

基于浅层学习方法的石漠化休耕试点区作物分类*

董秀春, 蒋 怡, 黄 平, 李宗南^{*}, 刘 轲

(四川省农业科学院遥感应用研究所, 成都 610066)

摘要:【目的】应用浅层结构的机器学习分类器和高空间分辨率影像实现休耕区绿肥、粮食及经济作物快速准确分类。【方法】利用分辨率为 5 m 的 RapidEye 影像, 以云南省石林县部分休耕试点区为研究区, 使用 Softmax 浅层机器学习分类器对研究区内绿肥作物、水稻、玉米及烟草等 4 种典型作物进行遥感识别与空间信息提取, 并以极大似然分类法为参照, 通过地面样方数据验证该方法的精度。【结果】基于 Softmax 方法的 4 种典型作物分类的总体精度和 Kappa 系数分别为 85.98% 和 0.815 7, 比极大似然分类高 4.59% 和 0.061 7; 绿肥、水稻、烟草的生产者精度和用户精度均达到 84% 以上, 玉米则低于 75%, 原因是绿肥、水稻、烟草 3 种作物种植较为集中, 而玉米种植地块面积小且极为分散; 绿肥与烟草错分问题较明显, 影响因素为“同物异谱、异物同谱”。【结论】基于 Softmax 的浅层机器学习分类器提高了分类精度, 文章研究结果可为使用浅层机器学习方法快速准确掌握休耕情况提供参考。

关键词: 遥感; Softmax 分类器; 休耕; 作物分类

DOI: 10.12105/j.issn.1672-0423.20190202

0 引言

休耕监测, 是配合农业农村部休耕轮作试点开展的重要工作, 通过遥感快速监测地块是否休耕或种植有保护地力的绿肥作物, 为有关部门的管理及农户休耕补贴发放提供客观信息^[1-3]。云南石漠化休耕区地块破碎, 种植结构复杂, 分辨率较粗的遥感影像难以满足休耕地块监测精度需要, 已进行的休耕监测采用了 RapidEye、Planet 等空间分辨率优于 5 m 的遥感影像。随着农业监测使用的遥感影像空间分辨率、时间分辨率提高, 传统分类方法存在效率和精度的不足。机器学习利用先验知识使分类器进行自我学习, 可

收稿日期: 2019-03-15

第一作者简介: 董秀春 (1987—), 硕士、助理研究员。研究方向: 农业遥感。Email: 642721838@qq.com

※ 通信作者简介: 李宗南 (1983—), 博士、副研究员。研究方向: 农业遥感、农业土地利用。

Email: li_zongnan@foxmail.com

* 基金项目: 四川省科技厅软科学研究项目“基于高分六号遥感影像的四川粮食作物布局研究”(2019JDR0121); 四川省科技厅应用基础研究项目“基于空间大数据的乡村地区土地利用变化研究”(2019YJ0608); 四川省重点研发项目“基于物联网+遥感技术的智慧农业研究”(2017GZ0160); 四川省省院省校合作项目“基于大数据机器学习与冠层反射率模型结合的水稻叶面积指数提取技术”(2018JZ0054); 四川省应用基础研究项目“基于互联网+多阶段遥感反演的区域水稻参数逐田块监测技术研究”(2017JY0284); 四川省财政创新能力提升工程青年基金“基于冠层反射率模型多阶段反演的逐地块水稻参数采集技术研究”(2017QNJJ-023)

更深层次挖掘影像光谱、纹理等特征信息，根据其模型结构可分为浅层学习和深度学习。常用的浅层机器学习分类器包括决策树、支持向量机、随机森林、Softmax 等^[4-5]；较深度学习方法，具有模型结构较简单、训练样本需求少、运算速度快等特点，在冬小麦^[6-7]、大豆和玉米^[8]、棉花^[7]、水稻^[9]等作物分类提取研究中取得较高分类精度。Softmax 分类器适合于多类别的自动分类^[10]，其在高分辨率影像多种土地覆盖分类中有良好表现^[10-11]，因而拟使用 Softmax 分类器进行休耕区多种作物的遥感分类。文章分析基于 Softmax 分类器和 RapidEye 遥感影像提取研究区绿肥、水稻、玉米及烟草等 4 种作物空间分布信息的精度及误差因素，为使用浅层机器学习方法快速准确掌握休耕情况提供参考。

1 研究区与数据

1.1 研究区概况

研究区地处云南省石林彝族自治县北部，位于东经 103°10′~103°41′、北纬 24°30′~25°03′ 之间，见图 1。该区域平均海拔约 1 900 m，属低纬高原山地季风气候，年平均气温 16.3℃，年平均降雨量 940 mm，年平均日照 2 097 h。岩溶地貌明显，岩溶面积位于昆明市第一，土地石漠化严重，面积占全县岩溶面积的 28.43%^[12]，是云南省首批被确定为耕地休耕制度试点县之一。研究区内夏季种植作物主要包括水稻、玉米、烟草等；休耕作物为光叶紫花苕，是云南休耕地区用于养地的绿肥作物。

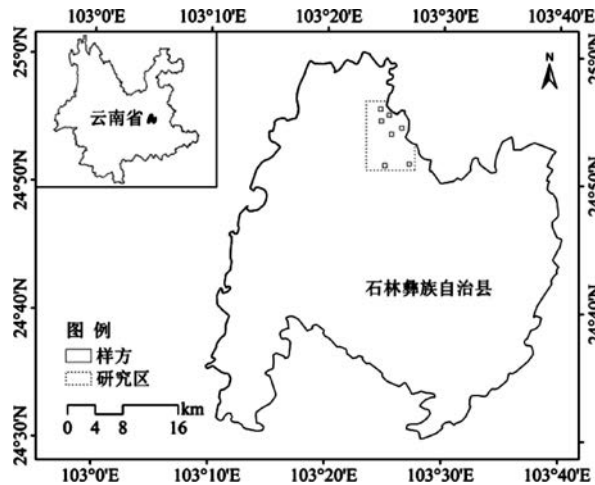


图 1 研究区位置

Fig.1 Location of the study area

1.2 卫星遥感影像

使用 2017 年 8 月 2 日获取的 RapidEye 卫星影像。RapidEye 影像幅宽 77 km，空间分辨率为 5 m，包括蓝（440~510 nm）、绿（520~590 nm）、红（630~685 nm）、红边（690~730 nm）、近红外（760~850 nm）5 个波段，其中红边波段是首颗商业卫星提供的波段，可增加地物间的可分离度，提高农作物识别精度^[13]。

2019年4月

1.3 地面调查

结合 Google Earth 高清影像，在研究区内建立 7 个随机分布的样方，样方大小为 500 m × 500 m。于 2017 年 7 月 17—24 日到实地开展地面调查，确定样方各地块种植的作物和覆盖类型，样方调查结果作为分类的解译标志和精度验证数据。

2 研究方法

2.1 影像预处理

将获取的 RapidEye 影像在 ENVI5.5 中进行大气校正、正射校正、重投影、几何精校正等预处理。计算影像的增强型植被指数 (Enhanced Vegetation Index, EVI)，通过波段组合，以增加影像波段属性，提高地物可区分性^[10]。

2.2 Softmax 分类器

Softmax 模型为 Logistic 回归模型在多分类问题上的扩展，属于监督学习算法，需要提供训练样本和测试样本以及相应的分类标签。基本思路为^[14]：对于 m 个样本，为训练集及其所对应的标签为： $\{(x^{(1)}, y^{(1)}), (x^{(2)}, y^{(2)}), \dots, (x^{(m)}, y^{(m)})\}$ ，其中样本 $x^{(i)}$ 定义为 $n+1$ 维向量， $y^{(i)} \in \{1, 2, \dots, k\}$ ，则样本 $x^{(i)}$ 对应类别 k 的估计概率为：

$$h_{\theta}(x^{(i)}) = \begin{bmatrix} p(y^{(i)} = 1 | x^{(i)}; \theta) \\ p(y^{(i)} = 2 | x^{(i)}; \theta) \\ \vdots \\ p(y^{(i)} = k | x^{(i)}; \theta) \end{bmatrix} = \frac{1}{\sum_{j=1}^k e^{\theta_j^T x^{(i)}}} \begin{bmatrix} e^{\theta_1^T x^{(i)}} \\ e^{\theta_2^T x^{(i)}} \\ \vdots \\ e^{\theta_k^T x^{(i)}} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式 (1) 中，模型参数 $\theta = [\theta_1^T \ \theta_2^T \ \dots \ \theta_k^T]^T$ 为 $k \times (n+1)$ 的矩阵，矩阵中的每行为各类别对应的分类器参数。式中右边将估计概率分布归一化并使所有概率之和为 1。Softmax 回归分类器是根据训练样本对 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ 进行计算得到的。为了完成模型参数训练，采用梯度下降法对 Softmax 的损失函数进行迭代，使 J_{θ} 收敛到最小值，由此得到模型参数 θ 的估计值。其损失函数为：

$$J_{\theta} = -\frac{1}{m} \left[\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^k 1\{y^{(i)} = j\} \right] \log \frac{e^{\theta_j^T x^{(i)}}}{\sum_{l=1}^k e^{\theta_l^T x^{(i)}}} \quad (2)$$

式 (2) 中， $1\{y^{(i)} = j\}$ 为示性函数，当大括号中为真时，该函数结果为 1，反之为 0。

2.3 Softmax 分类

在 ENVI5.5 中使用 Softmax 分类器对研究区 4 种典型作物进行遥感识别与空间信息提取。选取 RapidEye 影像的第 5, 4, 3 波段，分别赋予红、绿、蓝 3 色进行假彩色合成，突出各类作物显示效果，便于选取训练区。根据地面调查，在研究区选取各地物的感兴趣区，包括绿肥、水稻、玉米、烟草等 4 种典型作物以及林地、水体、建筑物等地物。通过训练样本对 Softmax 分类器进行训练，使绘制的损失曲线收敛到最小，利用训练

效果最优的分类器进行分类，得到研究区的分类结果。Softmax 分类技术流程见图 2。

2.4 精度评价与验证

评价基于 Softmax 分类器的 4 种典型作物分类精度，并与基于极大似然法的分类结果进行比较。

3 结果与分析

使用 RapidEye 影像的多作物分类结果见图 3，Softmax 法的分类结果较极大似然法减少了“椒盐噪声”现象。根据地面样方数据验证，精度评价结果见表 1。研究区内 Softmax 分类器对绿肥、水稻、玉米和烟草的分类总精度为 85.98%，Kappa 系数为 0.815 7；较极大似然分类高 4.59% 和 0.061 7，并减少了错分、漏分像元。

比较 Softmax 法 4 类作物的分类效果，绿肥、水稻、烟草的生产者精度和用户精度均达到 84% 以上，玉米则低于 75%。主要由于研究区内绿肥、水稻、烟草种植较为集中；而玉米种植地块的面积小且在空间上极为分

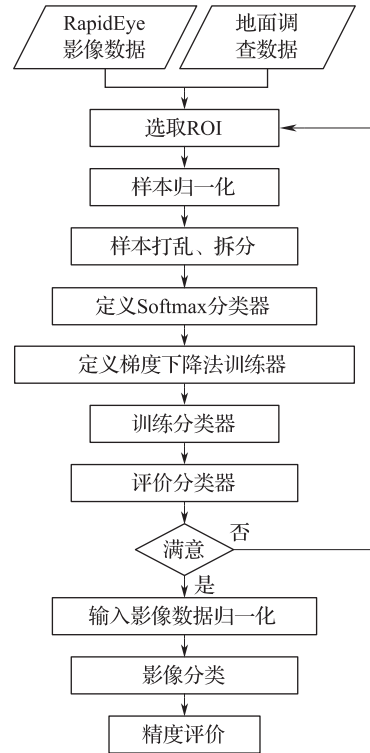


图 2 Softmax 分类技术流程

Fig.2 Process of Softmax classification

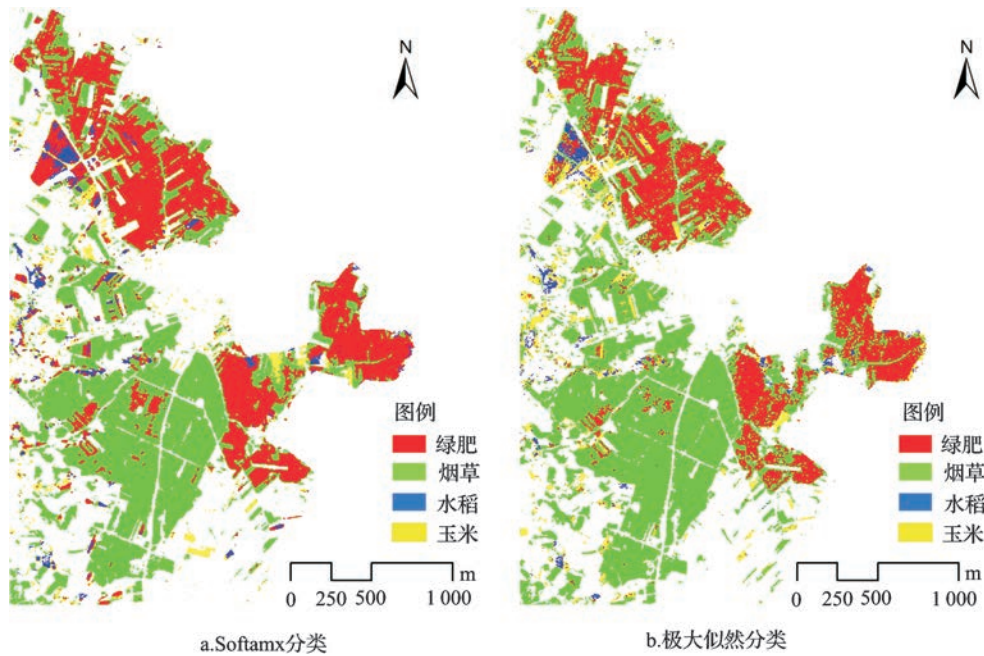


图 3 两种方法分类结果 (部分区域)

Fig.3 Results of two method (Part of the study area)

2019年4月

表 1 两种分类方法的混淆矩阵
Table 1 Confusion matrix of two classification methods

遥感分类方法	地面真实像元 (个)					合计	错分 (%)	漏分 (%)	生产者精度 (%)	用户精度 (%)	总精度 (%)	Kappa 系数	
	绿肥	烟草	水稻	玉米	其他								
Softmax 方法	绿肥	20 711	1 133	88	193	129	22 254	6.93	15.91	84.09	93.07	85.98	0.8 157
	烟草	3 274	27 121	56	153	1 063	31 667	14.36	10.25	89.75	85.64		
	水稻	100	24	9 885	301	646	10 956	9.78	13.27	86.73	90.22		
	玉米	146	363	634	5 471	1 363	7 977	31.42	26.73	73.27	68.58		
	其他	400	1 577	735	1 349	21 026	25 087	16.19	13.21	86.79	83.81		
	合计	24 631	30 218	11 398	7 467	24 227	97 941						
极大似然	绿肥	17 931	849	1	27	43	18 851	4.88	27.2	72.8	95.12	81.39	0.7 540
	烟草	5 963	27 344	65	413	1 405	35 190	22.3	9.51	90.49	77.7		
	水稻	142	25	8 991	146	937	10 241	12.21	21.12	78.88	87.79		
	玉米	156	171	1 442	4 602	992	7 363	37.5	38.37	61.63	62.5		
	其他	439	1 829	899	2 279	20 850	26 296	20.71	13.94	86.06	79.29		
	合计	24 631	30 218	11 398	7 467	24 227	97 941						

散。根据表 1 两种方法的混淆矩阵结果可见，绿肥与烟草错分问题较明显。根据地面调查情况，认为绿肥与烟草易混淆主要原因包括两方面：一方面研究区休耕地块的肥力及管理差异大导致不同地块绿肥长势差异明显，出现“同物异谱”；另一方面则是监测期间的烟草处于采收季，部分采收后地块植被情况与绿肥接近，出现“异物同谱”。

4 结论与讨论

通过遥感手段快速准确获取休耕区内地块种植情况，监测结果对地块休耕现状判别具有重要作用。研究利用 2017 年 8 月 2 号获取的 RapidEye 影像，采用浅层机器学习 Softmax 分类器在云南省石林县部分休耕试点区开展夏季绿肥作物、水稻、玉米及烟草等 4 种典型作物的遥感分类，得出如下结论：（1）基于 Softmax 方法的 4 种典型作物分类的总体精度和 Kappa 系数分别为 85.67% 和 0.811 6，极大似然为 81.39% 和 0.754 0，Softmax 方法分类精度略高于极大似然；（2）绿肥、水稻、烟草的生产者精度和用户精度远高于玉米，因研究区内地块作物种植集中程度影响分类精度；（3）“同物异谱、异物同谱”现象导致绿肥与烟草错分问题较明显。

该文研究浅层机器学习分类器在云南休耕地区夏季多作物遥感分类效果，较常用的最大似然法，分类精度有所提高。使用高精度作物空间分布信息进一步与休耕地块矢量数据结合，可去除非休耕监测区临近地物的影响，提高休耕地块的判别精度，减少地块休耕误判以及外业核查工作量。随着对农业精准监测需求的增加，越来越多高时空分辨



率的多光谱、高光谱遥感数据应用于农业监测，数据量大、质量不统一等遥感大数据问题需通过整合系统、复杂的算法加以解决。浅层机器学习分类算法小样本学习和过拟合等不足将影响其进一步应用。深度学习方法使用更大规模的训练数据、构建更复杂的模型，能实现更多种类地物的精确识别与分类，降低过拟合的程度。因此，未来将根据我国遥感大数据发展，开展农作物遥感训练数据集整理、深度学习模型研究等工作。

参考文献

- [1] 赵其国, 滕应, 黄国勤. 中国探索实行耕地轮作休耕制度试点问题的战略思考. 生态环境学报, 2017, 26(1): 1~5.
- [2] 杨庆媛, 信桂新, 江娟丽, 等. 欧美及东亚地区耕地轮作休耕制度实践: 对比与启示. 中国土地科学, 2017, 31(4): 71~79.
- [3] 刘沛源, 郑晓冬, 李姣媛, 等. 国外及中国台湾地区的休耕补贴政策. 世界农业, 2016(6): 149~153, 183.
- [4] 刘弋锋. 基于浅层学习引导深度学习的行人检测. 武汉: 武汉大学, 2016.
- [5] Lin C Y, Tsai C H, Lee C P, et al. Large-scale logistic regression and linear support vector machines using spark. *IEEE International Conference on Big Data, Washington, USA*, 2014: 519~528.
- [6] 罗桓, 李卫国, 景元书, 等. 基于 SVM 的县域冬小麦种植面积遥感提取. 麦类作物学报, 2019(4): 1~8.
- [7] 黄双燕, 杨辽, 陈曦, 等. 机器学习法的干旱区典型农作物分类. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(10): 3169~3176.
- [8] 王利民, 刘佳, 杨玲波, 等. 随机森林方法在玉米—大豆精细识别中的应用. 作物学报, 2018, 44(4): 569~580.
- [9] Peña J M, Gutiérrez P A, Hervás-Martínez C, et al. Object-based image classification of summer crops with machine learning methods. *Remote Sensing*, 2014, 6(6): 5019~5041.
- [10] Wolfe J, Jin X, Bahr T, et al. Application of Softmax regression and its validation for spectral-based land cover mapping. *ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2017, XLII-1(W1): 455~459.
- [11] 郑卓, 方芳, 刘袁缘, 等. 高分辨率遥感影像场景的多尺度神经网络分类法. 测绘学报, 2018, 47(5): 620~630.
- [12] 陈俊松, 赵磊磊, 朱仕荣, 等. 云南石林县石漠化综合治理分区及治理方向. 亚热带水土保持, 2018, 30(1): 19~22, 28.
- [13] 刘佳, 王利民, 滕飞, 等. RapidEye 卫星红边波段对农作物面积提取精度的影响. 农业工程学报, 2016, 32(13): 140~148.
- [14] 张洪群, 刘雪莹, 杨森, 等. 深度学习的半监督遥感图像检索. 遥感学报, 2017, 21(3): 406~414.

Shallow learning classification of summer crops in rocky desertified fallow pilot area

Dong Xiuchun, Jiang Yi, Huang Ping, Li Zongnan^{*}, Liu Ke

(Institute of Remote Sensing Application, Sichuan Academy of Agricultural Sciences, Sichuan Chengdu 610066, China)

Abstract: [Purpose] Fallow monitoring is an important part of the fallow pilot project under supervision of the Ministry of Agriculture and Rural Affairs. Remote sensing is able to monitor the land whether is leaving fallow or planting green manure for protecting the land capability. The monitoring result is of great significance for decision makers to know the situation of fallow in the regional scale. To achieve the fast and accurate classification of multiple crops, including green manure, grain and cash crops in the fallow region, the machine learning classifier with shallow structure and high spatial resolution remote sensing image is applied. The aim of this



2019年4月

study is to provide reference for monitoring the land fallow situation in the fallow region with the method of the shallow learning. [**Method**] In this study, part of the fallow pilot region in Shilin county was selected as the study area. The Rapideye image with the spatial resolution of 5m was used, with the support of Softmax classifier which belongs to the machine learning of shallow structure. The recognition and spatial information extraction of four typical crops, such as green manure, rice, corn and tobacco were carried out in the study area. By using the data of in-situ survey, the accuracy was evaluated and compared with the results of maximum likelihood classification. [**Result**] The results revealed that, the overall accuracy and Kappa coefficients of the classification based on the Softmax classifier were 85.98% and 0.815 7, respectively, slightly higher than the maximum likelihood method which has the results of 81.39% and 0.754 0. The producer precision and user precision of green manure, rice and tobacco were higher than 84%, while corn was less than 75%. The reason was that the planting of green manure, rice and tobacco are relatively concentrated, while the planting of corn was scattered. There were obvious classification errors, because of the similarity between green manure and tobacco. [**Conclusion**] The results indicate that Softmax classifier can improve the accuracy of multiple crops classification in fallow region. This method can provide reference for the application of shallow machine learning in fallow region.

Key words: remote sensing; softmax classifier; fallow; crop; classification