图像结合, 得到最终的融合图像. 实验证明了本文算法具有优异的融合性能, 清晰地显示了 IR 目标与场景细节信息, 视觉效果良好.

参考文献:

- [1] 沈 荣. 基于多小波域变换和分形维数的图像融合算法 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2014, 39(5): 88-94.
- [2] LIU H X, ZHU T H, ZHAO J J. Infrared and Visible Image Fusion Based on Region of Interest Detection and Nonsub-sampled Contourlet Transform [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University (Science), 2013, 18(5): 526-534.
- [3] SAPPA A D, CARVAJAL J A, AGUILERA C A, et al. Wavelet-Based Visible and Infrared Image Fusion: A Comparative Study [J]. Sensors, 2016, 16(6): 861.
- [4] 李昌兴, 王志强. 基于视觉特性的红外与可见光图像融合 [J]. 西安邮电大学学报, 2016, 21(6): 98-102.
- [5] 韩 亮, 李婵飞, 蒲秀娟. 图像分割与平稳小波变换法融合红外与可见光图像 [J]. 重庆大学学报, 2013, 36(6):

112–118.

- [6] XIANG T, YAN L, GAO 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.
- [7] 师 文, 朱学芳, 朱 光. 基于形态学的 MRI 图像自适应边缘检测算法 [J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(2): 408–414.
- [8] WANG Z S, YANG F B, PENG Z H, et al. Multi-Sensor Image Enhanced Fusion Algorithm Based on NSST and Top-Hat Transformation [J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2015, 126(23): 4184–4190.
- [9] 刘 莉, 靳 鸿, 唐 波, 等. 多尺度高帽变换的红外图像增强优化算法 [J]. *探测与控制学报*, 2015, 37(3): 66–69.
- [10] BOSWORTH J H, ACTON S T. Morphological Scale-Space in Image Processing [J]. *Digital Signal Processing*, 2003, 13(2): 338–367.
- [11] CHEN Y, XIONG J, LIU H L, et al. Fusion Method of Infrared and Visible Images Based on Neighborhood Characteristic and Regionalization in NSCT Domain [J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2014, 125(17): 4980–4984.
- [12] ZHU P, MA X, HUANG Z. Fusion of Infrared-Visible Images Using Improved Multi-Scale Top-Hat Transform and Suitable Fusion Rules [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, 81: 282–295.
- [13] 潘 贇, 赵喜玲. NSST 域高斯模糊逻辑的图像融合 [J]. *应用激光*, 2016, 36(3): 351–356.
- [14] BAI X Z. Morphological Center Operator Based Infrared and Visible Image Fusion Through Correlation Coefficient [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2016, 76: 546–554.
- [15] 江 平, 张 强, 李 静, 等. 基于 NSST 和自适应 PCNN 的图像融合算法 [J]. *激光与红外*, 2014, 44(1): 108–113.
- [16] 张龙涛, 孙玉秋. 基于模糊熵改进的直方图匹配算法研究 [J]. *西南大学学报(自然科学版)*, 2016, 38(4): 124–129.
- [17] ZHANG L, ZHANG L, MOU X, et al. FSIM: A Feature Similarity Index for Image Quality Assessment [J]. *IEEE Trans Image Process*, 2011, 20(8): 2378–2386.

An Image Fusion Algorithm Based on THT Mechanism Coupled with Gaussian Fuzzy Logic

ZHANG Wei

School of Computer Science and Information Engineering, Anyang University of Technology, Anyang Henan 455000, China

Abstract: In order to improve the fusion performance of the current infrared (IR) and visible (VI) images, maintain good visual details and highlight IR goals, effectively reduce fuzziness and reduce information redundancy, a new top hat transform coupled Gaussian fuzzy logic infrared-visible fusion scheme was designed. Firstly, multi-scale calculation was introduced into the traditional top hat transform (THT), and different brightness (dark) feature regions of infrared and visible images were extracted at different scales so as to effectively extract the features and details of the source image. Next, through the combination of multiple judgment and contrast fusion rules, the feature regions of the two images in the same scale were combined, the features were accumulated at all scales and the feature images were obtained. Then, smooth, bright and dark images of the source image were obtained by means of the open and close operations of the largest scale structuring elements and, on the smooth image, the basic image was acquired by the Gaussian fuzzy logic fusion rule. Finally, the extracted bright and dark feature images were imported into the base image to form a new image. Experimental results showed that compared with current popular fusion methods, the method reported herein had better visual and quantitative analysis results.

Key words: image fusion; improved top-hat transform; feature regions; base image; mean-weighted; Gaussian fuzzy logic

