

衰退型资源城市土地利用时空变化及驱动因素分析

郭平¹, 周伟^{1,2}, 袁涛^{1,2}, 韩瑾¹

(1. 中国地质大学(北京)土地科学技术学院, 北京 100083; 2. 国土资源部土地整治重点实验室, 北京 100083)

摘要:利用具有较好分类性能的随机森林分类算法,对焦作市 1988 年、1993 年、2001 年、2004 年、2010 年和 2014 年的多季节 TM, ETM+, OLI 数据分类后检测其土地利用时空变化,得出土地利用变化数据信息,分析促使其土地利用类型转变的主要驱动因素。结果表明:(1)在遥感影像分类中,DEM 的重要性程度大于其他变量。(2)农用地面积在 1993 年达到最大;建设用地近 26 a 增长 1 倍多,近几年增速放缓;林地面积近几年有所增加。(3)1993—2001 年,裸地和农用地相互转变最为剧烈,8 a 间土地利用转移综合总量最大。2010—2014 年综合年均变化量最大;2001—2004 年农用地和林地年均减少量最大,3 a 间建设用地增长最为迅速。(4)受自然因素的影响,建设用地和农用地的空间变化主要分布在中东部地区。裸地与人口密度呈现极显著负相关,通过显著性 0.01 水平检验。焦作市地均 GDP 总量每增加 1%,建设用地面积增加 0.12%。城市要寻求产业转型,在保证未来新区发展建设的同时,也要保障粮食的供给。

关键词:土地利用类型;衰退型资源城市;驱动力;随机森林;焦作市

中图分类号:F301.24

文献标识码:A

文章编号:1005-3409(2016)04-0191-08

Analysis on the Temporal and Spatial Change of Land Use and Its Driving Factors of Declining Resources-Based City

GUO Ping¹, ZHOU Wei^{1,2}, YUAN Tao^{1,2}, HAN Jin¹

(1. School of Land Science and Technology, China University of Geosciences (Beijing),

Beijing 100083, China; 2. Key Laboratory of Land Regulation Ministry of Land Resources, Beijing 100083, China)

Abstract: Multi-seasonal TM, ETM+ and OLI remote sensing images data of Jiaozuo City in 1988, 1993, 2001, 2004, 2010 and 2014 were classified by using Random Forests algorithm. The dynamic of land use/cover was then obtained and related to the main driving factors. The results showed that: (1) DEM was more important than other variables during the process of classification, especially for forest; (2) the area of agricultural land reached the maximum in 1993, construction area increased doubled in the past 26 years, but the growth rate slowed the slowdown trend in recent years, while forest area only increased in recent years; (3) the bare land and farmland experienced the most dramatic change during the period from 1993 to 2001, the annual decrement of agricultural land and forest land was the largest during the period from 2001 to 2004, and the construction land increased the most rapid in 3 years, the annual change was the largest during the period from 2010 to 2014 in terms of all the land uses/covers; (4) the construction land and agricultural land were mainly located in the middle and eastern regions due to the constraint of topography. The bare land and population density showed the significantly negative correlation ($p < 0.01$). The 1% increase of GDP resulted from 0.12% increase of construction land area in Jiaozuo City. This study indicates that farmland should be protected to meet food demand during the process of industrial transformation.

Keywords: land use type; declining resources-based city; driving factors; Random Forests; Jiaozuo City

资源型城市因资源开发利用而兴起,我国资源型城市有 262 个,约占中国城市总量的 1/3^[1]。资源型城市的经济发展,对全国经济发展有着重大贡献,引发愈多学者对资源城市的关注。近年来,很多资源城市的

资源逐渐衰竭,导致城市发展后劲严重不足。在资源开采过程中,造成了土地破坏和浪费。产业转型是城市可持续发展的路径,而一个城市的产业布局 and 该城市的土地利用结构息息相关。客观、准确、现实的土地

利用数据信息是城市规划和产业布局的基础,获取土地利用结构的时空动态信息,是实现城市土地资源优化配置和城市产业结构合理调整的重要举措。因此,开展资源型城市土地利用变化检测研究,尤其是对衰退型资源城市土地利用变化检测研究显得尤为重要。

已有学者对资源城市的土地利用变化进行研究,主要集中在指标化评价、份额分析法、模型评价法等^[2]方面,基于统计数据静态分析。有学者对土地利用动态变化检测的研究,方法上采用传统分类方法变化检测^[3-6]。本研究利用分类性能较好的随机森林算法进行分类后变化检测,研究焦作市近 26 a 来土地利用时空动态变化。焦作市是 67 个衰退型资源城市之一^[7],曾是重要的煤炭资源城市,依靠煤炭发展起来的“煤城”同样面临着资源型城市所固有的危机。焦作市通过城市产业转型,改变城市产业结构,是城市转型的典型案列,一度以“焦作现象”影响着周边地区。本研究以焦作市为例,利用 TM,ETM+,OLI 数据对焦作市近 26 a 土地利用变化进行检测,获取土地利用数据信息,分析其土地利用变化规律。结合该地区人口、经济发展状况分析促使其土地利用类型变化的主要驱动因素,为土地利用结构调整和城市产业布局提供现实的参考依据。

1 研究区概况

焦作市位于河南省西北部,是河南省 18 个地市之一。地理坐标为北纬 35°10′—35°21′,东经 113°04′—113°26′,北傍太行,南临黄河,与郑州市、洛阳市等为邻。焦作市属于温带季风气候,四季分明,年平均气温 12.8~14.8℃,年降水量从北到南大致为 600~1 200 mm。全市无霜期大致为 190~230 d,一般可满足农作物一年两熟。全市总面积为 4 071 km²,市域内地貌类型有山地、丘岗、平原、滩涂等,全市主要开发利用的土地资源为耕地、林地、建筑用地等三大类。该地区旅游风光秀美壮丽,有着丰富的自然资源、区位优势明显,也是河南省主要粮食高产产区之一。到 2014 年末,全市总人口达到了 368.49 万人,其中常住人口 352.25 万人,城镇化率达到 53.21%。

近年来,焦作市发展重点项目、提高科技创新,尤其是在协调推进工业化、新型城镇化和农业现代化等方面积极探索,城市社会经济得到了较快发展。焦作也充分利用发展旅游业的有利条件,加大对旅游产业的扶持,积极实现从一个煤炭型城市向生态旅游城市的转变,转型成效明显,成功从“黑色印象”转向“绿色主题”。2014 年焦作全市地区生产总值达 1 846.32 亿元,人均生产总值达到 52 477 元。2014 年地方财政收入为 143.66 亿

元,全年公共财政预算支出 193.56 亿元,全年固定资产投资 1 653.70 亿元。全市城镇居民人均可支配收入达 23 977.2 元,农村居民人均纯收入 12 517.6 元。

2 方法体系

2.1 数据来源及预处理

在辨别一个城市发展过程中的土地利用变化,应该考虑到季节的变化,很难用一幅中分辨率的遥感影像来完全分离处于同一时间点的土地利用或土地覆盖类型。很多地类难以分离,比如水体和山体阴影不容易区分,裸露地表、农用地、收割后的农用地和新建设用地也很容易混淆,植被有时也难以和周围的土地区分开^[8]。

焦作市主要农作物有小麦、玉米、棉花等,考虑到当地的季节变化和农作物生长周期条件,选取春季 4—5 月份和夏季 7—8 月份影像作为最佳研究数据。根据遥感数据的可获取性和云量等对遥感影像的影响,分别选取 1988 年、1993 年、2001 年、2004 年、2010 年和 2014 年 6 个时间段的 TM、ETM+、OLI 影像。遥感影像均来源于 USGS,统计数据均来源于《河南省统计年鉴》。USGS 影像数据包括地表反射率和 NDVI, EVI, SAVI, MSAVI, NDMI, NBR, NBR2 光谱指数数据产品,前期并不需要做大气校正、几何校正、辐射定标等预处理,只需对影像进行裁剪、波段运算和波段合成等处理。所选取遥感影像数据见表 1。利用 ArcGIS 10.2 创建 500 个 30 m×30 m 的随机格网作为训练样本选取点,从 Google Earth 上截取研究区内历史影像进行几何校正后选取训练样本。训练样本采用分层随机采样的方法,按照 80% 为训练样本,20% 为验证样本进行分层采样。

表 1 Landsat 遥感影像信息

ID	获取时间	云量/%	时间间隔/a
LT51240361988135 BJC00	1988-05-14	0	—
LT51240361993116 BJC00	1993-04-26	1.25	5
LT51240361993292 BJC00	1993-10-19	0.01	8
LE71240362001130 EDC00	2001-05-10	0	3
LE71240362001178 SGS00	2001-06-27	0.07	5
LT51240362004131 BJC00	2004-05-10	1.42	6
LT51240362004243 BJC02	2004-08-30	0.01	
LT51240362008126 BJC00	2008-05-05	0	
LT51240362008238 BJC00	2008-08-25	2.35	
LC81240362014126 LGN00	2014-05-06	2.12	
LC81240362014206 LGN00	2014-07-25	7.57	

2.2 研究方法

土地利用/覆盖变化检测算法很多,如多时相合成影像变化检测、影像代数变化检测、分类后比较法、光谱变化矢量分析等^[9],本研究选取分类后比较法对

影像分类图进行逐像元变化检测。分类后比较法是一种定量的检测方法,得到广泛应用,但分类变化检测的缺点是精度依赖于单幅影像分类结果的精度。因此,基于分类后变化检测的研究,必须要有较好的分类方法。对于分类算法的研究应用,有库向阳、马利刚、王崇倡、郑明国、Pal、Victor 等各种分类算法进行过研究实证^[10-15]。已有研究表明^[16-17],随机森林(Random Forests, RF)算法在很多遥感影像分类中甚至优于支持向量机和神经网络算法。因此,本研究分类算法采用随机森林算法。

随机森林是 Breiman 于 2001 年提出的一种基于单棵决策树算法的集成学习算法^[18]。它以单棵分类决策树作为基本模型,用 Bagging 方法制造有差异的训练样本集,并且在构建单棵树时,随机地选择特征对内部节点进行属性分裂。Bagging 方法和 CART 算法的结合,再加上随机选择特征进行属性分裂,使

得 RF 能较好容忍噪声,并具有较好的分类性能。

2.2.1 变量重要性 随机森林能处理大量的输入变量,通过有放回的 bootstrap 采样进行随机特征变量选取,在分类过程中能评估各个输入变量对分类的重要性,无需进行剪枝操作,而是最大深度地对变量进行分枝^[18]。随机森林模型需要两个人工控制的参数,一个是分类树的个数 n ,另一个是在生长单棵树过程中每个节点处的预测变量个数 $mtry$ 。模型参数采用默认的 $n=500$, $mtry=\sqrt{m}$ (m 为变量个数,本研究中 $m=39$),通过 R 语言的 RandomForest 包编程实现分类模型。原则上均统一选取 TM 影像进行分析,根据数据获取原则和考虑到 ETM+ 和 OLI 与 TM 影像的数据差异,选用 ETM+ 和 OLI 中与 TM 影像对应的可见光、近红外、中红外和远红外波段进行遥感专题指数运算。6 期数据最后参与分类的波段变量个数为 39 个,如图 1 所示。

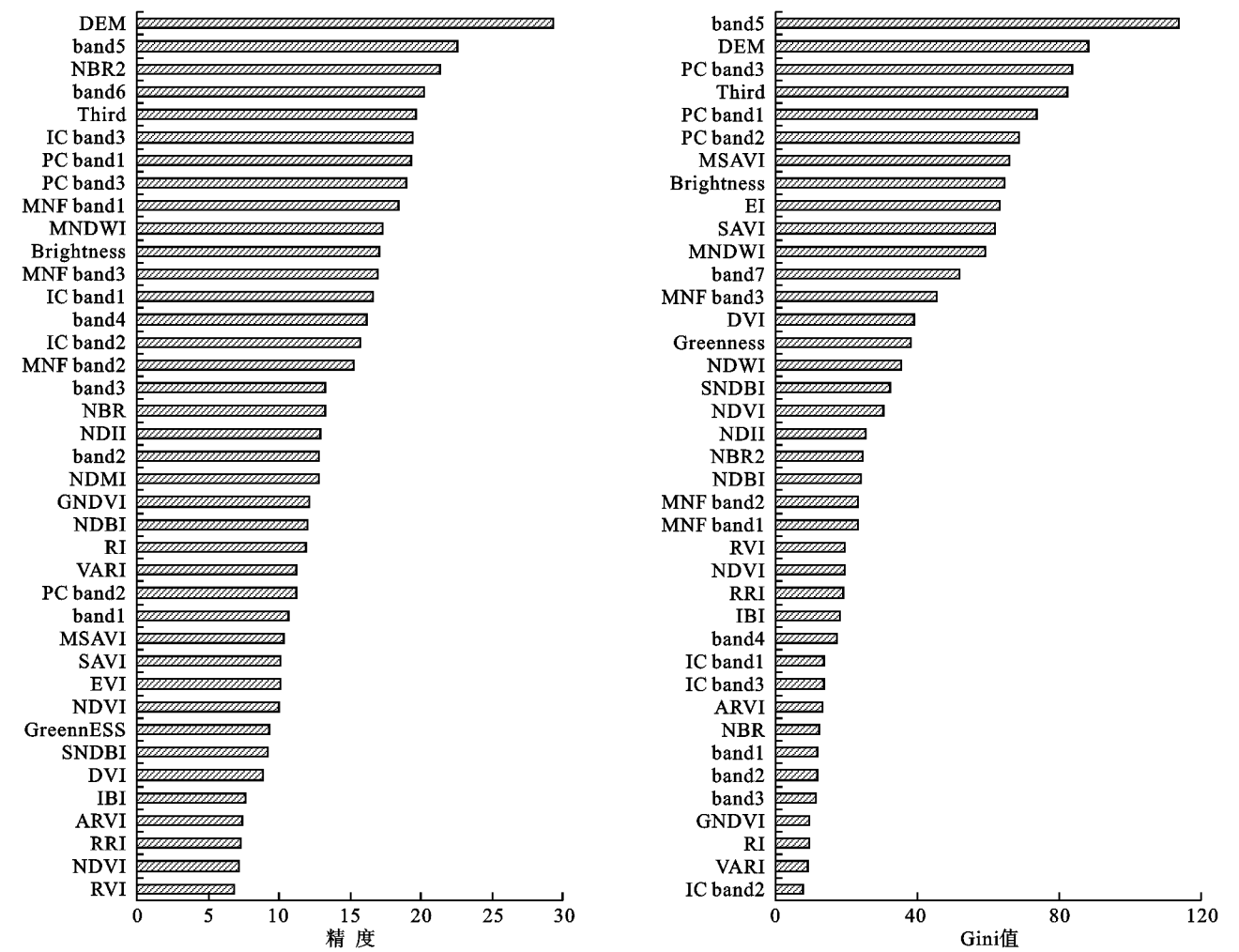


图 1 平均减少精度和平均减少 Gini 值

图 1 中 PC, IC, MNF 分别为主成分变换、独立成分变换和最小噪音变换前三个分量, Brightness, Greenness, Third 为缨帽变换的三个分量, SNDBI 为仿归一化建筑指数, NDII 为归一化红外指数, NBR 为归一化

燃烧率, GNDVI 为绿度归一化植被指数, RI 为红色植被指数, RRI 为居民地比值指数, IBI 为建筑指数, ARVI 为大气抗阻指数, VARI 为抗大气指数。

随机森林能评估分类过程中各特征变量的重要

性程度,这对于了解每个变量是如何影响分类模型很重要。对于数据变量较多的情况,随机森林能达到降维的效果,能够识别重要的变量,能够选择对分类精度有所提高的变量。通常为了评估既定变量的重要性,随机森林模型不会去考虑既定变量,而继续考虑剩余的变量,通过袋外误差评估来测量平均减少精度(Mean Dcrease Accuracy)和平均减少基尼值(Mean Dcrease Gini)。对于变量重要性的估测,是通过修改的 OOB(Out-Of-Bag)子集和原有数据精度得到的平均差异来确定每个变量的重要性,Gini 重要性估测每个变量在森林的所有树中 Gini 不纯度的减少量。为了减少特征维数和减少训练分类模型的时间,通过模型重要性估测、袋外误差和 Gini 系数来选择最重要的变量,图 1 中的平均减少精度和平均减少基尼值表明了每个变量重要性的趋势。

变量重要性如图 1 所示,平均减少精度衡量把一个变量的取值变为随机数,随机森林预测准确性的降低程度,该值越大,代表该变量的重要性越大。平均减少基尼值是通过 Gini 指数计算每个变量对分类树每个节点上观测值的异质性的影响,从而比较变量的重要性。该值越大表示该变量的重要性越大^[19]。图中可以看出 DEM 和地表反射率的 band5 的平均减少精度是最大的,说明两个波段对于分类的重要程度最大。但同时两个波段的平均减少 Gini 值也是最大的,说明两个波段在每颗分类树的观测值上异质性,即节点不纯度也是最大的。总体来说,DEM 对于分类过程是重要的,因为地表存在各种各样的起伏,尤其是山地丘陵地区,各土地类型的三维空间面积(地表真实面积)并不能完全与二维遥感影像中获取的面积等同^[20]。因此在分类过程中考虑到 DEM 必然会对分类精度有所提高。

2.2.2 随机森林模型分类性能 在 RF 模型训练中,有近 1/3 的样本数据可能未被 Bagging 生成的训练集所选中,而这 1/3 的数据就作为袋外数据,被用来估计该分类器的泛化性能,这种方法被称为袋外估计,所得到的数据值就是袋外误差^[21]。袋外误差越小,代表生成模型的性能越好,分类结果越可靠,反之越差。对分类结果利用混淆矩阵定量验证,再通过目视对比的定性检验。6 期影像分类模型运行的袋外误差和分类精度如表 2 所示。

表 2 袋外误差、总体精度和 Kappa 系数值

项目	1988 年	1993 年	2001 年	2004 年	2010 年	2014 年
袋外误差/%	2.96	5.94	7.57	9.10	8.27	9.90
总体精度	0.98	0.94	0.92	0.91	0.90	0.90
Kappa	0.97	0.93	0.99	0.91	0.88	0.87

3 结果与分析

3.1 土地利用类型统计分析

运用随机森林模型得到分类灰度影像,利用 ENVI 4.8 对分类结果进行 Density Slice,得到分类 RGB 图像,并对各地类进行统计百分比,得到如图 2 所示的结果。

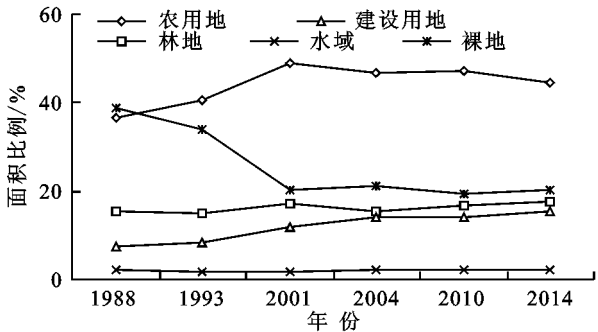


图 2 土地利用类型面积占总面积比例

从图 2 中可以看出,水域 1988—2014 年基本上保持不变,最小值为 1.68%,最大值为 2.38%。建设用地呈现逐期递增的趋势,其中 1993—2001 年的增幅最大,建设用地增幅分别为 1.25%,3.19%,2.36%,0.15%和 1.01%。建设用地的逐年递增符合正常的增长趋势,随着经济的发展和人口的增长,建设用地必然呈现增长的态势。林地 1988—2014 年总体变化不是很大,但近几年林地面积显然有所增加,2010—2014 年 4 a 期间,林地共增长 0.94%。1988—2014 年 6 期裸地变化幅度分别为-4.66%,-13.67%,0.95%,-1.73%和 0.82%,从 1988—2001 年下降幅度最大,从占地面积比为 39.7%下降到 20.37%,整体下降了 18.33%。其中,1993—2001 年的 8 a 期间,下降趋势最为明显,之后就呈现小幅度波动。农用地整体呈现一个先增后降的趋势,变化幅度分别为 4.05%,8.44%,-2.46%,0.59%和-2.78%。1993—2001 年的增长幅度最大,从 2010—2014 年的下降幅度最大。

根据图 2 趋势分析,水域和林地面积波动较小,建设用地逐年递增,主要变化是在农用地和裸地相互转化。各地类的相互转移量和转移的空间分布情况,通过土地利用变化检测得出。

图 3 中画出了 1988—2014 年建设用地每期占比,通过模拟得出建设用地线性增长趋势线, $R^2=0.928$,拟合度较好,1988—2014 年建设用地呈现线性趋势增长,符合预期中的建设用地变化。如果当前趋势继续发展,建设用地将继续扩张。从 1988 年的 7.32%增长到 2014 年的 15.28%,近 26 a 来建设用

地面积增长 1 倍多。建设用地将继续稳定增长,但增长趋势放缓。

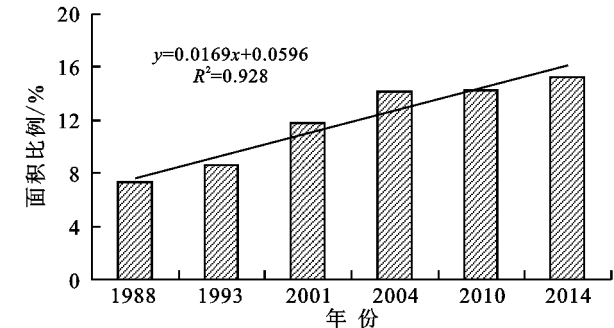


图 3 建设用地变化趋势

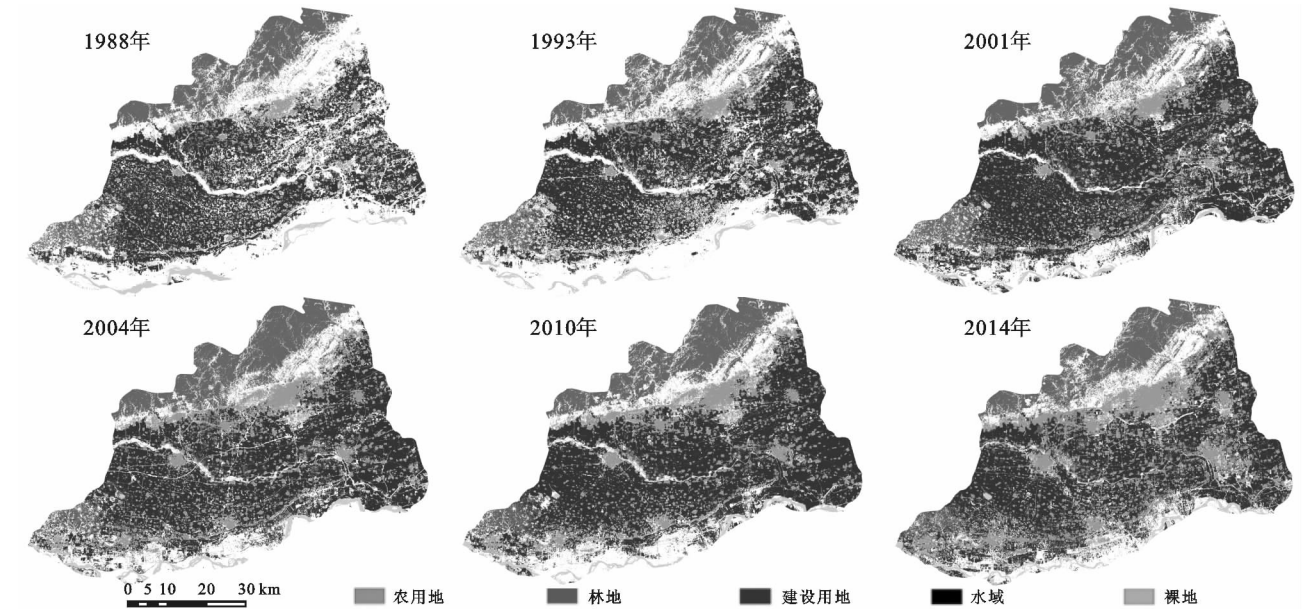


图 4 土地利用类型空间分布

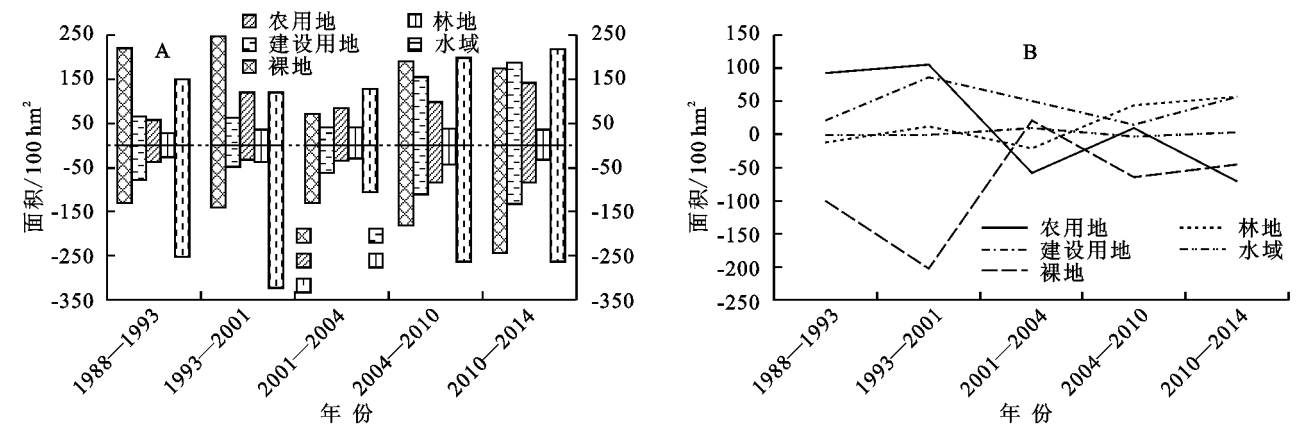


图 5 土地利用增减量和变化趋势图

图 5A 为近 26 a 来 6 期影像数据土地利用类型的增加和减少的变化情况,图 5B 为土地利用总体变化趋势。图 5A 中正数表示当前地类的增加量,即其他用地类型转变为当前地类,负数表示当前地类减少量,即当前地类转化为其他用地类型。图中可以看出,裸地和农用地是变化最大的两种地类。1988—1993 年和 1993—2001 年两期数据中可以看出,农

3.2 土地利用类型时空变化分析

图 4 中给出了 1988—2014 年焦作市土地利用空间分布状况,焦作市北部为太行山脉,南部为黄河和沿河滩涂。受到地形因素的影响,建设用地的扩张主要为中部地区和南部地区,主要占用周围的农用地。农用地向南有所扩张,不断占用沿河滩涂。林地和水域空间分布变化不大,裸地整体面积不断减少。

为了更精确地对比土地利用变化结果,通过 ENVI 4.8 算出地类间土地利用转移矩阵,并对数据进行整理分析,所得结果如图 5 所示。

地的变化是呈现正增长的,即农用地转变成其他地类的量小于其他地类转为农用地的量,两期数据农用地的增长量分别为 9 239.74,10 495.6 hm²,土地利用转移矩阵表明,农用地转变为裸地的量最大,为 7 426.52 hm²,而裸地转为农用地的量也是最大的,为 17 864.81 hm²。因此,1988—2001 年 13 a 期间,主要是农用地和裸地的相互转化最大,农用地总体表现为增加的趋势。

2004—2010 年 6 a 期间,农用地的整体变化基本平稳,2001—2004 年和 2010—2014 年两期数据说明,农用地的总体变化是呈现负增长的,农用地的减少量分别为 $5\,828.66\text{ hm}^2$, $7\,067.37\text{ hm}^2$ 。在 2001 年以后,随着城市的发展,其他用地类型开始占用农用地,农用地总量开始下降。

林地的总体变化波动性不大,主要是 2001—2004 年略微有所减少,但 2004 年以后,林地面积总量开始增长,约为 $5\,652.53\text{ hm}^2$ 。建设用地表现为逐期增长的趋势,但是增幅有所不同,主要以 1993—2001 年的增幅最大,建设用地增长量为 $8\,673.34\text{ hm}^2$,主要原因也是这期数据的时间间隔较长,所以建设用地总增长量最大。但这 8 a 期间城市扩张速度是否最大,还得通过年均建设用地变化量得出。2004—2010 年增幅最小,增长量为 $1\,468.54\text{ hm}^2$ 。水域的变化趋势最为稳定,变化量不是很大,每期变化均呈现小幅度的波动。裸地的总体变化幅度是最大的,主要是裸地和农用地的相互转移。其中 1988—2001 年裸地急剧减少,大多数转变成了农用地,两期数据裸地减少量分别为 $10\,076.74$, $20\,313.19\text{ hm}^2$,其中以 1993—2001 年的减少幅度最大。之后的 13 a 内,裸地均有不同幅度的变化,但变化量没有前两期数据那么大,后面三期数据中裸地的变化量分别为 $2\,088.74$,

$-6\,460.48$, $-4\,565.44\text{ hm}^2$ 。

图 6A 为 1988—2014 年土地利用类型年际平均增减变化情况,从图中可以看出,2010—2014 年的土地类型年均增减总量是最大的,这 4 a 中,土地类型相互转移最为明显,以农用地和裸地的变化最大,水域变化幅度较小。1993—2001 年 8 a 间年均增减总量最小。从图 6B 中可以看出,1988—2001 年和 2004—2010 年,农用地的年均变化均是增加的,1988—1993 年年均农用地增长量最大。其余两期数据的农用地年均变化都是负增长,年均减少量基本持平。林地的变化以 2004 年以后逐年增加,2001—2004 年林地年均变化呈负增长,3 a 间林地有所减少。建设用地的年均变化均处于 X 轴以上,表明建设用地从 1988 年以来每年都有增加,其中以 2001—2004 年和 2010—2014 年的年均增加量最大,分别为 $1\,661.9$, $1\,427.0\text{ hm}^2$,表明城市建设用地扩张在这几年里最为明显,城市发展增速有所放缓。水域年均变化以 2001—2004 年 3 a 间最为突出,且表现为正增长状态,其他几期水域面积基本平稳,年均整体面积变化不大。裸地除了 2001—2004 年期间年均变化呈正增长之外,其他年份均表现为负增长,裸地正在逐年减少,以 1988—2001 年裸地的年均减少面积最大。

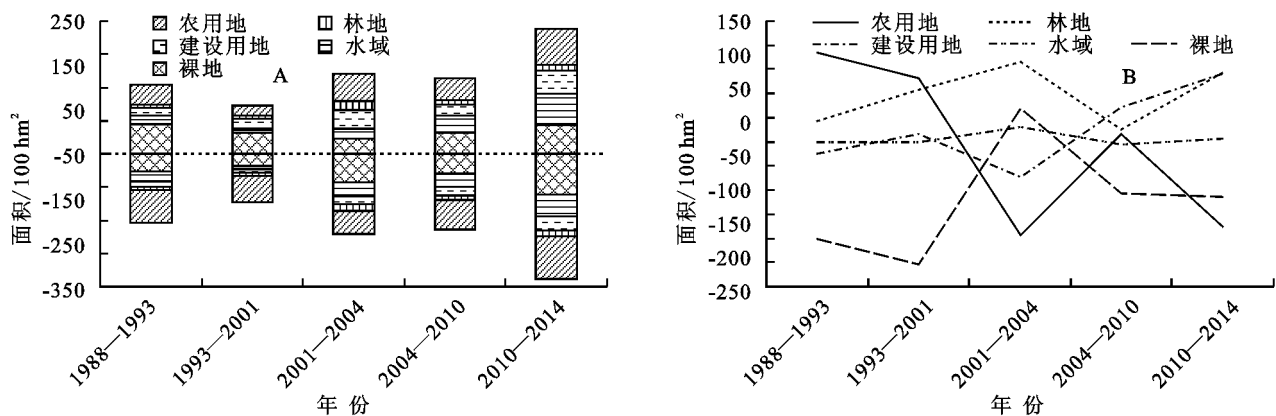


图 6 土地利用类型年均增减量和年均变化趋势

3.3 驱动因素分析

3.3.1 自然和政策因素对土地利用的影响 焦作市南临黄河,滩涂裸地主要分布在南部沿河区域,受到气候变化和地球自转偏向力的影响,黄河流量季节性变化,河流整体向南不断偏移,河流水体和滩涂裸地相互转移,且变化量较大。林地主要分布在北部山丘地区和西部少数地区,以及居名点周围和农用地周围兼有零星林地,林地总体变化率不大。但近几年,除了焦作市旅游业的不断发展,政府部门也不断重视生态环境问题,出台很多相关政策,加强生态保护建设和加大林业建设,从而林地面积近几年有所

增加。国家 1986 年颁布的《土地管理法》,重视土地的合理利用和保护耕地,焦作市自 1988 年以后,农用地面积整体水平持续增加。自 1999 年基本农田保护条例实施以后,作为河南省粮食主产区,进一步加强了基本农田的有效保护。2011 年 9 月,国务院出台《国务院关于支持河南省加快建设中原经济区的指导意见》,有效地推进了焦作市工业化、城镇化与农业现代化进程。

3.3.2 人口因素对土地利用的影响 人口和经济是人类社会发展最明显的驱动力,是最不容忽略的重要因素。通过 SPSS 17 分析用地类型与人口和经济因

素的相关性,求出 Pearson 相关系数,检验其相关性。人口因素包括人口密度、城镇化率,经济因素包括地均 GDP、地均第一产业产值、地均第二产业产值、地均第三产业产值。SPSS 相关性分析数据见表 3。

建设用地与人口密度和城镇化率呈现极显著线性正相关,相关系数分别为 0.973,0.947,通过信度水平为 0.01 检验。很显然,人口增长和城镇化快速发展,必然需要大量建设用地为支撑。农用地与人口

密度呈现显著线性正相关性,相关系数为 0.874,通过信度水平为 0.05 的显著性检验。人口的增长必然导致对粮食需求的增加,粮食的增长要么依靠单位面积产量的提高,要么就增加种植面积。在当前条件下,焦作市要想增加粮食产量,只有通过增加种植面积。裸地与人口密度呈现极显著线性负相关,相关系数为-0.976,通过信度 0.01 检验。人口增加必然加大土地利用强度,因此裸地面积必然会不断减少。

表 3 SPSS 相关性分析

项目	人口密度	城镇化率	地均 GDP	地均一产	地均二产	地均三产
农用地	0.891*	0.640	0.430	0.874*	0.420	0.430
林地	0.760	0.730	0.770	0.800	0.740	0.821*
建设用地	0.973**	0.947**	0.821*	0.530	0.826*	0.800
裸地	-0.976**	-0.800	-0.630	-0.710	-0.610	-0.620

注:表中*表示显著性水平<0.05,两者显著相关;* *表示显著性水平<0.01,两者极显著相关。

3.3.3 经济因素对土地利用的影响 通过相关分析可知,建设用地与地均 GDP 和地均第二产业产值呈现显著线性正相关,相关系数分别为 0.821,0.826,一致通过信度水平为 0.05 检验。一个城市经济发展、GDP 提高,工业是重要的支撑和重要产值来源。根据我国建设数量变化与 GDP 回归关系^[22],建立焦作市建设用地面积变化和地均 GDP 的回归关系式为 $Y=0.0269X^{0.1246}$ (Y 为建设用地面积,X 为地均 GDP), $R^2=0.8951$,拟合度较好,即焦作市地均 GDP 总量每增加 1%,建设用地面积增加 0.12%。建设占用其他用地是支持经济发展的一种代价性损失,是经济发展的必然趋势。农用地与地均第一产业产值呈现显著线性正相关性,相关系数为 0.874,通过信度水平为 0.05 的显著性检验。增加种植面积,粮食产量就会增加,必然导致第一产业生产总值增加,因此农用地和地均第一产业产值表现为正相关符合实际情况。林地与地均第三产业产值呈现显著线性正相关,相关系数为 0.821,通过信度为 0.05 检验。近年来,焦作市大力发展旅游产业。结合焦作市实地情况可知,当地旅游业主要以自然风景区为主,因此地均第三产业产值增加,林地面积也有所增加。

4 结论与讨论

4.1 结论

(1) 随机森林分类算法的应用,在减小特征维数约束的情况下提高分类精度和减少程序运算时间,增强模型泛化和解释的能力。分类结果表明,DEM 在遥感分类中重要性程度相比最大,DEM 对分类精度有所提升。土地利用变化数据表明,裸地和农用地是变化最大的两种地类。2001—2004 年间,平均每年

农用地和林地减少量最大,而焦作市城市扩张在这 3 a里表现最为明显;2004 年以后,焦作市建设用地增速有所放缓。

(2) 驱动因素分析表明,受自然因素影响,焦作市林地和水域变化主要分布在北部和南部。人口密度和城镇化率均与建设用地呈现显著正相关,人口增长迫使建设占用其他用地,裸地和农用地面积明显减少。裸地与人口密度表现为极显著负相关;建设用地与地均 GDP 和地均第二产业产值呈正相关,并且建设用地与地均 GDP 回归关系式表明,焦作市地均 GDP 总量每增加 1%,建设用地面积增加 0.12%。

(3) 焦作市随着资源枯竭和经济增长放缓,城市产业转型中,替代产业对土地的需求量增加,规划期内所持有的存量土地受到破坏和污染,必须要有新的增量土地及时供应,才能满足产业发展的需求。由此看出,焦作市要想得到转型发展,对土地的依赖性仍然很大。为此,得优化土地利用计划,实施更灵活的供地政策以保障焦作市城市转型发展中对土地的诉求,适当调整土地供应计划,以切实保证粮食产量和未来新区发展的需要。

4.2 讨论

高质量的训练样本能增加影像分类的准确度,使得变化检测的研究结果更可靠^[8]。对于选用中分辨率影像来说,则难以获取考虑到研究区影响因素(如季节、土壤、气候等)所对应时间点相近的高分影像作为参考数据。因此,对于监督分类来说,如何选取高质量的样本和提高分类精度和准确性,依然大有前景。

本研究从焦作市作为衰退型资源城市的视角,探讨城市产业转型背景下,其土地利用和变化表现趋势。下一步需对全国 262 个资源型城市或 67 个衰退

型资源城市的土地利用变化进行全面研究,深入对比分析资源型城市或衰退型资源城市土地利用所表现出的特点,从而挖掘出焦作市的特有特点,同时这也将作为下一步的研究继续深入。

致谢:本文特别感谢来自印第安纳州立大学的谢燕华博士师兄的悉心指导和帮助,也感谢我们团队各位同门的帮助和修改。

参考文献:

- [1] 刘力刚,罗元文.资源型城市可持续发展战略[M].北京:经济管理出版社,2006.
- [2] 孙纪.资源型城市土地利用的空间效应[D].沈阳:沈阳师范大学,2014.
- [3] Nyongui A N, Tonye E, Akono A. Evaluation of speckle filtering and texture analysis methods for land cover classification from SAR images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23(9): 1895-1925.
- [4] 刘春悦,张树清,江红星,等.对应分析在多时相遥感影像分类前变化检测中的应用:以江苏省盐城市为例[J].资源科学, 2008, 30(9): 1409-1414.
- [5] 吴柯,牛瑞卿,王毅,等.基于PCA与EM算法的多光谱遥感影像变化检测研究[J].计算机科学, 2010, 37(3): 282-284.
- [6] 尤淑撑,刘顺喜,李小文,等.基于空间约束关系的土地利用/覆被遥感分类方法研究[J].农业工程学报, 2005, 21(9): 51-55.
- [7] 袁国华,郑娟尔,王世虎.资源型城市土地利用政策研究[M].北京:地质出版社,2014.
- [8] Schneider A. Monitoring land cover change in urban and peri-urban areas using dense time stacks of Landsat satellite data and a data mining approach[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 124: 689-704.
- [9] 詹森.遥感数字影像处理导论[M].北京:机械工业出版社,2007.
- [10] 库向阳,薛惠锋,雷学武,等.基于分类规则挖掘的遥感影像分类研究[J].遥感学报, 2006, 10(3): 332-338.
- [11] Ma L, Deng J, Yang H, et al. Urban landscape classification using Chinese advanced high-resolution satellite imagery and an object-oriented multi-variable model[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2015, 16: 238-248.
- [12] 王崇倡,郭健,武文波.基于ERDAS的遥感影像分类方法研究[J].测绘工程, 2007, 16(3): 31-34.
- [13] 郑明国,蔡强国,秦明周,等.一种遥感影像分类精度检验的新方法[J].遥感学报, 2006, 10(1): 39-48.
- [14] Pal M, Mather P M. An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification[J]. Remote sensing of environment, 2003, 86(4): 554-565.
- [15] Rodriguez-Galiano V F, Chica-Olmo M, Abarca-Hernandez F, et al. Random Forest classification of Mediterranean land cover using multi-seasonal imagery and multi-seasonal texture[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 121: 93-107.
- [16] Na X, Zhang S, Zhang H, et al. Integrating TM and ancillary geographical data with classification trees for land cover classification of marsh area[J]. Chinese Geographical Science, 2009, 19(2): 177-185.
- [17] 杨耘,徐丽,颜佩丽.条件随机场框架下基于随机森林的城市土地利用/覆盖遥感分类[J].国土资源遥感, 2014, 26(4): 51-55.
- [18] Breiman L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [19] 李欣海.随机森林模型在分类与回归分析中的应用[J].应用昆虫学报, 2013, 50(4): 1190-1197.
- [20] 崔步礼,李小雁,姜广辉,等.基于DEM的山地丘陵区土地利用/覆被研究:以青海湖流域为例[J].自然资源学报, 2011, 26(5): 871-880.
- [21] 林成德,彭国兰.随机森林在企业信用评估指标体系确定中的应用[J].厦门大学学报:自然科学版, 2007, 46(2): 199.
- [22] 吴郁玲,曲福田.中国城市土地集约利用的影响机理:理论与实证研究[J].资源科学, 2007, 29(6): 106-113.

(上接第190页)

- [14] Yin Peihong, Fang Xuiqi, Yun Yaru. Regional differences of vulnerability of food security in China[J]. Journal of Geographical Sciences, 2009, 19(5): 532-544.
- [15] 黄海,刘长城,陈春.基于生态足迹的土地生态安全评价研究[J].水土保持研究, 2013, 20(1): 193-201.
- [16] 郭欢欢,李波,侯鹰.基于土地功能的土地资源承载力研究:北京市海淀区为例[J].北京师范大学学报:自然科学出版, 2011, 47(4): 424-427.
- [17] 申更强,查轩.基于人粮关系的土地资源承载力演研究[J].亚热带水土保持, 2010, 22(4): 22-25.
- [18] 陈红霞.土地集约利用背景下城市人口规模效益与经济规模效益的评价[J].地理研究, 2012, 31(10): 1887-1894.
- [19] 封志明.中国未来人口发展的粮食安全与耕地保障[J].人口研究, 2007, 31(2): 15-29.
- [20] 刘东,封志明,杨艳昭.中国粮食生产发展特征及土地资源承载力空间格局现状[J].农业工程学报, 2011, 27(7): 1-7.