

文章编号: 2095-4980(2020)04-0692-06

Contourlet 变换耦合特征投票的遥感图像融合算法

周宏宇¹, 宋旭¹, 刘国英^{1,2}

(1. 安阳师范学院 计算机与信息工程学院, 河南 安阳 455000;

2. 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079)

摘要: 为了解决图像系数融合问题, 设计了基于非下采样 Contourlet 变换与特征投票机制的遥感图像融合算法。采用色相饱和度(HSV)变换从多光谱图像中提取其亮度成分。随后, 对该亮度成分与全色图像进行非下采样 Contourlet 变换, 以计算相应的高频、低频系数。再建立特征投票机制, 完成低频系数的融合。通过构造高频系数融合规则, 获取融合高频系数。最后, 对融合系数进行处理, 生成融合图像。实验结果显示, 所设计算法具有更好的光谱特性以及清晰度。

关键词: 遥感图像融合; 非下采样 Contourlet 变换; 特征投票机制; HSV 变换; 区域方差

中图分类号: TN957.52

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2018233

Remote sensing image fusion algorithm based on non-subsampled Contourlet transform and feature voting

ZHOU Hongyu¹, SONG Xu¹, LIU Guoying^{1,2}

(1. School of Computer and Information Engineering, Anyang Normal University, Anyang Henan 455000, China; 2. Wuhan University, State Key Laboratory of Surveying and Mapping Remote Sensing Information Engineering, Wuhan Hubei 430079, China)

Abstract: A remote sensing image fusion algorithm based on non-subsampling Contourlet transform coupled feature voting mechanism is designed in order to solve the problem of image coefficient fusion. Hue Saturation Value(HSV) transform is adopted to extract brightness components from multi-spectral images. Then the brightness component and panchromatic image are transformed by using the non-downsampling Contourlet transform for calculating the high and low frequency coefficients. The feature voting mechanism is established to fuse low frequency coefficients. The fusion rules of high frequency coefficients are constructed to obtain the fused high frequency coefficients. The fusion coefficients are processed to generate the fusion image. The experimental results show that the fused image of the proposed algorithm has better spectral characteristics and clarity.

Keywords: remote sensing image fusion; non-subsampled Contourlet transform; feature voting mechanism; HSV transform; regional variance

在遥感图像的探测中, 通过不同的传感器可获取光谱信息丰富的多光谱图像(Multi-Spectral, MS)以及空间信息丰富的全色图像(Panchromatic, PAN)^[1]。利用遥感图像融合技术, 将 MS 图像和 PAN 图像进行融合, 可生成具有丰富光谱及空间信息的遥感图像, 有助于人们更好地进行遥感探测的研究^[2]。因此, 遥感图像融合技术已成为当下热门的数字图像处理技术之一, 被广泛应用于城市规划、地质地形勘探以及环境保护等领域^[3]。

近年来, 国内外涌现出了较多的图像融合方法, 如 LI 等^[4]提出的图像融合算法采用绝对值取大法对低频系数融合, 易造成图像信息的丢失, 出现光谱失真等弊端。LIU 等^[5]在小波变换的基础上, 利用图像的熵形成互信息特征, 并通过互信息特征取大的方法对图像进行融合, 会使得对比度低的图像内容, 融合时产生块现象。

为了更好地保持图像的光谱与空间特性, 本文引入 HSV 变换, 采用非下采样 Contourlet 变换来分解 PAN

收稿日期: 2019-05-07; 修回日期: 2019-06-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(41001251); 河南省基础与前沿技术研究计划基金资助项目(152300410182); 河南省高等学校重点科研基金资助项目(18B420001); 河南省重点科技攻关计划基金资助项目(122102210173)

作者简介: 周宏宇(1980-), 男, 硕士, 主要研究方向为图像信息处理、目标检测技术等。email: Zhongyu1980nor@126.com

图像和 MS 图像的亮度成分,以计算出相应的低频以及高频系数。并以图像的均值、信息熵以及平均梯度和标准差特征为依据,建立了特征投票机制,对低频系数进行融合。通过图像的区域方差特征,形成高频系数的权重因子,对高频系数进行融合。通过非下采样 Contourlet 和 HSV 逆变换,合成融合图像。从实验结果可见,本文算法所融合的遥感图像不仅光谱效果较好,而且空间分辨率也较高,融合图像的质量较好。

1 本文遥感图像融合算法

1.1 获取 MS 图像的亮度成分

MS 图像中的亮度成分 V 不仅含有 MS 图像中的光谱信息,而且和 PAN 图像的光谱信息也相近。HSV 变换可将 MS 图像分解成 H, S, V 三个分量,而且其相互独立,对 V 的改变不会影响到 H, S ^[6-7]。对此,可通过 HSV 变换从 MS 图像中获取其成分 V 。用 Q 和 W 分别表示 R, G, B 对应的最大和最小量 $\max(R, G, B), \min(R, G, B)$, 则 HSV 变换可表述为^[8]:

$$V = Q \quad (1)$$

$$S = \begin{cases} (Q - W) / Q, & Q \neq 0 \\ 0, & Q = 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$H = \begin{cases} 240 + 60(R - B) / (Q - W), & B = Q \\ 120 + 60(G - B) / (Q - W), & G = Q \\ 360 + 60(R - B) / (Q - W), & R = Q \text{ \& } G < B \\ 60(G - B) / (Q - W), & R = Q \text{ \& } G \geq B \\ 0, & S = 0 \end{cases} \quad (3)$$

以图 1(a)所示的 MS 图像为样本,借助 HSV 变换来提取其对应的 V 分量,结果见图 1(b)。可见,图 1(b)较好地保留了 MS 图像的亮度信息。

1.2 获取图像的低频、高频系数

与 Shearlet、小波变换等方法相比,Contourlet 变换具有更好的各向异性^[9]。Contourlet 变换是通过 Laplacian 塔形分解(Laplacian Pyramid, LP)对图像进行多尺度的分解,通过方向滤波器组(Directional Filter Bank, DFB)对图像进行多方向的分解^[9-10]。Contourlet 变换能够较好地获取图像的几何信息,捕获图像的边缘等细节特征。但由于 LP 及 DFB 的下采样操作,导致 Contourlet 变换的平移特性不佳。为了克服这一问题,文献[11]采用了无需下采样的塔式分解(Nonsubsampled Pyramid, NSP)和方向滤波器(Nonsubsampled Directional Filter Banks, NSDFB),设计了非下采样 Contourlet 变换,其不仅具备 Contourlet 变换所具有的优势,而且其平移不变特性也较为优秀,能够较好地对图像进行分解,使得分解后所得的图像系数能够包含更多的原图信息。

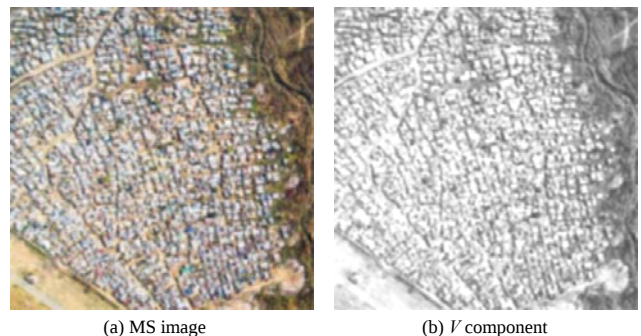


Fig.1 Brightness component extraction results of MS images
图 1 MS 图像的亮度分量提取结果

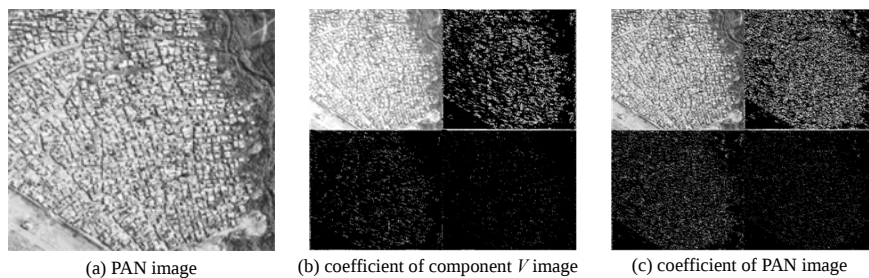


Fig.2 Contourlet transform results of non-downsampling
图 2 非下采样 Contourlet 变换结果

非下采样 Contourlet 变换利用 NSP 对图像进行多尺度的分解,利用 NSDFB 对图像进行方向的分解^[12]。在

每一非下采样 Contourlet 变换过程中, NSDFB 都将对 NSP 计算获取到的高频系数进行一次多方向的分解, 以获取更为精细的高频系数。

将获取的 V 分量(图 1(b))及 PAN 图像(图 2(a)), 经过非下采样 Contourlet 变换后, 获得的图像系数如图 2(b)和图 2(c)所示。

1.3 获取融合系数

本文将通过图像的均值、信息熵以及平均梯度、标准差, 建立特征投票机制, 从图像的多维度特征对图像所含有的主要信息进行度量, 用以完成低频系数的融合。

令图像 I 的大小为 $M \times N$, 则该图像的均值模型 AI 及平均梯度模型 GI 、标准差模型 SI 分别为^[13-14]:

$$AI = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N I(x, y) \quad (4)$$

$$GI = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \sqrt{\frac{(I(x, y) - I(x, y-1))^2 + (I(x, y) - I(x-1, y))^2}{2}} \quad (5)$$

$$SI = \sqrt{\frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (I(x, y) - AI)^2}{MN}} \quad (6)$$

式中 (x, y) 表示像素坐标。

令 T 表示 I 的灰度级总数, R_i 表示灰度级为 i 的像素点出现的概率, 则该图像的信息熵模型 EI 为^[15]:

$$ET = - \sum_{i=0}^{T-1} R_i \log_2 R_i \quad (7)$$

利用式(4)至式(7)分别求取不同低频系数 H 和 K 的均值 AI_H 和 AI_K 、平均梯度 GI_H 和 GI_K , 以及标准差 SI_H 和 SI_K 、信息熵 EI_H 和 EI_K , 并利用这些图像特征建立如下特征投票机制, 用于实现低频系数的融合。

首先, 令 SV_H 和 SV_K 分别为不同低频系数 H 和 K 的投票记录因子, 其初始值都为 0。

然后, 将 AI_H 和 AI_K 进行比较, 若 $AI_H \geq AI_K$, 则 $SV_H = SV_H + 1$, 否则 $SV_K = SV_K + 1$ 。接着将 GI_H 和 GI_K 进行比较, 若 $GI_H \geq GI_K$, 则 $SV_H = SV_H + 1$, 否则 $SV_K = SV_K + 1$ 。再将 SI_H 和 SI_K 进行比较, 若 $SI_H \geq SI_K$, 则 $SV_H = SV_H + 1$, 否则 $SV_K = SV_K + 1$ 。将 EI_H 和 EI_K 进行比较, 若 $EI_H \geq EI_K$, 则 $SV_H = SV_H + 1$, 否则 $SV_K = SV_K + 1$ 。

最后, 通过对比图像的均值、信息熵以及平均梯度、标准差 4 种特征后, 便可得出 H 和 K 对应的 SV_H 和 SV_K 值, 利用 SV_H 和 SV_K 值构造低频系数融合模型, 用于求取融合低频系数 $B(H, K)$:

$$B(H, K) = \frac{SV_H \times H + SV_K \times K}{SV_H + SV_K} \quad (8)$$

高频系数能够体现出图像的细节特征。而图像的区域方差能够较好地描述图像的线条等细节特征。因此, 本文将利用图像的区域方差特征来完成高频系数的融合。

令 U 为像素点 p 的邻域, 其大小为 $M \times N$, 且 U 的均值为 AI_U , U 中像素点 q 的像素值为 $V(q)$, 则区域方差 FU 为^[16]:

$$FU = \sum_{q \in U} |V(q) - AI_U|^2 \quad (9)$$

利用式(9)求取不同高频系数 J 和 L 对应的区域方差值 FU_J 和 FU_L , 并通过 FU_J 和 FU_L 构造高频系数融合模型, 用于求取融合高频系数 $Y(J, L)$:

$$Y(J, L) = \frac{FU_J \times J + FU_L \times L}{FU_J + FU_L} \quad (10)$$

获得 $B(H, K)$ 和 $Y(J, L)$ 后, 再利用非下采样 Contourlet 逆变换对 $B(H, K)$ 和 $Y(J, L)$ 进行计算, 以求取新的亮度成分 $\tilde{V}$ 。获得 $\tilde{V}$ 后, 再利用 HSV 逆变换对 $\tilde{V}, S, H$ 进行计算, 以求取融合图像。

令 360° 和 0° 位置处的 H 值相同, 且 C 为 H 对 60° 求商的值, D 为 H 对 60° 求余的值, 则 HSV 逆变换的过程为:

$$\begin{cases} R=V, G=\lambda, B=\gamma, (C=0) \\ R=\eta, G=V, B=\gamma, (C=1) \\ R=\gamma, G=V, B=\lambda, (C=2) \\ R=\gamma, G=\beta, B=V, (C=3) \\ R=\lambda, G=\gamma, B=V, (C=4) \\ R=V, G=\gamma, B=\eta, (C=5) \end{cases} \quad (11)$$

式中中间变量 γ, η 及 λ 分别为:

$$\begin{cases} \gamma=V(1-S) \\ \eta=V(1-S \times D) \\ \lambda=V(1-S(1-D)) \end{cases} \quad (12)$$

图 1(a)和图 2(a)所示的 MS 图像及 PAN 图像的融合图像见图 3。从图 3 可见, 融合图像较为清晰, 颜色也较为正常。

2 实验结果及分析

为了对本文算法的有效性进行测试, 从 QuickBird 卫星的数据集中各选取了一组遥感图像进行融合。测试在 AMD 双核处理器、4 GB 内存的计算机上, 采用 Matlab7.0 软件进行。测试过程中将文献[17]及文献[18]中的算法作为对比对象。

2.1 融合效果分析

图 4 为 3 种算法对 QuickBird 卫星图像的融合效果。从融合效果可见, 3 种算法都能实现遥感图像的融合。将 3 种算法的融合效果进行对比发现, 图 4(c)中融合图像颜色偏紫, 光谱失真度较大, 而且框框标注观测区中草地颜色较深, 草地轮廓边缘存在较为严重的伪吉布斯效应, 如图 4(d)所示的局部放大图所示。图 4(e)中融合图像颜色偏绿, 白色区域偏亮, 而且框框标注观测区中草地轮廓边缘存在块现象与模糊现象, 导致轮廓不明显, 见图 4(f)所示的局部放大结果。图 4(g)中融合图像颜色较为正常, 图像白色区域稍微偏亮, 框框标注观测区中草地颜色接近 MS 图像中同区域草地颜色, 草地轮廓边缘清晰且明显, 见图 4(h)所示。这说明本文算法的融合效果较好, 融合图像的颜色及亮度与 MS 图像最为接近, 图像的清晰度及细节表达能力都较好。



Fig.3 Fusion results of MS and PAN images
图 3 MS 图像和 PAN 图像的融合结果

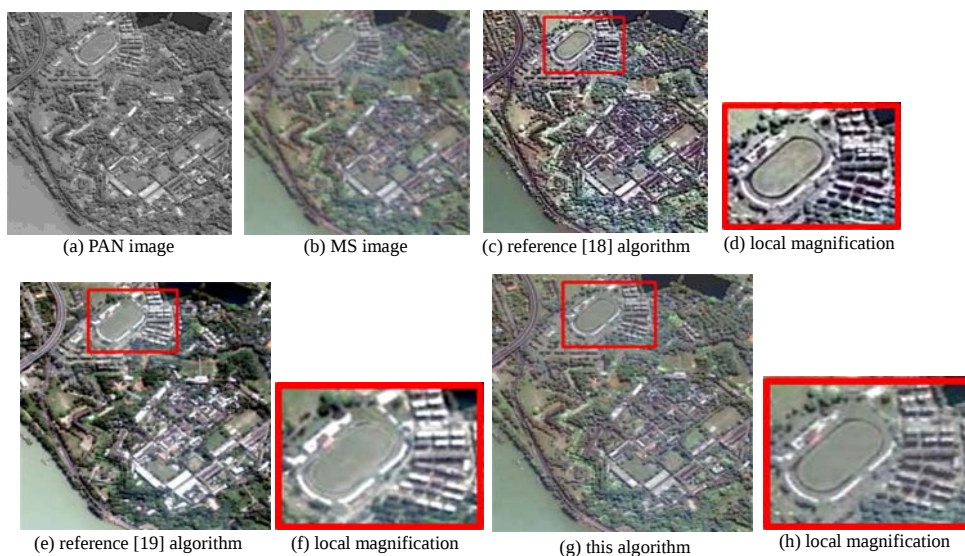


Fig.4 Fusion effect of three algorithms on QuickBird satellite image
图 4 三种算法对 QuickBird 卫星图像的融合效果

2.2 量化分析

将借助相对偏差度(Relative Deviation, RD)和通用图像质量系数(Universal Image Quality Index, UIQI)对本

文算法的融合有效性进行量化分析。其中 RD 对融合图像相对于 MS 图像的光谱扭曲度进行了测量, 其值越大说明融合图像的光谱扭曲度也越大。UIQI 对融合图像与 PAN 图像的近似度进行了测量, 其值越大说明融合图像的空间分辨率越高, 能更好地刻画图像的细节特征。令融合图像 $R(x, y)$, PAN 图像 $P(x, y)$ 以及 MS 图像 $M(x, y)$ 的尺寸为 $M \times N$, 且 $R(x, y)$ 与 $P(x, y)$ 的像素平均值分别为 $\bar{R}$ 与 $\bar{P}$, 像素标准差值分别为 R' 与 P' , 协方差值为 D_{RP} 。则 R_D 与 U_I 的表达式分别为:

$$R_D = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \frac{|R(x, y) - M(x, y)|}{M(x, y)} \quad (13)$$

$$U_I = \frac{D_{RP}}{R'P'} \frac{2\bar{R}\bar{P}}{\bar{R}^2 + \bar{P}^2} \frac{2R'P'}{R'^2 + P'^2} \quad (14)$$

从 WorldView-2 卫星数据库中任意选取 12 组遥感图像, 利用 3 种算法对其进行融合, 并通过融合图像的 R_D 值与 U_I 值对 3 种算法进行量化分析。

3 种算法融合图像的量化结果如图 5 所示, 其中图 5(a)和图 5(b)分别显示了 3 种算法融合图像的 R_D 值与 U_I 值。通过图 5(a)发现本文算法融合图像的 R_D 值最小, 取第 3 组融合结果观测可见, 本文算法融合图像的 R_D 值为 0.076 7, 而文献[16]和文献[17]算法融合图像的 R_D 值分别为 0.113, 0.0879。通过图 5(b)发现, 本文算法融合图像的 U_I 值最大, 取第 5 组融合结果观测可见, 本文算法融合图像的 U_I 值为 0.963, 文献[16]算法融合图像的 U_I 值为 0.933, 文献[18]算法融合图像的 U_I 值为 0.944。说明本文算法融合的图像光谱以及空间特征都较好, 融合性能较为优秀。因为本文算法采用图像的均值、信息熵、平均梯度以及标准差特征建立了特征投票机制, 多维度地对低频系数进行度量, 获取融合低频系数, 使得融合低频系数能够包含更多的原图信息。另外本文算法还借助了细节刻画能力较强的图像区域方差特征, 对高频系数的细节特征进行计算, 以获取融合高频系数, 使得融合高频系数能够更好地刻画图像的细节内容, 从而使得算法的融合性能更为优秀。文献[16]算法在 Shearlet 变换的基础上获取图像的高低频系数。采用能量值最大方法进行低频系数的融合, 采用 PCNN 方法进行高频系数的融合。由于 Shearlet 的平移性较差, 使得分解所得图像系数不能较好地包含原图信息, 而且当不同图像系数所包含的图像信息相近时, 能量值最大方法易造成图像信息丢失, 从而降低了融合图像的光谱以及空间特征, 使得算法的融合性能不理想。文献[17]算法采用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)方法获取 MS 图像的主成分, 由于 PCA 方法易造成光谱信息的丢失和扭曲, 使得获取的 MS 图像主成分的光谱特性不理想, 而且鲁棒主成分分析(Robust Principal Component Analysis, RPCA)方法也需要 PCA 方法作为计算基础, 并且低频系数融合时没有考虑对图像的细节信息进行度量, 限制了其融合图像的质量。

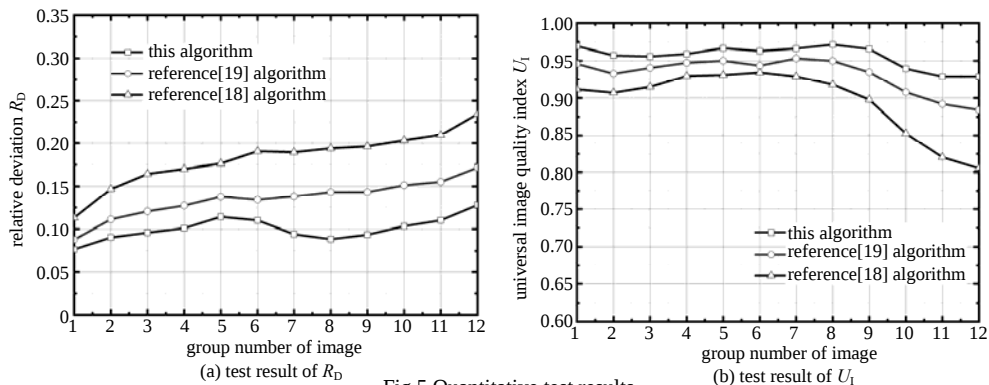


Fig.5 Quantitative test results
图 5 量化测试结果

3 结论

本文将非下采样 Contourlet 变换与 HSV 变换进行了有效结合, 在 HSV 变换的结果上, 利用非下采样 Contourlet 变换对 MS 图像的亮度成分以及 PAN 图像进行了分解, 获取了低频以及高频系数。采用图像的均值、信息熵以及平均梯度和标准差特征建立了特征投票机制, 从图像亮度、信息含量以及清晰度和对比度 4 个维度对低频系数进行了度量, 并根据度量结果完成低频系数融合, 使得融合低频系数的信息含量更为丰富。采用区域方差模型对高频系数的细节特征进行度量, 获取细节表达能力较好的融合高频系数。利用 QuickBird 卫星数据, 对本文算法的融合效果进行了分析。在 WorldView-2 卫星数据上, 利用相对偏差度和通用图像质量系数来量化该算法。输出数据都表明了本文算法具有较好的融合性能, 融合图像具有优秀的光谱及空间特征。

参考文献:

- [1] WAN Weiguo, YANG Yong, LEE Hyojong. Practical remote sensing image fusion method based on guided filter and improved SML in the NSST domain[J]. Signal, Image and Video Processing, 2018, 12(5): 959–966. DOI: 10.1007/s11760-018-1240-x.
- [2] 董崧, 臧淑英, 吴长山. SPOT-7 遥感图像融合技术对比研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2017, 40(1): 75–78. (DONG Song, ZANG Shuying, WU Changshan. Comparison of different image fusion methods using SPOT-7[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2017, 40(1): 75–78.) DOI: 10.3969/j.issn.1672-5867.2017.01.020.
- [3] 梁兴东, 卜运成, 张福博. 灾害遥感中 SAR 三维成像技术的研究与应用[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2019, 17(1): 46–52. (LIANG Xingdong, PU Yuncheng, ZHANG Fubo. Research and application of SAR 3D imaging technology in disaster remote sensing[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2019, 17(1): 46–52.)
- [4] LI Hongguang, DING Wenrui, CAO Xianbin. Image registration and fusion of visible and infrared integrated camera for medium-altitude unmanned aerial vehicle remote sensing[J]. Remote Sensing, 2017, 9(5): 1–29. DOI: 10.3390/rs9050441.
- [5] LIU Yulong, CHEN Yiping, WANG Cheng. A feature-based mutual information and wavelet method for image fusion[J]. Intelligent Autonomous Systems, 2017, 531(1): 459–469. DOI: 10.1007/978-3-319-48036-7_33.
- [6] WANG Xuekuan, ZHAO Cairong, MIAO Duoqian. Fusion of multiple channel features for person re-identification[J]. Neurocomputing, 2016, 213(1): 125–136. DOI: 10.1016/j.neucom.2015.12.140.
- [7] FANG Muyuan, ZHANG Yujin. Query adaptive fusion for graph-based visual reranking[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2017, 11(6): 908–917. DOI: 10.1109/jstsp.2017.2726977.
- [8] WANG Zhijun, WANG Jianhua. A multi-feature fusion algorithm for moving target tracking of image sequences[J]. Electronics Optics & Control, 2017, 24(11): 49–52.
- [9] DU Chaoben, GAO Shesheng. Remote sensing image fusion based on nonlinear IHS and fast nonsubsampling contourlet transform[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2018, 46(12): 2023–2032. DOI: 10.1007/s12524-018-0859-y.
- [10] SINGH Siddharth, RATHORE Viveksingh, SINGH Rajiv. Hybrid NSCT domain multiple watermarking for medical images[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(3): 3557–3575. DOI: 10.1007/s11042-016-3885-1.
- [11] ZHU Dandan, LYU Lizhi. A watermarking scheme based on normalization and nonsubsampling contourlet transform[J]. Transaction of Beijing Institute of Technology, 2017, 37(4): 391–395. DOI: 10.15918/j.tbit1001-0645.2017.04.012.
- [12] DE Kanjar, ASIAMANI V. Image quality assessment for blurred images using nonsubsampling contourlet transform features[J]. Journal of Computers, 2017, 12(2): 156–164.
- [13] ZHAO Kang, WU Jin. Improved image fusion algorithm based on regional gradient and regional energy[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2016, 31(3): 331–337. DOI: 10.3788/YJYXS20163103.0331.
- [14] MEENU Manchanda, RAJIV Sharma. An improved multimodal medical image fusion algorithm based on fuzzy transform[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2018, 51(1): 76–94. DOI: 10.1016/j.jvcir.2017.12.011.
- [15] ZHAO Jufeng, CUI Guangmang, GONG Xiaoli. Fusion of visible and infrared images using global entropy and gradient constrained regularization[J]. Infrared Physics & Technology, 2017, 81(1): 201–209. DOI: 10.1016/j.infrared.2017.01.012.
- [16] CASTALDI Fabio, CASTRIGNANO Annamaria, CASA Raffaele. A data fusion and spatial data analysis approach for the estimation of wheat grain nitrogen uptake from satellite data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2016, 37(18): 4317–4336. DOI: 10.1080/01431161.2016.1212423.
- [17] 赵学军, 刘静. 基于 Shearlet 和稀疏表示的遥感图像融合[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(4): 255–259. (ZHAO Xuejun, LIU Jing. Remote sensing image fusion based on Shearlet and sparse representation[J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(4): 255–259. DOI: CNKI: SUN: KXJS.0.2017-04-043.
- [18] ZHANG Kang, HUANG Yongdong, ZHAO Cheng. Remote sensing image fusion via RPCA and adaptive PCNN in NSST domain[J]. International Journal of Wavelet Multiresolution and Information Processing, 2018, 16(5): 1–14. DOI: 10.1142/S0219691318500376.
- [19] 薛洋, 曾庆科, 夏海英. 基于卷积神经网络超分辨率重建的遥感图像融合[J]. 广西师范大学学报(自然科学版), 2018, 36(2): 33–41. (XUE Yang, ZENG Qingke, XIA Haiying. Remote sensing image fusion based on convolutional neural network super-resolution reconstruction[J]. Journal of Guangxi Normal University (Natural Science Edition), 2018, 36(2): 33–41.) DOI: 10.16088/j.issn.1001-6600.2018.02.005.