

基于独立分量分析和支持向量机的 遥感影像融合分类算法

陈 蜜^{1,4)} 佘剑辉²⁾ 李德仁¹⁾ 秦前清¹⁾ 贾永红³⁾

¹⁾(武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079) ²⁾(武汉大学计算机学院, 武汉 430079)

³⁾(武汉大学遥感信息工程学院, 武汉 430079) ⁴⁾(首都师范大学教育技术系, 北京 100037)

摘 要 遥感影像分类是遥感量化分析的重要手段, 遥感影像融合是提高分类正确率的有效途径之一。本文提出一种遥感影像的融合分类算法。首先采用 Contourlet 变换对多光谱影像和全色影像进行融合, 然后结合独立分量分析的去相关性、稀疏特性以及很好地捕捉影像重要边缘信息、纹理信息的能力, 提取融合影像的独立分量特征, 并用支持向量机实现分类。与其他算法的主、客观比较结果表明, 该算法的实验效果较好, 可有效地提高遥感影像的分类精度。

关键词 遥感影像融合 Contourlet 变换 独立分量分析 支持向量机 特征提取

中图分类号: TP751 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)09-1665-06

Classification of Remote Sensing Fused Image Based on Independent Component Analysis and Support Vector Machines

CHEN Mi^{1,4)}, XUAN Jian-hui²⁾, LI De-ren¹⁾, QIN Qian-qing¹⁾, JIA Yong-hong³⁾

¹⁾(State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079)

²⁾(College of Computing Science, Wuhan University, Wuhan 430079)

³⁾(College of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079)

⁴⁾(College of Education Technology, Capital Normal University, Beijing 100037)

Abstract Remote sensing image classification is an important means for quantified remote sensing image analysis, and remote sensing image fusion can effectively improve the accuracy of image classification. This paper proposes a classification algorithm of remote sensing fused image based on independent component analysis (ICA) and support vector machines (SVMs). Firstly a novel method of fusing panchromatic and multispectral remote sensing images is developed by contourlet transform which can offer a much richer set of directions and shapes than wavelet. As independent component analysis can not only effectively remove the correlation of multispectral images, but also realize sparse coding of images and capture the essential edge structures and textures of images. Then using features extracted from the ICA domain coefficients of the fused image, the SVMs are trained to classify the whole fused image. Experimental results show that the proposed algorithm can effectively improve the accuracy of the image classification.

Keywords remote sensing image fusion, contourlet transform, independent component analysis, support vector machines, feature extraction

1 引 言

遥感影像计算机分类是遥感技术应用的一个重要组成部分, 是遥感定量化分析的重要手段。随着

遥感技术的发展, 由各种卫星传感器对地观测获取同一地区的多源遥感影像数据越来越多, 将高空间分辨率全色影像和低空间分辨率多光谱影像进行融合, 获取高空间分辨率的多光谱影像用于分类是提高分类正确率的有效途径之一^[1]。

基金项目: 测绘科技项目(1469990624201); 国家自然科学基金项目(40204008)

收稿日期: 2005-12-23; 改回日期: 2006-06-19

第一作者简介: 陈蜜(1978 -), 女, 讲师。2006年于武汉大学获博士学位。现主要从事影像处理与分析等方面的研究。E-mail: micro@

独立分量分析 (independent component analysis, ICA) 是一种新颖的从高阶统计相关角度来分析数据的技术^[2-6]。对输入影像进行独立分量分析, 可实现影像的稀疏编码 (sparse coding), 能提取影像内部类似小波基的特征, 而这些特征依赖于待分析影像数据的统计特性。支持向量机 (support vector machines, SVMs) 是在统计学习理论基础上提出的一种新型的机器学习方法, 在小训练样本和高维情况下, 它具有较好的泛化性能^[7,8]。本文提出一种结合 ICA 和 SVMs 的遥感影像融合分类算法, 对多源遥感影像进行基于 Contourlet 变换的融合后, 在 ICA 域中提取融合影像的分类特征向量, 采用 SVMs 实现融合影像的分类。

2 Contourlet 变换

小波变换是一种多分辨率分析器, 它可以将影像分解成一个最低层逼近和不同尺度不同方向的细节, 基于小波变换的影像融合方法是目前影像融合领域的主流方法。但研究表明, 在高维情况下, 小波分析并不能充分利用数据本身特有的几何特征, 并不是最优的和“最稀疏”的函数表示方法。因此人们致力于发展一种新的高维函数的最优表示方法。

Do 和 Vetterli 提出的 Contourlet 变换^[9-11], 也称塔型方向滤波器组 (pyramid directional filter bank, PDFB), 是一种多分辨率、局域的、方向的影像表示方法, Contourlet 变换基的支撑区间具有随尺度而长宽比变化的“长条形结构”, 该变换将多尺度分析和方向分析分开进行。(1) Contourlet 变换首先对影像进行多尺度分析, 是采用拉普拉斯金字塔变换 (laplacian pyramid, LP) 来实现的, 由此得到一系列的带通及下采样图像。(2) 接着由方向滤波器组 (directional filter bank, DFB) 将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数。影像的拉普拉斯金字塔分解连续地对其带通影像进行子带分解, 当对这些带通子带应用方向滤波器组时, 便能有效地“捕获”方向信息。这就是“塔型方向滤波器组”, 其具有双迭代滤波器结构, 将不同尺度的影像分解成方向子带。(3) 拉普拉斯金字塔分解和方向滤波器组都具有完全重构特性, 由其组合而成的塔型方向滤波器组也能实现完全重构。

针对目前最新发展出的 Contourlet 变换能比小波变换更适合于进行多尺度边缘增强处理的特点, 本文提出了一种新的基于 Contourlet 变换的用于融

合遥感全色和多光谱影像的算法。

3 独立分量分析

ICA 是一种从混合信号中提取独立信号源的方法, 它是一种新颖的盲源信号分离技术, 已被广泛应用于生物医学信号分析、特征提取和模式识别等领域。独立分量分析可简单描述为

$$\mathbf{x} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{s} \quad (1)$$

其中, \mathbf{x} 为观测信号向量, \mathbf{s} 为源信号向量。独立分量分析是描述观测信号 x_i 如何由独立分量 s_i 产生的问题, \mathbf{A} 称为混合矩阵, 相应的设 \mathbf{W} 为分离矩阵, 于是有

$$\mathbf{y} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{x} \quad (2)$$

其中, \mathbf{y} 是估计的源信号矢量。

独立分量分析的主要任务是对分离矩阵 \mathbf{W} 的求解, 算法的关键在于选择分离信号间独立性的度量方法。各种对独立分量分析的理论研究提出了多种度量分量独立性的判据, 本文采用以负熵作为独立性判据的快速独立分量分析 (FastICA) 方法。负熵的定义为

$$N_g(\mathbf{y}) = \{E[G(\mathbf{y})] - E[G(\mathbf{y}_{\text{gauss}})]\}^2 \quad (3)$$

式中, \mathbf{y} 是一随机量, $\mathbf{y}_{\text{gauss}}$ 是一与 \mathbf{y} 具有相同方差的高斯分布的随机量, $E[\cdot]$ 为数学期望, $G[\cdot]$ 为非线性函数, 这里取

$$G(u) = -\exp\left(\frac{-u^2}{2}\right) \quad (4)$$

遥感影像所表现的信息是不同的地物对某个波段的反射率的一种反映, 多光谱遥感影像的各波段可以认为是相互独立的, 各种地物的光谱信息按一定规律混合的结果。将 ICA 作用于多光谱影像, 得到的每个独立分量所表示的结果波段里可集中体现某些地物的信息, 使得不同地物之间的分离度增大。

对单波段影像数据而言, 其大部分重要特征信息诸如边缘特征等与像素间的高阶统计特性有密切关系, 高阶统计特性包含了重要的影像结构和相位特征。ICA 已经被用于提取影像的边缘和纹理特征^[12-15]。基于高阶统计特性分析的 ICA 方法在影像处理中具有独特的优势, 它可实现影像的稀疏编码, 同时 ICA 是一种优良的边缘过滤器。对影像进行独立分量分析, 在 ICA 域中可以很好地反映出影像的边缘特征。由于人眼视觉系统在观察影像时, 首先看到的是一系列的影像块, 然后才是整幅影像。假设每一影像块用向量 \mathbf{x} 表示, 它可以看作是基函

数矩阵 A 的线性组合,独立分量 s 看作是统计独立的随机量,表示其对应的基对影像的作用系数,即 $x = \sum_{i=1}^N a_i s_i$ 。其中 $A = (a_1, a_2, \dots, a_N)$, 列向量 $a_i (i=1, 2, \dots, N)$ 代表了一组 $N^2 \times 1$ 的基影像,通过 ICA 算法,求出分离矩阵 W ,就能得到每幅影像在独立基上的投影系数 $y = W \cdot x$,它代表了影像在 ICA 域内的特征。图 1 是由 ICA 计算出的基向量 A 。可以看出,ICA 基向量表明了影像的高阶信息,在空间上具有方向性,在频域上具有局部性,描述了待分析影像数据的大部分边缘特性。

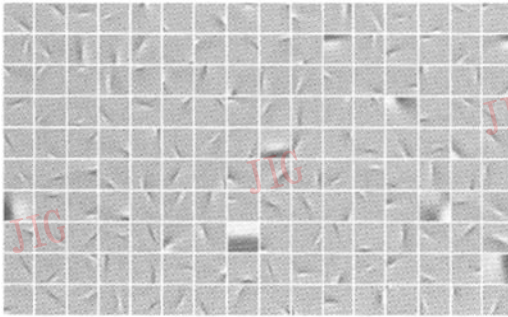


图 1 ICA 基向量

Fig. 1 ICA bases

4 支持向量机

支持向量机是统计学习理论结构风险最小化 (structural risk minimization, SRM) 原则的实现方法,其理论基础可概括为用 VC 维实现 SRM。SVMs 是从线性可分情况下的最优分类面 (optimal hyperplane) 发展而来的,假设有一个大小为 n 的训练样本集: $\{(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, n\}$, 其中 $x \in \mathbf{R}^d$ 为输入的特征向量, $y \in \{+1, -1\}$ 为输出的类别。对于这个两类分类问题, SVMs 最终就是要求解以下最优化问题:

$$\max_{\alpha} \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j) \quad (5)$$

约束条件为 $\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0$ 和 $0 \leq \alpha_i \leq c$, 其中 $c \in \mathbf{R}$ 为惩罚系数, $k(\cdot)$ 为核函数。最终的分类函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i k(x_i, x) - b \right) \quad (6)$$

所谓核函数就是存在一个非线性映射 $\Phi(\cdot)$, 使 $k(x, x') = \langle \Phi(x), \Phi(x') \rangle$ 成立的一类函数。核

函数的引入使 SVMs 得以实用化,可以用 $k(x, x')$ 间接地计算特征空间中输入向量的像之间的内积,从而避免维数灾难。支持向量机中常用的核函数有线性核函数、多项式核函数、径向基核函数等。

SVMs 是一种广义的线性分类函数,其基本思想是借助核函数通过非线性变换将原始问题的输入空间变换到一个高维的特征空间,并在其中构造线性分类超平面。

5 基于 ICA 和 SVMs 的融合影像分类算法

本文提出的基于 ICA 和 SVMs 的融合影像分类算法主要由以下 3 个步骤来实现:(1) 通过基于 Contourlet 变换的影像融合算法对多光谱 3 个波段的影像和全色影像进行融合处理;(2) 对融合影像进行 ICA 变换,在 ICA 域提取分类特征向量;(3) 通过 SVMs 实现融合影像的分类。

5.1 基于 Contourlet 变换的影像融合

对高空间分辨率全色影像和低空间分辨率多光谱影像进行精确的几何配准,并把多光谱影像重采样到与全色影像同样大小。对全色影像和多光谱影像(取 R、G、B 3 个波段)分别进行 Contourlet 变换,得到相应的不同分辨率、不同方向上的低频及高频分量系数。对于 Contourlet 变换高频分量系数,由全色影像的高频分量全部替代 R、G、B 3 个波段对应的高频分量;对于 Contourlet 变换低频分量系数,将全色影像的低频分量进行 \bar{a} trous 小波变换,得到一组小波面系数,将这些小波面系数叠加到多光谱影像的 Contourlet 低频分量系数上。这里是进一步提取出全色影像的细节信息用于影像的融合。最后进行逆 Contourlet 变换得到融合后的图像。

本文提出的基于 Contourlet 变换的融合算法同时结合了小波变换,将得到的高频分量和低频分量分别采用不同的融合规则,以克服传统的融合方法只取全色影像的高频信息而完全丢弃其低频信息从而造成一定程度的全色影像细节信息损失的缺点。算法能在保留多光谱影像的光谱信息同时增强了融合影像的空间细节表现能力,提高了融合影像的信息量,为下一步的分类做了准备。

5.2 ICA 特征向量提取

本步骤对融合影像进行两种方式的 ICA 变换:一种是逐像素地对融合影像每个像素的 R、G、B 3

个分量进行整体 ICA 变换;另一种是先将融合影像转换为灰度影像,然后进行分块 ICA 变换,也就是将大小为 $N \times N$ 的块内的像素按行(或列)首位相连接转换为 1 维($1 \times N^2$)形式,再对 N^2 个灰度值进行 ICA 变换。每一像素点对应的特征向量维数为 $(3 + N^2 + 3)$,由两部分组成:

(1) 对融合影像进行第一种整体 ICA 变换,融合影像的每一像素位置得到对应 3 个波段的 3 个独立分量,每个独立分量里集中表现了某些地物的信息。对应每一像素的 3 个独立分量作为特征向量的一部分。

(2) 将融合影像转换为灰度影像,然后进行分块 ICA 变换。由于原始的全色影像具有高空间分辨率和低光谱分辨率,即只有灰度值信息,故在全色影像上存在同一物体具有不同的灰度值,而不同物体呈现同一灰度值的情形。因为融合后的影像能同时具备较高的空间分辨率和光谱分辨率,所以,本文将包含 R、G、B 3 个波段的融合影像转换成灰度影像,称之为灰度调节影像,该灰度影像可视为对原始全色影像的增强处理,它具有与原始全色影像相似的空间分辨率,而其灰度值更好地反映了不同地物的灰度特征,是非常有用的信息源。每一块内的 ICA 系数不仅可以很好地定位影像的边缘,还可以很好地捕捉影像的纹理信息。由于 ICA 具有其基向量与数据相关的特性,对灰度调节影像进行分块 ICA 变换前,需要训练新的 ICA 基向量。本文采用了逐点移动 $N \times N$ 块的方式。以当前像素点为左上顶点的 $N \times N$ 局部块的 ICA 系数作为另外的 $N \times N$ 个特征向量,同时还统计了这些 ICA 系数所对应的均值、方差以及梯度 3 个特征,它们表示了影像局部的结构信息和纹理信息。

5.3 通过 SVMs 实现融合影像分类

本步骤包括两个子步骤:

(1) 训练 SVMs。在融合影像上不同类别的区域选取一定数量的训练区,按前面所述方法提取相应的 ICA 特征向量,选择合适的 SVMs 核函数和参数对 SVMs 进行训练。

(2) 对融合影像进行分类。依据按 5.2 节的方法得到的特征向量,采用一对一的投票分类策略用训练好的 SVMs 对每一个像素进行分类。

6 实验结果及评价

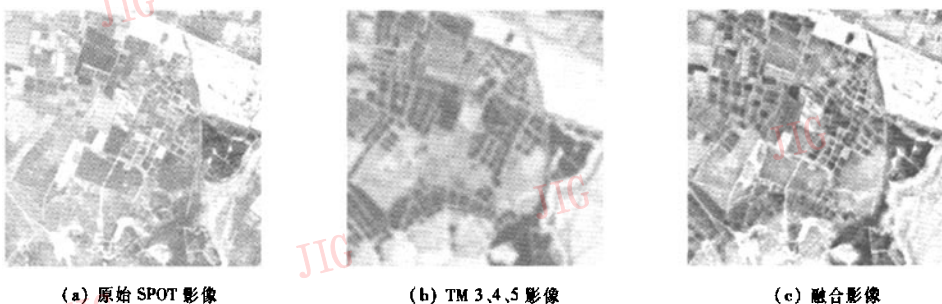
本文采用的实验数据是空间配准的 SPOT 全色影像(图 2(a))和 Landsat TM 3, 4, 5 3 波段影像(图 2(b)),大小为 $256 \text{pixels} \times 256 \text{pixels}$ 。该实验区通过人工判读可分为水体(包括河流、水田)、裸露地(包括道路、居民地、桥梁和未用地)和旱地 3 类覆盖物。

用基于 Contourlet 变换的影像融合算法对 TM 多光谱影像和 SPOT 全色影像进行融合得到的融合影像如图 2(c)所示。

将融合影像转成 3×65536 的输入向量,对融合影像进行整体独立分量分析,得到的 3 个独立分量如图 3 所示。从图中可以看出,3 个独立分量对水体、裸露地和旱地有很好的分离作用。

为了训练对灰度调节影像进行分块 ICA 变换的基向量,选择与融合影像的灰度调节影像内容相似的一组影像共 10 幅,随机抽取 10000 个 2×2 的影像块,组成一幅 4×10000 的训练影像 I 作为 ICA 的输入样本来训练 ICA 基向量,其中 I 的每一列代表 1 个子影像,是将子影像按像素位置首尾相连接构成的。

在融合影像上选取水体、裸露地和旱地的训练样区,每一类选取 2 个 $16 \text{pixels} \times 16 \text{pixels}$ 大小的区域作为训练样本,这些训练样本对应的 3 个独立分



(a) 原始 SPOT 影像

(b) TM 3,4,5 影像

(c) 融合影像

图 2 原始 SPOT、TM 3,4,5 影像及融合影像

Fig. 2 Original SPOT and TM 3,4,5 images and fused images

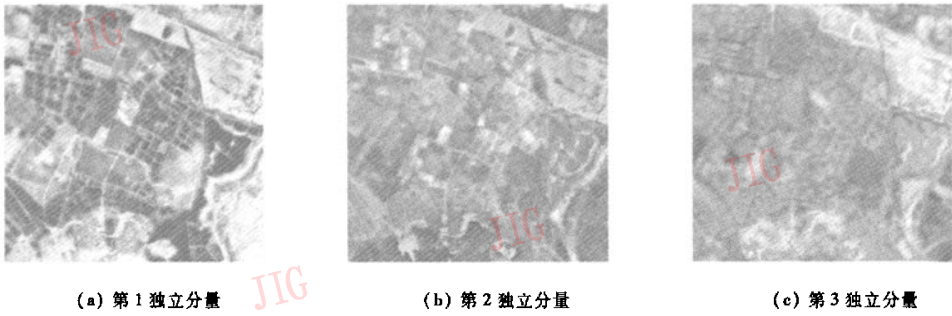


图3 融合影像的3个独立分量

Fig.3 Three independent components of fused images

量值作为第1类入选的输入特征向量。此外,将R、G、B 3个波段融合影像转换成灰度调节影像,按逐点移动 2×2 块的方法来做独立分量分析,提取每块内的ICA系数,得到的4个ICA系数并统计 2×2 块内ICA系数的均值、方差和梯度作为第2类入选的输入特征向量。这样对应于每一个训练样本点,本文一共构造了10维输入特征向量。

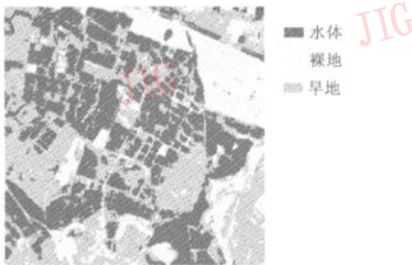
用SVMs将获取的每类样本的输入特征向量进行训练,训练好的SVMs将用于整幅影像的最后分

类。本文选取了径向基核函数: $k(x, x') = \exp(-\|x - x'\|^2 / 2\sigma^2)$, 其中 $\sigma = 2, c = 100$ 。分类结果如图4(c)所示。为了验证本文提出的算法的有效性,这里还列出了传统的遥感影像分类方法(最小距离法、最大似然法)采用光谱特征向量对融合影像进行分类的结果(如图4(a)、(b)所示)。同时每类地物选取400个测试样本,采用混淆矩阵和分类总精度对各种算法的分类结果进行了定量的比较(如表1所示)。

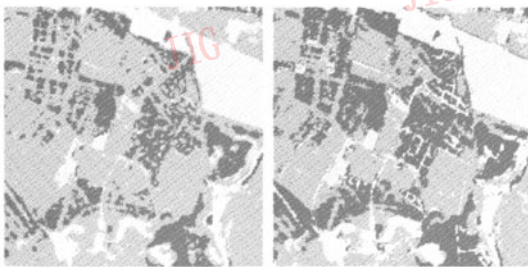
表1 不同分类算法的混淆矩阵和分类总精度比较

Tab.1 Comparisons of different classification methods in confusion matrix and overall accuracy

分类算法	分类类别	地物类别				分类总精度(%)
		水体	旱地	裸地	合计	
最小距离法	水体	74	0	0	74	71.25
	旱地	326	400	19	745	
	裸地	0	0	381	381	
	合计	400	400	400	855	
最大似然法	水体	201	0	0	201	77.00
	旱地	199	400	77	676	
	裸地	0	0	323	323	
	合计	400	400	400	924	
基于ICA/SVMs算法	水体	327	0	0	327	90.33
	旱地	64	357	0	421	
	裸地	9	43	400	452	
	合计	400	400	400	1084	



(a) 最小距离法分类结果



(b) 最大似然法分类结果

(c) 基于ICA/SVMs算法

图4 不同算法分类结果比较

Fig.4 Comparisons of different algorithms of classification results

从分类结果图的目视判读上看,最大似然法和最小距离法对水体和旱地的错分现象比较严重,而本文提出的基于ICA和SVMs的算法除了能减少水

体和旱地的错分外,对裸露地的定位和分类要明显地优于其他两种算法。从分类总精度的比较上看,本文提出算法得到的分类总精度要优于其他两种传统的分类算法。

7 结 论

本文结合 Contourlet 变换对多光谱影像和全色影像进行了融合处理,利用 ICA 能有效去除多光谱影像波段之间的相关性及可实现影像的稀疏编码并能很好地捕捉到影像重要边缘信息、纹理信息的特性,提出了基于 ICA 和 SVMs 的影像融合分类算法。与其他算法的主客观比较结果表明,本文所提出的算法的分类效果优于传统的分类算法,该算法是有效的。

参考文献 (References)

- Jia Yong-hong. The Research on Methods and Application of Multi-source Remotely Sensed Image Data Fusion [D]. Wuhan: Wuhan University, 2001. [贾永红. 多源遥感影像数据融合方法及其应用的研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2001.]
- Aapo Hyvarinen. Survey on independent component analysis [J]. *Neural Computing Surveys*, 1999, 2: 94 ~ 128.
- Aapo Hyvarinen. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, 10(3): 626 ~ 634.
- Aapo Hyvarinen, Patrik Hoyer, Erkki Oja. Sparse code shrinkage for image denoising [J]. *IEEE World Congress on Computational Intelligence*, 1998, 2: 859 ~ 864.
- Fan Ling, Wu Xiao-pei, Long Fei, et al. Image feature extraction and image denoising based on independent component analysis [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2003, 39(9): 107 ~ 126. [范玲, 吴小培, 龙飞等. 基于独立分量分析的图像特征提取及去噪[J]. *计算机工程与应用*, 2003, 39(9): 107 ~ 126.]
- Shang Li, Zheng Chun-hou. Image feature extraction and denoising based on sparse coding [J]. *Journal of System Simulation*, 2005, 17(7): 1782 ~ 1787. [尚丽, 郑春厚. 基于稀疏编码的自然图像特征提取及去噪[J]. *系统仿真学报*, 2005, 17(7): 1782 ~ 1787.]
- Vapnik V N. *The Nature of Statistical Learning Theory* [M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- Corinna Cortes, Vladimir Vapnik. Support vector networks [J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273 ~ 297.
- Do M N, Vetterli M. Contourlets: a directional multiresolution image representation [A]. In: *IEEE International Conference on Image Processing* [C], New York, USA, 2002: 357 ~ 360.
- Do M N, Vetterli M. Contourlet [A]. In: *Beyond Wavelets* [M]. New York, USA: Academic Press, 2002.
- Jiao Li-cheng, Tan Shan. Development and prospect of image multiscale geometric analysis [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 32(12A): 1975 ~ 1981. [焦李成, 谭山. 图像的多尺度几何分析: 回顾和展望[J]. *电子学报*, 2003, 32(12A): 1975 ~ 1981.]
- Anthony J Bell, Terrence J Sejnowski. The "Independent Component" of natural scenes are edge filters [J]. *Vision Research*, 1997, 37(23): 3327 ~ 3338.
- Wang Xiao-min, Zeng Sheng-gen, Xia De-shen. Remote image classification based on loose modified fast independent component analysis algorithm [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2005, 41(7): 84 ~ 86. [王小敏, 曾生根, 夏德深. 基于松弛因子的快速独立分量分析算法的遥感图像分类技术[J]. *计算机工程与应用*, 2005, 41(7): 84 ~ 86.]
- Zeng Xiang-yan, Chen Yen-wei, Deborah van Alphen, et al. Selection of ICA feature for texture classification [A]. In: *Advances in Neural Networks-ISNN2005, Second International Symposium on Neural Networks Park II, Lecture Notes in Computer Science 3497* [C], Chongqing, China, 2005: 262 ~ 267.
- Su Y, Huang P S, Lin C F, et al. Target-cluster fusion approach for classifying high resolution IKONOS imagery [J]. *IEE Proceedings Vision Image Signal Process*, 2004, 15(4): 241 ~ 249.