

基于直觉模糊集的多波段图像融合

韩 泽, 蔺素珍, 赵竞超, 王丽芳, 黄福升

(中北大学 大数据学院, 山西 太原 030051)

摘要: 为解决微光探测条件下多波段图像融合效果差、信息丢失的问题, 提出了基于直觉模糊集的多波段图像融合方法。首先利用最大化熵准则对源图像分别进行直觉模糊处理, 其次对隶属度图像进行去模糊后进行非下采样剪切波变换(NSST), 得到各自的高频图像和低频图像, 然后对高频图像用绝对值取大融合, 对低频图像用清晰度取大融合, 最后对高频融合图像和低频融合图像进行NSST 逆变换得到最终融合图像。实验结果表明, 本方法可对微光探测条件下多波段图像自适应处理, 融合结果目标显著, 对比度和清晰度大, 主观和客观评价指标均优于其他方法。

关键词: 图像融合; 直觉模糊集; 多波段图像; 微光图像处理

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2018)03-0253-06

Multi-band Image Fusion Based on Intuitionistic Fuzzy Set Theory

HAN Ze, LIN Suzhen, ZHAO Jingchao, WANG Lifang, HUANG Fusheng

(School of Data Science, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: To solve the problems of poor fusion effect and loss of information in multi-band images under low-light-level detection conditions, a multi-band image fusion method based on intuitionistic fuzzy set theory is proposed. First, source images are decomposed by intuitionistic fuzzy sets using the maximum entropy criterion. Second, after blurring the membership degree of the image, the image is decomposed by NSST to obtain high- and low-frequency images. Third, the high-frequency images are fused with an absolute value of large, and low-frequency images are fused with a high level of sharpness. Finally, both sets of fusion images are input into the inverse transform of NSST to obtain the final fusion results. The experimental results show that the proposed method can be used to deal adaptively with weak light images. In addition, the results show that the fusion target is remarkable, the contrast and resolution are large, and the subjective and objective evaluation indices are better than those of CNN and DTCWT.

Key words: image fusion, intuitionistic fuzzy set, multiband image, low-light-level image processing

0 引言

红外与可见光图像融合是当前图像融合研究的热点之一, 被广泛应用于军事、航空、安防监控等领域^[1]。红外图像靠物体的热辐射成像, 对目标的指示性强, 可实现全天候工作, 而可见光图像虽然易受环境的影响, 但可提供丰富的背景、纹理细节等信息, 在实际应用中, 当遇到环境光照不足时, 可见光图像会出现目标信号弱, 对比度低的问题, 如果直接将其与红外图像融合^[2], 会严重影响融合效果。

尽管当前针对微光探测条件下图像处理的研究

有很多^[3-4], 这些方法大多基于光反射的物理模型对光照环境进行建模, 但由于实际应用中场景元素复杂, 并且导致光线变化的因素有很大的不确定性, 简单的反射模型无法适应复杂的实际应用。因此要对其进行处理, 必须寻找一种能有效解决不确定性问题的方法。在诸多不确定性信息处理理论中, 直觉模糊集(Intuitionistic fuzzy set, IFS)对事物的描述不再只是简单的“属于(积极)和不属于(消极)”, 而是同时考虑“非此非彼(中立)”的情况, 更加切合不确定信息的实际情况, 当前已被成功应用于图像处理领域^[5-7], 这些研究表明直觉模糊集能有效解

收稿日期: 2017-11-10; 修订日期: 2018-03-07.

作者简介: 韩泽(1995-), 男, 硕士, 主要从事图像融合, 深度学习。E-mail: 13835163417@163.com。

通信作者: 蔺素珍(1966-), 女, 博士, 教授, 主要研究方向: 图像处理、信息融合。E-mail: lsz@nuc.edu.cn。

基金项目: 山西省应用基础研究项目(201701D121062), 中北大学第十三届研究生科技立项(20161356)。

决图像处理中对比度低、噪声、边缘弱等不确定性问题,新近已有学者将其应用于图像融合^[8-10],融合效果提升明显,但这些方法多以医学图像为融合对象,由于医学图像成像条件理想,成像对象固定,特征简单,这些方法难以应用于特征相对更复杂的多波段图像融合。并且这些方法多以两幅图像为融合对象,对多波段图像融合往往通过“两两序贯相融”,这种序贯相融的方法在融合过程中会导致某些特征弱化而影响后续目标识别的进行^[11]。

为此本文以微光探测条件下的多波段图像为对象,先对源图像进行直接模糊处理,再对隶属度图像去模糊后进行多尺度变换分解为高低频图像,然后对低频和高频图像分别制定合适融合规则,最终提高融合结果,从而提高微光探测条件下军事、航空、安防

监控等应用的稳定性。

1 本文方法

1.1 总体思路

图1为本文的总体思路图。

1) 输入多波段图像 I_1, I_2, \dots, I_n , 对输入图像进行直觉模糊处理得到 $I_{1(ENH)}, I_{2(ENH)}, \dots, I_{n(ENH)}$, 其中 n 表示第 n 个波段。

2) 对 $I_{1(ENH)}, I_{2(ENH)}, \dots, I_{n(ENH)}$ 进行多尺度分解, 得到各自的高频图像 $I_{1(H)}, I_{2(H)}, \dots, I_{n(H)}$ 和低频图像 $I_{1(L)}, I_{2(L)}, \dots, I_{n(L)}$ 。

3) 对高频和低频图像分别选择合适的规则融合得到高频融合图像 I_{HF} 和低频融合图像 I_{LF} 。

4) 对融合结果进行逆变换得到最终融合图像 F 。

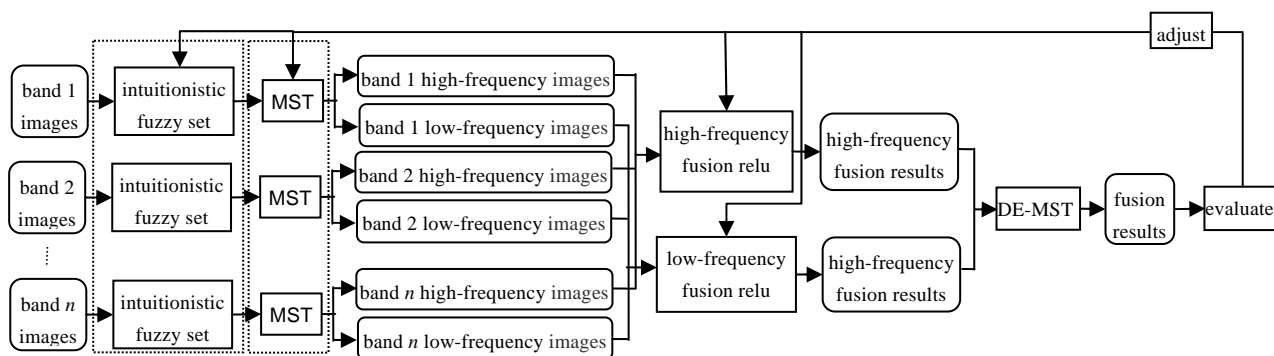


图1 总体思路图

Fig. 1 The basic ideas diagram

1.2 图像的直觉模糊处理

1.2.1 直觉模糊集

假设一个集合 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ 。 X 的直觉模糊集 X_{IFS} 可表示如下:

$$X_{IFS} = \{(x, \mu_{IFS}(x), \nu_{IFS}(x), \pi_{IFS}(x)) | x \in X\}$$

式中: $0 \leq \mu_{IFS}(x) \leq 1$, $0 \leq \nu_{IFS}(x) \leq 1$, 分别表示 X 的隶属度和非隶属度, 并且 $0 \leq \mu_{IFS}(x) + \nu_{IFS}(x) \leq 1$ 。令 $\pi_{IFS}(x) = 1 - \mu_{IFS}(x) - \nu_{IFS}(x)$, 表示 X 的犹豫度。通常隶属度函数、非隶属度函数和犹豫度函数需要在具体的应用中定义。

1.2.2 图像的直觉模糊处理

在直觉模糊图像处理中, 隶属度、非隶属度和犹豫度函数的构建是关键步骤, 不同的方法构建方法不同, 传统的模糊集多通过固定的函数如高斯、三角函数构建隶属度图像, 这些方法需依赖先验知识对不同类型的图像选择合适的函数, 难以应用于复杂的探测场景。文献[9]将隶属度函数的构建方法看作一个优化问题, 通过最大化信息熵来自适应确定参数构建直觉模糊集, 考虑到熵可以反映图像信息量的多少, 而

对于弱光照图像, 目标信息被黑夜弱化, 通过使熵最大以尽可能提高图像信息量。为此本文选择[9]的方法构建直觉模糊图像, 具体如下:

把大小为 $M \times N$, 灰度级为 L 的图像 I 看成 $M \times N$ 个单元的集合, 假设 g 为图像的每个元素, $\mu_I(g)$ 是元素 g 属于图像集 I 的程度:

$$\mu_I(I(i, j)) = \frac{g - g_{\min}}{g_{\max} - g_{\min}} \quad (1)$$

式中: g_{\min} 和 g_{\max} 表示图像 I 的最小最大值。对应的隶属度图像 μ_{IFS} 、非隶属度图像 ν_{IFS} 、犹豫度图像 π_{IFS} 可定义为:

$$\mu_{IFS}(I(i, j); \lambda) = 1 - (1 - \mu_I(I(i, j)))^\lambda, \lambda \geq 0 \quad (2)$$

$$\nu_{IFS}(I(i, j); \lambda) = (1 - \mu_I(I(i, j)))^{\lambda(\lambda+1)}, \lambda \geq 0 \quad (3)$$

$$\pi_{IFS}(I(i, j); \lambda) = 1 - \mu_{IFS}(I(i, j); \lambda) - \nu_{IFS}(I(i, j); \lambda), \lambda \geq 0 \quad (4)$$

λ 可通过最大化熵来确定, 熵的定义见式(5):

$$\text{ENT}(\text{IFS}; \lambda) = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{2\mu_{\text{IFS}}(I(i, j); \lambda) \nu_{\text{IFS}}(I(i, j); \lambda) + \pi_{\text{IFS}}^2(I(i, j); \lambda)}{\mu_{\text{IFS}}^2(I(i, j); \lambda) + \nu_{\text{IFS}}^2(I(i, j); \lambda) + \pi_{\text{IFS}}^2(I(i, j); \lambda)} \quad (5)$$

对于一幅图像，经过直觉模糊处理后可得到 3 幅图像：隶属度图像，非隶属度图像和犹豫度图像，当前研究[9]多选择隶属度图像进行后续处理，本文实验也发现对于弱光照图像隶属度图像的融合效果更好，但隶属度图像 μ_{IFS} 处于模糊域中，需用公式(1)逆变换到原始像素空间，得到直觉模糊处理后的图像 I_{ENH} 。

1.3 NSST 分解

非下采样剪切波变换 (Nonsubsampled Shearlet Transform, NSST) 由于其平移不变性、对分解方向无限制、计算效率高等优势，是当前多尺度变换融合的研究热点，当前在图像融合已广泛应用^[12]。本文选择 NSST 对图像进行多尺度分解，具体实现方法见[12]详细介绍。

I_{ENH} 经 NSST 变换后可得一幅低频图像 I_L 和一组高频图像 $I_H: \{I_{H_{11}}, I_{H_{12}}, \dots, I_{H_{k b_k}}, \dots, I_{H_{k B_k}}\}$ 。其中： $I_{H_{k b_k}}$ 表示第 k 级分解的第 b_k 个方向的高频图像，每个分解等级共 B_k 个方向。

1.4 融合规则

1.4.1 高频融合规则

$$F_L(i, j) = \begin{cases} I_{1(L)}(i, j) & \text{if } \text{CL}_1(i, j) = \max(\text{CL}_1(i, j), \text{CL}_2(i, j), \dots, \text{CL}_n(i, j)) \\ I_{2(L)}(i, j) & \text{if } \text{CL}_2(i, j) = \max(\text{CL}_1(i, j), \text{CL}_2(i, j), \dots, \text{CL}_n(i, j)) \\ \vdots & \\ I_{n(L)}(i, j) & \text{if } \text{CL}_n(i, j) = \max(\text{CL}_1(i, j), \text{CL}_2(i, j), \dots, \text{CL}_n(i, j)) \end{cases} \quad (7)$$

1.5 NSST 逆变换

对高频融合结果 F_H 和低频融合结果 F_L 进行 NSST 逆变换，得到最终的融合结果 F 。

2 实验结果与分析

实验比较了 8 组微光探测条件下的多波段图像的融合结果图像来自文献[13]和 TNO, Soesterberg, The Netherlands，其中 4 组双波段图像（红外与可见光图像），4 组三波段图像（长波、近红外与可见光图像），图像融合前都经过配准，本文方法 NSST 的分解等级为 4，方向数分别为{8, 16, 16, 32}。为了验证本方法的有效性，实验将新近文献报道的 DCNN^[14] (Deep Convolutional Neural Network)、DTCWT-SR^[13] (Dual-tree Complex Wavelet Transform-Sparse Representation)、NSCT-SF-PCNN^[15] (Spatial Frequency-Motivated Pulse Coupled Neural Networks in Nonsubsampled Contourlet Transform Domain)、

图像的高频信息主要与边缘轮廓等灰度突变之处相对应，选择当前应用较多的绝对值取大作为融合规则。

1.4.2 低频融合规则

图像的低频信息主要与纹理等变换缓慢的位置相对应，常见的低频融合规则有基于灰度值或局部参量的加权平均、取大等，但由于融合波段多时低频平均会造成融合结果对比度低的问题，因此对于多波段图像的融合，根据局部参量取大更合适。考虑到局部清晰度可反映图像的细微反差，可衡量图像的清晰程度，由于低频图像噪声干扰少，局部清晰度可很好地反映局部纹理的清晰程度，间接反映该位置信息的多少，因此可用局部清晰度取大来融合低频图像。低频图像 I_L 在点 (i, j) 的局部清晰度 (Clarity, CL) 定义为：

$$\text{CL}(i, j) = \frac{\sum_{x=1}^P \sum_{y=1}^Q \sqrt{(I(i, j) - I(i, j-1))^2 + (I(i, j) - I(i-1, j))^2}}{P \times Q} \quad (6)$$

式中： P 、 Q 控制局部窗口大小，依经验选择： $P=Q=5$ 。低频融合图像 F_L 获取方法见式(7)：

NSST-NSCT^[12]以及常用的 NSCT-AVG (Average) 和本文方法进行比较，编号分别为 M1, M2, M3, M4, M5, M6。其中 CNN 利用卷积神经网络对图像进行融合。NSCT-SF-PCNN 以空间频率 SF 作为 PCNN 的连接参数对 NSCT 分解的高低频图像进行融合。DTCWT-SR 对 DTCWT 分解的高频图像绝对值取大，对低频再基于稀疏表示进行分解融合。NSST-NSCT 对源图像进行 NSST 分解，对高频绝对值取大融合，对低频再进行 NSCT 分解，对 NSCT 分解的结果再基于高频取大，低频平均的方法融合。NSCT-AVG 对 NSCT 分解高频绝对值取大，低频平均，各方法的参数按最优配置。

考虑到篇幅原因，文中给出了两组图像各方法的融合结果，见图 2 和图 3，其余 6 组图像仅给出了本文方法的融合结果（图 4）以及各方法客观评价指标的均值（图 5），考虑到双波段图像与三波段图像特征差异大，在计算均值时将其分开对待，图 5(a)是

3 组双波段图像各方法融合结果客观指标的均值,图 5(b)是 3 组三波段图像各方法融合结果客观指标的均值。

在图 2 融合结果中, (a)仅有路灯、广告牌和车尾灯等发光体可见。图 3(a)中仅能观察到房子的大致轮廓,但由于环境还存在微弱的光照,图像中还存在许多其他目标信息,只是在图像中对比度低,难以被察觉,在经过直觉模糊处理后,这些微弱的目标信息都突显出来。图 2(b)左下角的斑马线、广告牌下的座椅和广告牌左侧文字都清晰可见,而其余波段图像探测正常,改变不明显。

在图 2 融合结果中, CNN 融合结果路灯和右上角人等目标信息丢失; DTCWT-SR 和 NSCT-SF-PCNN 在在广告牌和人等边缘这些位置存在伪影,细节丢失; NSST-NSCT 和 NSCT-AVG 虽不存在伪影,但对对比度低,目标不突出,细节也丢失; 本方法融合结果细节信息相对更丰富, 并且目标突出, 边缘更清晰。

在图 3 融合结果中, CNN 丢失了目标, CNN、DTCWT-SR 和 NSCT-SF-PCNN 融合结果都存在伪影, NSST-NSCT 融合结果对比度低, 目标不显著, 在房子的边缘处存在伪影。本文方法融合结果目标亮度高, 边缘清晰, 房子的窗户、边缘相比于其他方法相对较好。

由于人的主观观察存在差异性,下面通过文献中常用的客观指标来衡量融合方法的优劣。考虑到图像融合的目的无外乎包括提高清晰度、改善视觉观感质量和尽可能综合源图像差异信息 3 个方面。这里选择以下 3 类指标对融合结果进行评价: 第一类是描述图像信息丰富程度的标准差 (Standard Deviation, SD)、信息熵 (Entropy, E); 第二类是衡量图像清晰程度的平均梯度 (Average Gradient, AG)、清晰度 (Clarity, CL); 第三类是反映视觉观感质量的结构相似度 (Structural Similarity, SSIM)、视觉信息保真度 (Visual Information Fidelity for Fission, VIFF)。这些指标均为值越大图像的融合效果越好。需要说明的是, SSIM 和 VIFF 需要与理想参考图像比较, 本文采用与源图像分别相比再求平均的方法来比较。

表 1 为图 2 和图 3 的客观评价指标,图 4 为其余 6 组图像的平均指标。从表 1 和图 4 可看出, 本文方法除 SSIM 外其余指标大多都比其他方法高。需要指出的是, 由于三波段图像融合比双波段复杂, 并且存在噪声的干扰, CNN、DTCWT-SR 和 NSCT-SF-PCNN 融合结果大多存在伪影, 这些伪影在计算评价指标时会干扰结果。SSIM 衡量融合结果与源图像的结构相似度, 而直觉模糊处理后的图像与源图像差别不确定, 所以 SSIM 的值波动较大。

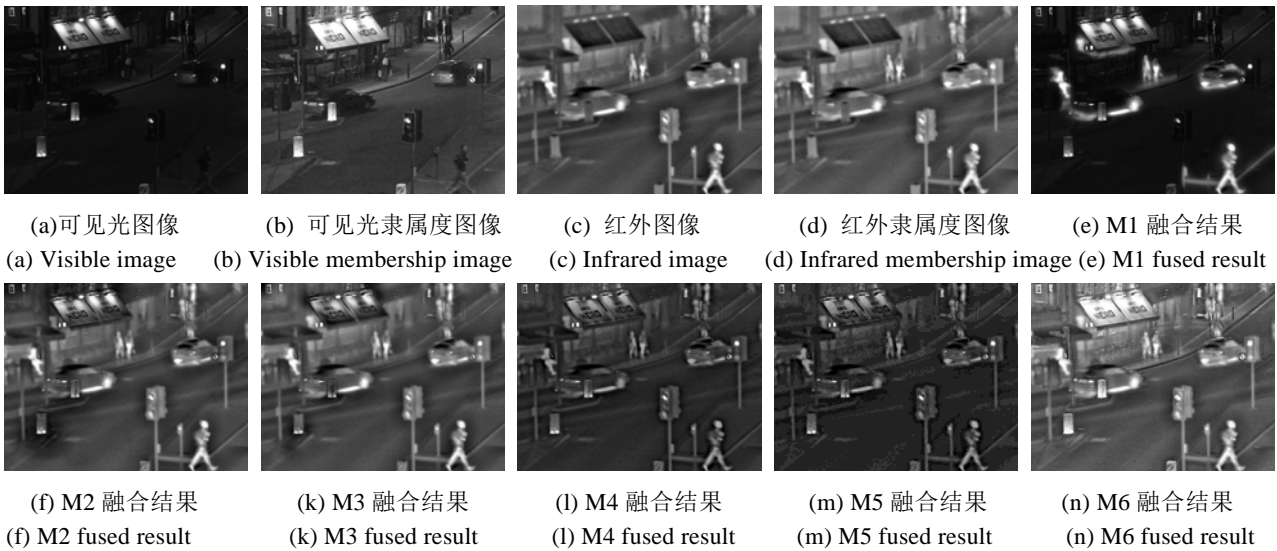
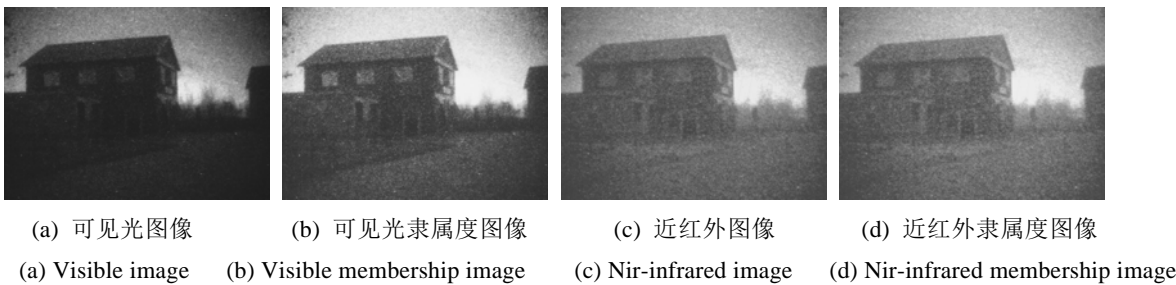


图 2 双波段图像融合结果 Fig. 2 Fused results of two-band image



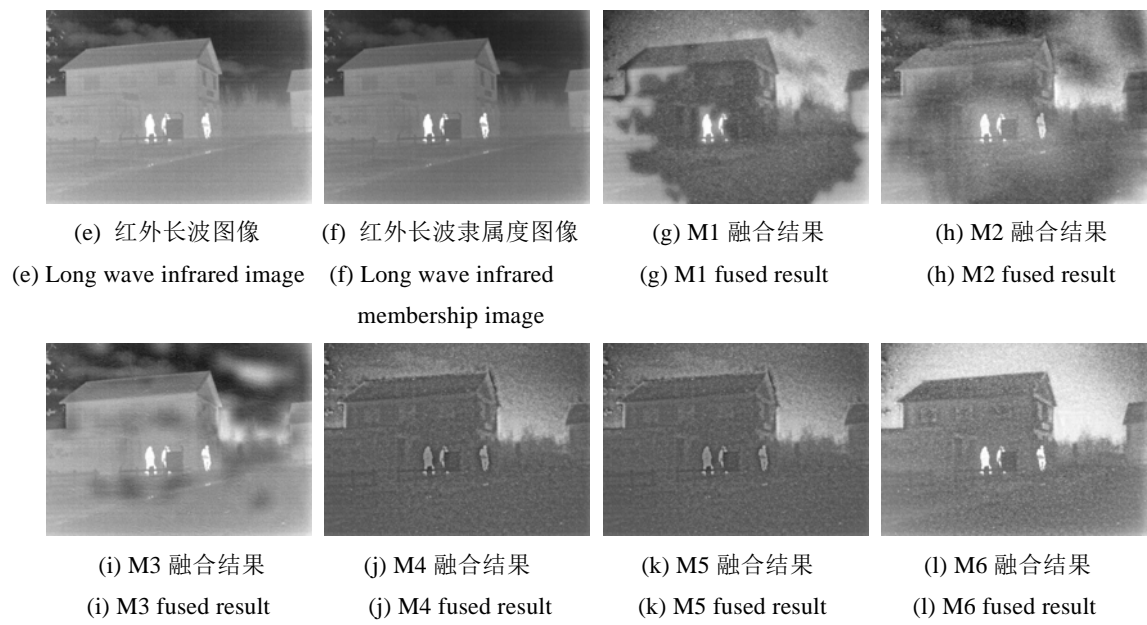


图 3 三波段图像融合结果

Fig. 3 Fused results of three-band image



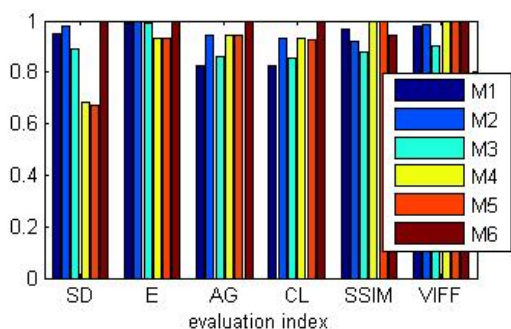
图 4 其余 6 组测试图像本方法融合结果

Fig. 4 The other 6 group test image fusion results of our method

表 1 图 2 和图 3 客观评价指标表

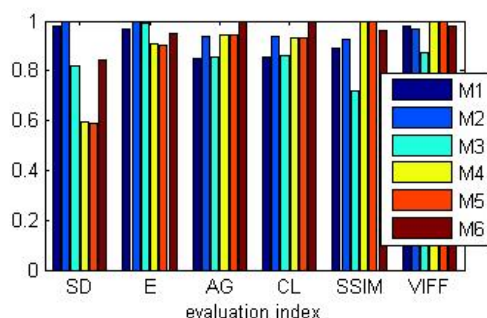
Table 1 Objective evaluation index of that in Fig.2 and Fig.3

Figure number	methods	SD	E	AG	CL	SSIM	VIFF
Fig.2	M1	41.34	5.76	3.34	4.77	0.45	0.58
	M2	36.06	6.82	4.43	6.48	0.46	0.72
	M3	35.11	6.79	4.26	6.28	0.48	0.67
	M4	26.94	6.24	4.32	6.27	0.43	0.72
	M5	26.23	6.19	4.28	6.22	0.43	0.72
	M6	43.11	6.98	6.62	9.68	0.36	0.95
Fig.3	M1	44.13	7.39	9.27	13.41	0.49	0.60
	M2	47.63	7.35	10.48	15.07	0.47	0.56
	M3	40.87	7.25	9.65	13.99	0.48	0.52
	M4	44.14	7.29	10.60	15.20	0.50	0.56
	M5	43.35	7.27	10.56	15.15	0.51	0.56
	M6	52.86	7.48	10.61	15.34	0.50	0.53



(a) 3组双波段图像平均客观指标对比

(a) Comparison of two-band image average objective evaluation index of three group



(b) 3组三波段图像平均客观指标对比

(b) Comparison of three-band image average objective evaluation index of three group

图5 其余6组图像的平均客观指标对比

Fig. 5 Comparison of average objective evaluation index of the other 6 group

3 结论

综上所述, 可得出以下结论:

1) 本文方法能对弱光照图像进行自适应处理, 提高图像整体对比度和目标的清晰度, 从而提高微光探测条件下军事、航空、安防监控等应用的稳定性。

2) 通过对直觉模糊处理后的图像采用 NSST+“高频绝对值取大, 低频清晰度取大”的方法融合, 融合结果稳定, 不存在伪影, 并且目标显著, 边缘清晰, 更利于目标识别。

3) 本文方法融合结果无论从主观还是客观角度都优于 CNN、DTCWT-SR、NSCT-SF-PCNN、NSST-NSCT 和 NSCT-AVG。

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**: 100-112.
- [2] 吴冬鹏, 毕笃彦, 马时平, 等. 边缘和对比度增强的 NSST 域红外与可见光图像融合[J]. *红外技术*, 2017, **39**(4): 358-364.
- [3] FU X, ZENG D, HUANG Y, et al. A fusion-based enhancing method for weakly illuminated images[J]. *Signal Processing*, 2016, **129**(C): 82-96.
- [4] Lim J, Heo M, Lee C, et al. Contrast enhancement of noisy low-light images based on structure-texture-noise decomposition[J]. *Journal of Visual Communication & Image Representation*, 2017, **45**: 107-121.
- [5] Rahman Farnoosh, Mohamadtaghi Rahimi, Pranesh Kumar. Removing noise in a digital image using a new entropy method based on intuitionistic fuzzy sets[C]// 2016 IEEE International Conference on

Fuzzy Systems (FUZZ- IEEE), 2016: 1328-1332.

- [6] Ronald R. Yager. Multicriteria decision making with ordinal/linguistic intuitionistic fuzzy sets for mobile Apps[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2016, **24**(3): 590-599.
- [7] LIU M, SUN X, DENG H, et al. Image enhancement based on intuitionistic fuzzy sets theory[J]. *Iet. Image Processing*, 2016, **10**(10): 701-709.
- [8] Tirupal T, Mohan B C, Kumar S S. Multimodal Medical Image Fusion Based on Sugeno's Intuitionistic Fuzzy Sets[J]. *Etri. Journal*, 2017, **39**(2): 173-180.
- [9] Balasubramaniam P, Ananthi V P. Image fusion using intuitionistic fuzzy sets[J]. *Information Fusion*, 2014, **20**(1): 21-30.
- [10] ZHAO M, YAN N A, LI Sitong. Medical image fusion algorithm based on intuitionistic fuzzy reasoning[J]. *Electronic Science & Technology*, 2012(3): 48-50, 54.
- [11] 蔺素珍, 朱小红, 王栋娟, 等. 基于嵌入式多尺度变换的多波段图像融合[J]. *计算机研究与发展*, 2015, **52**(4): 952-959.
- [12] Moonon A U, Hu J. Multi-focus image fusion based on NSCT and NSST[J]. *Sensing & Imaging*, 2015, **16**(4): 1-16.
- [13] LIU Yu, LIU Shuping, WANG Zengfu. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation[J]. *Information Fusion*, 2015, **24**: 147-164.
- [14] LIU Yu, CHEN Xun, PENG Hu, et al. Multi-focus image fusion with a deep convolutional neural network[J]. *Information Fusion*, 2017, **36**: 191-207.
- [15] QU Xiaobo, YAN Jingwen, XIAO Hongzhi, 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.