

引用格式:Sun Jianguo, Jiang Ye, Yan Changzhen. Improving Desertification Land Classification Accuracy Using Thematic Index Extracted from Spectral Transformation[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2013, 28 (4): 655-658. [孙建国, 姜烨, 颜长珍. 利用专题指数改善沙漠化土地遥感分类精度[J]. 遥感技术与应用, 2013, 28 (4): 655-658.]

利用专题指数改善沙漠化土地遥感分类精度

孙建国^{1,2}, 姜 烨¹, 颜长珍²

(1. 兰州交通大学测绘与地理信息学院, 甘肃 兰州 730070;
2. 中国科学院寒区旱区环境与工程研究所, 甘肃 兰州 730000)

摘要:以民勤绿洲及周边区域 ETM+数据为例, 分析光谱变换专题指数和纹理特征变量的参与对沙漠化土地分类精度的影响, 以及不同分类器对两者的响应。原始数据中单独加入专题指数, 并不一定直接提高总体分类精度, 在同时加入纹理变量的情况下, 专题指数的作用才得以充分体现; 最大似然法和人工神经网络法分类器对输入变量的响应有所不同, 前者在 3 类数据同时参与时效果最佳, 而后者在剔除原始数据时取得最高总体分类精度。实验表明: 光谱变换专题指数能够提高沙漠化土地分类精度, 但必须慎重选择分类器和分类变量。

关 键 词:专题指数; 纹理特征; 沙漠化土地分类; ETM+; 民勤绿洲

中图分类号:TP 75 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-0323(2013)04-0655-04

1 引 言

沙漠化土地分类是干旱半干旱区遥感应用的一个重要研究内容。近年来, 沙漠化土地分类的精度不断提高, 除了使用新型的分类方法(如面向对象的方法和算法(如人工神经网络、支持向量机和决策树等)之外, 另一个重要原因是分类变量的多样化, 即利用不同来源或不同类型的数据辅助原始数据进行分类, 从而降低“同物异谱、异物同谱”现象的影响^[1]。

可用的辅助数据多种多样, 常见的有多时相影像、地形数据、纹理特征以及光谱变换专题指数等^[2]。各种辅助数据的使用均存在一定的局限性, 例如: 多时相数据的获取会大大增加成本; 地形数据对于地形平缓地区的影像分类作用不明显。专题指数是由特定光谱变换所得到的、对某些地理专题要素具有指示意义的指数(如植被指数)。和纹理特征一样, 使用专题指数不会增加数据获取的成本, 应用比较广泛。

以往的遥感分类中常用的专题指数主要是归一化植被指数 (NDVI) 和缨帽变换的 3 个分量等^[3]。

近年来研究人员陆续提出了一系列专题指数, 但将这些专题指数综合起来进行土地分类的报道尚不多见。本研究开展多元专题指数参与的沙漠化土地遥感分类研究, 并分析纹理特征和专题指数的相对作用, 以及不同分类器对两者的响应, 以期对相关研究提供借鉴。

2 研究区概况和数据

试验区位于石羊河流域下游的民勤绿洲及周边区域。民勤绿洲属于典型的灌溉农业绿洲, 其北、东、西 3 面被巴丹吉林沙漠和腾格里沙漠包围, 地势南高北低。20 世纪 50 年代以来, 随着中上游用水量的增大, 石羊河流入民勤绿洲地区的水量日益减少, 开采地下水成为当地人民解决生产和生活用水的主要途径, 改变了民勤地区水盐的时空分布, 加剧了土地利用/覆盖变化和沙漠化过程^[4]。

本研究所使用的数据来源于“中国西部环境与生态科学数据中心”(http://westdc. westgis. ac. cn)。遥感数据为 Landsat-7 的 ETM+影像(使用其中的 1~5 和 7 共 6 个波段), 轨道号 131/33, 获

收稿日期: 2012-05-08; 修订日期: 2012-12-24

基金项目: 中国科学院重点部署项目“黄土高原及周边沙地近代生态环境的演变与可持续发展性”(KZZD-EW-04-04), 中国博士后科学基金项目(20110490861), 兰州交通大学科技支撑基金(ZC2012006)资助。

作者简介: 孙建国(1974—), 男, 甘肃会宁人, 副教授, 博士, 主要从事荒漠化遥感和 GIS 应用研究。E-mail: sunjianguo@mail. lzjtu. cn。

取时间为 2000 年 7 月 11 日,空间分辨率 28.5 m。利用研究区 1:10 万地形图对遥感影像进行了几何校正。用于分类的训练和检验样本取自 2000 年的 1:10 万中国沙漠化土地分布矢量数据,土地类型共有 7 类,分别是流动沙地(1010)、半流动沙地(1020)、半固定沙地(1030)、固定沙地(1040)、戈壁(2000)、盐碱地(3000)和非沙漠化土地(4000)。采用随机方式自动获取样本点 1 000 个,同时利用手工修改样本点位置的方式保证了小面积土地类型对应的样本点不少于 30 个。然后,将每种土地类型样本点随机取 1/2 分别作为训练和检验样本。

3 研究方法

3.1 专题指数的选择与计算

根据相关文献资料,结合研究区地表覆盖特征,选取 5 个专题指数参与土地分类,分别是 NDVI、NDWI(归一化水体指数)^[5]、NDBI(归一化裸露指数)^[6-7]、SI(盐分指数)^[8]和 GSI(表土粒度指数)^[9]。

$$NDVI = (band4 - band3) / (band4 + band3) \tag{1}$$

$$NDWI = (band2 - band5) / (band2 + band5) \tag{2}$$

$$NDBI = (band5 - band4) / (band5 + band4) \tag{3}$$

$$SI = \sqrt{band1 \times band3} \tag{4}$$

$$GSI = (band3 - band1) / (band3 + band1 + band2) \tag{5}$$

式(1)~(5)中,band*x* 代表 ETM+ 影像的第 *x* 波段。为与原始波段数据取值范围一致,将各专题指数线性拉伸至 0~255。

3.2 纹理变量的选择与计算

利用灰度共生矩阵可以定义大量的纹理特征。根据前人研究成果^[10-11],选用以下 3 种统计量对于沙漠化土地分类较为适宜:

$$CON = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P(i,j) \times (i-j)^2 \tag{6}$$

$$ENT = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P(i,j) \times \ln P(i,j) \tag{7}$$

$$COR = [\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P(i,j) \times (i-n) \times (j-n)] / (\sqrt{(i-n)^2} \times \sqrt{(j-n)^2}) \tag{8}$$

式(6)~(8)式中,*i*、*j* 为灰度级,*P*(*i*,*j*) 为灰度级 *i*、*j* 比邻出现的概率,*n* 为灰度级总数。CON 为对比度或清晰度,纹理沟纹深则值大,ENT 为熵或粗细度,细纹密布时值大,少纹理时值小,COR 为相关性,表示行或列的相似度。纹理特征用 6 个原始波段数据的第 1 主成分来计算,窗口大小取 11×11。为与原始波段数据取值范围一致,将各纹理变

量线性拉伸至 0~255。

3.3 实验方案

分割和面向对象的分类方法对改善高空间分辨率遥感影像的分类效果非常显著^[12],但就中低空间分辨率数据而言,其作用要小的多,且面向对象的方法尚存在分割尺度与参数不易确定等问题^[13]。因此,基于像元的方法仍是影像分类,尤其是中低空间分辨率影像分类的基本方法。本文采用基于像元的分类方法。

为了分析专题指数和纹理特征的参与对分类精度的影响,分类特征(输入变量)采用以下 5 种组合:原始波段、原始波段+纹理变量、原始波段+专题指数、原始波段+纹理变量+专题指数、纹理变量+专题指数。为了分析不同分类器对加入专题指数和纹理特征的响应,试验中选用了最大似然法(MLC)和人工神经网络法(BP-ANN),分别作为传统和新型分类器的典型代表。分类精度用总体精度和 Kappa 系数两个统计量来考察。

4 结果分析

10 种分类方案的精度对比情况见表 1。分类结果中只给出 MLC 和 ANN 各自总体精度最高的两种,见图 1。由表 1 可知:

(1)整体来看,ANN 的分类精度比 MLC 高,总体精度分别为 69.2%和 66.4%,Kappa 系数分别为 0.657 和 0.624。

(2)对于 MLC 方法,原始波段分类精度为 61.9%;单独加入纹理变量时精度提高比较明显,为 67.8%;单独加入专题指数时精度为 62.2%,效果甚微;同时加入纹理变量和专题指数时,精度提高约 11%~12%,达到 73.3%。对于 ANN,原始波段分类精度为 68.5%,单独加入纹理变量和专题指数后,精度不但没有提高反而均略有下降,分别为 65.5%和 66.3%,但在同时加入纹理变量和专题指数时,精度比原来提高约 2.8%,为 71.3%。上述结果表明:原始波段数据中单独加入专题指数,并不一定提高总体分类精度,在同时加入纹理变量的情况下,专题指数的作用才得以充分发挥。

(3)MLC 和 ANN 针对原始波段的分类精度相差较大,约 6.6%,但两者的最高分类精度非常接近,分别为 73.3%和 74.2%,差别不足 1%,且后者是在剔除原始波段数据、只有纹理变量和专题指数两种衍生变量参与分类时达到的。这进一步说明专题指数对于沙漠化土地覆盖遥感影像分类的重要

性,同时也显示出 MLC 和 ANN 对输入变量的响应有所不同,后者对输入变量的组合方式更为敏感,在 使用了专题指数的情况下,需要考察保留原始波段 数据的必要性。

表 1 10 种分类方案的总体精度
Table 1 The overall accuracy of the ten classification scheme

分类器	原始波段	原始波段+ 纹理变量	原始波段+ 专题指数	原始波段+ 纹理	变量+ 专题指数	平均
MLC/%	61.90	67.80	62.20	73.30	66.90	66.40
Kappa 系数	0.559	0.659	0.541	0.708	0.651	0.624
BP-ANN/%	68.50	65.50	66.30	71.30	74.20	69.20
Kappa 系数	0.661	0.613	0.647	0.668	0.718	0.657

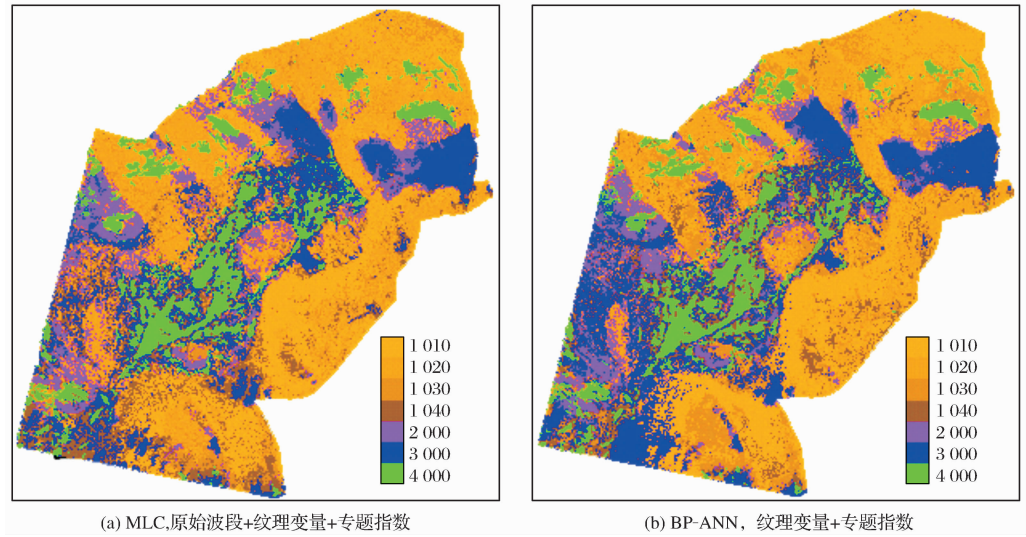


图 1 分类结果图
Fig.1 The classification result map

以往研究中,经常将 NDVI 等一些专题指数作为原始波段的辅助数据参与分类。由本文实验结果可以看出,这种做法并不保证必然有效,有时甚至可能降低分类精度。

5 结 语

本研究以民勤绿洲及周边区域 ETM+数据为例,设计了 10 种实验方案来分析光谱变换专题指数和纹理特征变量的参与对沙漠化土地分类精度的影响,以及两种典型分类器——最大似然法和人工神经网络对不同输入变量组合的响应,得出了几点有意义的结论:

- (1)专题指数和纹理特征是多光谱数据的两种衍生数据,相对于其他来源的辅助数据而言,其使用既不增加数据获取成本,又对改善土地覆盖分类具有普遍意义。
- (2)光谱变换产生的专题指数,本质上仍属于光谱信息,其在土地覆盖分类中的作用体现需要具备

一定的条件。本研究中专题指数与纹理变量同时使用时,其作用才得以充分发挥。

(3)专题指数和纹理变量在增强土地覆盖类型可分离性的同时,增加了数据维度和冗余信息,一般情况下具有较高分类精度的分类器此时不一定会表现最佳。

后续可改进的方面包括:分析各种实验方案下每种土地覆盖类型的分类精度(包括生产者精度和使用精度);其他光谱变换专题指数的可靠性以及区域适应性;其他分类器对原始波段、专题指数和纹理特征不同组合方式的响应规律。

参考文献(References):

[1] Koc-San D, Turker M. A Model-based Approach for Automatic Building Database Updating from High-resolution Space Imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2012, 33(13):4193-4218.

[2] Heinel M, Walde J, Tappeiner G, et al. Classifiers vs. Input Variables-the Drivers in Image Classification for Land Cover

- Mapping[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2009, 11(6): 423-430.
- [3] Dos S, Jefersson A, Gosselin P. Multiscale Classification of Remote Sensing Images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(10): 3764-3775.
- [4] Yang Yongchun. The Analysis of the Oasis Environmental Change and Its Reason of the Lower Reaches of the Arid Region——A Case Study of Minqin County in the Lower Reaches of Shiyang River in Hexi Corridor, Gansu Province[J]. Human Geography, 2003, 18(4): 42-47. [杨永春. 干旱区流域下游绿洲环境变化及其成因分析——以甘肃省河西地区石羊河流域下游民勤为例[J]. 人文地理, 2003, 18(4): 42-47.]
- [5] Xu Hanqiu. A Study on Information Extraction of Water Body with the Modified Normalized Difference Water Index (MND-WI)[J]. Journal of Remote Sensing, 2005, 9(5): 589-595. [徐涵秋. 利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究[J]. 遥感学报, 2005, 9(5): 589-595.]
- [6] Xu H Q. Analysis of Impervious Surface and Its Impact on Urban Heat Environment using the Normalized Difference Impervious Surface Index (NDISI)[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2010, 76(5): 557-565.
- [7] Wu Hong'an, Jiang Jianjun, Zhou Jie, *et al.* Dynamics of Urban Expansion in Xi'an City Using Landsat TM/ETM+ Data[J]. Acta Geographic Sinica, 2005, 60(1): 143-150. [吴宏安, 蒋建军, 周杰, 等. 西安城市扩张及其驱动力分析[J]. 地理学报, 2005, 60(1): 143-150.]
- [8] Khan N M, Rastoskuev V V. Assessment of Hydrosaline Land Degradation by Using a Simple Approach of Remote Sensing Indicators[J]. Agricultural Water Management, 2005, 77(1-3): 96-109.
- [9] Xiao J, Shen Y, Tateishi R, *et al.* Development of Topsoil Grain Size Index for Monitoring Desertification in Arid Land Using Remote Sensing[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(12): 2411-2422.
- [10] Haralick R, Shanmugam K, Dinstein I. Textural Features for Image Classification [C]//IEEE Transaction on Systems, Man, Cybernetics, 1973, 3(6): 610-621.
- [11] Yan Meichun. Research and Contrast on Several Vegetation-Classification Methods of High-resolution Satellite Image Data[J]. Journal of Remote Sensing, 2007, 11(2): 235-240. [颜梅春. 高分辨率影像的植被分类方法对比研究[J]. 遥感学报, 2007, 11(2): 235-240.]
- [12] Chen Yanli, Mo Weihua, Mo Jianfei, *et al.* Object Oriented Classification for the Extraction of Rice Planting Area in South[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2011, 26(2): 163-168. [陈燕丽, 莫伟华, 莫建飞, 等. 基于面向对象的南方水稻种植面积提取方法[J]. 遥感技术与应用, 2011, 26(2): 163-168.]
- [13] Robertson L D, Douglas K J. Comparison Of Pixel-and Object-Based Classification in Land Cover Change Mapping[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32(6): 1505-1529.

Improving Desertification Land Classification Accuracy Using Thematic Index Extracted from Spectral Transformation

Sun Jianguo^{1,2}, Jiang Ye¹, Yan Changzhen²

(1. Faculty of Geomatics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;

2. Cold and Arid Regions Environmental and Engineering Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou 730000, China)

Abstract: Taking the ETM+ data of Minqin oasis and the surrounding area as example, this paper analyses the roles of the spectral thematic index and texture characteristics in land cover classification, as well as the responses of different classifiers. It is not necessary that adding thematic index into the original band data can improve the overall classification accuracy. While adding texture variables at the same time the thematic index is able to fully play their roles. Maximum Likelihood Classifier(MLC) and Artificial Neural Network(ANN) response to the input variables differently. The former obtains the best results when three types of data all be involved and the latter obtains the highest overall classification accuracy when the original band be removed. The study shows that the spectral thematic index can improve land cover classification accuracy, but classifiers and variables (bands) combinations must be carefully chosen.

Key words: Thematic index; Texture feature; Desertification land classification; ETM+; Minqin oasis