doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.06.021

基于植被指数选择算法和决策树的生态系统识别

孙滨峰[1,2]　赵　红[3]　陈立才[1,2]　舒时富[1,2]　叶　春[1,2]　李艳大[1,2]

(1.江西省农业科学院农业工程研究所,南昌 330200;2.江西省农业信息化工程技术研究中心,南昌 330200;
3.江西省交通科学研究院,南昌 330200)

摘要:植被指数是对绿色植被的特定表达,在不同环境下的效果不同。植被指数的选择需要结合研究区域的环境特征。本研究将植被指数间的相关系数集成到基于马氏距离的植被指数选择算法中,根据所选样本确定最适宜的植被指数,构建决策树模型,以江西省永丰县为例,开展区域生态系统类型的识别研究。该方法首先确定提取对象,明确对象类别与对象间的隶属关系,然后逐层逐项地提取湿地、森林、草地、农田等生态系统信息。结果表明,所提出的植被指数选择算法具有较好的适用性;生态系统识别的总体精度达 89.11%,构建的决策树模型的分类精度高于传统方法,可为区域生态系统信息提取和生态系统管理提供研究方法。

关键词:生态系统;自动识别;植被指数;马氏距离;相关系数;决策树模型

中图分类号:TP79;S127　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2019)06-0194-07

Identification of Ecosystems Based on Vegetation Indices Selection Algorithm and Decision Tree

SUN Binfeng[1,2]　ZHAO Hong[3]　CHEN Licai[1,2]　SHU Shifu[1,2]　YE Chun[1,2]　LI Yanda[1,2]

(1. *Institute of Agricultural Engineering*, *Jiangxi Academy of Agricultural Sciences*, *Nanchang* 330200, *China*
2. *Jiangxi Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture*, *Nanchang* 330200, *China*
3. *Jiangxi Transportation Institute*, *Nanchang* 330200, *China*)

Abstract: Vegetation indices can reflect the spectral characteristics of different ecosystems and render remote sensing images easier to interpret, which are widely used to identify the ecosystem distribution patterns. A vegetation index is a specific expression for describing green vegetation, and its effects are inconsistent in different environments. The selection of a vegetation index needs to be combined with the characteristics of the application environment. Currently, selection of vegetation index is mainly based on the physical meaning of a vegetation index, which disregards its adaptability in the study area and leads to inconsistent research results. The correlation coefficients between vegetation indices were integrated into the vegetation indices selection algorithm based on Mahalanobis distance, and then a decision tree model was constructed based on the most suitable vegetation indices of the research area which were determined according to the selected samples. Taking Yongfeng County of Jiangxi Province as an example, it was attempted to identity the distribution pattern of ecosystems. Using this method, the ecosystems needed to be extracted were firstly determined and the relationship between ecosystems and decision tree nodes was established. Then, six different surface features, including wetlands, forests, grasslands, farmlands, urban and bare land, were classified. The overall accuracy of identification by the method was 89.11%, which was higher than that of the traditional methods. Taking wetlands as an example, the classification accuracy of vegetation indices determined by the vegetation selection algorithm was 91.62%, which was higher than the common vegetation indices that had an accuracy of 87.60%. The results indicated that the vegetation indices selection algorithm developed was applicable and effective. The method was a valuable and applicable tool for the extraction of regional ecosystem types and ecosystem management.

Key words: ecosystem; automatic identification; vegetation indices; Mahalanobis distance; correlation coefficient; decision tree model

收稿日期:2018-12-21　修回日期:2019-01-17

基金项目:国家重点研发计划项目(2016YFD0300608)、江西省重点研发计划项目(20171BBF60019)、国家青年拔尖人才支持计划项目(组厅字[2015]48 号)、江西省科技计划项目(20161BBI90012)和江西省农业科学院创新基金博士启动项目(20171CBS001)

作者简介:孙滨峰(1983—),男,助理研究员,博士,主要从事农业遥感研究,E-mail:binfengsun@sina.com

通信作者:李艳大(1980—),男,研究员,博士,主要从事信息农业与农机化研究,E-mail:liyanda2008@126.com

0　引言

区域生态系统的结构及其变化的识别不仅是全球变化研究关注的重要内容[1]，也是资源可持续管理[2]和区域农业规划制定的重要依据[3-4]。开展区域生态系统类型的遥感监测，建立实时、快速的监测方法，获取区域生态系统变化的相关知识，对于开展区域土地资源管理具有重要的战略意义[5]。

植被指数是一种数据增强的方法，有助于增强遥感影像的解译能力，广泛应用于土地利用类型识别[6]、植被覆盖度评价[7]、作物类型识别[8]和作物长势监测与预报[9-10]等方面。植被指数能够反映不同生态系统类型的光谱特征，基于植被指数的土地利用类型识别研究一直是国内外学者研究的热点[11]。然而，受到大气、遥感器定标、遥感器观测条件、太阳入射角度、土壤湿度、颜色和亮度等因素的影响和制约[12]，导致植被指数在不同环境下的效果不同，至今尚无研究明确各植被指数的适用范围[13]。对于植被指数的选择主要依据其物理意义或者借鉴相关研究结果，少有研究关注植被指数对研究区域的适应性，导致研究结果常存在争议[14]。因此，在研究生态系统类型时需要结合环境特征选择植被指数。常见的植被指数选择方法根据是否使用样本信息分为监督和非监督的方法[14]。基于样本的监督植被指数选择方法能够反映区域环境特征，较之基于统计特征的非监督的选择方法，如最佳指数(OIF)等，更易获取最能区分研究区内生态系统类型特征的植被指数。

马氏距离是由印度统计学家马哈拉诺比斯提出的，表示数据的协方差距离，是一种能够有效衡量样本数据间相似度的算法，具有既消除变量间相关性干扰且不受量纲影响的优点[15]。本文结合许明明等[16]提出的基于类别可分的高光谱图像波段选择算法(Endmember separability based band selection，ESBB)，将相关系数引入植被指数选择算法中，利用马氏距离选择最适宜的植被指数集合，构建决策树模型，以江西省吉安市永丰县为研究对象，对生态系统进行自动识别。

1　材料与方法

1.1　研究区概况

永丰县地处江西省中部，隶属吉安市，区域范围在北纬 26°38′～27°32′，东经 115°17′～115°56′。东西窄，南北长，呈哑铃状，面积约 2 710 km^2(图 1)。永丰全县人口约 48 万，下辖 8 个镇，13 个乡，县政府驻恩江镇。全县地势由东南向西北倾斜，整个地貌山脊线形成四周高，中间低的趋势。属亚热带季风气候，四季分明，雨量充沛，年均温度 18℃，年平均降水量 1 627 mm。永丰县是“林业百佳县”，森林覆盖率超过 70%，自然资源丰富，生态环境良好。

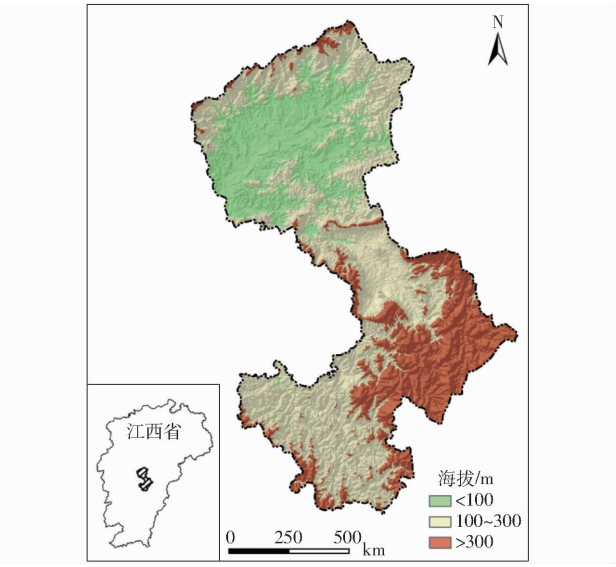

图 1　研究区域

Fig. 1　Research area

1.2　模型与方法

1.2.1　数据来源与预处理

采用的主要数据为 Landsat 8 OLI 遥感影像，来源于地理空间数据云(http://www.gscloud.cn/)，成像时间为 2016 年 9 月 27 日，太阳高度角 54°，方位角 143°，空间分辨率为 30 m，研究区范围内无云，原始图像共有 9 个波段。采用 ENVI 软件进行辐射定标，FLAASH 大气校正模型进行大气校正，C 模型进行地形校正[17]，得到地表反射率。采用 IDL 计算主要的植被指数。影像投影为 UTM(Zone50N)，基准面为 WGS-84；后期对影像做了不规则裁剪、波段重组等预处理。辅助数据包括 2016 年的《永丰统计年鉴》，用于对分类结果进行对照；Planet 3 m 分辨率的遥感影像，用于目视解译、分类后精度评价。

1.2.2　生态系统的植被指数选择

本文计算了包括归一化植被指数(Normalized difference vegetation index，NDVI)、改进归一化水体指数(Modified normalized difference water index，MNDWI)、增强植被指数(Enhanced vegetation index，EVI)、归一化建筑指数(Normalized difference build-up index，NDBI)以及基于通用光谱模式分解算法的植被指数(Vegetation index based on the universal pattern decomposition method，VIUPD)[18]等 41 种[19]常用植被指数。部分植被指数间的相关性较高，信息冗余量大(图 2)。本研究将相关系数和马氏距离相结合，构建植被指数集识别生态系统的类型。

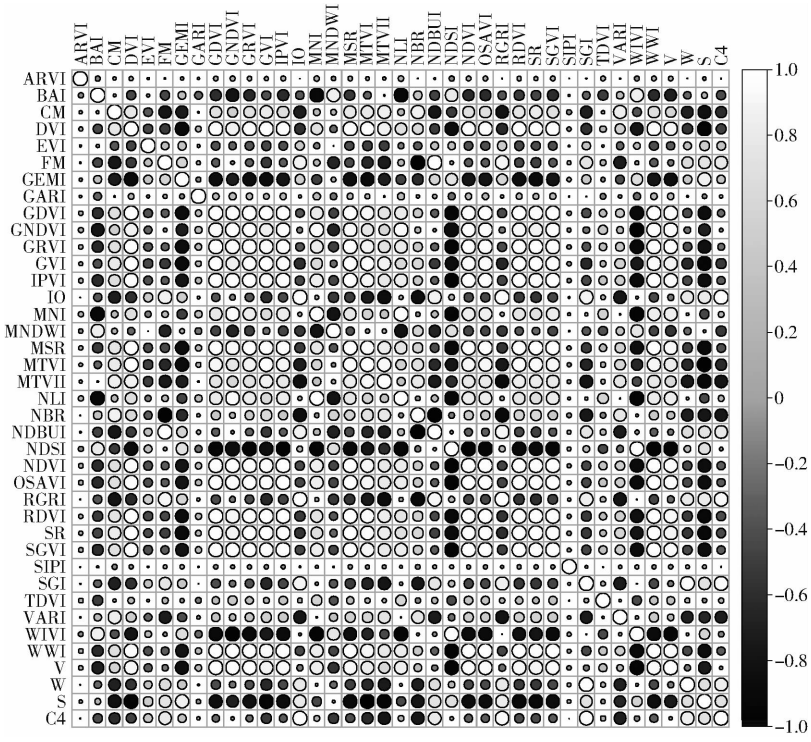

图 2 植被指数相关性分析

Fig. 2 Correlation analysis among vegetation indices

马氏距离是一种能够有效衡量样本数据间相似度的算法[20]。假设 2 组样本数据 i、j 组成的列向量为 $\boldsymbol{x}_i$、$\boldsymbol{x}_j$,则两向量间的马氏距离定义为

$$d_{ij}=\sqrt{(\boldsymbol{x}_i-\boldsymbol{x}_j)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}^{-1}(\boldsymbol{x}_i-\boldsymbol{x}_j)} \tag{1}$$

式中 $\boldsymbol{S}$——向量 $\boldsymbol{x}_i$与 $\boldsymbol{x}_j$的协方差矩阵

植被指数选择算法的描述如下:

(1)计算各植被指数间的 Pearson 相关系数

$$P_{ij}=\frac{C_{OV}(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j)}{\sqrt{D(\boldsymbol{x}_i)}\sqrt{D(\boldsymbol{x}_j)}} \tag{2}$$

式中 P_{ij}——植被指数 f_i与 f_j的相关系数

$C_{OV}(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j)$——$\boldsymbol{x}_i$与 $\boldsymbol{x}_j$的协方差

$D(\boldsymbol{x}_i)$——$\boldsymbol{x}_i$的方差

$D(\boldsymbol{x}_j)$——$\boldsymbol{x}_j$的方差

(2)初始化 C,计算各生态系统类型在植被指数上的马氏距离均值集合 D,将 D 中最大值对应的植被指数 f_i赋给 C。

$$f_{\max}=f_i \quad (D_i=\max(D)) \tag{3}$$

$$C=C\cup\{f_{\max}\} \tag{4}$$

$$S=S-f_{\max} \tag{5}$$

式中 C——被选择植被指数集合

S——植被指数集合

$f_{\max}$——马氏距离最大的植被指数

(3)将满足 $|P_{ij}|<R$ 的波段依次与 C 合并为 I_i,计算各生态系统类型的马氏距离均值集合 D,将 D 中最大值对应的植被指数 f_i加入到 C 中。经过多次计算,R 取 0.34。

$$I_i=C\cup f_i \quad (f_i\in C,|P_{ij}|<R) \tag{6}$$

$$C=C\cup\{f_i\} \quad (f_i=\max(D)) \tag{7}$$

$$S=S-f_i \tag{8}$$

(4)重复步骤(3),直到未选择的植被指数与 C 中植被指数间相关系数的绝对值大于 0.34。

$$C=C\cup f_i \quad (f_i\in S,|P_{ij}|<R) \tag{9}$$

1.2.3 基于决策树规则的生态系统信息提取方法

采用本文提出的植被指数选择方法,利用 ENVI 和 CART 算法,构建决策树分类模型,识别典型生态系统类型及其分布。首先采用 1.2.2 节中的算法确定生态系统提取的顺序,再根据 CART 算法设置模型阈值,提取生态系统类型信息。

2 结果与分析

2.1 决策树模型

根据本文提出的植被指数选择算法,首先识别湿地生态系统和非湿地生态系统,然后区分植被和非植被。生态系统信息识别顺序和所建立的决策树模型详见图 3。

(1)湿地生态系统和非湿地生态系统信息提取

根据本文提出的植被指数选择算法,采用 MNDWI 和转换差值植被指数(Transformed difference vegetation index, TDVI),通过设定阈值提取湿地生态系统和非湿地信息。优先识别湿地和非湿地生态系统,可获得较高的分类精度。由图 4 可知,湿地生态系统的 MNDWI 明显高于其他生态系

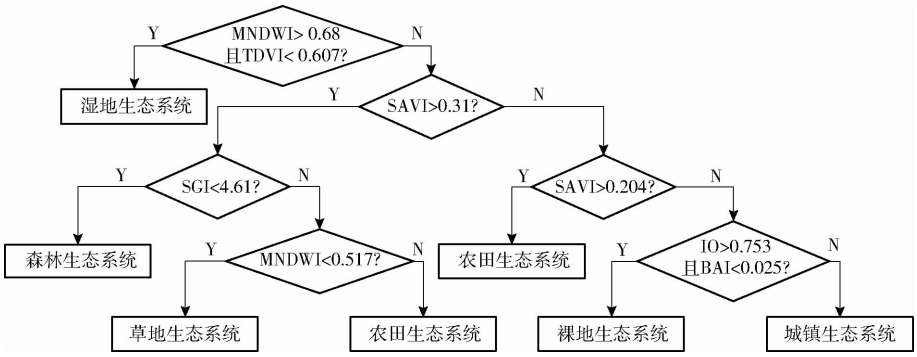

图 3　基于决策树的生态系统识别

Fig. 3　Ecosystem information extraction based on decision tree

统类型，而其 TDVI 显著低于其他生态系统类型，植被指数 MNDWI 与 TDVI 相结合能够有效提取湿地信息。

（2）植被与非植被信息提取

根据植被选择算法，植被与非植被在土壤调整植被指数（Soil adjusted vegetation index，SAVI）上的马氏距离最大。裸地和城镇等非植被生态系统的 SAVI 值都小于 0.310，植被与非植被区分明显（图 4）。

（3）森林、草地与农田信息提取

森林、草地与农田在绿度总和指数（Sum green index，SGI）上的马氏距离最大，草地的含水率明显低于农田（图 4）。设置 SGI 为 4.610 提取森林生态系统，将 MNDWI 的阈值设置为 0.517，可区分草地和农田。

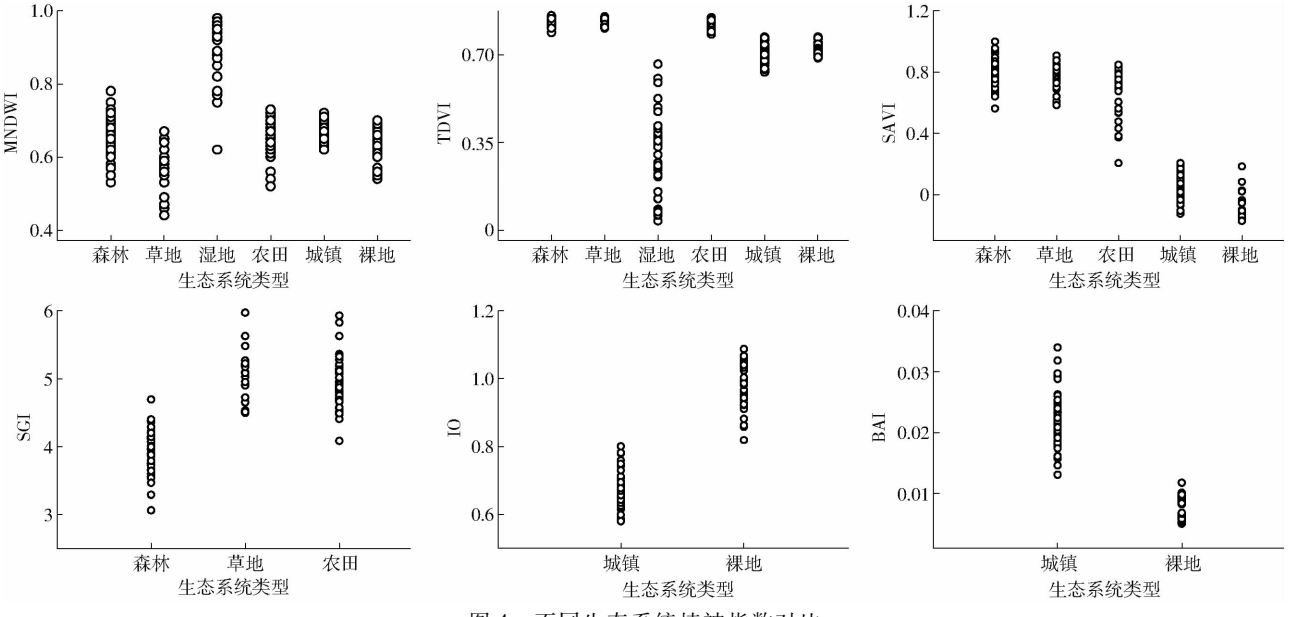

图 4　不同生态系统植被指数对比

Fig. 4　Comparisons of vegetation indices of different ecosystems

（4）裸地、城镇与已收割农田信息提取

已收割农田和城镇、裸地在植被指数 SAVI 上马氏距离最大，城镇和裸地在植被指数氧化铁比率（Iron oxide ratio，IO）、燃烧面积指数（Burn area index，BAI）上马氏距离最大，SAVI 大于 0.204 可以提取农田信息，IO 大于 0.753、BAI 小于 0.025 可以有效地分离裸地和城镇。

2.2　生态系统类型识别及其精度

根据图 3 建立的决策树模型识别生态系统类型，并对识别精度进行评价（表 1）。总体精度为 89.11%，Kappa 系数为 0.90，较好地区分了生态系统类型。其中，森林、湿地和裸地的用户精度、制图精度较高，错分误差、漏分误差较低；草地、城镇、农田错分、漏分现象相对较多，这和遥感影像的分辨率、研究区地形密切相关，但结果可满足制图需求。

永丰县生态系统空间分布格局详见图 5。森林生态系统是永丰县最主要的生态系统类型，约占全县面积的 76.93%；其次是农田生态系统，面积约占全县面积的 16.27%，主要分布在研究区域的北部和中部平原地区；裸地、城镇、湿地和草地生态系统分别占全县面积的 3.65%、1.90%、0.81% 和 0.44%。

表 1 决策树分类精度

Tab. 1 Extraction precision of decision tree

生态系统类型	错分误差/%	用户精度/%	漏分误差/%	制图精度/%
森林	8.24	91.76	6.50	93.50
草地	16.22	83.78	12.63	87.37
湿地	10.53	89.47	8.38	91.62
农田	12.81	87.19	10.04	89.96
城镇	13.27	86.73	11.38	88.62
裸地	12.56	87.44	9.43	90.57
总体精度/%		89.11		
Kappa 系数		0.90		

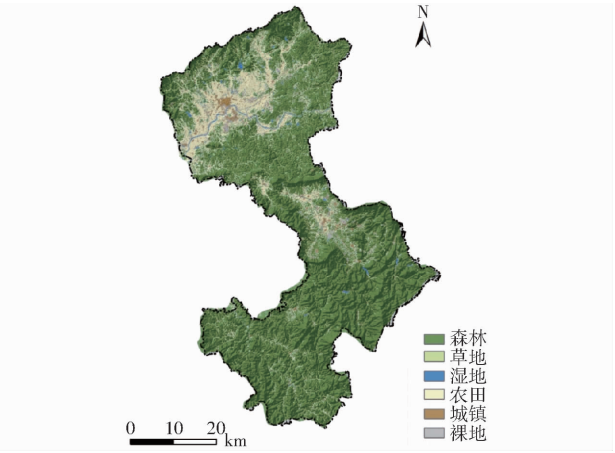

图 5 永丰县生态系统类型图

Fig. 5 Ecosystem types map of Yongfeng County

3 讨论

将植被指数间的相关系数与马氏距离相结合构建植被指数选择算法,减少了数据冗余,提高了生态系统识别的精度。ESBB 算法通过马氏距离最大化图像中各类地物的可分性来确定最优的波段组合,较之其他波段选择算法,该方法具有不需要大量训练样本等优点[16]。但 ESBB 算法没有考虑波段间的相关性,只以马氏距离作为波段选择的唯一标准,易造成分类波段相关性较高、有效信息不足等问题,导致分类精度不高。本研究所采用的 41 种植被指数间存在显著的相关性(图 2)。以湿地生态系统提取为例,由 ESBB 算法得到的植被指数为 MNDWI 和 MNLI(Modified non-linear index),本研究提出的植被指数选择算法所选植被指数为 MNDWI 和 TDVI,湿地生态系统提取研究中常用的植被指数为 MNDWI 和 NDVI[21-22](表 2),识别精度详见表 3。结果显示,MNDWI 和 TDVI 的分类精度最高,为 91.62%,MNDWI 和 TDVI 的分类精度次之,MNDWI 和 NDVI 的分类精度最低,为 87.60%。MNDWI 和 NDVI 的相关系数最小,但样本的马氏距离也最小,样本分离度最低,其分类精度最低。MNLI 是非线性指数的改进指数,其结合了土壤调整植被指数(SAVI)消除了土壤的影响[23]。样本在 MNDWI 和 MNLI 上的马氏距离最大,但 MNDWI 和 MNLI 相关性最大,MNDWI 和 MNLI 所表达的信息具有一定的重叠,信息冗余度最大,导致其分类精度略低。MNDWI 和 TDVI 较之 MNDWI 和 MNLI,相关系数小,信息冗余度低。TDVI 的饱和度较之于 NDVI 较低[24],有利于识别湿地生态系统。样本在 TDVI 上的马氏距离大于在 NDVI 上的马氏距离,说明 TDVI 较之 NDVI 更适应研究区环境。

表 2 植被指数公式

Tab. 2 Formula of vegetation indexes

植被指数	计算公式
TDVI	$TDVI = 1.5\dfrac{N-R}{\sqrt{N^2+R^2+0.5}}$
MNLI	$MNLI = \dfrac{(N^2-R)(1+L)}{N^2+R+L}$
NDVI	$NDVI = \dfrac{N-R}{N+R}$

注:N 为近红外波段,R 为可见光红波段,L 为冠层背景调整因子,取 0.5。

表 3 不同植被指数湿地生态系统识别精度

Tab. 3 Accuracy of ecosystem identifications by different vegetation indexes

植被指数	相关系数	马氏距离	分类精度/%
MNDWI、TDVI	-0.25	1.52	91.62
MNDWI、MNLI	-0.40	1.70	88.40
MNDWI、NDVI	-0.24	1.41	87.60

植被指数和决策树是土地利用类型识别的常规方法[25],当前研究普遍采用的植被指数包括 NDVI[26]、EVI[27]、NDBI[27-28] 和 MNDWI[29-30] 等植被指数来识别土地利用类型。然而植被指数在不同环境下反映生态系统类型光谱特征的效果存在争议,至今尚无研究明确各植被指数的适用范围,因此在使用植被指数提取生态系统类型时,需要充分考虑区域的环境特征。马氏距离能够度量两种类型在一组数据上的可分性,基于马氏距离的植被指数选择方法可获取区域最适宜植被指数,以提高生态系统的识别精度。本文将植被指数间的相关系数引入植被指数选择算法中,避免了信息冗余而导致分类精度的降低。

4 结论

(1)将相关系数引入植被指数选择算法中,构建的基于马氏距离的植被指数选择方法具有很好的适用性。

(2)通过植被指数选择方法提出决策树信息提

取模型，对生态系统信息层层提取，识别生态系统类型与范围的方案合理可行。

(3)基于上述的模型和方法，建立生态系统类型自动识别方案，在永丰县的结果表明，相比传统的方法本方案精度有了显著提高，同时也证明该方法有效可行。

参 考 文 献

[1] LEVY P E, FRIEND A D, WHITE A, et al. The influence of land use change on global-scale fluxes of carbon from terrestrial ecosystems[J]. Climatic Change, 2004, 67(2-3): 185-209.

[2] YE Y, BRYAN B A, ZHANG J, et al. Changes in land-use and ecosystem services in the Guangzhou-Foshan Metropolitan Area, China from 1990 to 2010: implications for sustainability under rapid urbanization [J]. Ecological Indicators, 2018, 93: 930-941.

[3] 王宇航，于强，岳德鹏，等. 基于 BRT_DC_Pd 模型的土地利用模拟研究[J/OL]. 农业机械学报，2018，49(3)：225-234.
WANG Yuhang, YU Qiang, YUE Depeng, et al. Simulation of landuse based on BRT_DC_Pd model [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(3): 225-234. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no=20180327&flag=1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.03.027. (in Chinese)

[4] DUTTA S, JHALA Y. Planning agriculture based on landuse responses of threatened semiarid grassland species in India [J]. Biological Conservation, 2014, 175: 129-139.

[5] 龙花楼. 论土地利用转型与土地资源管理 [J]. 地理研究，2015，34(9)：1607-1618.
LONG Hualou. Land use transition and land management [J]. Geographical Research, 2015, 34(9): 1607-1618. (in Chinese)

[6] 徐永明，刘勇洪，魏鸣，等. 基于 MODIS 数据的长江三角洲地区土地覆盖分类 [J]. 地理学报，2007，62(6)：640-648.
XU Yongming, LIU Yonghong, WEI Ming, et al. Land cover classification of the Yangtze River Delta using MODIS data [J]. Acta Geographica Sinica, 2007, 62(6): 640-648. (in Chinese)

[7] 穆少杰，李建龙，陈奕兆，等. 2001—2010 年内蒙古植被覆盖度时空变化特征 [J]. 地理学报，2012，67(9)：1255-1268.
MU Shaojie, LI Jianlong, CHEN Yizhao, et al. Spatial differences of variations of vegetation coverage in Inner Mongolia during 2001—2010 [J]. Acta Geographica Sinica, 2012, 67(9): 1255-1268. (in Chinese)

[8] FOERSTER S, KADEN K, FOERSTER M, et al. Crop type mapping using spectral-temporal profiles and phenological information [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 89: 30-40.

[9] QI Z, YEH G O, LI X. A crop phenology knowledge-based approach for monthly monitoring of construction land expansion using polarimetric synthetic aperture radar imagery [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2017, 133: 1-17.

[10] FERENC K. Assessment of regional variations in biomass production using satellite image analysis between 1992 and 2004 [J]. Transactions in GIS, 2007, 11(6): 911-926.

[11] 陈嘉，赵祥，唐荣云，等. 基于定量遥感产品的土地覆盖分类方法研究 [J]. 北京师范大学学报(自然科学版)，2018，54(3)：405-411.
CHEN Jia, ZHAO Xiang, TANG Rongyun, et al. Land cover classification by quantitative remote sensing products [J]. Journal of Beijing Normal University (Natural Science), 2018, 54(3): 405-411. (in Chinese)

[12] 王正兴，刘闯，HUETE A，等. 植被指数研究进展：从 AVHRR-NDVI 到 MODIS-EVI [J]. 生态学报，2003，23(5)：979-987.
WANG Zhengxing, LIU Chuang, HUETE A, et al. From AVHRR-NDVI to MODIS-EVI: advances in vegetation index research [J]. Acta Ecologica Sinica, 2003, 23(5): 979-987. (in Chinese)

[13] 田庆久，闵祥军. 植被指数研究进展 [J]. 地球科学进展，1998，13(4)：327-333.
TIAN Qingjiu, MIN Xiangjun. Advances in study on vegetation indices [J]. Advance in Earth Sciences, 1998, 13(4): 327-333. (in Chinese)

[14] 李行，毛定山，张连蓬. 高光谱遥感影像波段选择算法评价方法研究 [J]. 地理与地理信息科学，2006，22(6)：34-37.
LI Xing, MAO Dingshan, ZHANG Lianpeng. Evaluation method for band selection algorithm of hyperspectral image [J]. Geopraphy and Geo-Information Science, 2006, 22(6): 34-37. (in Chinese)

[15] 康顺，相诗尧. 基于马氏距离的多高斯 Voronoi 图生成方法 [J]. 地理与地理信息科学，2016，32(3)：49-52.
KANG Shun, XIANG Shiyao. A generation method of multi-Gaussian Voronoi diagram based on Mahalanobis distance [J]. Geography and Geo-Information Science, 2016, 32(3): 49-52. (in Chinese)

[16] 许明明，张良培，杜博，等. 基于类别可分性的高光谱图像波段选择 [J]. 计算机科学，2015，42(4)：274-275.
XU Mingming, ZHANG Liangpei, DU Bo, et al. Supervised band selection based on class separability for hyperspectral image [J]. Computer Science, 2015, 42(4): 274-275. (in Chinese)

[17] TEILLET P M, GUINDON B, GOODENOUGH D G. On the slope-aspect correction of multispectral scanner data[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 1982, 8(2): 84-106.

[18] 穆悦，曹晓阳，冯益明，等. 地形复杂山区常用植被指数的地形校正对比[J]. 地球信息科学学报，2016，18(7)：951-961.
MU Yue, CAO Xiaoyang, FENG Yiming, et al. Comparison of topographic correction on commonly used vegetation indices in rugged terrain area [J]. Journal of Geo-information Science, 2016, 18(7): 951-961. (in Chinese)

[19] 王宏，李晓兵，余弘婧. 基于 NOAA/AVHRR NDVI 监测中国北方典型草原的生长季及变化 [J]. 植物生态学报，2006，30(3)：365-374.

WANG Hong, LI Xiaobing, YU Hongjing. Monitoring growing season of typical steppe in northern China based on NOAA/AVHRR NDVI data [J]. Acta Phytoecologica Sinica, 2006, 30(3): 365 - 374. (in Chinese)

[20] 汪西莉,焦李成. 一种基于马氏距离的支持向量快速提取算法 [J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版),2004,31(4):639 - 643.
WANG Xili, JIAO Licheng. A fast algorithm for extracting the support vector on the Mahalanobis distance [J]. Journal of Xidian University (Natural Science), 2004, 31(4): 639 - 643. (in Chinese)

[21] 陈元鹏,郧文聚,周旭,等. 基于 MESMA 和 RF 的山丘区土地利用信息分类提取 [J/OL]. 农业机械学报,2017,48(7):141 - 149.
CHEN Yuanpeng, YUN Wenju, ZHOU Xu, et al. Classification and extraction of land use information in hilly area based on MESMA and RF classifier [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(7): 141 - 149. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20170717&flag = 1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.07.017. (in Chinese)

[22] 林川,宫兆宁,赵文吉. 基于中分辨率 TM 数据的湿地水生植被提取 [J]. 生态学报,2010,30(23):6460 - 6469.
LIN Chuan, GONG Zhaoning, ZHAO Wenji. The extraction of wetland hydrophytes types based on medium resolution TM data [J]. Acta Ecologica Sinica, 2010, 30(23): 6460 - 6469. (in Chinese)

[23] GONG P, PU R, BIGING G S, et al. Estimation of forest leaf area index using vegetation indices derived from Hyperion hyperspectral data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(6): 1355 - 1362.

[24] 赵虎,杨正伟,李霖,等. 作物长势遥感监测指标的改进与比较分析 [J]. 农业工程学报,2011,27(1):243 - 249.
ZHAO Hu, YANG Zhengwei, LI Lin, et al. Improvement and comparative analysis of indices of crop growth condition monitoring by remote sensing [J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(1): 243 - 249. (in Chinese)

[25] AYANLADE A, HOWARD M T. Understanding changes in a Tropical Delta: a multi-method narrative of landuse/landcover change in the Niger Delta [J]. Ecological Modelling, 2017, 364: 53 - 65.

[26] 王蕊,姚治君,刘兆飞. 西北干旱区气候和土地利用变化对水沙运移的影响——以小南川流域为例 [J]. 应用生态学报,2018,29(9):2879 - 2889.
WANG Rui, YAO Zhijun, LIU Zhaofei. Impacts of climate and land use change on water and sediment load in the Northwest arid region, China: with Xiaonanchuan River Basin as a case [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2018, 29(9): 2879 - 2889. (in Chinese)

[27] 左玉珊,王卫,郝彦莉,等. 基于 MODIS 影像的土地覆被分类研究——以京津冀地区为例 [J]. 地理科学进展,2014,33(11):1556 - 1565.
ZUO Yushan, WANG Wei, HAO Yanli, et al. Land cover classification based on MODIS images: taking the Beijing - Tianjin - Hebei region as an example [J]. Progress in Geography, 2014, 33(11): 1556 - 1565. (in Chinese)

[28] BARRERA F H, ENRIQUEZ C. Vegetation cover change in growing urban agglomerations in Chile [J]. Ecological Indicators, 2017, 81: 265 - 273.

[29] 王李娟,牛铮,赵德刚,等. 基于 ETM 遥感影像的海岸线提取与验证研究 [J]. 遥感技术与应用,2010,25(2):235 - 239.
WANG Lijuan, NIU Zheng, ZHAO Degang, et al. The study of coastline extraction and validation using ETM remote sensing image [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2010, 25(2): 235 - 239. (in Chinese)

[30] GHOSH M K, KUMAR L, ROY C. Monitoring the coastline change of Hatiya Island in Bangladesh using remote sensing techniques [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 101: 137 - 144.