

S-PCNN 与二维静态小波相结合的遥感图像融合研究

金鑫 聂仁灿 周冬明 余介夫 贺康建

云南大学信息学院, 云南昆明 650091

摘要 在色度、饱和度、纯度(HSV)彩色空间,结合简化脉冲耦合神经网络(S-PCNN)与二维离散静态小波(SWT)提出一种有效的遥感图像融合算法。将多色光谱转换到HSV色彩空间,对多色光谱的V分量与全色光谱进行二维静态小波分解,再将分解后的高频系数输入S-PCNN模型进行融合。低频部分进行第二次小波分解并采用不同规则将其融合,对融合的小波系数进行小波逆变换得到融合的V分量,并将多色光谱的H、S与融合后的V分量转换到RGB空间。通过一组常用的遥感图像融合实验,表明本文算法的融合效果优于传统算法,且融合图像细节明显、色彩保留较好,是一种有效的遥感图像融合算法。

关键词 图像处理; 遥感图像融合; 简化脉冲耦合神经网络; 二维静态小波; HSV彩色空间

中图分类号 TP751

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP52.101004

Remote Sensing Image Fusion Algorithm Based on S-PCNN and Two-Dimensional Stationary Wavelet Transform

Jin Xin Nie Rencan Zhou Dongming Yu Jiefu He Kangjian

School of Information Science and Engineering, Yunnan University, Kunming, Yunnan 650091, China

Abstract In hue, saturation and value (HSV) color space, an effective remote sensing image fusion algorithm is proposed combining with simplified pulse coupled neural network (S-PCNN) and two-dimensional discrete stationary wavelet transform (SWT). The multispectral is transformed into HSV color space, the multispectral V component and the panchromatic spectrum are decomposed by two-dimensional static wavelet decomposition, and the decomposed high-frequency coefficients is put into S-PCNN model to fuse. The low-frequency coefficients are decomposed second time and fused with different rules, the fused V component is obtained through wavelet inverse transformation for fused wavelet coefficient, the multispectral H, S components and fused V component are transformed into RGB space. Through a group of common remote sensing images experiment, the results show that the fusion effects of proposed algorithm is better than the traditional algorithms, and the fused image contains lots of detail, color. It is an effective remote sensing image fusion algorithm.

Key words image processing; remote image fusion; simplified pulse coupled neural network; two-dimensional stationary wavelet transform; HSV color space

OCIS codes 100.2000; 100.4996; 330.1690;

1 引言

图像融合是将两幅或多幅图像互补合成一幅新的图像,提供比原图更丰富的视觉信息^[1]。遥感图像融合将不同传感器在同一地区获得的不同空间分辨率的图像互相融合,以此获得对地表景物更全面清晰的描述。一般遥感图像可分为全色遥感图像(PAN)和多光谱遥感图像(MS)两种。其中PAN图像分辨率高,能够提供地表目标对象的形状、特征和结构等高精度的几何信息;而MS图像分辨率低,主要获取在环境分析中目标的光谱信息^[2]。目前对于PAN与MS图像的融合大多采用色调、亮度、饱和度(HIS)变换、主成分分析

收稿日期: 2015-05-14; 收到修改稿日期: 2015-05-27; 网络出版日期: 2015-08-14

基金项目: 国家自然科学基金(61365001,61463052)、云南省应用基础研究计划项目(2012FD003)

作者简介: 金鑫(1987—),男,硕士研究生,主要从事人工神经网络和图像处理方面的研究。

E-mail: 18487219630@163.com

导师简介: 周冬明(1963—),男,博士,教授,主要从事基于神经网络,优化计算,信号处理技术等方面的研究。

E-mail: zhoum@ynu.edu.cn(通信联系人)

(PCA)^[3],但这两种算法光谱损失均较为严重;近年来,多分辨率分析融合已逐步成为遥感图像融合的主流方法,比如基于拉普拉斯、小波变换、Curvelet变换和Contourlet变换等融合方法^[4-6]。普通的小波变换都不具有平移不变性,对图像细节分量的表达不够精确。常用的离散小波变换进行了下采样,滤波结果会在信号的间断点处产生视觉失真。而静态小波变换(SWT)采用非亚采样滤波器分解,去掉了下采样算子,使用冗余分解来获得平移不变性^[7],所以SWT变换的这一特点使其较适合应用于图像融合^[7-8]。1993年,Johnson等^[9]在Eckhorn模型基础上提出了脉冲耦合神经网络(PCNN),其神经元在像素值的刺激下,相似特征区域对应的神经元将会发出同步性振荡脉冲,这些脉冲包含了图像的轮廓、边缘等各种信息。由于它在图像处理中的优势使其广泛应用在图像去噪、图像分割、图像增强、图像融合、模式识别^[10-14]等领域。

基于以上原因,本文提出一种结合简化PCNN模型(S-PCNN)和SWT变换的遥感图像融合算法。该算法既具有SWT变换的平移不变性及对图像细节分量的表达能力,又具有S-PCNN对融合图像边缘及轮廓信息的提取能力。将该算法应用于一个具体的遥感图像融合中,并和单独采用一种方法的融合结果进行了对比分析,实验表明本文算法在客观和主观指标上都比较优秀,是一种有效的遥感图像融合算法。

2 S-PCNN与SWT相结合的遥感图像融合算法

2.1 自适应S-PCNN模型

采用S-PCNN模型与原模型相比,该模型的 F_{ij} 通道输入只与图像灰度值 S_{ij} 有关,去除了外部耦合作用和指数衰减特性。

$$F_{ij}(n) = S_{ij}, \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = \exp(-\alpha^L)L_{ij}(n-1) + V^L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1), \quad (2)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n)[1 + \beta L_{ij}(n)], \quad (3)$$

$$\theta_{ij}(n) = \exp(-\alpha^\theta)\theta_{ij}(n-1) + V^\theta Y_{ij}(n-1), \quad (4)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (5)$$

S-PCNN和PCNN模型一样都由接收域、调制域和脉冲产生器三部分组成。在接收域中,神经元 (i,j) 接收其他邻域神经元的输入脉冲,并通过反馈输入通道 L_{ij} 传输, W_{ijkl} 为邻域神经元 (k,l) 与神经元 (i,j) 在 L_{ij} 通道上的突触链接权, α^L 和 V^L 为 L_{ij} 通道的衰减指数和幅度。同时,链接输入通道 F_{ij} 接收神经元的外部激励 S_{ij} (图像处理中为像素灰度值)。在调制域中,双通道的非线性调制得到神经元的内部状态 $U_{ij}(n)$, β 为链接强度。在脉冲产生器中,当 $U_{ij}(n)$ 大于阈值 $\theta_{ij}(n)$ 时神经元将发放脉冲 Y_{ij} ,而阈值以指数方式衰减, α^θ 和 V^θ 分别为它的衰减指数和幅度。当满足(5)式条件时,神经元将发放一次脉冲。这些脉冲信息表征了图像所包含的各种信息。

由于人类视觉系统对图像边缘和细节信息比较敏感,而遥感图像的清晰度则反映了图像的边缘和细节信息,这点对于人类视觉系统非常重要,所以对遥感图像的清晰度进行一定比例的调节后作为S-PCNN神经元的链接强度值 β ,自适应地调整S-PCNN不同输入图像的 β 值以更有效地提取源图像的细节信息

$$\beta_{ij} = \eta \times \sum_{(x,y) \in W} \left\{ [f(x,y) - f(x+1,y)]^2 + [f(x,y) - f(x,y+1)]^2 \right\}, \quad (6)$$

式中 η 调节 β 的取值范围^[15]。

2.2 二维静态小波变换

SWT是在离散小波变换的基础上得到的一种新的具有平移不变性的小波变换方法^[7-9]。SWT分解的每一层信号都通过高、低通滤波器,所得信号的长度和原始信号相同。为保持信号长度不变,信号在通过每一层滤波器以后并不对其进行2抽样。SWT是广泛应用于图像处理的多分辨率方法,并且在图像融合中的应用效果较好。

将函数 $f(x)$ 投影到子集 $V_j(\dots \subset V_3 \subset V_2 \subset V_1 \subset V_0)$ 的每一层 j 上,可以得到 $f(x)$ 和尺度函数 $\varphi(x)$ 的平移及扩展后的内积系数 $C_{j,k}$:

$$C_{j,k} = \langle f(x), \varphi_{j,k}(x) \rangle, \quad (7)$$

$$\varphi_{j,k}(x) = 2^{-j} \varphi(2^{-j}x - k), \quad (8)$$

式中 $\varphi(x)$ 为低通滤波器尺度函数, $C_{j,k}$ 又称为分辨率 2^j 上的离散近似分量。

设 $\varphi(x)$ 为小波函数, 则小波系数可以表示为

$$\omega_{j,k} = \langle f(x), 2^{-j} \phi(2^{-j}x - k) \rangle, \quad (9)$$

式中 $\omega_{j,k}$ 也称为分辨率 2^j 上的离散细节分量。

对于静态小波变换, 在每一个尺度上执行滤波器卷积之前, 都会有一个增采样过程来代替减采样, 从第 j 层到 $j+1$ 层样本的距离会变为原来的 2 倍。 $C_{j+1,k}$ 可以表示为

$$C_{j+1,k} = \sum_l h(l) C_{j,k+2^j l}. \quad (10)$$

离散小波系数为

$$\omega_{j+1,k} = \sum_l g(l) C_{j,k+2^j l}, \quad (11)$$

式中 h 和 g 为小波变换的高通滤波器和低通滤波器。此变换的冗余性更有利于确定信号中的显著特征。

以上是一维信号的变换。对于二维的图像信号, 分离出变量 x 和 y 后, 有如下的子波分量: 垂直小波, $\phi^1(x,y) = \phi(x)\phi(y)$; 水平小波, $\phi^2(x,y) = \phi(x)\phi(y)$; 对角小波, $\phi^3(x,y) = \phi(x)\phi(y)$ 。因此, 细节信号分量包含了 3 个子图像:

$$\omega_{j+1}^1(k_x, k_y) = \sum_{l_x=-\infty}^{+\infty} \sum_{l_y=-\infty}^{+\infty} g(l_x) h(l_y) C_{j,k+2^j(l_x, l_y)}, \quad (12)$$

$$\omega_{j+1}^2(k_x, k_y) = \sum_{l_x=-\infty}^{+\infty} \sum_{l_y=-\infty}^{+\infty} h(l_x) g(l_y) C_{j,k+2^j(l_x, l_y)}, \quad (13)$$

$$\omega_{j+1}^3(k_x, k_y) = \sum_{l_x=-\infty}^{+\infty} \sum_{l_y=-\infty}^{+\infty} g(l_x) g(l_y) C_{j,k+2^j(l_x, l_y)}, \quad (14)$$

式中 $\omega_{j+1}^1(k_x, k_y)$ 、 $\omega_{j+1}^2(k_x, k_y)$ 和 $\omega_{j+1}^3(k_x, k_y)$ 分别表示图像进行 SWT 分解以后所得到的水平、垂直和对角三个方向的小波分量, l_x 和 l_y 分别为 x 轴和 y 轴方向的位移^[9]。

2.3 遥感图像融合算法

RGB 彩色空间基本包含了人类视觉所能感知的所有颜色, 但各分量间相关性强, 任一个分量的变化都会改变图像的彩色信息。基于 HIS 彩色空间的遥感图像融合会产生较大的光谱损失和退化现象。而基于 HSV 的彩色空间变换可以很好的保留光谱信息, 更加符合人的视觉特性, 所以本文在 HSV 彩色空间处理遥感图像。

先将多光谱图像转化到 HSV 彩色空间; 由于全色图像无色信息, 且主要是地形及轮廓信息, 所以将其与多光谱图像的 V 分量进行融合用来调节融合图像的纯度, 多光谱图像的 H 、 S 分量保持不变, 直接用于融合后的图像。

小波变换已经广泛应用于图像处理, 在模式识别、图像增强^[16-17]等领域取得了许多成果。在二维离散静态小波分解中, 高频子带图像的像素值在零点附近波动, 且绝对值较大的像素值表示了源图像的亮度突变性, 其与源图像的边缘、区域边界等信息对应^[18]。而 S-PCNN 模型对于图像的纹理、边缘、区域分布特性非常敏感, 所以采用 S-PCNN 模型对高频子带图像进行聚类选择。小波分解的低频子带图像反映了源图像的近似和平均特性, 集中了源图像的大部分信息, 所以对其再次进行小波分解, 然后按不同原则对其低频和高频图像融合, 以此得到低频图像的更多的信息。

采用 sym16 小波对原始图像进行小波分解。一般情况下, 小波分解的层数越多, 融合的频率范围就越为丰富, 融合结果的细节也就越丰富。但是, 随着分解层数的增多, 顶层融合图像损失的信息量就越大, 而且这种损失是逆变换不可恢复的, 所以小波分解的层数不宜过高。此外, 分解层数越多就会导致算法运算量越大。因此分解层数要适当选取, 不易过高。第一次分解采用一层小波分解, 以减少运算量和顶层信息量的损失。高频部分包含图像主要的边缘和细节信息, 是图像中变化较快的部分, 采用自适应的 S-PCNN 算法提取其主要细节特征, 以有效融合不同源图像。低频部分包含图像的大量区域分布信息, 是图像中变化

较为缓慢的部分,然而传统算法一般注重研究高频信息的处理,忽略低频信息特性,这会在一定程度上导致融合图像的对比度不高、图像模糊。为了更好地保存低频部分信息,对其低频部分进行第二次 SWT 分解,分解层数为三层小波。

本文算法具体步骤如下:

1) 对多光谱图像进行 HSV 彩色空间转换,得到 H 、 S 、 V 三个分量。

2) 计算多光谱图像 V 分量和全色图像的清晰度 q_1 和 q_2 , 并通过 η_1 和 η_2 确定 S-PCNN 的链接系数 β_1 和 β_2 。

3) 对多光谱图像的 V 分量和全色图像进行一层小波分解,得到两幅图像的低频子带和三个方向的高频子带(分别为水平、垂直、对角线方向)。

4) 将三个高频子带分别输入 S-PCNN 方法进行特征提取聚类,并用 β_1 和 β_2 调节模型的链接强度,按照像素点火次数多少融合,得到新的 V 分量的高频子带;对低频子带进行三层小波分解,并对再次分解后的低频子带进行加权融合,对再次分解后的高频子带进行系数绝对值最大原则融合,然后对本次分解的子带进行逆变换得到低频子带。

5) 对融合后的 V 分量的高频子带和低频子带进行小波逆变换,得到融合的 V 分量。

6) 将 HSV 图像变换为 RGB 图像。

3 实验及分析

为了证明本文算法的有效性,实验选取一组已配准的高分辨率全色图像与低分辨率多光谱图像全色图像进行融合处理,该组图像的大小为 256 pixel×256 pixel,如图 1 所示。实验中使用的是 S-PCNN 模型,神经元的参数设置为 $W=[0.5,1,0.5;1,0,1;0.5,1,0.5]$, $\alpha^l=1$, $\alpha^o=0.2$, $V^l=1$, $V^o=20$,迭代次数 $N=300$ 。

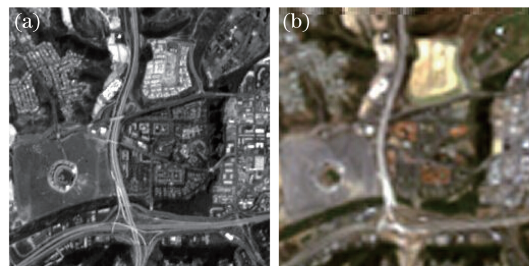


图 1 (a) 高分辨率全色图像; (b) 低分辨率多光谱图像

Fig.1 (a) High resolution panchromatic image; (b) low resolution multispectral image

图 2 是各算法的融合效果图。从主观角度来分析:加权算法(W),虽能达到融合图像的目的,但细节和光谱信息都损失严重;PCA 和 PCNN 算法的融合图像细节保留较差;高斯金字塔(GP)、拉普拉斯金字塔算法(LP)及一维离散小波(DWT)、二维离散小波(DWT2)算法虽能达到融合的目的,但其细节信息不是特别丰富,很多细节难以区分, DWT 算法甚至出现了光谱扭曲现象。而本文算法的融合图像可以很好地分辨出植被、建筑、地形地貌等信息。说明本文算法可以有效地提取源图像的细节特征, PAN 图像的细节和

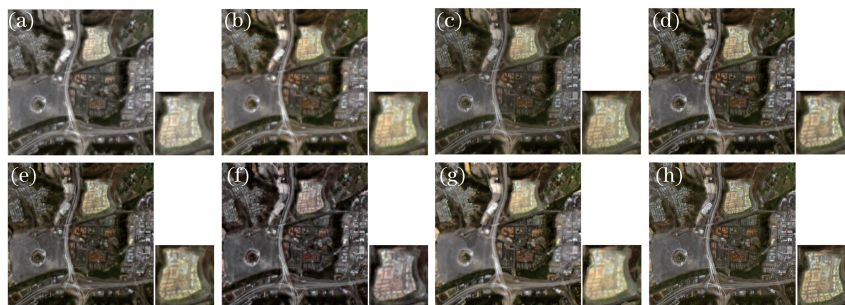


图 2 各算法的融合效果。(a) 加权; (b) 主成分分析; (c) 高斯金字塔; (d) 拉普拉斯金字塔; (e) 一维离散小波; (f) 二维离散小波; (g) PCNN; (h) 本文算法

Fig.2 Fusion results of each algorithm. (a) Weighted; (b) PCA; (c) GP; (d) LP; (e) DWT; (f) DWT2; (g) PCNN; (h) proposed method

MS 图像的光谱信息都得到很好地保留,而且融合图像的细节、纹理、轮廓信息也较为清晰。由以上分析可知,本文方法在遥感图像融合中比传统方法更为有效。

采用几种常用的遥感图像评价指标来评价图像质量,表 1 给出了上述融合方法所得图像质量的评价值,包括:空间频率(SF),标准差(STD),信息熵(S),平均梯度(AG)。从表 1 中可以看出,SF、AG 值远大于其他算法;STD 值略优于其他算法;在 S 值方面,由于 PCNN 算法融合图像多处出现模糊导致 S 值较大,而其他各算法的 S 值差别不大。通过客观指标分析说明,本文算法融合的图像清晰度较好,空间频率丰富,平均梯度较好,说明算法整体上取得了比其他算法较好的融合效果。

表 1 融合图像的质量评价指标

Table 1 Quality evaluation indices of the fused image

	W	PCA	GP	LP	DWT	DWT2	PCNN	Proposed method
SF	14.9151	14.3542	17.9659	19.3297	18.9614	19.9258	20.2136	24.0361
STD	43.9055	44.2057	38.2374	40.6805	38.3478	38.6622	47.4270	38.0497
S	7.4126	7.3952	7.18376	7.2474	7.16578	7.1791	7.4577	7.1670
AV	8.0941	7.8155	9.5627	10.28424	10.18701	10.7379	10.8764	12.6926

综合主客观两个方面进行评价,本文算法得到的融合图像能够较好地提取源图像的主要特征和光谱信息,图像细节得到很好地保留,优于其他算法;从客观指标看,本文算法指标总体优于所对比的其他方法。由主客观两方面说明所提出的图像融合算法取得了良好的效果。

4 结 论

基于 S-PCNN 和二维静态小波变换提出了一种有效的遥感图像融合方法。该方法充分利用了二维离散静态小波变换在图像处理中的特点,再结合 S-PCNN 模型特有的脉冲传播特性和脉冲同步发放性质,使其能够较为准确地提取两幅源图像各自的细节特征。从主观视觉效果来看,本文算法很好地保留了源图像的主要细节和光谱,所得到的融合图像包含了源图像中的主要信息。从客观角度来看本文算法在总体指标中优于其他算法。说明这一方法具有可行性,是一种有效的遥感图像融合算法。

参 考 文 献

- Zhou Yuren, Geng Aihui, Wang Ying, *et al.*. Contrast enhanced fusion of infrared and visible images[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(9): 0909001.
周渝人, 耿爱辉, 王 莹, 等. 基于对比度增强的红外与可见光图像融合[J]. 中国激光, 2014, 41(9): 0909001.
- Chen Lei, Yang Fengbao, Wang Zhishe, *et al.*. Research on fusion algorithm of infrared and visible imagery based on variational enhanced model[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2014, 51(4): 041003.
陈 磊, 杨风暴, 王志社, 等. 红外与可见光图像的变分增强融合算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2014, 51(4): 041003.
- Gonzalez A M, Saleta J L, Catalan R G, *et al.*. Fusion of multispectral and panchromatic images using improved HIS and PCA mergers based on wavelet decomposition[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(6): 1291-1299.
- Zhu Kang, He Xinguang. Selective remote sensing image fusion method based on the local feature of contourlet coefficients[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2012, 49(2): 021001.
朱 康, 贺新光. 基于 Contourlet 系数局部特征的选择性遥感图像融合算法[J]. 激光与光电子学进展, 2012, 49(2): 021001.
- Xin Yanan, Deng Lei. An improved remote sensing image fusion method based on wavelet transform[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2013, 50(2): 021001.
辛亚楠, 邓 磊. 基于小波变换的遥感图像融合方法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(2): 021001.
- Yang X, Jiao L. Fusion algorithm for remote sensing images based on nonsubsampling contourlet transform[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(3): 274-281.
- Li S T, Yang B, Hu J W. Performance comparison of different multi-resolution transforms for image fusion[J]. Information Fusion, 2011, 12(2): 74-84.
- Zhou Houkui. An image fusion method based on the second generation curvelet and stationary wavelet transform[J]. Information and Control, 2012, 41(3): 278-282.

- 周厚奎. 基于静态小波变换和2代曲波变换的图像融合算法[J]. 信息与控制, 2012, 41(3): 278-282.
- 9 Johson J L, Ritter D. Observation of periodic wanes in a pulse-coupled neural network[J]. Opt Lett, 1993, 18(15): 1253-1255.
- 10 Nie Rencan, Yao Shaowen, Zhou Dongming, *et al.*. Salt and pepper noise image filtering method using PCNN[J]. Laser & Infrared, 2013, 43(6): 689-693.
- 聂仁灿, 姚绍文, 周冬明. 基于脉冲耦合神经网络的椒盐噪声滤波[J]. 激光与红外, 2013, 43(6): 689-693.
- 11 Shen Yan, Zhang Xiaoming, Han Kaige, *et al.*. Research of image segmentation technology based on PCNN[J]. Modern Electronics Technique, 2014, 37(2): 38-41.
- 沈 艳, 张晓明, 韩凯歌. PCNN图像分割技术研究[J]. 现代电子技术, 2014, 37(2): 38-41.
- 12 Yang Xinhua, Zhai Yifei. Image enhancement based on tetrolet transform and PCNN[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50 (19): 178-181.
- 杨新华, 翟逸飞. 基于Tetrolet变换与PCNN的图像增强[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(19): 178-181.
- 13 Zhao C, Shao G, Ma L, *et al.*. Image fusion algorithm based on redundant-lifting NSWMDA and adaptive PCNN[J]. Optik, 2014, 125(20): 6247-6255.
- 14 Jin Xin, Nie Rencan, Zhou Dongming. An improved iris recognition algorithm based on PCNN[J]. Computer Science, 2014, 41(11A): 110-115.
- 金 鑫, 聂仁灿, 周冬明. 一种基于PCNN的改进型虹膜识别算法[J]. 计算机科学, 2014, 41(11A): 110-115.
- 15 He Liujie, Hu Tao, Ren Xianyi. Fusion algorithm of multi-focus images based on morphological wavelet of adaptive PCNN[J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(12): 132-159.
- 何刘杰, 胡 涛, 任仙怡. 自适应PCNN的形态小波多聚焦图像融合方法[J]. 计算机工程应用, 2013, 49(12): 132-159.
- 16 Zhao Xingxiang, Liu Gang, Li Weixing, *et al.*. Infrared spectroscopy combined with LDA and BPNN based on wavelet transform to detect citrus osbeck anthracnose[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(s1): s115003.
- 赵兴祥, 刘 刚, 李伟星, 等. 红外光谱结合基于小波变换的LDA和BPNN研究甜橙炭疽病[J]. 中国激光, 2014, 41(s1): s115003.
- 17 Xin Yanan, Deng Lei. An improved remote sensing image fusion method based on wavelet transform[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2013, 50(2): 021001.
- 辛亚楠, 邓 磊. 基于小波变换的遥感图像融合方法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(2): 021001.
- 18 Sun Hui. Data fusion for image based on wavelet transform[J]. Optics and Precision Engineering, 2000, 8(6): 551-553.
- 孙 辉. 基于小波变换的图像数据融合方法[J]. 光学 精密工程, 2000, 8(6): 551-553.

栏目编辑: 苏 岑