

基于二代 Bandelet 和主成分变换的 高光谱遥感图像融合

朱卫东¹, 李全海¹, 徐克科², 李天子²

(1. 同济大学 测量与国土信息工程系, 上海 200092; 2. 河南理工大学 测绘与国土信息工程学院, 河南 焦作 454003)

摘要: 针对高光谱遥感图像具有波段多、波段间冗余大的特点, 提出一种基于二代 Bandelet 和主成分(principal components analysis, PCA)变换的高光谱遥感图像融合的方法, 利用二代 Bandelet 变换进行图像的多尺度几何分析, 得到每个波段图像的 Bandelet 系数和几何流, 对多个波段 Bandelet 系数和几何流进行 PCA 变换, 得到其主成分, 逆变换重构图像. 实验结果表明, 基于二代 Bandelet 和 PCA 变换的方法能很好地融合高光谱遥感图像, 优于传统的 Bandelet 变换和 PCA 变换.

关键词: Bandelet 变换; 主成分分析; 正交小波变换; 高光谱遥感图像; 融合

中图分类号: TP 751.1

文献标识码: A

Hyperspectral Remote Sensing Images Fusion Algorithm Based on Second Generation Bandelet and PCA Transform

ZHU Weidong¹, LI Quanhai¹, XU Keke², LI Tianzi²

(1. Department of Surveying and Geo-informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China; 2. School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China)

Abstract: According to the characteristics of hyperspectral remote sensing images such as multi-band and data redundancy, a novel fusion method of hyperspectral remote sensing images based on the second generation Bandelet and PCA transform was proposed. Bandelet transform was performed to gain Bandelet coefficients and geometries of subbands. Then PCA transform was performed to calculate their principal component. Finally, fused images were reconstructed with their principal component by taking inverse Bandelet transform. The experiment shows that this method can well merge hyperspectral remote sensing images.

Its result is better than those of Bandelet and PCA transform method.

Key words: Bandelet transform; principal component analysis; orthogonal wavelet transform; hyperspectral remote sensing image; fusion

遥感图像融合是将同一地区的不同类型的遥感图像进行有机变换结合的技术. 融合后得到的新图像具有更高的可信度, 模糊较少, 可理解性更好, 更适用于人的视觉或计算机视觉的检测、分类、识别等后处理. 遥感图像融合技术在土地资源调查、洪水监测、地形测绘以及地物分类等方面有着广泛的应用.

遥感图像融合方法主要有 4 类: 基于彩色空间的方法, 如 IHS(intensity hue saturation)方法; 基于数理统计的方法, 如 PCA 方法、非负矩阵分解方法; 基于计算智能的方法, 如基于神经网络、模糊理论的方法; 基于图像多尺度分析的方法, 如金字塔变换方法、小波变换法、Bandelet 变换、Curvelet 变换和 Contourlet 变换方法^[1]. 单一的 IHS 方法容易产生光谱失真, 所以很多学者将 IHS 方法和其他类型的方法结合起来, 加以改进^[2]. 在基于数理统计的方法中, PCA 和非负矩阵方法^[3]要求图像具有强相关性, 较适合应用于多光谱和高光谱影像. 当前, 小波变化、金字塔变换、Bandelet、Contourlet、Curvelet 等是融合领域研究的热点, 这些多尺度分析方法对图像的边缘、纹理等方面的信息捕捉非常好^[4]. 由 Peyré 和 Mallat 提出的二代 Bandelet 变换是一种基于边缘

收稿日期: 2010-05-06

基金项目: 国家杰出青年基金(50525414)

第一作者: 朱卫东(1979—), 男, 博士生, 主要研究方向为遥感图像处理及应用. E-mail: 3jiuhulu3@tongji.edu.cn

通信作者: 李全海(1964—), 男, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为工程测量与摄影测量. E-mail: Qhli@tongji.edu.cn

的图像表示方法,能自适应地跟踪图像的几何正则方向,具有最大限度保留图像细节的优良特性^[5].文献[4-7]利用 Bandelet 变换研究光学图像的融合,几何流和 Bandelet 系数采用最大值、绝对值最大规则,或平均与选择相结合.这样的融合规则不适合高光谱图像的融合.高光谱具有多个波段,波段之间相关性很强,数据冗余度较大,光谱特征差异很小,存在噪声干扰等特点^[8].传统的光谱融合方法处理效果不理想,不能同时克服去相关性和去噪等特点^[9].因此,探讨利用二代 Bandelet 变换方法获得图像的局部最佳几何流和 Bandelet 系数,再利用 PCA 方法融合最佳几何流和 Bandelet 系数,经过 Bandelet 逆变换重构图像,达到多尺度几何分析融合图像,同时减小了高光谱波段间冗余.

1 二代 Bandelet 变换算法

2000年,法国学者 Pennec 和 Mallat 提出一种多尺度几何分析方法——Bandelet 变换.为了改进第一代 Bandelet 变换计算复杂的不足,2005年,Peypé 和 Mallat 提出了第二代的 Bandelet 变换的思想,即把图像中的几何特征定义为矢量场,而不是普通边缘的集.二代 Bandelet 变换能够自适应跟踪图像几何结构,捕捉几何正则性,给出图像的最优表达.基于二代 Bandelet 变换的图像融合是将变换得到的几何流和 Bandelet 系数按照一定的规则进行结合,再进行逆变换得到融合图像^[4].二代 Bandelet 变化的步骤如下.

(1) 正交小波对图像进行二维分解.

(2) 对各子带分别用自底向上的全局优化算法建立最佳二叉树分割,同时计算各分割区域内的几何流方向,记为: $G_j(i)$ ($j=1,2,\dots,N$, N 是图像个数; $i=1,2,\dots,n$, n 代表 Bandelet 块数).

(3) 根据几何流方向,再对各 Bandelet 块实施 Bandelet 化,得到 Bandelet 系数,记为 $C_j(i)$ ($j=1,2,\dots,N$, N 是图像个数; $i=1,2,\dots,n$; n 代表 Bandelet 块数).

1.1 二叉树分割

首先对原图像进行二维正交小波变换.假定原图像为 $f(x, y)$,用二尺度差分方程 ϕ 和 ψ ,沿着 x 和 y 方向先后进行分解,得到平滑逼近和细节的部分,然后分解对角高频信息.二维正交小波分解的公

式如下:

$$\begin{cases} f_k(i, j) = \sum_m \sum_n f_{k-1}(x, y) \varphi(2x - i) \cdot \\ \quad \psi(2y - j) \\ f_k^H(i, j) = \sum_m \sum_n f_{k-1}(x, y) \varphi(2x - i) \cdot \\ \quad \psi(2y - j) \\ f_k^V(i, j) = \sum_m \sum_n f_{k-1}(x, y) \varphi(2x - i) \cdot \\ \quad \psi(2y - j) \\ f_k^D(i, j) = \sum_m \sum_n f_{k-1}(x, y) \varphi(2x - i) \cdot \\ \quad \psi(2y - j) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $f_k(i, j)$ 是分解到第 k 层的低频信息; $f_k^H(i, j)$, $f_k^V(i, j)$, $f_k^D(i, j)$ 分别对应水平、垂直、对角方向的高频信息.

采用文献[10]中使用的二进二叉树分割方法,先将图像等分成 4 个子带,每一子带在下一层的分割中又被分成 4 个子带.依次分割下去,直到最底层的子带的分解尺度达到预先设定的最小尺度 J_{\min} .用二叉树表示分解过程,二叉树的叶节点对应的就是 Bandelet 块^[11],如图 1 所示.

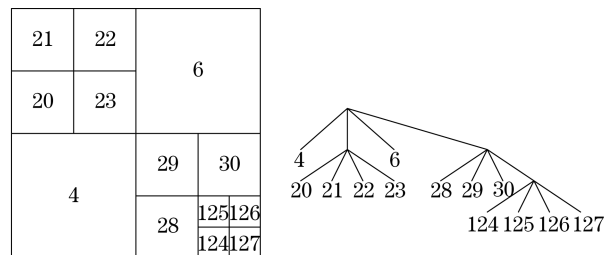


图 1 二进二叉树分割示意图

Fig.1 Binary quadtree segmentation

1.2 最佳几何方向的计算

各子带的几何流是从最小尺度子带自下而上进行计算的,计算步骤如下^[12].

(1) 角度的预采样.为计算几何流,先在子带内进行角度的采样,假设子带尺寸为 $L \times L$,那么将圆周角 $[0, \pi)$ 等角度离散为 $L^2 - 1$ 个,采用角度可能的取值为

$$\theta = \frac{k\pi}{L^2 - 1}, k = 0, 1, \dots, L^2 - 2 \quad (2)$$

对于无几何流的情形标记为 I_{nt} ,那么在 $L \times L$ 的子带内获取了 L^2 个采样角度即 (θ, I_{nt}) .

(2) 曲波变换.曲波变换可自适应地跟踪具有曲线奇异特征的目标,能够稀疏地表达目标.首先构造一个与子带同样大小网格点(设子带大小为 $L \times$

L), 然后计算每个网格点在采样角度上的正交投影误差为

$$t = -\sin \theta \cdot x(i) + \cos \theta \cdot y(j) \quad (3)$$

式中: θ 是采样角度; $x(i)$, $y(j)$ 为网格点坐标. 网格点按误差值从小到大排序成为一维数组, 然后将与网格点位置相对应的子带系数进行一维小波变换后即实现了曲波变换.

(3) 选择最优几何流方向. 计算几何流是通过最小化 Lagrange 函数获取的, Lagrange 函数的表达式如下:

$$L(f_\theta, R) = \|f_\theta - \tilde{f}_\theta\| + \lambda T^2 (R_g + R_b)$$

式中: f_θ 是一维信号真值; \tilde{f}_θ 表示步骤 2 中曲波变换所得的一维小波系数进行量化后所得的量化系数, 是重构的一维信号; T 为量化阈值; R_g 表示对几何流编码所需的比特率数量; R_b 表示量化后的 Bandelet 系数编码所需比特系数; λ 是 Lagrange 乘子, 量化公式为

$$Q(x) = \begin{cases} 0, & |x| \leq T \\ \text{sgn}(x)(q + 0.5)T, & qT \leq |x| \leq (q + 1)T \end{cases} \quad (4)$$

计算各采样角度的 Lagrange 系数, 获得最小 Lagrange 系数的采样角度即为最优几何正则方向, 也就是要进行融合变换的最佳几何流 $G_j(i)$.

1.3 Bandelet 系数计算

Bandelet 系数计算的过程又被称为 Bandelet 化, 在第二代 Bandelet 变换中, Bandelet 化的对象是小波变换的各高频子带的 Bandelet 块, 也就是经过二进制分割和四叉树优化之后的小区域; 因为尺寸足够小, 在每个分割区域内, 图像的几何正则可以用直线逼近; 然后在每个分割区域内分别进行 Bandelet 化. Bandelet 化的实施过程包含了两步: 一是沿几何流方向对小波系数进行重排, 得到一维小波系数; 二是对一维小波系数做一维小波变换, 得到 Bandelet 系数.

假设某一高频子带 Ω_i 里, 二维小波系数为

$$V_i[k_1, k_2] = F(f[n_1, n_2], \Phi_{j, k_1}, \Psi_{j, k_2}) \quad (5)$$

式中: $f[n_1, n_2]$ 为子带离散图像; Φ_{j, k_1} 为尺度因子; Ψ_{j, k_2} 为弯曲小波函数. 对二维小波系数进行重新排列, 记为 V'_i , 对 V'_i 进行一维信号小波变换(使用 haar 小波)得到 Bandelet 系数 $C_j(i)$.

如果区域内没有明显的几何流方向, 就没有必要进行 Bandelet 化, 表明块内图像灰度值的变化是

一致正则的, 直接保留二维小波变换系数即可, 但仍统一称作 Bandelet 系数 $G_j(i)$ ^[13]. 得到 Bandelet 系数和几何流, 就可以按照一定融合规则进行图像融合.

2 PCA 变换规则

PCA 即主成分分析法, 是一种常用降维方法. PCA 变换的基本原理是将原始存在较高相关性的 N 维特征的高维数据, 通过线性变换投影到 M 维正交子空间($M \ll N$), 用新子空间中少数几个不相关的、方差大的、信息量大的特征来表示原始数据信息^[14], 减小数据冗余^[15].

经过二代 Bandelet 变换后得到 Bandelet 系数 $C_j(i)$ 和最佳几何流 $G_j(i)$. 按照 PCA 变换, 选取它们的主成分进行融合. 这里以 Bandelet 系数为例, 论述 PCA 变换融合的规则; 几何流的融合规则与此相同.

N 幅图像二代 Bandelet 系数按照波段顺序排列矩阵为 $C_j(i)$, 用向量的形式表示为 $C = (C_1, C_2, \dots, C_N)$, 对 C 进行线性变换, 形成新的综合的变量 Y , 即

$$\begin{cases} Y_1 = u_{11}C_1 + u_{12}C_2 + \dots + u_{1N}C_N \\ Y_2 = u_{21}C_1 + u_{22}C_2 + \dots + u_{2N}C_N \\ \dots \\ Y_N = u_{N1}C_1 + u_{N2}C_2 + \dots + u_{NN}C_N \end{cases} \quad (6)$$

其中 $u_{k1}^2 + u_{k2}^2 + \dots + u_{kN}^2 = 1, k = 1, 2, \dots, N$. 这样的线性变换有无数种, 为了取得最好的效果, 对系数 u_{ij} 做如下限制:

(1) Y_i 和 Y_j 不相关 ($i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, p$).

(2) Y_1 为 C_1, C_2, \dots, C_N 的一切满足公式(6)的线性组合中方差最大的, Y_2 是与 Y_1 不相关的 C_1, C_2, \dots, C_N 所有线性组合中方差最大的, Y_N 是与 Y_1, Y_2, \dots, Y_{N-1} 不相关的 C_1, C_2, \dots, C_N 所有线性组合中方差最大的.

Y_1 是第一主成分, 其方差最大, 包含原始数据的信息最多. 公式(6)中的系数 ($u_{1j}, u_{2j}, \dots, u_{Nj}$) 是 C 的特征向量, 其相对应的特征值为 ($\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N$).

通常实际分析中, 选择前几个方差最大的成分叠加(贡献率大于 85%)^[16]. 贡献率的计算公式为

$\alpha_k = \lambda_k / \sum_{i=1}^M \lambda_i$, α_k 为第 k 个主成分 Y_k 的方差贡献率. 前 m 个成分的累积贡献率为

$$\sum_{i=1}^m \alpha_i = \sum_{i=1}^m \lambda_i / \sum_{i=1}^M \lambda_i$$

在求解主成分时,通常从分析原始变量 $C = (C_1, C_2, \dots, C_N)$ 的协方差矩阵和相关矩阵出发,协方差阵和基于相关阵求出的主成分存在着较大的差异,但是在数据进行标准化处理后,结果是一致的^[16]. 标准化之后,计算的速度也可提高. 标准化公式如下:

$$C_{ij}^* = \frac{C_{ij} - \bar{C}_j}{\sqrt{\text{var}(C_i)}} \quad (7)$$

$i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, N$

式中: C_{ij} 是代表第 i 幅图像的第 j 个 Bandelet 系数, \bar{C}_j 是所有图像第 j 个 Bandelet 系数的平均值, $\sqrt{\text{var}(C_i)}$ 是相应的标准差.

3 基于二代 Bandelet 和 PCA 的高光谱遥感图像融合方法

针对高光谱遥感图像的特点,采用二代 Bandelet 变换对图像进行多尺度几何变换,利用 PCA 分析各个波段图像的高频和低频信息,根据 PCA 变换分析结果,再重构融合图像. 二代 Bandelet 多尺度几何分析可弥补 PCA 在空域分析方面的不足,PCA 可处理高光谱多波段数据,减小冗余,两者有机结合,能够很好地融合高光谱图像,取得良好的

图像处理效果. 该方法的步骤如下.

(1) N 个波段的高光谱图像预处理、配准.

(2) 分别对 N 个波段的图像进行 Bandelet 变换,其过程中二维 à trous^[2] 小波变换为三层分解;二进制分割子带的大小为 4×4 ;Bandelet 化时采用的是一维 haar 小波三层分解. 得到每一个波段图像的 Bandelet 系数 $C_j(i)$ 和几何流 $G_j(i)$.

(3) 用 PCA 变换分析 N 个波段图像的 Bandelet 系数和几何流,获得各自的主成分,其主成分分别记为 $C_F(i), G_F(i)$.

(4) 利用 Bandelet 系数 $C_F(i)$ 和新的几何流 $G_F(i)$,Bandelet 逆变换重构,得到融合新图像.

4 实验分析

4.1 原始图像分析

本文采用了 8 个波段、大小为 256 像素 \times 256 像素的高光谱数据(图 2),严格配准后,再进行实验分析. 首先分析 8 个波段的原始图像,直接观察可以发现:各幅图像没有明显的噪声,不同波段的图像所包含的信息不同,前几幅图像波段对道路河流较为敏感;而后几幅图像信息量更大,容易判读森林等植被信息. 图 3 是各个图像的灰度直方图,可看出多个波段的图像之间存在着强的相关性,图像之间的数据冗余量较大.

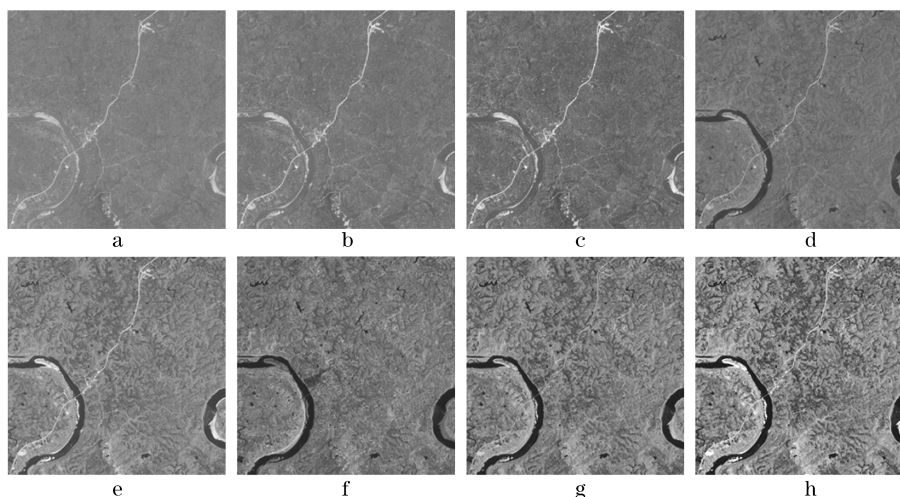


图 2 8 个波段的原始图像

Fig.2 Eight bands original images

4.2 融合结果主观评价

图 4a 为本文方法融合的图像;图 4b 是利用 Bandelet 变换融合得到的图像(8 个图像的 Bandelet

变换和本文第 3 节所阐述的过程相同,融合规则不同,几何流和 Bandelet 系数分别采用最大值和绝对值最大规则);图 4c 是 PCA 变换融合得到的图像. 3

幅融合图像比较,图 4a 的目视效果最好,边缘清晰,富含的信息更多,地物地貌的边缘也较为清晰,验证了 Bandelet 变换善于捕捉图像边缘的优点;另外图中道路、河流水体、树木植被等都能较为清晰地识

别,说明该法融合的图像利于判读和特征提取.而图 4b 中河流水体和道路能够清晰识别,森林植被较清晰.图 4c 中道路、河流水体边缘清晰,其他地物并不清晰.

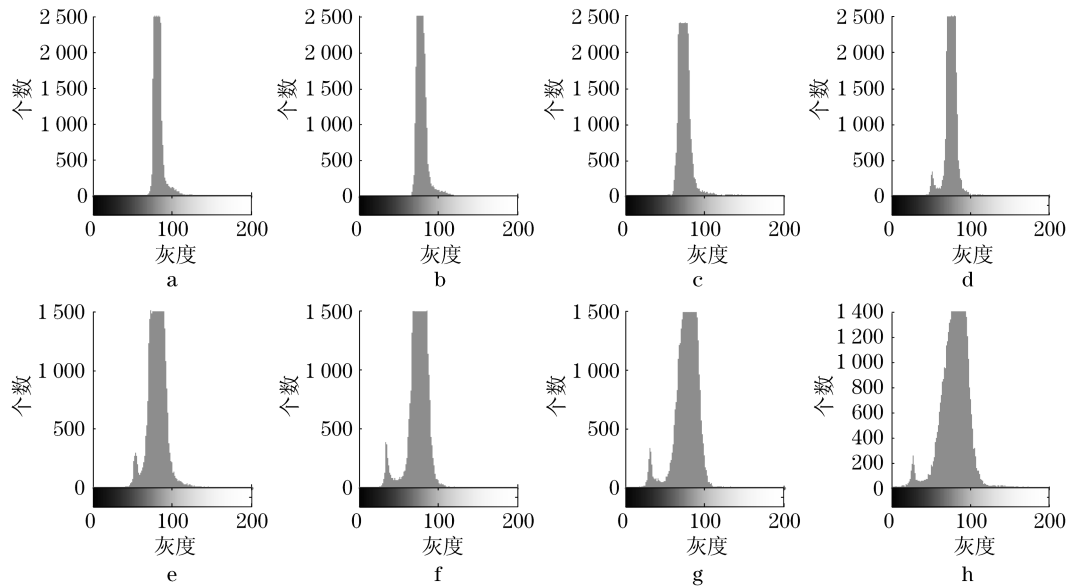


图 3 8 个波段图像的直方图

Fig.3 Histograms of the eight original bands images

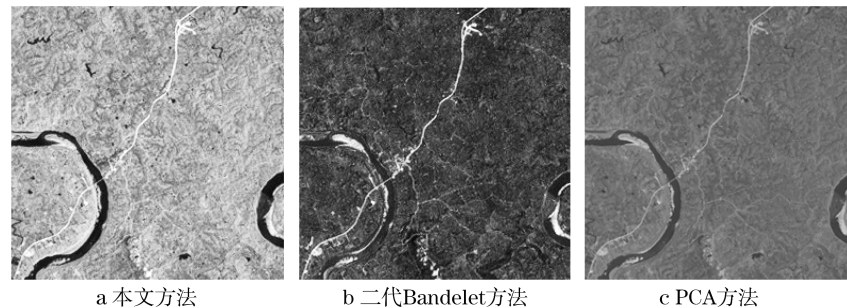


图 4 融合结果

Fig.4 The fused images

4.3 融合结果客观评价

为了从客观的角度评价 3 种融合方法,计算了融合图像的灰度平均值、标准差、熵、平均梯度,计算结果见表 1.表中灰度均值比较接近,其他的指标都有很大的提高.这样的结果表明了本文方法的视觉效果最好,图像包含的信息最丰富,图像局部纹理特征分明,这从主观视觉上也可验证,也说明了本文方法在融合性能提高方面具有很大的优势.另外,结合本文方法和二代 Bandelet 方法的原理,比较图 4a 和 4b 的实验结果,说明 PCA 规则好于传统的规则;但是比较 3 幅图像的纹理信息,会发现 PCA 方法不如其他两种方法,说明 PCA 融合在图像的空域上分析效果有不足之处,所以应该借助二代 Bandelet 这一

多尺度几何分析工具进行弥补.综合来说,利用本文方法融合的图像具有较好的效果和质量.

表 1 不同方法的统计评价

Tab.1 Statistics evaluation of different algorithms

方法	均值	标准差	熵	平均梯度
本文方法	80.299 3	16.575 9	10.279 9	5.96 10
二代 Bandelet	74.269 0	11.151 1	6.715 9	5.264 4
PCA	78.269 0	8.179 2	4.915 3	4.895 3

5 结语

针对高光谱图像的特点,利用具有自适应跟踪

目标几何特征的二代 Bandelet 变换,以及具有减小数据冗余特点的 PCA 变换,进行高光谱图像融合.二代 Bandelet 变换灵活捕捉图像的边缘信息,自适应地跟踪图像的几何正则方向,弥补了 PCA 在空域变换上的不足;而 PCA 变换减小了高光谱波段数据的冗余性.经试验分析,该方法取得了比其他两种方法质量更高的融合图像,是处理高光谱图像融合的一种理想方法,并且对纹理边缘处理效果显著.客观评价指标有较大的提高,尤其是熵的提高,说明该方法丰富了融合图像的光谱信息.综合主客观评价可知,本文方法融合结果图像层次明显,地物地貌较清晰,边缘轮廓分明,有利于图像分类和提取的实现.

参考文献:

- [1] 郭雷,李晖晖,鲍永生. 图像融合[M]. 北京:电子工业出版社,2008.
GUO Lei, LI Huihui, BAO Yongsheng. Image fusion [M]. Beijing: Publishing House Electronics Industry, 2008.
- [2] 后斌,乔伟峰,孙在宏. 基于 IHS 变换与 \hat{a} trous 小波分解的遥感影像融合[J]. 南京师大学报:自然科学版, 2006, 29(1):116.
HOU Bin, QIAO Weifeng, SUN Zaihong. Remote-sensing image fusion based on IHS transform and \hat{a} trous wavelet decomposition [J]. Journal of Nanjing Normal University: Natural Science, 2006, 29(1):116.
- [3] 陈鹰,郭睿. 非负矩阵分解在遥感图像融合中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(20):68.
CHEN Ying, GUO Rui. Non-negative matrix factorizations applied to image fusion in remote sensing [J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(20):68.
- [4] 闫敬文,屈小波. 超小波分析及应用[M]. 北京:国防工业出版社,2008.
YAN Jingwen, QU Xiaobo. Analysis and application beyond wavelet[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2008.
- [5] Peyré G, Mallat S. Discrete bandelets with geometri orthogonal filters [C] // IEEE International Conference on Image Processing. Vancouver: [s. n.]2005:65-68.
- [6] QU Xiaobo, YAN Jinwen, XIE Guofu, et al. A novel image fusion algorithm based on bandelet transform [J]. Chinese Optics Letters, 2007, 5(10):569.
- [7] 焦李成,侯彪,王爽,等. 图像多尺度几何分析理论与应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2008.
JIAO Licheng, HOU Biao, WANG Shuang, et al. Image multiscale geometric analysis: theory and application[M]. Xi'an: Xi'an Electronic Science and Technology University Press, 2008.
- [8] 张良培,张立福. 高光谱遥感[M]. 武汉:武汉大学出版社,2005.
ZHANG Liangpei, ZHANG Lifu. Hyperspectral remote sensing [M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2005.
- [9] Shaw G, Mankolakis D. Signal processing for hyperspectral spectral image exploitation [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2002, 19(1):12.
- [10] Donoho D L. Wedgelets; nearly-minimax estimation of edges [J]. Annals of Stat, 1999, 27:859.
- [11] 梁锐华,成礼智,朱志诚,等. 基于第二代 Bandelet 变换的图像编码[J]. 现代电子技术, 2007, 4:61.
LIANG Ruihua, CHENG Lizhi, ZHU Zhicheng. Image coding based on second generation Bandelet transform [J]. Modern Electronics Technique, 2007, 4:61.
- [12] Pennec E L, Mallat S. Sparse geometrie image representation with Bandelets[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2005, 14(4):423.
- [13] 龙奕. Bandelet 变换在图像去噪与增强中的应用[D]. 成都:西南交通大学信息科学与技术学院, 2008.
LONG Yi. The application of Bandelet transform in image denoise and enhancement processing [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University. College of Information Science and Technolgy, 2008.
- [14] Vogt F, Tacke M. Fast principal component analysis of large data sets [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2001, 59(1):1.
- [15] 戴昌达,姜小光,唐伶俐. 遥感图像应用处理与分析[M]. 北京:清华大学出版社,2004.
DAI Changda, JIANG Xiaoguang, TANG Lingli. Remote sensing image application processing and analysis [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004.
- [16] 李静萍,谢邦昌. 多元统计分析方法与应用[M]. 北京:中国人民大学出版社,2008.
LI Jingping, XIE Bangchang. Method and application of multivariate statistical analysis [M]. Beijing: China Renmin University Press, 2008.