

基于支持向量机的 EO-1 Hyperion 遥感图像分类研究

毛学刚, 郑森, 郭文茜, 马岩岩, 胡俊凯, 杨天野 (东北林业大学林学院, 黑龙江哈尔滨 150040)

摘要 以 EO-1 Hyperion 高光谱遥感数据为基础, 对其进行大气校正、几何校正、滤波等处理, 采用支持向量机分类方法对其进行分类, 选择不同的核函数, 主要有线性核、多项式核、径向基核、Sigmoid 核, 其余采用相同参数设置, 进而比较不同核函数在 EO-1 Hyperion 数据分类中的效果。结果表明, 采用支持向量机方法对研究区域的 EO-1 Hyperion 遥感数据进行分类, 采用不同的核函数对分类结果影响不大。

关键词 Hyperion; 支持向量机(SVM); 森林类型识别; 分类方法; 核函数

中图分类号 S126 文献标识码 A 文章编号 0517-6611(2014)15-04892-03

EO-1 Hyperion Remote Sensing Image Classification Based on SVM

MAO Xue-gang et al (Forestry School, Northeast Forestry University, Harbin, Heilongjiang 150040)

Abstract This research is based on the EO-1 Hyperion hyperspectral remote sensing data, the atmospheric correction, geometric correction, filtering and other processing were conducted, using support vector machine classification method to classify, choosing different kernel function, mainly including linear kernel, polynomial kernel, radial basis kernel, Sigmoid kernel, the rest of the same parameter setting, the effects of different kernel function in EO-1 Hyperion data classification were compared. The results show that: the use of support vector machine classification method to the research area of EO-1 Hyperion remote sensing data, using different kernel function has little effect on the classification results.

Key words Hyperion; Support Vector Machine (SVM); Forest type identification; Classification; Kernel function

高光谱的光谱分辨率小于 10 nm, 从可见光波段到热红外波段多达数百个波段, 与多光谱(光谱分辨率达数百纳米, 波段只有几个)相比具有很大的优势。高光谱可以记录地物微观变化信息, 这样使得困扰多光谱处理的同谱异物、同物异谱现象得到很好消除, 这也使得高光谱具有很广阔的应用前景。高光谱图像的分类和识别归纳起来主要有两种方法, 即基于地物光谱特征的分类识别方法和基于统计的分类识别方法^[1]。基于地物光谱特征分类识别方法主要是借助于地物反射或发射光谱曲线特征, 将高光谱获取地物光谱信息与实验室获取地物光谱信息进行对比, 通过设定阈值进行地物分类; 基于统计分类识别方法则是根据相同地物具有很近的统计特征来进行分类, 按不同的方式可分为监督分类和非监督分类两种方法。Goodenough 等利用 Hyperion、ALI 和 ETM 3 种数据对林种进行分类, 其分类精度分别为 92.9%、84.8%、75.0%, 充分显现高光谱数据对林种分析的优越性^[2]; 曾庆伟利用 Hyperion 高光谱数据进行土地覆盖类型分类, 分类的总体精度为 99.9%, 对有林地进行的森林类型精细识别, 识别的总精度为 89.80%^[3]; 陈尔学等利用 Hyperion 高光谱数据和地面观测数据, 比较各阶微分得出二阶统计量方法, 结合空间上下文信息和光谱信息分类法(ECHO)可以有效地提高森林树种的识别精度^[4]。笔者主要是对 EO-1 Hyperion 数据经过预处理和增强处理, 采用支持向量机分类的分类方法, 采用不同的核函数进行分类, 对分类结果进行精度评价和对比分析。

1 研究区域概况

塔河县是我国最北部的两个县份之一, 大兴安岭地区辖

县, 位于黑龙江省西北部, 地处 123°~125° E, 52°~53° N, 与俄罗斯接壤, 黑龙江上游右岸, 西与漠河县相邻, 南与新林区、呼中区接壤, 东与呼玛县毗邻, 北隔黑龙江与俄罗斯相望, 地理位置如图 1 所示。边境线长 173 km, 总面积为 14 420 km²。塔河县境内地势呈中间高、两侧低, 西高东低的地势。境内地形复杂, 植被类型多, 分布着不同的土壤, 以森林和草甸土为主, 树种丰富, 森林覆盖率为 81%; 蓄积量 5 340 万 m³, 其中成过熟林蓄积为 488 万 m³, 主要树种有樟子松、落叶松、白桦、杨树等 10 余种。



图 1 塔河地区位置及 Hyperion 数据分布

2 数据及研究方法

2.1 遥感数据 Hyperion 传感器是美国国家宇航局(NASA)于 2000 年 11 月 21 日发射的地球观测卫星(EO-1)上搭载的 3 个仪器之一, 它提供了 242 个波段高光谱数据, 平均光谱分辨率为 10 nm, 空间分辨率为 30 m。该研究使用的是 Hyperion Level 1R(L1R)级产品, L1R 产品有 242 个波段, 1~70 为可见光近红外波段(VNIR), 71~242 为短波红外波段(SWIR), 其中 198 个波段经过辐射定标处理, 定标的波段分别为 VNIR 8~57 和 SWIR 77~224 由于 VNIR 56~57 与 SWIR 77~78 的重叠, 实际上只有 196 个独立波段。

2.2 遥感数据处理 Hyperion L1 级产品的预处理主要包括水汽吸收波段和非定标波段的剔除坏线的修复垂直条纹的

基金项目 大学生创新实验项目(201310225015); 中央高校基本科研业务费专项(DL11BA19)。

作者简介 毛学刚(1981-), 男, 黑龙江哈尔滨人, 讲师, 从事林业遥感研究。

收稿日期 2014-04-29

去除, Smile 效应的校正、大气校正、几何校正等。Hyperion 数据存在 Smile 效应。该研究主要是应用 MNF 空间列均值调节法 (Column Mean Adjusted in MNF Space), 通过对 Hyperion 图像进行 MNF 处理, 得到最小噪声分离图像, 观察变换结果, 选择 MNF 变换后的前 20 个波段进行 MNF 逆变换, 变换结果可以很好地去除 Smile 现象。由于高光谱图像受大气影响显著, 为减少大气影响, 降低噪声, 提高图像数据质量, 必须进行大气校正。该研究中采用 FLAASH (fast line - of - sight atmospheric analysis of spectral hyper - cubes) 模块^[5-6]进行大气校正。FLAASH 是基于 MODTRAN - 4 的大气纠正模块, 可以从高光谱遥感图像中复原地物的地表反射率。FLAASH 模块结合了 MODTRAN - 4 的大气辐射传输编码, 任何有关图像的标准 MODTRANMODTRAN 大气模型和气溶胶类型都可以直接被选用, 进行地表反射率的计算。FLAASH 被广泛应用于高光谱和多光谱数据的大气校正^[7]。该研究采用多项式校正方法, 在 Hyperion L1 图像中采集 16 个控制点, 运用二次多项式, 对大气校正后图像进行几何校正。

2.3 研究方法 支持向量机 (Support VectorMachines, SVM) 是一种基于统计学习理论的机器学习算法, 采用结构风险最小化 (Structural Risk Minimization, SRM) 准则, 在最小化样本误差的同时缩小模型泛化误差的上界, 从而提高模型的泛化能力。不同于一些机器学习算法通常采用经验风险最小化 (Empirical Risk Minimization, ERM) 准则, 统计学习理论提出了一种新的策略: 将函数集构造为一个函数子集序列, 使各个子集按照 VC 维的大小排列; 在每个子集中寻找较小经验风险, 在子集间折衷考虑经验风险和置信范围, 取得实际风险的最小化, 这种思想称作结构风险最小化^[8]。

支持向量机的基本数学形式是:

$$\min_{w,b} \Phi(w,b) = \frac{1}{2}(w \cdot w) \quad (1)$$

约束条件:

$$y_i[(w \cdot x_i) + b] \geq 1 \quad i=1, \dots, n \quad (2)$$

引入拉格朗日乘子 a_i 上式求解方程为:

$$\min_{w,b,a} L(w,b,a) = \frac{1}{2}(w \cdot w) - \sum_{i=1}^k a_i \{ y_i [(w \cdot x_i) + b] + 1 \} \quad (3)$$

约束条件:

$$y_i[(w \cdot x_i) + b] \geq 1 \quad i=1, \dots, n \quad (4)$$

对 w, b 求偏导, 得到:

$$\sum_{i=1}^k a_i y_i = 0, w = \sum_{i=1}^k a_i y_i x_i \quad (5)$$

将式(5)代入式(3)得到:

$$W(a) = \sum_{i=1}^k a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k a_i y_i y_j \quad (6)$$

求解得到最优解 $w = \sum_{i=1}^k a_i y_i x_i$, 取任一 $a_i \neq 0$, 可求出 b 在结果中, 大部分 a_i 为 0, 将 a_i 不为 0 的样本称为支持向量。

对于高维空间, 如果用内积 $K(x; x')$ 代替最优分类面积中的点积, 就相当于把原特征空间变换到了某一新的特征空

间, 此时的优化函数为:

$$\max_w w(a) = \sum_{i=1}^k a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k a_i a_j y_i y_j K(x_i \cdot x_j) \quad (7)$$

约束条件:

$$\sum_{i=1}^n y_i a_i = 0 \quad (8)$$

$$a_i \geq 0, i=1, \dots, n \quad (9)$$

a_i 为与式(3)中每个样本对应的 Lagrange 乘子。这是一个不等式约束下二次函数寻优的问题, 存在唯一解, 而且解中将只有一部分 (通常是少部分) a_i 不为 0, 对应的样本就是支持向量。

求解上述问题后得到的最优分类函数是:

$$f(x) = \text{sgn}[(w \cdot x) + b] = \text{sgn}[\sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(X_i, x) + b^*] \quad (10)$$

式中的求和实际上只对支持向量进行 b^* 是分类阈值, 可以用任一个支持向量求得, 或通过两类中任一对支持向量取中值求得。其中核函数 $K(x_i; x)$ 可以有多种形式。

(1) 线性核:

$$K(x_i, x) = (x_i \cdot x) \quad (11)$$

(2) 多项式核:

$$K(x_i, x) = (x_i \cdot x + 1)^d \quad (12)$$

式中, d 是自然数。

(3) RBF 核 (Gaussian 径向基核):

$$K(x_i, x) = \exp\left[-\frac{\|x - x_i\|^2}{\sigma^2}\right], \sigma > 0 \quad (13)$$

(4) Sigmoid 核:

$$K(x_i, x) = \tanh(v(x_i \cdot x) + c) \quad (14)$$

$$K(x_i \cdot x) = \tanh(v(x_i \cdot x) + c) \quad (14)$$

式中, S 是 Sigmoid 函数; a, t 是某些常数, 一般根据不同分类体系进行确定。

SVM 的实质在于: 首先通过非线性变换将输入空间变换到一个高维空间, 然后在这个高维空间中进行线性回归, 求取最优线性分类面, 而这种非线性变换是通过定义适当的内积函数实现的。

3 结果与分析

3.1 分类结果 该研究在 155 个波段中根据地物光谱特点选取具有代表性的 21 个波段进行分类; 选取样本时充分地考虑了各种地物的光谱结构和纹理特征, 在该研究中样本种类分别为河流、草地、水田、旱田、道路及建筑区、白桦为主的阔叶林、樟子松为主的针叶林、针阔混交林 8 种类型。不同的核函数对应不同的特征映射, 从而所学习得到的 SVM 分类超平面也具有不同的特点和能力。核函数选择在 SVM 应用中非常重要, 但到目前为止, 还没有一个公认比较好的选择标准。为了比较不同核函数的识别效果, 选择了 SVM 中的 4 种核函数 (线性核、多项式核、径向基核、径向基核) 对处理好的高光谱图像进行分类。分类结果如图 2~5 所示。

3.2 精度验证 支持向量机分类方法中采用线性核、多项式核、径向基核、Sigmoid 核不同的核函数的精度如表 1 所示。从表 1 可以看出, 线性核函数分类精度最高, 分类精度

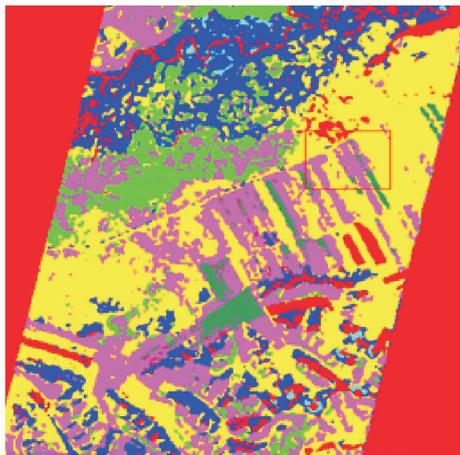


图2 线性核分类结果

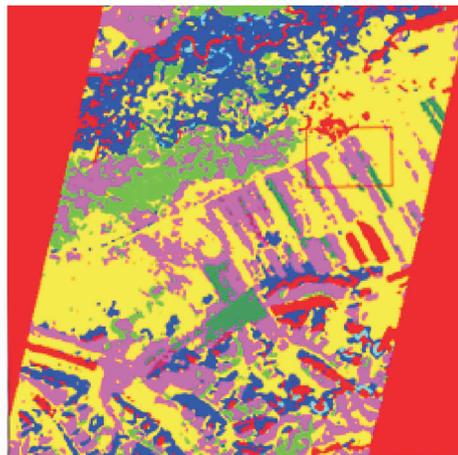


图3 多项式核分类结果

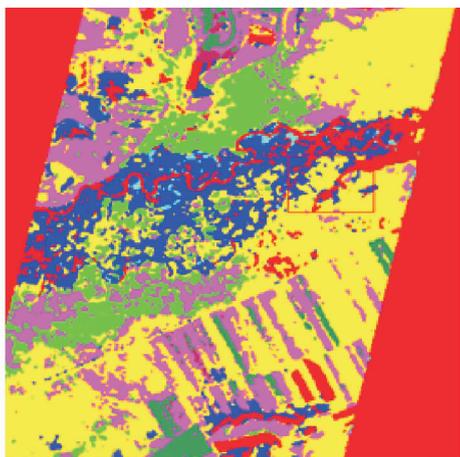


图4 径向基核分类结果

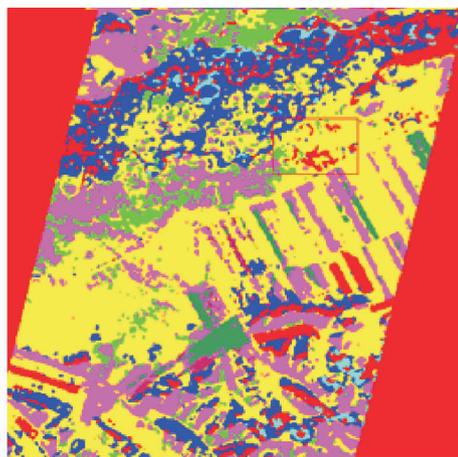


图5 Sigmoid 核分类结果

表1 不同核函数分类精度

| 支持向量机核函数 | 总体精度//% | Kappa 系数 |
|-----------|---------|----------|
| 线性核 | 90.75 | 0.873 3 |
| 多项式核 | 90.18 | 0.865 2 |
| 径向基核 | 90.44 | 0.869 1 |
| Sigmoid 核 | 88.87 | 0.846 5 |

达到了 90.75%, 径向基核函数、多项式核函数、Sigmoid 核函数精度依次降低, 最低的分类精度是 88.87%, 但 4 种核函数

的分类精度相差不是很大, 最大与最小之间相差只有 1.88 个百分点。

该研究将研究区域的 EO-1 Hyperion 遥感图像划分为河流、草地、水田、旱田、道路及建筑区、白桦为主的阔叶林、樟子松为主的针叶林、针阔混交林 8 种类型。总体来看, 对森林和水体的识别精度比较高, 4 种核函数的分类精度基本都超过了 90%, 4 种核函数对农田、草地和道路及建筑区的分类精度不高, 基本在 80% 左右。

表2 不同地物类别分类精度

| 类别(核函数) | 河流 | 草地 | 水田 | 旱田 | 道路及建筑区 | 白桦为主的阔叶林 | 樟子松为主的针叶林 | 针阔混交林 | % |
|-----------|------|------|------|------|--------|----------|-----------|-------|---|
| 线性核 | 91.4 | 74.1 | 85.2 | 85.4 | 85.8 | 93.8 | 93.7 | 91.5 | |
| 多项式核 | 91.5 | 79.0 | 82.2 | 83.2 | 82.7 | 93.9 | 92.7 | 90.3 | |
| 径向基核 | 91.4 | 80.1 | 83.7 | 84.5 | 82.7 | 93.9 | 92.8 | 90.0 | |
| Sigmoid 核 | 90.7 | 70.7 | 80.2 | 82.5 | 78.5 | 94.1 | 92.3 | 88.7 | |

4 讨论

该研究采用基于支持向量机方法对大兴安岭塔河地区的 EO-1 Hyperion 遥感图像进行分类研究, 并采用了不同的支持向量机分类核函数进行分类, 对分类结果进行了精度对比, 结果表明, 4 种核函数的分类精度相差不大, 对于该研究线性核函数相对较好, 分类精度达到了 90.75%, 线性核、径向基核、Sigmoid 核分类精度依次降低。但由于数据比较单一, 环境局限, 不能说明哪种核函数更适合什么地区, 还需

要继续进行相关研究才能掌握相关规律。

该研究只是对 EO-1 Hyperion 高光谱数据做了常规的预处理, 并没有什么突破, 在坏点、坏线和 Smile 现象处理中仍需要不断尝试新的方法, 更好地恢复该数据。选取合适的纹理特征和其他形状领域等特征集成起来进行分类, 有利于分类精度提高和速度提升。

(下转第 4900 页)

(2) 与传统的视解译分类方法相比,面向对象的计算机自动分类方法的效率显著提高,并且 eCognition 软件可以充分利用分类之前采集的野外调查样本点作为样本专题层,在分类时加入多时相影像数据以及 DEM、Slope、TM 和特征指数等辅助数据。此外,面向对象的分类方法不仅利用地物本身的光谱特性,而且综合纹理、形状、地理空间关系等参数信息,提高了分类精度。

(3) 受影像数据空间分辨率的限制和混合像元的影响,建设用地的分类精度相对较低,后期需要手工修改以提高分类精度。此外,由于计算机自动分类图斑的破碎化,经过手工整饰后才能用于专题制图。

参考文献

- [1] 张银辉,赵庚星. 利用 ENVI 软件卫星遥感耕地信息自动提取技术研究[J]. 四川农业大学学报,2000,18(2):170-172.
- [2] 童庆禧. 遥感科学技术进展[J]. 地理学报,1994,49(S1):616-623.
- [3] 陈鹏飞,王卷乐,廖秀英,等. 基于环境减灾卫星遥感数据的呼伦贝尔草地上生物量反演研究[J]. 自然资源学报,2010,25(7):1122-1131.
- [4] 濮静娟. 遥感图像视解译原理与方法[M]. 北京:中国科学技术出版社,1992.
- [5] HARRIS A J L, VAUGHAN R A, ROTHERY D A. Volcano detection and monitoring using AVHRR data: the Krafla eruption[J]. Remote Sensing, 1995,16(6):1001-1020.
- [6] 陈伟荣,郭德方. 比值合成和特征主成分选择技术在提取油区信息中的应用[J]. 遥感技术与应用,1995,10(3):33-39.
- [7] 喻光明,王朝南,钟儒刚,等. 基于 DEM 的洪涝灾害信息提取与损失估算[J]. 国土资源遥感,1996(1):42-50.
- [8] 钱巧静,谢瑞,张磊,等. 面向对象的土地覆盖信息提取方法研究[J]. 遥感技术与应用,2005,20(3):338-342.
- [9] GONG P, MARCEAU D J, HOWARTH P J. A comparison of spatial feature extraction algorithms for land-use classification with SPOT HRV data[J]. Remote Sensing of Environment, 1992,40(2):137-151.
- [10] BAATZ M, SCHÄPE A. Object-oriented and multi-scale image analysis in semantic networks[C]//2nd International Symposium: Operationalization of Remote Sensing. Netherlands, 1999:16-20.
- [11] GAO Y, MAS J F, MAATHUIS B H P, et al. Comparison of pixel-based and object-oriented image classification approaches—a case study in a coal fire area, Wuda, Inner Mongolia, China [J]. International Journal of Re-

mote Sensing, 2006,27(18):4039-4055.

- [12] YU Q, GONG P, CLINTON N, et al. Object-based detailed vegetation classification with airborne high spatial resolution remote sensing imagery [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2006,72(7):799-811.
- [13] 李斌兵,黄磊. 基于面向对象技术的黄土丘陵沟壑区沟沟遥感提取方法研究[J]. 水土保持研究,2013,20(3):115-119.
- [14] 林川,宫兆宁,赵文吉. 基于中分辨率 TM 数据的湿地水生植物提取[J]. 生态学报,2010,30(23):6460-6469.
- [15] 崔一娇,朱琳,赵力娟. 基于面向对象及光谱特征的植被信息提取与分析[J]. 生态学报,2013,33(3):867-875.
- [16] 贾明明,刘殿伟,王宗明,等. 面向对象方法和多源遥感数据的杭州湾海岸线提取分析[J]. 地球信息科学学报,2013,15(2):262-269.
- [17] 车风,林辉. 城市建设用地遥感信息提取方法研究[J]. 测绘科学,2010,35(4):97-99.
- [18] HUANG H P, WU B F, LI M M, et al. Detecting urban vegetation efficiently with high resolution sensing data[J]. Journal of Remote Sensing, 2004,8(1):68-74.
- [19] 王波. 基于面向对象的高分辨率遥感影像人工地物信息提取[D]. 赣州:江西理工大学,2011.
- [20] 刘浩,胡卓玮,赵文慧. 基于面向对象的重大工程土地利用变化信息提取——以国家体育场(鸟巢)建设工程为例[J]. 国土资源遥感,2009(4):86-89.
- [21] 张峰,吴炳方,黄慧萍,等. 泰国水稻种植区耕地信息提取研究[J]. 自然资源学报,2003,18(6):766-772.
- [22] 曲伟,路京选,李琳,等. 环境减灾小卫星影像水体和湿地自动提取方法研究[J]. 遥感信息,2011,4(7):28-33.
- [23] 刘睿,冯敏,孙九林,等. 基于环境减灾卫星 CCD 数据与决策树技术的植被分类研究[J]. 地理科学,2012,32(12):1488-1495.
- [24] 张俊香,延军平. 关中平原小麦产量对气候变化区域响应的评价模型研究[J]. 干旱区资源与环境,2003,17(1):85-90.
- [25] 陈云浩,冯通,史培军,等. 基于面向对象和规则的遥感影像分类研究[J]. 武汉大学学报:信息科学版,2006,31(4):316-320.
- [26] BENZ U C, HOFMANN P, WILLHAUCK G, et al. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2004,58(3):239-258.
- [27] 许章华,龚从宏,刘健,等. 基于面向对象与替换法的遥感影像云检测与去除技术[J]. 农业机械学报,2013,44(6):210-214.
- [28] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京:科学出版社,2003.
- [29] 温兴平,胡光道,杨晓峰. 基于 C 5.0 决策树分类算法的 ETM+ 影像信息提取[J]. 地理与地理信息科学,2008,23(6):26-29.

(上接第 4894 页)

参考文献

- [1] 童庆禧. 我国高光谱遥感的发展[N]. 中国测绘报,2008-04-18.
- [2] GOODENOUGH D G, DYK A, NIERNANN K O J, et al. Processing Hyperion and ALI for forest classification[J]. IEEE Transactions on Geo-Science and Remote Sensing, 2003,41(6):1321-1331.
- [3] 张辉. Hyperion 高光谱数据条带噪声消除方法研究[J]. 厦门理工学院学报,2010,18(3):170-178.
- [4] 陈尔学,李增元,谭炳香,等. 高光谱数据森林类型统计模式识别方法比较评价[J]. 林业科学,2007,43(1):84-89.
- [5] MATTHEW M W, ADLER - GOLDEN S M, BERK A, et al. Status of atmospheric correction using a MODTRAN4 - based algorithm [J]. Proc

SPIE, 2000, 4049:199-207.

- [6] MATTHEW M W, ADLER - GOLDEN S M, BERK A, et al. Atmospheric correction of spectral imagery: Evaluation of the FLAASH algorithm with AVIRIS data[J]. Proc SPIE, 2003, 5093:474-482.
- [7] ADLER - GOLDEN S M, ACHARYA P K, BERK A, et al. Remote bathymetry of the littoral zone from AVIRIS, LASH, and quickbird imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005,43(2):337-347.
- [8] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报,2000,26(1):32-42.
- [9] VAPNIK V N. Statistical learning theory [M]. New York: Wiley, 1998.