

基于资源一号 02C 高分辨率数据的农业区土地利用分类*

林楠^{1,2} 姜琦刚¹ 杨佳佳³ 陈永良⁴ 马玥¹

(1. 吉林大学地球探测科学与技术学院, 长春 130026; 2. 吉林建筑大学测绘与勘查工程学院, 长春 130018;
3. 沈阳地质调查中心, 沈阳 110034; 4. 吉林大学综合信息矿产预测研究所, 长春 130026)

摘要: 利用最小二乘支持向量机良好的非线性划分能力, 基于资源一号 02C 高分辨率遥感数据, 结合图像形状、纹理特征等信息, 对农业区土地利用类型进行快速分类提取, 结果表明: 资源一号 02C 高分辨率数据可以快速有效地实现土地类型划分, 加入特征信息后的图像分类精度大幅度提高, 而最小二乘支持向量机的分类结果也十分理想, 总体分类精度达到 82.53%, Kappa 系数达到 0.807 1, 高于传统图像分类方法, 为利用国产高分辨率卫星进行土地类型划分提供了快速可行的方法。

关键词: 农业区 土地利用 资源一号 02C 最小二乘支持向量机 高分辨率遥感
中图分类号: TP79; F301.24 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)01-0278-07

Classifications of Agricultural Land Use Based on High-spatial Resolution ZY1 - 02C Remote Sensing Images

Lin Nan^{1,2} Jiang Qigang¹ Yang Jiajia³ Chen Yongliang⁴ Ma Yue¹

(1. College of Geo-Exploration Science and Technology, Jilin University, Changchun 130026, China
2. College of Surveying and Prospecting Engineering, Jilin Jianzhu University, Changchun 130018, China
3. Shenyang Institute of Geology and Mineral Resources, Shenyang 110034, China
4. Mineral Resources Prediction Institute of Comprehensive Information, Jilin University, Changchun 130026, China)

Abstract: Applying the good nonlinear classification ability of the least squares support vector machine (SVM) algorithm, this paper conducted the classification of land use in agricultural district from the high-spatial resolution ZY1 - 02C remote sensing images, which was based on the SVM method integrating information of shape and texture. It shows that the high-spatial resolution ZY1 - 02C data can realize land classification quickly and effectively, and the classification accuracy is increased by adding the feature information. The least squares SVM classification results were ideal, the overall accuracy was 82.53%, and the Kappa coefficient was 0.807 1. It has higher accuracy than traditional method and provides a feasible method for the classification of land use based on domestic high-spatial resolution satellite.

Key words: Agricultural land Land use ZY1 - 02C Least square support vector machine High-spatial resolution

引言

土地利用分类研究可以为土地规划管理、土地变化机制分析和环境保护等基础性工作提供技术保障。遥感技术因具有宏观、动态、快速等特点, 已成

为获取土地利用信息最为有效的手段^[1-2]。利用卫星遥感数据进行土地利用自动分类和专题信息提取一直是遥感技术应用的前沿方向, 国内外众多学者对此展开研究, 其中支持向量机技术以其小样本训练、支持高维特征空间、收敛速度快等特点在土地利

收稿日期: 2014-01-26 修回日期: 2014-03-18
* 国家自然科学基金资助项目(41072244, 41272360)和中国地质调查局资助项目(1212011220105)
作者简介: 林楠, 博士生, 吉林建筑大学讲师, 主要从事遥感地学和环境遥感研究, E-mail: linnanze@126.com
通讯作者: 杨佳佳, 工程师, 博士, 主要从事遥感地学、生态环境研究, E-mail: 87781286@qq.com

用自动分类中受到广泛应用^[3-6]。

随着高分辨率遥感技术的飞速发展,国内外利用高分辨率遥感数据开展土地自动分类的研究越来越多,且已取得了丰硕的成果^[7-8]。资源一号 02C 卫星是我国自主研发的民用第 1 颗宽幅带、高空间分辨率遥感卫星,由于其良好的应用性能,已被应用于众多行业中,但利用其进行土地自动分类和信息提取的研究较少。农业区作为一种特有的土地类型,对其进行快速的专题信息提取有着重要的意义^[9]。本文将高分辨遥感影像和图像自动分类技术有机地结合起来,分析资源一号 02C 卫星(ZY1-02C)数据的光谱特性和高分辨率等特点,基于最小二乘支持向量机(LS-SVM)分类原理,

实现农业区土地信息快速分类提取,为监测农业区土地利用状况、制订综合治理措施及利用政策提供依据。

1 研究区简介及 02C 数据预处理

1.1 研究区地理概况及试验数据选择

研究区位于黑龙江省嫩江县东北部,本次试验所选遥感数据为 2012 年 8 月 31 日获取的资源一号 02C 卫星影像,其中 P/MS 数据编号为 L10000640240,HRC 数据编号为 L10000886518,在区内选择一典型农业区,分辨率 584 像素×706 像素,区内土地利用的类别主要有耕地、林地、建筑用地、水体共 4 类,如图 1 所示。

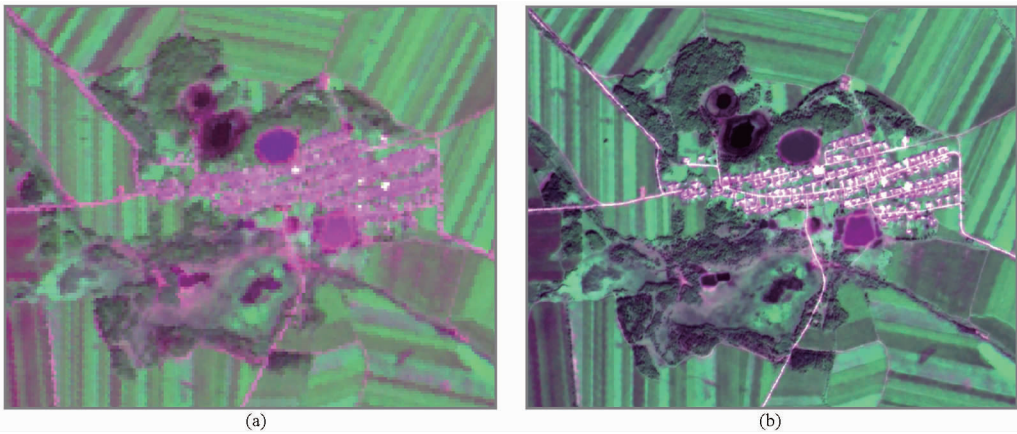


图 1 试验区 ZY1-02C 遥感影像图
Fig. 1 ZY1-02C RS images of study area
(a) 多光谱 342 波段彩色合成影像 (b) HRC 小波融合影像

1.2 ZY1-02C 高分辨率数据预处理

1.2.1 试验数据概况

资源一号 02C 卫星于 2011 年 12 月 22 日成功发射,是一颗填补国内高分辨率遥感数据空白的卫星,卫星质量约 2 100 kg,设计寿命 3 年,搭载了 2 台

2.36 m 高分辨率相机(HR)和 1 台 5 m/10 m(P/MS)全色多光谱相机,具有空间分辨率高、覆盖宽、重访快等特点,广泛应用于国土资源调查与监测、防灾减灾、农林水利、生态环境、国家重大工程等领域,参数如表 1 所示^[10-11]。

表 1 资源一号 02C 卫星参数

Tab.1 Satellite parameters of ZY1-02C

传感器	波段	光谱范围/ μm	空间分辨率/m	幅宽/km	侧摆角/ $(^\circ)$	重访时间/d
HR 相机		0.50~0.80	2.36	54	± 32	3~5
	1	0.51~0.85 (全色)	5			
	2	0.52~0.59 (绿光)	10	60	± 25	3~5
	3	0.63~0.69 (红光)	10			
	4	0.77~0.89 (近红外)	10			

1.2.2 遥感数据预处理

(1)波段合成

在利用遥感技术进行信息提取时,研究其光谱特性将有利于识别目标物的波段组合。本次试验中,对试验区多光谱数据的各波段光谱特性进行了分析,分别计算影像灰度的均值、标准差及信息熵,统计比较各波段所反映的信息量,如表 2 所示。

表 2 多光谱波段基本信息量统计

Tab.2 Basic statistical information of multispectral images

波段	均值	标准差	信息熵
2	55.949	10.378	4.284
3	32.145	9.735	4.175
4	101.405	17.161	5.868

从统计分析的结果可以看出第 4 波段的各项统计指标均大于其他波段,说明第 4 波段所包含的信息量最大,而且第 4 波段(近红外波段)在植被类型分类中具有显著作用,且与其他波段相关性最小,所以在固定绿光通道的基础上,进行波段组合尝试,根据试验对比结果,结合试验区包含地类情况,最后选择 342 波段组合(图 1a),该组合所表现的地物差异性大,包含的信息量丰富,有利于进行目视判别和自动分类研究。

(2) 图像融合处理

图像融合技术可以最大程度地利用多种数据的不同特性,使图像同时具有较高的光谱和空间分辨率,提高图像的视觉效果和图像特征识别能力^[12]。将 HR 全色数据与 P/MS 多光谱数据进行融合处理,可以更大限度发挥 02C 数据的作用,遥感数据融合的算法有很多,本次试验分别采用主成分分析法(PCA)、IHS 变换法、小波变换法进行分辨率融合,并对融合后的信息量进行统计计算(表 3),从表中可以看出 3 种融合方法各有优缺点,但小波变换法在光谱信息保持方面及峰值信噪比方面优于其他融合方法,基于图像自动分类的目的,本次试验采用小波变换的方法进行图像融合,如图 1b 所示。

表 3 不同融合方法信息量及评价指标

Tab.3 Different information of merge method and evaluation index

方法	波段	均值	标准差	峰值 信噪比	信息熵	平均 梯度
PCA 融合	R	26.162	7.455	9.435	4.518	1.865
	G	82.343	15.401	12.163	5.034	1.956
	B	39.247	8.629	10.006	4.229	0.948
IHS 融合	R	31.617	9.102	10.801	4.309	1.544
	G	100.855	16.096	12.436	5.805	2.762
	B	53.535	9.644	9.925	4.336	1.532
小波融合	R	33.918	9.633	12.354	4.011	2.013
	G	98.465	17.232	13.198	5.903	2.694
	B	55.011	9.918	8.765	4.678	2.465

2 基于支持向量机的图像分类原理

支持向量机(Support vector machines, SVM)是一种基于统计学习理论的机器学习算法,通过选择相应的非线性映射函数,将输入向量从原空间映射到高维特征空间,采用结构风险最小化准则,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,相对于传统机器学习算法,具有精度高、运算速度快等特点,被广泛应用于图像自动分类领域,对于非线性可分样本, SVM 的对偶形式为^[13-15]

$$\max \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \tag{1}$$

其中, $K(x_i, x_j)$ 为用来进行非线性映射的核函数,选择不同形式的核函数就表示采用不同的非线性映射,将样本从原空间映射到高维特征空间。

最小二乘支持向量机(LS-SVM)是支持向量机的一种扩展,其采用最小二乘线性系统代替传统的支持向量机解决模式识别问题,采用二次规划方法降低了计算复杂性,提高了求解速度,主要体现在:将经验风险由一次方变为二次方,用等式约束代替不等式约束,在权空间可以描述为^[16-17]

$$\min \Phi(\omega, b, e) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^n e_i^2 \tag{2}$$

式中 ω ——权向量 b ——待定参数

γ ——容错惩罚系数

e_i ——松弛因子,取值均大于零

约束条件为

$$y_i(\omega^T \phi(x_i) + b) = 1 - e_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \tag{3}$$

式中 $\phi(x_i)$ ——进行非线性映射的核函数

求解上述问题,得到最优分类决策函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \right) \tag{4}$$

3 LS-SVM 图像分类过程

3.1 核函数及相关参数选取

基于 LS-SVM 模型的优良特性,本次试验采用 LS-SVM 进行 02C 高分辨率影像的分类研究。核函数的选择和相关核参数的确定对 LS-SVM 分类精度有明显影响,不同的核函数具有不同的适应性,如何选择合适的核函数是进行分类试验时一个重要的问题,选择不同形式的核函数就表示采用不同的非线性映射。常用的核函数有多项式核函数、径向基核函数和 Sigmoid 核函数。在数据线性不可分时,高斯径向基核函数的应用较为普遍,分类效果也较好,径向基核函数为

$$K(x_i, x_j) = \exp \left(-\frac{1}{\sigma^2} \|x_i - x_j\|^2 \right) \tag{5}$$

采用高斯径向基核函数时,容错惩罚系数 γ 和内核参数 σ^2 是 2 个必要的调整参数,其取值直接影响分类精度。对于分类问题通常没有先验的参考值,因此必须要进行参数寻优,目标是确定一对好的 (γ, σ^2) ,使分类器能够正确地预测未知数据。本文采用应用较为广泛的基于交叉验证的网格搜寻法^[18],即把样本数据分成两部分,一部分作为模型的训练样本,剩下的一部分作为模型参数确定的检验样本,利用检验样本

来验证分类效果,并通过不断改变 γ 和 σ^2 来提高样本的分类精度。

3.2 特征信息提取及训练样本选择

考虑到农业区土地利用类型的复杂性,在提取样本的类别特征信息时,除考虑高分辨率遥感影像光谱信息外,利用图像的形状和纹理信息辅助光谱特征进行分类可以有效地解决“同物异谱”现象。本次试验利用拉普拉斯高通滤波对影像进行滤波处

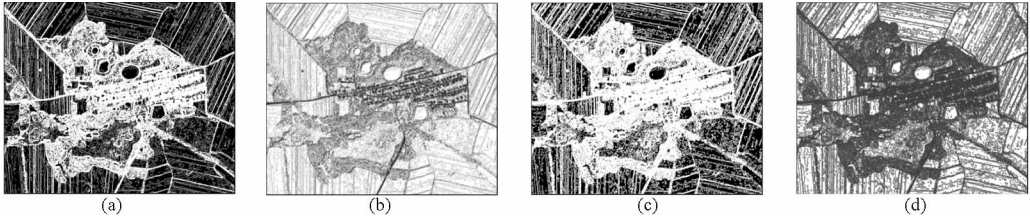


图 2 试验区影像纹理信息

Fig.2 Image information of texture in study area

(a) 方差 (b) 均一性 (c) 相异性 (d) 角二阶矩

训练样本的选择对分类结果有很大影响,不同的训练样本,所得到的分类结果有时会有很大差异。为保证分类结果有较高精度,首先所选的每一种地物类型的训练样本应与实际地物类型相一致,即所有训练样本中像元的地物类型应为单纯的同一种地物类型,其次选择的样本像元应具有代表性,要最大程度地体现影像的光谱信息和纹理信息差异,并且分布范围要尽可能广泛,体现出整个区域的不同地物影像特征^[19]。结合研究区影像,本次试验针对区内 4 类主要地物类型,随机选取一定量的测试样本,其中耕地 405 个,林地 363 个,建筑用地 337 个,水体 312 个,最后将样本分为两类,一类用于模型训练,一类用于模型检验。

3.3 数据标准化及降维

为消除不同属性数据数值差别大对分类结果的影响,在建模之前应使训练样本具有相同的量纲和数量级,所以需要对本样本数据进行标准化,并统一量纲和数量级,本次试验将样本标准化到 0 ~ 1 之间。综合利用光谱、形状及纹理等信息能够提高分类精度,但过多的特征会造成数据的冗余,增加计算量,为了在分类效率、精度与适用性间取得较好的平衡,需要对分类的特征信息进行筛选^[20]。本次试验选用主成分分析法进行数据降维,用较少的几个特征因子替代原始特征集的大部分信息。通过计算特征值的累计贡献率 C_i ,根据给定的提取效率 p ,提取 $C_i \geq p$ 时的 i 个主成分分量作为影像分类的主要特征信息,本次试验提取的特征信息有 3 个光谱信息因子、1 个形状因子和 4 个纹理信息因子,设定特征值的累计贡献率为 95%,通过计算,选取贡献率较

理,将最后得到的边缘密度图像作为形状特征信息。在众多的图像纹理特征提取方法中,灰度共生矩阵计算方法应用最为广泛,其主要是通过统计分析图像灰度的空间相关特性来实现图像的纹理计算,灰度共生矩阵定义了多种不同纹理特征的计算方法,结合光谱特征进行分析,选用方差、均一性、相异性、角二阶矩 4 种计算方法进行图像纹理特征的提取,如图 2 所示。

高的前 4 个主成分 (Z_1 、 Z_2 、 Z_3 、 Z_4) 作为主要分类特征信息(图 3),为了进一步分析所选择的 4 个主成分与原始信息的对应关系,确定主成分信息的含义,分别计算前 4 个主成分与原始的 8 个信息向量的相关系数(表 4),与对应主成分相关系数最大的原始

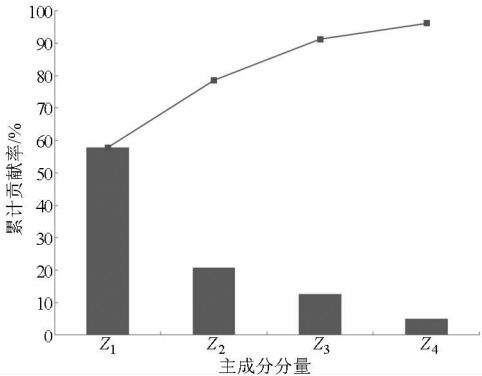


图 3 特征信息主成分累计贡献率

Fig.3 Cumulative contribution rate of principal component of feature information

表 4 主成分与原始信息相关系数

Tab.4 Correlation coefficient of principal components and original information

原始信息	主成分			
	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4
光谱信息 1	0.328	0.212	-0.129	0.190
光谱信息 2	0.793	0.531	0.361	0.304
光谱信息 3	0.613	0.704	0.106	0.281
方差信息	0.442	0.638	0.746	0.209
均一性信息	0.164	-0.246	0.395	0.013
相异性信息	0.197	0.087	0.246	-0.124
角二阶矩信息	-0.028	0.135	0.318	-0.212
形状信息	0.206	-0.184	0.427	0.699

信息即可认为是此主成分主要反映的信息量,从表中可以看出与前4个主成分相关性最大的原始信息分别为光谱信息2(多光谱第4波段)、光谱信息3(多光谱第2波段)、均方差信息及形状信息。

3.4 LS-SVM 图像分类建模流程

利用LS-SVM对于多类别数据分类的优势,将其应用到高分辨率遥感影像中,构建基于LS-SVM高分辨率影像快速分类方法,具体建模过程如下^[21-22]:①影像特征信息提取,并选择训练样本(X_i,Y_i),其中 X_i 为影像的特征信息, Y_i 为对应的地物类别,本次取值为1~4。②样本数据标准化,利用PCA进行数据降维,计算特征值的累计贡献率 C_i ,根据给定的提取效率 p ,提取 $C_i \geq p$ 时的 i 个主成分分量作为支持向量机的输入。③基于LS-

SVM原理,建立LS-SVM分类模型。④利用交叉验证法进行容错惩罚系数 γ 和内核参数 σ^2 的选择和调整,本次试验 γ 取12, σ^2 取0.3125。⑤对遥感影像进行标准化及降维处理,利用建立好的分类模型,进行影像分类。

4 分类结果及精度验证

4.1 分类结果对比

为了验证形状及纹理信息对图像分类的影响以及LS-SVM用于高分影像分类的适用性,将所选样本按属性的不同分为2类,一类为纯光谱信息样本,一类为加入形状和纹理信息的样本,分别利用传统的最大似然法和LS-SVM对试验区高分影像进行分类,计算归属类别并制作试验区土地利用分类图,如图4所示。

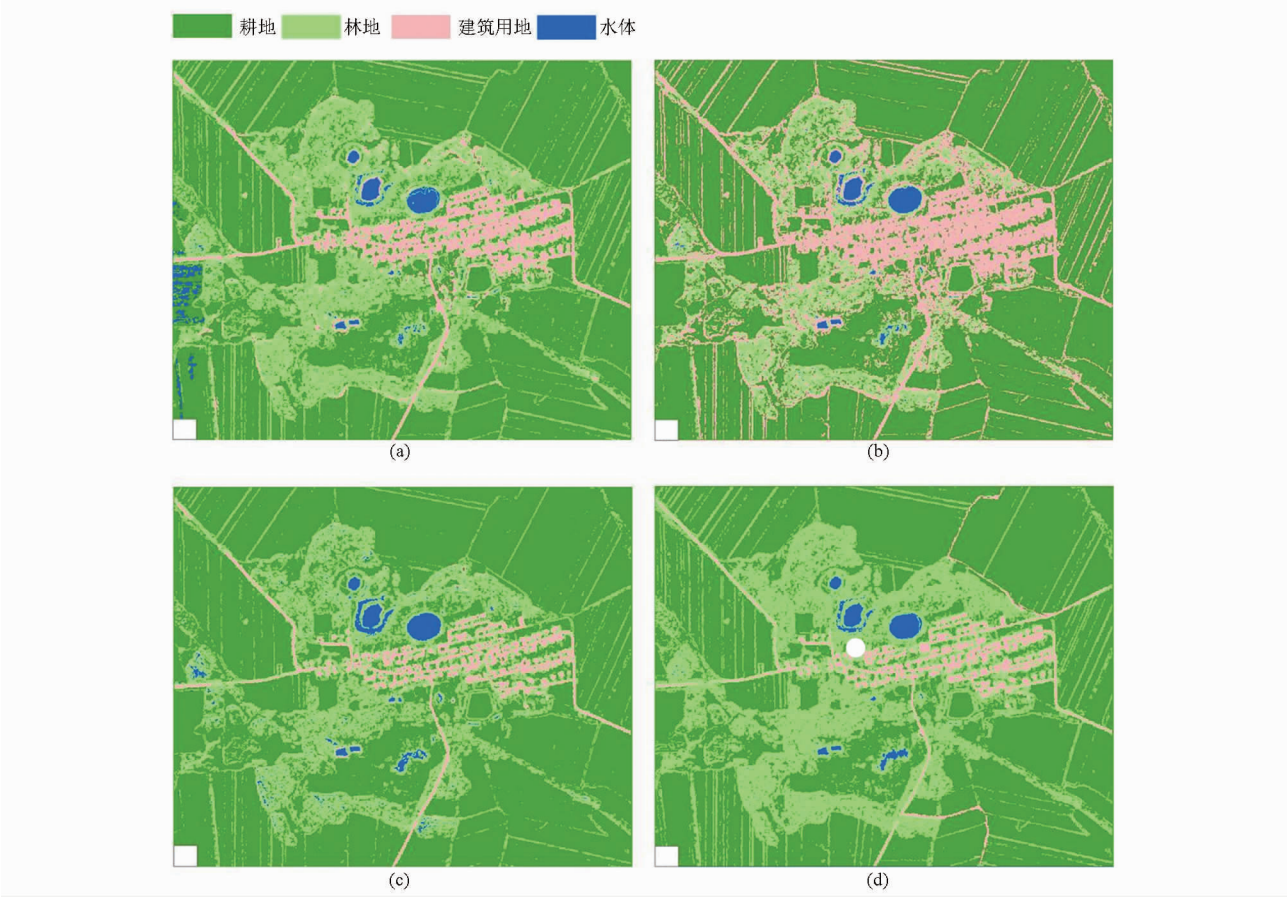


图4 分类结果对比

Fig.4 Comparison of classification results

(a) 多源信息最大似然分类 (b) 纯光谱LS-SVM分类 (c) 多源信息LS-SVM分类 (d) 特征信息提取LS-SVM分类

4.2 分类精度评价

试验采用应用广泛的混淆矩阵方法进行分类结果精度分析,在遥感影像图像上对应各种土地利用类型随机选取测试样本,对以上不同的分类结果分别计算其分类混淆矩阵及其相关精度指标,结果如表5所示。

从表5可以看出:应用LS-SVM方法各地类分类精度均高于传统的最大似然分类,验证了最小二乘支持向量机处理非线性小样本分类问题的优越性;增加了形状和纹理信息后的多源信息数据的分类精度明显高于纯光谱信息数据的分类精度,尤其是通过形状信息对易于混淆的建筑用地边界进行了

有效的划分,分类精度提高了 9.32% ;而利用主成分分析对多源信息数据进行特征提取后的 LS - SVM 分类方法精度最高,其总体分类精度和 Kappa

系数分别达到 82.53% 和 0.807 1,各地类分类精度也均有所提高。

表 5 分类精度指标对比

Tab.5 Comparison of classification accuracy index

分类方法	分类精度/%				总体分类精度/%	Kappa 系数
	耕地	林地	建筑用地	水体		
多源最大似然法	64.28	66.74	69.81	71.32	66.95	0.574 8
纯光谱 LS - SVM	66.61	68.39	74.34	78.58	71.16	0.643 9
多源信息 LS - SVM	76.15	74.27	83.53	93.45	80.48	0.786 2
特征信息 LS - SVM	76.68	77.19	88.96	95.11	82.53	0.807 1

5 结束语

基于国产高分辨率卫星数据和图像自动分类技术实现了典型农业区土地利用类型的快速划分,提高了农业区土地类型的识别效率。通过对资源一号 02C 数据的光谱信息、纹理信息、形状信息进行提

取,利用主成分分析进行有效综合,结合 LS - SVM 分类方法,基于非线性决策函数进行样本训练并预测分类,分类结果显示:该方法分类精度明显高于传统分类方法,形状和纹理信息作为辅助信息可以有效进行地类识别,数据降维后的 LS - SVM 方法实现了在分类效率、精度与适用性之间的良好平衡。

参 考 文 献

1 骆剑承,周成虎,杨艳. 遥感地学智能图解模型支持下的土地覆盖/土地利用分类[J]. 自然资源学报,2001,16(2):179 - 183.
Luo Jiancheng, Zhou Chenghu, Yang Yan. Land-cover and land-use classification based on remote sensing intelligent geo-interpreting model[J]. Journal of Natural Resources, 2001, 16(2):179 - 183. (in Chinese)

2 李秀彬. 全球环境变化研究核心领域——土地利用/土地覆盖变化的国际研究动向[J]. 地理学报,1996,51(6):553 - 557.
Li Xiubin. A review of the international researches on land use/land cover change[J]. Acta Geographica Sinica,1996,51(6):553 - 557. (in Chinese)

3 买凯乐,张文辉. 黄土丘陵沟壑区遥感影像信息面向对象分类方法提取[J]. 农业机械学报,2011,42(4):153 - 158.
Mai Kaile, Zhang Wenhui. Object-oriented classification approach for remote sensing imagery information extraction in loess hilly-gully region[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(4):153 - 158. (in Chinese)

4 赵春晖,乔蕾. 基于改进的最小二乘支持向量机的高光谱遥感图像分类[J]. 应用科技,2008,35(1):44 - 52.
Zhao Chunhui, Qiao Lei. Classification of hyperspectral remote sensing image using improved LS - SVM[J]. Applied Science and Technology,2008,35(1):44 - 52. (in Chinese)

5 傅文杰,洪金益,林明森. 基于光谱相似尺度的支持向量机遥感土地利用分类[J]. 遥感技术与应用,2006,21(1):25 - 30.
Fu Wenjie, Hong Jinyi, Lin Mingsen. A method of land use classification from remote sensing image based on support vector machines and spectral similarity scale[J]. Remote Sensing Technology and application,2006,21(1):25 - 30. (in Chinese)

6 杜培军,柳思聪,郑辉. 基于支持向量机的矿区土地覆盖变化检测[J]. 中国矿业大学学报,2012, 41(2):262 - 267.
Du Peijun, Liu Sicong, Zheng Hui. Land cover change detection over mining areas based on support vector machine[J]. Journal of Mining Science and Technology, 2012, 41(2):262 - 267. (in Chinese)

7 孙丹峰,杨冀红,刘顺喜. 高分辨率遥感卫星影像在土地利用分类及其变化监测的应用研究[J]. 农业工程学报,2002, 18(2):160 - 164.
Sun Danfeng, Yang Jihong, Liu Shunxi. Application of high-spatial IKONS remote sensing images in land use classification and change monitoring[J]. Transactions of the CSAE, 2002,18(2):160 - 164. (in Chinese)

8 陈启浩,刘志敏,刘修国,等. 面向基元的高空间分辨率矿区遥感影像土地利用分类[J]. 地球科学——中国地质大学学报, 2010,35(3):453 - 458.
Chen Qihao, Liu Zhimin, Liu Xiuguo, et al. Element-oriented land-use classification of mining area by high spatial resolution remote sensing image[J]. Earth Science—Journal of China University of Geosciences, 2010,35(3):453 - 458. (in Chinese)

9 罗培,周申立. 土地利用变化对城郊农业区生态效益的影响—以四川省南充市高坪区为例[J]. 生态与农村环境学报, 2007, 23(4):6 - 10.
Luo Pei, Zhou Shenli. Effect of land use on ecological benefit of farm belt in suburbs[J]. Journal of Ecology and Rural Environment, 2007, 23(4):6 - 10. (in Chinese)

10 周亦,武娟,李琦,等. “资源一号”02C 卫星影像在土地利用变化信息发现中的试验与分析[J]. 矿产勘查,2012,3(5):688 - 694.
Zhou Yi, Wu Juan, Li Qi, et al. Test and analysis for detecting land use change by using CBERS - 02C satellite image[J]. Mineral Exploration,2012,3(5):688 - 694. (in Chinese)

11 马利刚,张乐平,邓劲松,等. 资源一号“02C”遥感影像土地利用分类[J]. 浙江大学学报:工学版,2013,47(8):1508-1516.
Ma Ligang, Zhang Leping, Zheng Jinsong, et al. Land use classification using ZY1-“02C”remote sensing images[J]. Journal of Zhejiang University:Engineering Science,2013,47(8):1508-1516. (in Chinese)

12 王海晖,彭嘉雄,吴巍,等. 多源遥感图像融合效果评价方法研究[J]. 计算机工程与应用,2003(25):33-37.
Wang Haihui, Peng Jiaxiong, Wu Wei, et al. A study of evaluation methods on performance of the multi-source remote sensing image fusion[J]. Computer Engineering and Applications,2003(25):33-37. (in Chinese)

13 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.
Zhang Xuegong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines[J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26(1):32-42. (in Chinese)

14 Vapnik V N. The nature of statistical learning theory[M]. Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg,1998.

15 Hsu C, Lin C. A comparison of methods for multiclass support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002,13(2):415-425.

16 张全明,刘会金. 最小二乘支持向量机在电能质量扰动分类中的应用[J]. 中国电机工程学报,2008,28(1):106-110.
Zhang Quanming, Liu Huijin. Application of LS-SVM in classification of power quality disturbances[J]. Proceedings of the CSEE,2008,28(1):106-110. (in Chinese)

17 杨佳佳,姜琦刚,陈永良,等. 基于最小二乘支持向量机和高分辨率遥感影像的大尺度区域岩性划分[J]. 中国石油大学学报:自然科学版,2012,36(1):60-67.
Yang Jiajia, Jiang Qigang, Chen Yongliang, et al. Lithology division for large-scale region segmentation based on LS-SVM and high resolution remote sensing images[J]. Journal of China University of Petroleum: Edition of Natural Science, 2012,36(1):60-67. (in Chinese)

18 王凯,侯著荣,王聪丽. 基于交叉验证 SVM 的网络入侵检测[J]. 测试技术学报,2010,24(5):419-423.
Wang Kai, Hou Zhurong, Wang Congli. Intrusion detection based on cross-validation SVM[J]. Journal of Test and Measurement Technology,2010,24(5):419-423. (in Chinese)

19 张锦水,何春阳,潘耀,等. 基于 SVM 的多源信息复合的高空间分辨率遥感数据分类研究[J]. 遥感学报,2006,10(1):49-57.
Zhang Jinshui, He Chunyang, Pan Yao, et al. The high spatial resolution RS image classification based on SVM method with the multi-source data[J]. Journal of Remote Sensing,2006,10(1):49-57. (in Chinese)

20 Fauvel M, Chanussot J, Benediktsson J A. Kernel principal component analysis for the classification of hyperspectral remote sensing data over urban areas[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2009:1-14.

21 郭辉,王玲,刘贺平. 基于核主成分分析与最小二乘支持向量机结合处理时间序列预测问题[J]. 北京科技大学学报, 2006, 28(3):303-306.
Guo Hui, Wang Ling, Liu Heping. Integrating kernel principal component analysis with least squares support vector machines for time series forecasting problems[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2006, 28(3):303-306. (in Chinese)

22 邵年华,沈冰,秦胜英,等. 核主成分支持向量机模型在蒸发预测中的应用[J]. 北京师范大学学报:自然科学版, 2010, 46(3):307-310.
Shao Nianhua, Shen Bing, Qin Shengying, et al. Estimating evaporation by using KPCA SVM model[J]. Journal of Beijing Normal University: Natural Science, 2010,46(3):307-310. (in Chinese)