

## 三维 Gabor 滤波器与支持向量机的高光谱遥感图像分类

冯 道<sup>1,2</sup>, 肖鹏峰<sup>2\*</sup>, 李 琦<sup>1</sup>, 刘小喜<sup>2</sup>, 吴小翠<sup>2</sup>

1. 北京大学遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871

2. 南京大学地理信息科学系, 江苏 南京 210023

**摘 要** 根据高光谱遥感图像的特点及二维 Gabor 滤波器纹理分割的原理, 提出了一种基于三维 Gabor 滤波器的高光谱遥感图像分类方法。三维 Gabor 滤波器能够对高光谱遥感图像所有波段同时进行滤波, 将大量的图像信息抽取为少量的不同尺寸、方向和波谱的响应, 极大减少了高光谱遥感图像纹理信息提取的计算量。利用不同方向和尺寸的三维 Gabor 滤波器对祁连山黑河流域上游地区的 Hyperion 影像全波段进行滤波处理, 获取 26 个纹理响应特征, 并分析不同纹理对不同地物的区分度。利用自动子空间划分的波段指数 (BI) 进行波段选择, 选取不同的波段组合进行试验, 寻找最佳降维幅度。按照纹理对不同地物响应的区分度逐一加入三维 Gabor 纹理特征, 利用三维 Gabor 纹理辅助光谱信息, 运用支持向量机 (SVM) 的方法进行监督分类。结果表明, 基于三维 Gabor 纹理和自动子空间 BI 波段选择的 SVM 分类方法能够在有效降低光谱维数的同时, 提高高光谱遥感图像分类的精度和效率。

**关键词** 高光谱遥感; 图像分类; 三维 Gabor 滤波器; 波段选择; 支持向量机

**中图分类号:** TP79 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2014)08-2218-07

### 引 言

随着传感器、数字图像处理以及大容量存储技术的发展, 高光谱遥感图像在遥感科学中的应用日益广泛。高光谱图像的光谱分辨率可以达到纳米级, 一般具有上百个波段, 能够提供数十倍于多光谱影像的光谱信息。但是在高光谱影像提供大量光谱信息的同时, 也增加了遥感图像分类的难度。本文将从波段选择与纹理特征提取方面探讨高光谱遥感影像的分类问题。

波段选择是遥感图像分类的重要环节之一, 对于高光谱遥感图像的特征提取, 最初一般都集中在波段选择上<sup>[1]</sup>。对全波段进行选择时, 最简单的方法是对全波段进行简单的等间隔划分, 但该方法缺乏理论依据而导致效果不佳。基于波段相似度评估的非监督波段选择方法相继被提出<sup>[2, 3]</sup>, 其中, 基于自动子空间划分的方法通过定义波段相关系数矩阵及其近邻可传递相关矢量将高光谱空间划分为适合的数据子空间<sup>[4]</sup>, 这种划分方法有充分的理论依据, 反映了数据的局部特性。

纹理特征是辨别不同地物的一个重要因素。分析、提取

图像的纹理特征, 有助于减小同物异谱、异物同谱的不利影响。一般的纹理提取算法通常只能对单波段图像进行纹理提取, 现有的一些改进算法目前还不能完全适应高光谱纹理特征的提取, 如: 多光谱随机场方法<sup>[5, 6]</sup>能够表现多波段图像间的空间交互作用, 但是需要选取一个能够较好表达这种交互作用的邻域; 相关模型法用于分割多光谱纹理<sup>[7]</sup>, 但是需要相当大的图像区域来训练这个模型, 而对于高光谱图像而言, 很小的一个区域就包含大量的光谱信息, 从而带来巨大的计算量; 共生矩阵模型法<sup>[8]</sup>可延伸应用于彩色图像, 但即使只是处理少数波段<sup>[9]</sup>, 也需要大量的相关信息。

Gabor 滤波器可以捕获图像纹理的方向、尺寸等内部结构信息, 这类滤波器与人类视觉系统紧密联系, 并且能够获得在空域和频域的最佳结合<sup>[10]</sup>。二维的 Gabor 滤波器已经被广泛应用于纹理分析<sup>[11]</sup>、纹理分割<sup>[12]</sup>等领域中。但是对于高光谱图像而言, 二维 Gabor 滤波器组需要对上百个波段逐一进行滤波<sup>[13]</sup>, 一般的 PC 机很难实现, 且滤波后的各个波段的图像信息很难进行具有物理意义的叠合。所以一般提取敏感的少数几个波段进行滤波, 而忽略其他波段, 这样导致了大量的光谱信息损失。三维 Gabor 滤波器早期被用于医学图像分析<sup>[14]</sup>, 后被引入遥感图像处理。Bau 等设计了三维

收稿日期: 2013-09-17, 修订日期: 2013-12-20

基金项目: 全球变化研究国家重大科学研究计划课题(2011CB952001), 江苏高校优势学科建设工程项目(PAPD)资助

作者简介: 冯 道, 1989 年生, 北京大学遥感与地理信息系统研究所博士研究生 e-mail: fengxiao198995@163.com

\* 通讯联系人 e-mail: xiaopf@gmail.com

Gabor 滤波器<sup>[15, 16]</sup>, 以不同方向的三维 Gabor 滤波器为一组, 用两组不同尺寸的滤波器对已有的类别样本逐一进行训练, 对于每一类样本得到多个光谱特征, 运用训练得到的光谱特征进行监督分类, 取得较高的分类精度。但其分类是针对 12×12 像素的区域进行, 这对于一些空间分辨率不高的高光谱遥感图像显然是不适合的。

常用的高光谱分类算法有: 光谱角度填图、最大似然法、神经网络分类、支持向量机等。其中支持向量机是在统计学习理论的基础上提出的一种机器学习方法<sup>[17]</sup>。它是在线性分类器的基础上, 引入结构风险最小化原理、最优化理论和核方法演化而成。它在小样本学习、抗噪声性能、学习

效率与推广性方面都优于最大似然法、神经网络等分类器, 能够有效克服高光谱分类中样本不足带来的 Hughes 现象<sup>[18]</sup>。

因此, 本研究以祁连山黑河流域上游为主要研究区, 以 Hyperion 遥感影像为主要研究数据, 在波段指数 (BI) 算法基础上引入自动子空间划分, 对高光谱遥感图像进行波段选择降维; 构建三维 Gabor 滤波器, 提取高光谱遥感图像纹理特征; 利用三维 Gabor 纹理辅助光谱信息进行 SVM 高光谱遥感图像分类, 精确获取雪冰、林地、草地、水体、耕地、城镇等地物类型信息, 为高光谱遥感图像分类提供新的研究思路, 技术路线示于图 1。

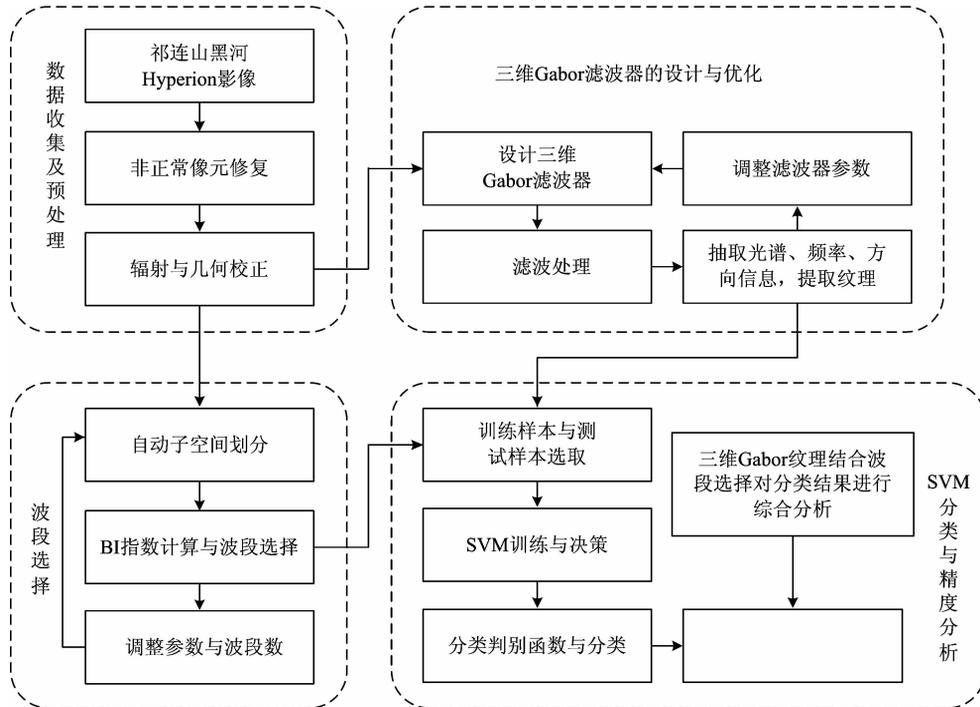


Fig. 1 The flowchart of the study

## 1 研究区与数据

研究区位于 100°11'—100°19'E 和 38°2'—38°10'N 之间, 主要包含青海省祁连县城及周边冰沟、皋兰山等地, 黑河上游的八宝河为研究区内的主要水系。属大陆性高寒山区气候, 平均海拔 3 100 m, 年均温 1 ℃, 年降水量为 270~600 mm。研究区地表覆盖类型主要有雪冰、林地、草地、水体、耕地、城镇等。实验数据为 Hyperion L1R 产品, 于 2008 年 3 月 17 日成像, 波谱范围 0.4~2.5 μm, 共 242 个波段, 光谱分辨率 10 nm, 空间分辨率 30 m, 为 UTM 投影、WGS84 坐标系, 如图 2 所示。

### 1.1 Hyperion 数据预处理

将 Hyperion 数据的 242 个波段中未定标和受水汽影响及成像质量较差、噪声较多的波段剔除, 共保留了 160 个波段 (见表 1); 将原图像的 99, 100, 200, 201 四个有坏线的波段利用 ENVI 的 ReplaceBadLines 工具, 用最近邻的正常两

列的平均值替代; 通过 IDL 编程采用多项式算法去除垂直条纹; 利用 ENVI 的 BandMath 工具进行传感器端辐射校正, 得到绝对辐射值图像; 大气校正采用了 ENVI 提供的 FLAASH 校正模块; 几何校正采用了 ENVI 提供的 RST 变换方法, 进行双线性内插重采样, 通过同一地区几何精校正

Table 1 Removal and retention bands

剔除波段		保留波段	
原始波段 序号	波长范围 /nm	原始波段 序号	波长范围 /nm
1~8	355~426	9~57	436~925
58~82	935~962	83~120	972~1 346
121~127	1 356~1 416	128~165	1 426~1 800
166~181	1 810~1 961	182~184	1 971~1 991
185~186	2 002~2 012	187~218	2 022~2 335
219~242	2 345~2 577		
总计	82	总计	160

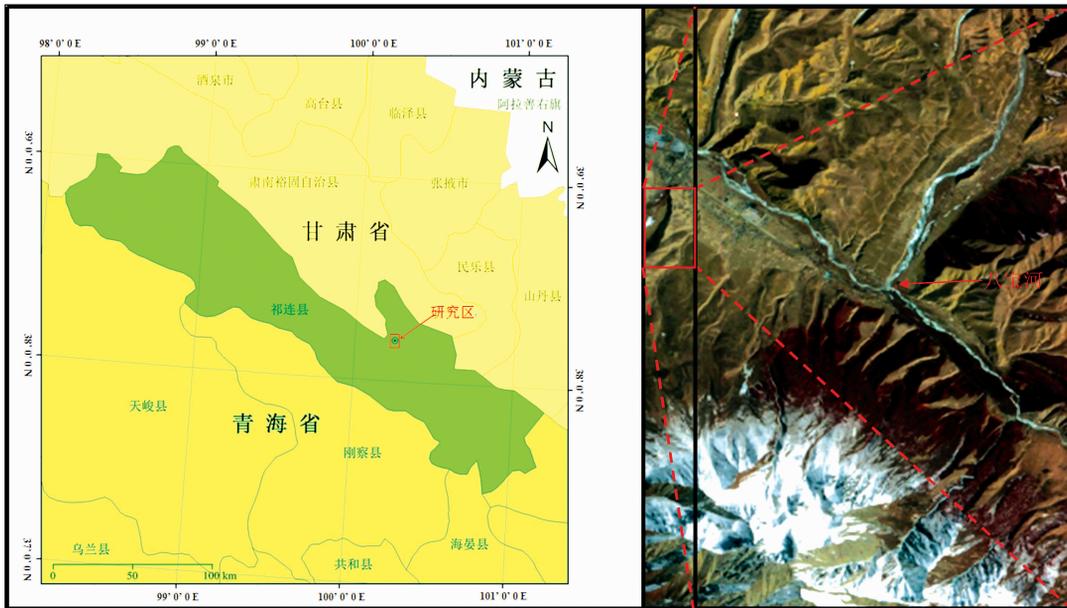


Fig. 2 The study area

(a): Location of the study area; (b): Hyperion data in the study area(b41: 762~772 nm, b27: 620~630 nm, b19: 538~548 nm)

过的 TM 图像进行纠正, 选取了 25 个控制点, 均方根误差均不超过 0.5 个像元。

## 2 研究方法

### 2.1 基于自动子空间划分的最优波段选择

根据图像任意两波段的相关系数, 可以得到相关系数矩阵。图 3 以灰度和曲线的方式展示了实验图像的相关系数。根据相邻波段相关系数曲线图, 可将所有波段划分为 4 个部分: A(band 1~49), B(band 50~87), C(band 88~125), D(band 126~160)。

波段指数(BI)是根据高光谱数据波段多、具有分组成块的特点而设计, 综合考虑了波段的信息含量和相关性两个因素。在进行自动子空间划分后, 分别根据式(1)计算 4 个子空间各个波段的波段指数。

$$P_i = \frac{\sigma_i}{R_w + R_o} \quad (1)$$

其中,  $P_i$  为波段  $i$  的波段指数,  $R_w$  为波段  $i$  与所在子空间内其他波段的相关系数的绝对值之和的平均值,  $R_o$  为波段  $i$  与所在子空间以外的其他波段之间的相关系数的绝对值之和。 $\sigma_i$  为波段  $i$  的均方差。

下面以每个子空间选取 3 个波段共计 12 个波段为例。全波段 BI 计算后选出的前 12 个波段聚集在 457~701 nm 的一个狭窄波谱空间中, 而通过子空间划分后, BI 选择出的波段子集波谱范围为 457~2 052 nm。表 2 列出了排在各个子空间前三的波段, 可以看出自动子空间划分在降低高光谱遥感图像维数的同时保留了较高的信息量, 并且选择出的波段之间的相关性也较低。

为了检验 BI 波段选择算法的有效性, 对 BI 选择的 12 个波段用最大似然法进行了分类。根据实验区内的地物光谱分析, 确定试验区的地物类别为雪冰、草地、城镇、林地、耕地和水体共 6 类, 并按照近似 1:1 的比例随机选取训练样本

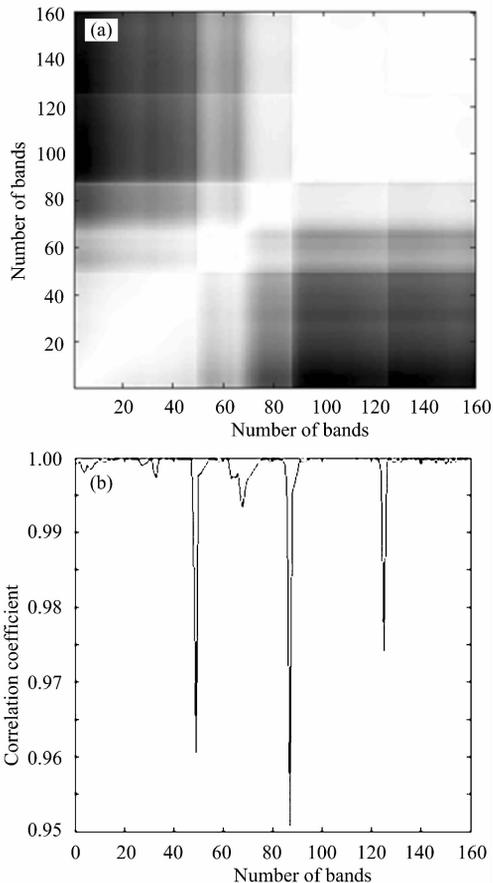


Fig. 3 Correlation coefficient matrix and graph

(a): Correlation coefficient matrix of bands in grayscale; (b): The curve of near-bands correlation coefficient

和检验样本, 每种地物选取 300~700 个样本不等。表 3 列出了运用最大似然法的分类结果, BI 波段选择后较之所有 160 波段的分类精度显著提高, 这是因为经过 BI 波段选择后不仅较好的保留原有高光谱遥感图像的信息, 而且有效的克服了高光谱遥感图像分类中因样本不足所带来的 Hughes 现象, 降维效果较好。子空间划分后 BI 选择的波段组合较之于全波段 BI 选择的波段组合的分类精度有所提升, 这是因为通过子空间划分后的 BI 波段选择选出的波段之间相关性较低。

Table 2 Ranking of band index in each subspace

子空间	波段指数值	预处理后波段	原波段	中心光谱	标准差
A	1 079.276 6	4	12	467.517 27	1 375.454 6
	1 015.415 9	23	31	660.847 96	1 223.064 0
	1 011.775 5	21	29	640.497 19	1 227.538 8
B	677.461 52	87	120	1 346.251 3	1 057.120 8
	672.137 36	65	98	1 124.282 7	975.886 48
	642.169 76	86	119	1 336.150 4	997.007 72
C	853.380 02	90	130	1 447.135 6	1 321.403 0
	849.419 22	92	132	1 467.333 0	1 311.474 7
	798.316 09	94	134	1 487.531 6	1 233.745 6
D	856.044 47	126	182	1 971.762 5	1 326.748 4
	833.349 58	128	184	1 991.958 3	1 293.127 6
	812.101 52	132	190	2 052.450 2	1258.151 7

Table 3 Classification accuracy by maximum likelihood method with different band selections

分类数据	总体精度/%	Kappa 系数
全波段	52.57	0.431 3
全波段 BI	86.49	0.834 3
子空间划分 BI	87.72	0.849 6

2.2 三维 Gabor 滤波器设计与纹理特征提取

在二维 Gabor 滤波器的基础之上增加一维表示波谱信息, 即  $h(x, y, \lambda)$ , 类比一维 Gabor 滤波器扩展到二维 Gabor, 三维的 Gabor 滤波器应具有以下参数: 径向中心频率  $F = (F_x^2 + F_y^2 + F_\lambda^2)^{\frac{1}{2}}$ ; 滤波器方向  $(\eta_x, \eta_y, \eta_\lambda) = \frac{1}{F}(F_x, F_y, F_\lambda)$ , 也可以用空间的两个角度  $(\theta, \phi)$  来表示; 高斯函数的形状参数  $\sigma$ ; 以及椭球状滤波器的三个半轴长  $(M, N, W)$ 。由此得到三维 Gabor 滤波器的表达式, 见式(2), 其中高斯成分, 见式(3), 正弦成分, 见式(4), 各轴线方向投影, 见式(5)

$$g(x, y, \lambda) = a(x, y, \lambda)c(x, y, \lambda) \tag{2}$$

$$a(x, y, \lambda) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{3}{2}}\sigma^3} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x^2+y^2+\lambda^2)} \tag{3}$$

$$c(x, y, \lambda) = \cos(2\pi(F_x x + F_y y + F_\lambda \lambda)) \tag{4}$$

$$F_x = F \sin\theta \cos\phi, F_y = F \sin\theta \sin\phi, F_\lambda = F \cos\theta \tag{5}$$

为了能够尽可能覆盖整个三维空间, 获取各个方向的纹理, 通过改变  $\theta, \phi$  的值, 设计不同方向的 Gabor 滤波器(如

图 4 所示), 以  $45^\circ$  为步长,  $\theta, \phi$  分别选择  $(-45^\circ, 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ)$ , 但当  $\theta$  取值为  $0^\circ$  时,  $\phi$  也只能取  $0^\circ$ , 共计 13 个方向。为了能够提取不同尺度的纹理信息, 还设计了两个尺度, 因此, 共计 26 个滤波器。

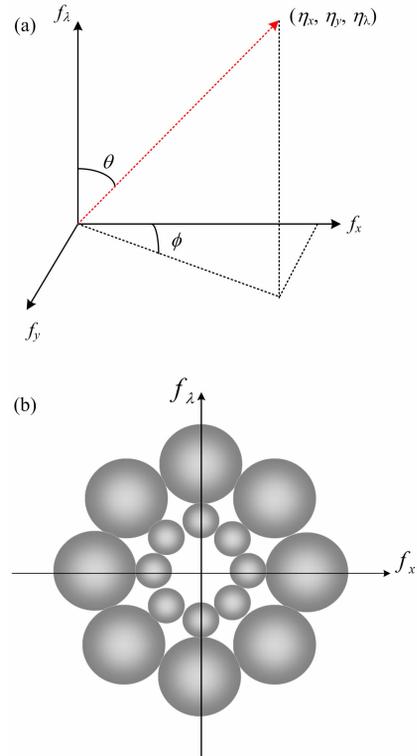


Fig. 4 Three-dimensional Gabor filter

(a): Direction of 3D Gabor filter;  
(b): Projection of a 3D Gabor group on  $f_x f_y$  plane

为了降低特征维数并增强其鲁棒性, 本文基于能量原理对特征矩阵进行了非线性后处理, 定义了三维 Gabor 纹理特征值, 见式(6)。

$$E_R(i) = \frac{1}{MNW} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{\lambda=0}^{W-1} r_i(x, y, \lambda)^2 \tag{6}$$

其中  $M$  和  $N$  代表区域  $R$  的行列号,  $W$  为波段数,  $i$  为特征的序号, 取值  $1 \sim 26$ 。定义  $R_i(x, y, \lambda)$  是区域  $R$  中每个像元第  $i$  个 Gabor 滤波器的滤波结果, 那么区域  $R$  的第  $i$  个三维 Gabor 纹理特征值可以用  $E_R(i)$  表示。

利用该三维 Gabor 滤波器组对高光谱遥感图像 160 个波段同时进行纹理特征提取得到 26 个纹理特征值, 图 5 为六类典型地物的 26 个三维 Gabor 纹理特征值曲线图。可以发现: 第 6 个纹理特征可以很好的将林地、雪冰、城镇分开, 但水体、耕地和草地较为混淆; 第 12 个纹理特征可以很好的将水体、耕地、草地、城镇分开, 但冰雪与林地较为混淆。因此在下文将按区分度优到差, 采用逐步加入三维 Gabor 纹理的方式进行分类实验。

2.3 基于 SVM 的高光谱遥感图像分类

SVM 分类器的不同核函数对应不同的特征映射, 从而通过学习得到的超平面也具有不同的特点和能力。表 4 列出

了使用不同核函数的分类结果。对于经过预处理的 160 波段的 Hyperion 图像来说, 高斯 RBF 核函数取得了较好的识别结果, 总体分类精度达到 85.91%。

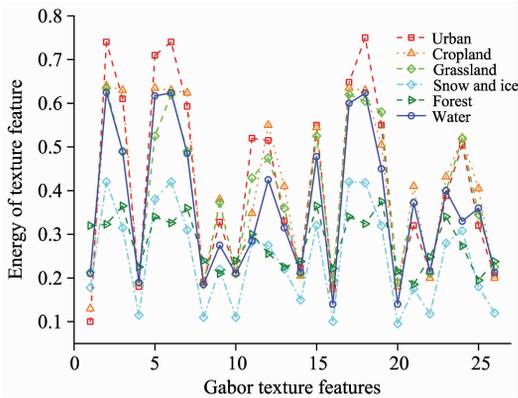


Fig. 5 3D Gabor texture features of six land cover types in study area

Table 4 Accuracy of SVM classification using different kernel functions

SVM 核函数	分类精度/%	Kappa 系数
线性核函数	84.50	0.811 3
多项式核函数	85.44	0.822 7
Sigmoid 核函数	84.57	0.812 1
RBF 核函数	85.91	0.826 4

为了验证 SVM 对于高光谱遥感图像分类的优势, 用最大似然法、最小距离法、马氏距离法、神经网络等对全波段图像进行了分类实验, 表 5 列出了以上方法的分类结果。当样本数量较大时神经网络运算速度非常慢, 效果也并不理想, 分类精度只有 74.31%。最大似然法和最小距离法对于高光谱遥感图像分类精度同样不乐观。马氏距离不仅考虑了类别的均值向量, 而且考虑了各特征点在类别中心周围分布的情况, 因此比其他几种距离更为有效, 分类精度略低于 SVM 分类方法, 为 83.49%。因此以下实验结果均是采用以 RBF 为核函数的 SVM 分类算法。

Table 5 Classification accuracy of other common methods with full bands

分类方法	分类精度/%	Kappa 系数
最大似然法	52.57	0.431 3
最小距离法	71.75	0.657 3
马氏距离法	83.49	0.799 2
神经网络法	74.31	0.692 1

### 3 结果与讨论

#### 3.1 三维 Gabor 纹理辅助全波段 SVM 分类结果

图 6 展示了全波段加入纹理特征与分类精度的关系, 其中 Gabor 纹理是按照其 PCA 变换后的顺序依次加入, 可以

发现, 纹理特征较少时, 分类精度随着纹理特征维数的增加而增加, 在加入 7 个纹理特征后全波段 SVM 分类精度达到最大, 为 90.86%, 但当纹理维数达到一定数目后分类精度则保持平稳, 或出现小幅波动。图 7(a)和(b)分别为全波段 SVM 分类结果与全波段加入 7 个纹理特征后分类结果比较图, 加入纹理特征后不仅分类精度增加了, 分类结果的破碎度也减少了, 这说明加入纹理特征有助于保持地物的形状, 但是与此同时, 由于破碎度的降低, 一些块状不连续分布的城镇和耕地被合并, 导致这两种土地类型相比实际明显偏高。此外对于水体来说, 分类精度得到提高, 尤其是冰雪和林地交界处, 水体误分现象得到有效遏制。

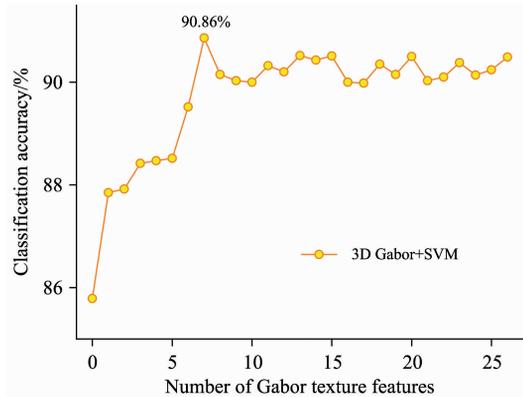
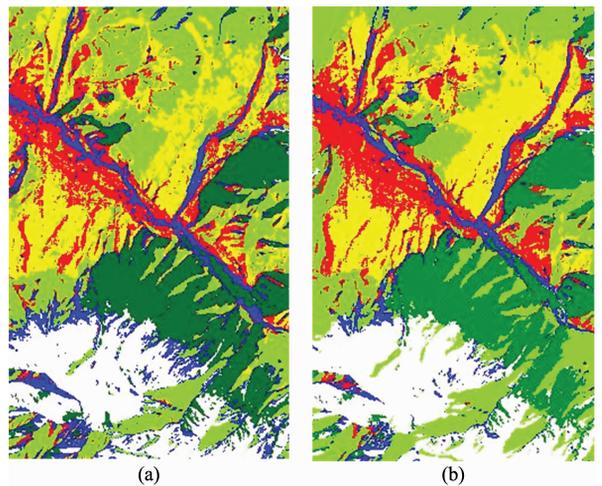


Fig. 6 Variations of classification accuracy with full bands corresponding to the increasing 3D Gabor textures



(a) Water (b) Cropland (c) Grassland (d) Urban (e) Forest (f) Snow and ice

Fig. 7 Comparison of full bands classification by adding Gabor textures

(a): Before adding Gabor textures;  
(b): After adding Gabor textures

#### 3.2 基于波段选择和 Gabor 纹理提取的 SVM 分类结果

SVM 适用于高维特征、小样本问题, 因此在应用于高光谱遥感图像分类时, 可以避免对原始高维数据进行降维处理。但采用高维特征时一方面可能导致效率低下, 另一方面分类精度未必能够得到保证。为了研究降维幅度对分类精度

的影响,分别选取了波段数为 4, 8, 12, 16, 20, 24, 28, 40, 80, 160 的十组数据进行实验,即从每个子空间中分别选取 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 10, 20, 40 个波段。表 6 列出了不同波段维数的分类精度,可以看到当波段数目达到 12 时为最佳维数, SVM 分类精度达到 85.26%, 与 160 波段的分类精度 85.91% 基本持平。这说明基于波段选择后可以在有效降低数据维度的同时,提高分类的效率并保持较好的分类精度。

**Table 6 Accuracy variations of SVM classification corresponding to different dimensions of BI band selections**

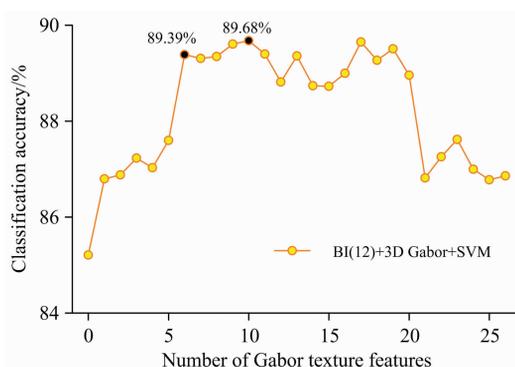
波段数	分类精度/%	Kappa 系数
4	80.53	0.763 4
8	84.83	0.815 4
<b>12</b>	<b>85.26</b>	<b>0.820 6</b>
16	85.01	0.817 6
20	84.90	0.816 2
24	85.12	0.818 8
40	84.90	0.816 1
80	84.54	0.811 7
160	84.57	0.812 2

为了探讨波段选择后,纹理特征加入对分类精度的影响,用最佳降维数 12 作为波谱特征,研究了最佳波段维数下的分类精度与加入 Gabor 纹理数量的变化关系,如图 8 所示。与之前实验结果类似,当纹理特征维度达到 6 时,分类精度基本上达到平稳,当纹理特征维度达到 10 时,分类效果最好,而随着纹理特征维数增加到 20 往后,分类精度开始下降。

经过波段选择后加入纹理的 SVM 最优分类精度为 89.68%, 相比于全波段加入纹理特征的 SVM 最优分类精度 90.86% 略有下降。但从数据压缩以及计算效率来说,波段选择后加入纹理只需要 18 个维度(纹理维 6, 波谱维 12)的信息就可以达到 89.39% 的精度。针对实验数据,在型号为 ASUS-X81S 的便携计算机上进行分类,基于波段选择与三维 Gabor 纹理的 SVM 分类仅用时 5.52 s, 而全波段的 SVM 分类用时 20.91 s, 全波段加入三维 Gabor 纹理的 SVM 分类用时 22.15 s, 这说明基于三维 Gabor 纹理特征和波段选择的 SVM 方法,应用于高光谱遥感图像分类可以有效提高分类精度和效率。

## References

- [1] TONG Qing-xi, ZHANG Bing, ZHENG Lan-fen(童庆禧, 张兵, 郑兰芬). Hyperspectral Remote Sensing(高光谱遥感). Beijing: Higher Education Press(北京: 高等教育出版社), 2006.
- [2] Du Q, Yang H. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2008, 5(4): 564.
- [3] Martinez-Uso A, Pla F, Sotoca J M, et al. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(12): 4158.
- [4] Gu Y F, Zhang Y. Proceedings of International Conference on Image Processing, 2003, 1: 801.
- [5] Sarkar S, Healey G. Optical Engineering, 2004, 43(12): 3038.



**Fig. 8 Accuracy variations of SVM classification corresponding to increasing 3D Gabor textures with 12 optimal bands**

## 4 结 论

通过设计三维 Gabor 滤波器组对 Hyperion 高光谱遥感图像 160 个波段同时进行滤波处理,提取得到 26 个纹理特征。利用自动子空间划分的 BI 波段选择算法对 Hyperion 高光谱遥感图像进行降维。最后将提取得到的三维 Gabor 纹理特征结合高光谱遥感图像波谱信息,运用 SVM 方法对 Hyperion 高光谱遥感图像进行分类,取得较好的分类效果。根据实验主要得出以下结论:(1) 三维 Gabor 滤波器组能够对高光谱所有波段同时进行滤波,可极大减少高光谱遥感图像纹理提取的计算量;(2) 基于自动子空间划分的 BI 波段选择可以在有效降低高光谱遥感图像波谱维数的同时保持较好的分类精度;(3) SVM 虽然适用于高光谱遥感图像的高维特点,可以取得比较满意的分类精度。但采用高维特征时一方面可能导致效率低下,另一方面分类精度未必能得到保证。而基于三维 Gabor 纹理和自动子空间 BI 波段选择的 SVM 分类方法可以有效提高计算效率和分类精度。

实验虽取得较好的分类效果,但在设计三维 Gabor 滤波器组时,尺度和滤波器形状等参数需要人工不断调整以取得较好的纹理提取效果,如何能够根据实际应用自动获取最优参数值有待进一步研究;此外, SVM 分类器的参数选择和训练区选择的好坏直接影响到 SVM 的分类精度,如何针对特定的应用,自动选择 SVM 参数以及选择训练区,需要进一步研究。

**致谢:**感谢中国科学院寒区旱区环境与工程研究所的中国科学院西部行动计划(二期)项目“黑河流域遥感-地面观测同步试验与综合模拟平台建设”(KZCX2-XB2-09)为本研究提供 Hyperion 遥感数据。

- [ 6 ] Chen M, Strobl J. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(13): 4550.
- [ 7 ] Shi M, Healey G. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(5): 1201.
- [ 8 ] Hauta-Kasari M, Parkkinen J, Jaaskelainen T, et al. *Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition*, 1996, 2(3): 785.
- [ 9 ] Licciardi G, Pacifici F, Tuia D, et al. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(11): 3857.
- [10] Daugman J G. *Journal of the Optical Society of America A*, 1985, 2(7): 1160.
- [11] Liu L, Ngadi M O, Prasher S O, et al. *Journal of Food Engineering*, 2010, 99(3): 284.
- [12] Li M, Staunton R C. *Pattern Recognition Letters*, 2008, 29(5): 664.
- [13] Xie X H. *Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, 2008, 7(3): 1.
- [14] Shen L L, Bai L. *Medical Image Analysis*, 2008, 12(3): 375.
- [15] Bau T C, Healey G. *Proceedings of SPIE-Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XV*, 2009, 73340B.
- [16] Bau T C, Sarkar S, Healey G. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(9): 3457.
- [17] Pal M, Foody G M. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(5): 2297.
- [18] Shashahani B M, Landgrebe D A. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1994, 32(5): 1087.

## Hyperspectral Image Classification Based on 3-D Gabor Filter and Support Vector Machines

FENG Xiao<sup>1, 2</sup>, XIAO Peng-feng<sup>2\*</sup>, LI Qi<sup>1</sup>, LIU Xiao-xi<sup>2</sup>, WU Xiao-cui<sup>2</sup>

1. Institute of Remote Sensing and GIS, Peking University, Beijing 100871, China

2. Department of Geographical Information Science, Nanjing University, Nanjing 210023, China

**Abstract** A three-dimensional Gabor filter was developed for classification of hyperspectral remote sensing image. This method is based on the characteristics of hyperspectral image and the principle of texture extraction with 2-D Gabor filters. Three-dimensional Gabor filter is able to filter all the bands of hyperspectral image simultaneously, capturing the specific responses in different scales, orientations, and spectral-dependent properties from enormous image information, which greatly reduces the time consumption in hyperspectral image texture extraction, and solve the overlay difficulties of filtered spectrums. Using the designed three-dimensional Gabor filters in different scales and orientations, Hyperion image which covers the typical area of Qi Lian Mountain was processed with full bands to get 26 Gabor texture features and the spatial differences of Gabor feature textures corresponding to each land types were analyzed. On the basis of automatic subspace separation, the dimensions of the hyperspectral image were reduced by band index (BI) method which provides different band combinations for classification in order to search for the optimal magnitude of dimension reduction. Adding three-dimensional Gabor texture features successively according to its discrimination to the given land types, supervised classification was carried out with the classifier support vector machines (SVM). It is shown that the method using three-dimensional Gabor texture features and BI band selection based on automatic subspace separation for hyperspectral image classification can not only reduce dimensions, but also improve the classification accuracy and efficiency of hyperspectral image.

**Keywords** Hyperspectral remote sensing; Image classification; Three-dimensional Gabor filter; Band selection; Support vector machines

(Received Sep. 17, 2013; accepted Dec. 12, 2013)

\* Corresponding author