

# 基于随机森林算法的耕地面积预测及 影响因素重要性分析

——以甘肃省庆阳市为例

王全喜<sup>1</sup>, 孙鹏举<sup>2,3</sup>, 刘学录<sup>2</sup>, 李尚泽<sup>2</sup>, 高建存<sup>4</sup>

(1. 甘肃农业大学 管理学院, 甘肃 兰州 730070; 2. 甘肃农业大学 资源与环境学院, 甘肃 兰州 730070;  
3. 甘肃省国土资源规划研究院, 甘肃 兰州 730000; 4. 中国地质大学(武汉) 公共管理学院, 湖北 武汉 430074)

**摘要:** [目的] 分析耕地面积变化影响因素的重要性, 以便科学预测耕地资源数量, 为保护耕地资源服务。[方法] 以属于黄土高原地区的甘肃省庆阳市为例, 尝试采用随机森林算法构建耕地面积预测模型, 与 BP 神经网络模型的预测结果进行对比, 并对耕地面积变化影响因素重要性进行排序。[结果] 随机森林算法预测结果的相对误差和均方根误差均小于 BP 神经网络的, 预测精度高, 结果稳定。它预测出 2020, 2025, 2030 年的耕地面积分别为  $4.515 \times 10^5$ ,  $4.513 \times 10^5$ ,  $4.512 \times 10^5$  hm<sup>2</sup>, 呈现减少的趋势; 主要影响因素重要程度排序为: 农业机械总动力 > 农业人口 > 地区生产总值 > 固定资产投资额。[结论] 随机森林算法适合于耕地面积预测, 且能够测度耕地面积变化影响因素的重要程度。

**关键词:** 耕地面积; 随机森林算法; 预测; 庆阳市

文献标识码: A

文章编号: 1000-288X(2018)05-0341-06

中图分类号: F301.24

**文献参数:** 王全喜, 孙鹏举, 刘学录, 等. 基于随机森林算法的耕地面积预测及影响因素重要性分析[J]. 水土保持通报, 2018, 38(5): 341-346. DOI: 10. 13961/j. cnki. stbctb. 2018. 05. 054. Wang Quanxi, Sun Pengju, Liu Xuelu, et al. Prediction of cultivated land area and importance of influencing factors based on random forest algorithm[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2018, 38(5): 341-346.

## Prediction of Cultivated Land Area and Importance of Influencing Factors Based on Random Forest Algorithm

—A Case Study of Qingyang City, Gansu Province

WANG Quanxi<sup>1</sup>, SUN Pengju<sup>2,3</sup>, LIU Xuelu<sup>2</sup>, LI Shangze<sup>2</sup>, GAO Jiancun<sup>4</sup>

(1. College of Management, Gansu Agricultural University, Lanzhou, Gansu 730070, China;

2. College of Resources and Environmental Sciences, Gansu Agricultural University, Lanzhou, Gansu 730070, China; 3. Land Resources Planning and Research Institute of Gansu Province, Lanzhou, Gansu

730000, China; 4. College of Public Management, China University of Geoscience, Wuhan, Hubei 430074, China)

**Abstract:** [Objective] To analyze the importance of the factors that influence the change of cultivated land area in order to predict the amount of cultivated land area resources, and to service the protection of cultivated land. [Methods] Taking Qingyang City of Gansu Province as a case study, the random forest algorithm was used to construct the prediction model of cultivated land area. The results were compared with those of BP neural network model, and the importance of the factors that influencing cultivated land area change was sorted. [Results] The relative error and root mean square error of the prediction results of the random forest algorithm were smaller than that of BP neural network, and the prediction accuracy was high and the results were stable. The cultivated land area in 2020, 2025 and 2030 was predicted to be  $4.515 \times 10^5$ ,  $4.513 \times 10^5$  and  $4.512 \times 10^5$  hm<sup>2</sup>, respectively, showing a decreasing trend. The importance of the main influencing

收稿日期: 2018-04-03

修回日期: 2018-04-17

资助项目: 甘肃省自然科学基金项目“生态脆弱区的土地利用与生态安全研究”(GSAN-ZL-2015-045)

第一作者: 王全喜(1993—), 男(汉族), 甘肃省天水市人, 硕士研究生, 研究方向为土地利用管理。E-mail: 2480115068@qq.com。

通讯作者: 孙鹏举(1963—), 男(汉族), 河南省南阳市人, 博士, 高级工程师, 硕士生导师, 从事土地利用管理研究。E-mail: 550490919@qq.com。

factors was ranked as: agricultural machinery general dynamics > agricultural population > GDP > fixed asset investment. [Conclusion] The random forest algorithm is suitable for the prediction of cultivated land area and can measure the importance of factors that influence the change of cultivated land area.

**Keywords:** cultivated land area; random forest algorithm; prediction; Qingyang City

随着城镇化进程的持续推进,建设不断占用耕地。同时,生态保护工程的实施也造成了耕地面积的减少。当前,区域社会经济发展与耕地保护矛盾日益突出,耕地保护越显重视。2017年国务院出台《关于加强耕地保护和改进占补平衡的意见》中强调了耕地数量、质量、生态“三位一体”保护。耕地数量的变化反映了一个区域社会经济发展的基本态势<sup>[1]</sup>,其不断减少会影响区域粮食安全<sup>[2]</sup>。了解耕地利用历史变化规律,探析区域的耕地面积变化及影响因素的研究愈发重要。

当前关于耕地面积变化及影响因素研究已经取得丰硕成果。项灵芝等<sup>[3]</sup>针对耕地面积变化与各产业关系进行了研究。然而,耕地面积变化与影响因素之间关系复杂,影响因素多元,耕地面积预测精确度有待提高。现阶段针对耕地面积变化研究包括两个方面:一方面考虑社会经济驱动因素,主要采用STIRPAT模型<sup>[4]</sup>、灰色关联分析法<sup>[5]</sup>、主成分分析法<sup>[6-7]</sup>、地理加权回归模型<sup>[8]</sup>、PLS方法<sup>[9]</sup>等方法研究影响因素。另一方面是对耕地面积进行预测,探讨合适的耕地面积预测模型,提高预测精度。包括灰色预测模型<sup>[10]</sup>、空间自回归模型<sup>[11]</sup>、移动趋势平均法<sup>[12]</sup>等传统方法,BP神经网络<sup>[13]</sup>、支持向量回归机<sup>[14]</sup>等算法,使得预测精度有了较大提高。上述研究成果表明:经济发展水平、人口因素和农业发展水平等是影响耕地面积变化的主要因素。但是,当前研究往往将耕地面积变化影响因素分析以及耕地面积预测单独进行研究,对两者的研究采用两种或多种方法来进行,而且对导致耕地面积变化的影响因素重要程度研究较少。

随机森林(random forest, RF)算法能够很好的处理非线性建模问题<sup>[15]</sup>,对数据量纲不敏感,无需归一化处理,通过对大量分类树的汇总来提高预测精度,而且能够测度各影响因素的重要性<sup>[16]</sup>。当前,随机森林算法已应用于需水量和山体滑坡空间预测<sup>[17-18]</sup>,农耕地<sup>[19]</sup>、工矿复垦区<sup>[20]</sup>等特殊区域进行土地利用分类,研究证实了RF算法是预测和分类的有效方法。田义超等<sup>[21]</sup>研究了近300a来黄土高原耕地变化及时空格局,表明黄土高原耕地面积呈现出从增加到减少,然后又到增加的趋势。因此,本研究以属于黄土高原地区的庆阳市为例,尝试采用随机森

林算法对庆阳市耕地面积进行预测,并探析庆阳市社会经济发展对耕地面积变化的影响,以期为更精确地预测耕地面积,分析耕地面积变化的影响因素提供新方法,对合理确定耕地保护红线以及更好地保护耕地具有重要意义。

## 1 研究区概况与数据来源

### 1.1 研究区概况

庆阳市(106°20′—108°45′E, 35°15′—37°10′N),位于甘肃省东部的陇东黄土高原区,地处陕甘宁3省区的交汇处,属黄河中上游黄土高原沟壑区。地势为北高南低,海拔高度为885~2 082 m。境内山、川、塬兼有,沟、峁、梁相间,是黄土高原的典型代表区,年均降雨480~660mm,是甘肃优质农畜产品生产基地。庆阳市现辖1区7县,2015年总人口为2.65×10<sup>4</sup>,土地总面积为2.71×10<sup>6</sup> hm<sup>2</sup>。如图1所示,根据整理的1995—2015年庆阳市耕地面积可以看出:1995—2015年庆阳市耕地面积变化总体呈现先减少后波动上升的态势。

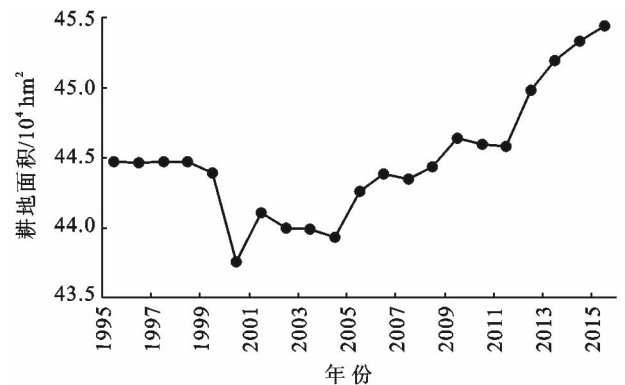


图1 1995—2015年庆阳市耕地面积变化

### 1.2 数据来源

本研究以1995—2015年为研究期,所涉及的数据中,2000—2015年数据来源于《庆阳年鉴》(2001—2016),1995—1999年数据来源于《甘肃发展年鉴》(1996—2000),部分数据通过计算得到。

## 2 研究方法

### 2.1 影响因素分析

综合借鉴国内相关研究成果<sup>[4-8]</sup>,耕地面积变化

受到自然因素、社会、经济、农业发展和政策的影响,它们之间相互影响、相互制约而综合作用于土地利用方式,然而一定时期内可以认为自然因素变化较稳定。本研究主要考虑社会经济因素的影响,影响因素选取遵循代表性、可行性等原则,初步采用文献分析法来分析影响因素。人口因素是导致土地利用变化最重要的因素<sup>[1]</sup>,而经济因素决定土地的开发利用方向和开发程度,提高农业技术的投入提高耕地的产出和利用效益可以缓解耕地面积的减少带来的压力。综合考虑庆阳市耕地利用的实际情况与数据资料的可获取性,选取了人口因素、经济因素、农业因素 3 个方面的 10 个具体影响因素。包括人口因素:总人口( $x_1$ ),农业人口( $x_2$ ),城市化水平( $x_3$ );经济因素:GDP( $x_4$ ),固定资产投资额( $x_5$ ),农民人均纯收入( $x_6$ ),第一产业产值比重( $x_7$ ),第二、三产业产值比重( $x_8$ );农业因素:粮食总产量( $x_9$ ),农业机械总动力( $x_{10}$ )。

## 2.2 随机森林算法

随机森林算法是 Breiman 于 2001 年提出的一种非线性建模工具<sup>[15]</sup>,包括分类(random forest classification, RFC)和回归(random forest regression, RFR)两种算法。通过 bootstrap 抽样方法,从原始训练样本集  $N$  中有放回地重复随机抽取  $K$  个样本生成新的训练样本集合,然后根据自助样本集生成  $K$  个决策树组成随机森林。对于回归功能而言,将所有决策树的平均值作为最终预测结果。通过预测精度法(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)计算每个变量的重要性。随机森林回归算法计算步骤包括<sup>[22-23]</sup>:

(1) 利用 bootstrap 方法从原始数据集  $N$  中随机抽取  $K$  个不同的样本数据集,作为各决策树的子训练集,各样本容量和原始数据集相同;

(2) 利用每个样本训练集,生成对应的  $K$  颗决策树;假设特征有  $M$  维,从  $M$  维特征中随机抽取  $m$  ( $m$  为大于零且小于  $M$  的整数)个特征作为当前节点的分裂特征集,并以这  $m$  个特征中最好的分裂方式对该节点进行分裂,每颗树都完整生长而不进行剪枝;

(3) 对于测试数据,利用每个决策树分别进行测试,得到对应的单颗决策树的预测值;

(4) 将得到的  $K$  棵决策树预测结果取平均值,最后得到最终预测值。

## 2.3 模型精度评价

本研究通过构建基于 BP 神经网络模型的耕地

面积预测模型作为对比模型,同时计算相对误差、均方根误差指标评价模型预测精度。

## 3 结果与分析

### 3.1 耕地面积预测模型构建

随机森林算法运算过程中涉及  $n_{tree}$  和  $m_{try}$  两个参数的设定,即决策树颗数和节点分裂的次数。一般而言,模型的计算量与每次生成的树的数量成正比,在  $n_{tree}$  增加时,在模型预测精度不能提高的情况下, $n_{tree}$  设定应尽可能小,默认为 500。 $m_{try}$  设定为变量个数的 1/3。本研究利用随机森林算法构建耕地面积预测模型,由于随机森林算法对样本数据的量纲和单位不敏感,所以运算时无需对样本数据进行归一化处理。图 2 可知,当决策树目为 500, $m_{try}$  为 3 时,均方误差基本趋于稳定状态。

为了验证模型的预测精度,同时采用 BP 神经网络模型进行预测。采用梯度下降法进行训练,即 `traingd` 函数,对模型进行设定:循环 1 000 次显示一次结果,学习率设为 0.5,最大循环次数为 50 000 次,收敛误差设为 0.002,模型的输入设为 10,输出设为 1。经多次测试,将神经网络结构设计为 10—12—1。运算过程均以 Matlab R2016b 软件来编程实现,以庆阳市 1995—2015 年耕地面积为研究对象,将 1995—2010 年作为训练数据,2011—2015 年作为检验数据。

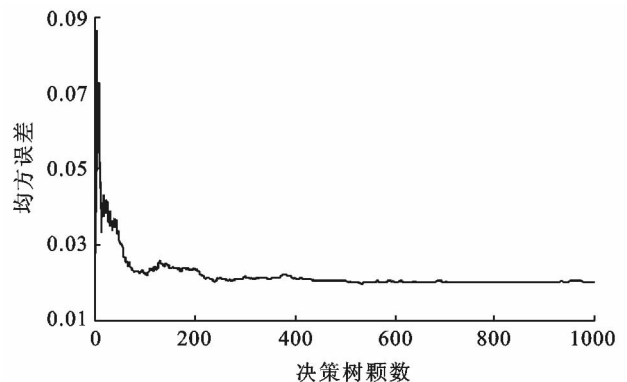


图 2 庆阳市耕地面积预测模型预测精度均方误差变化

### 3.2 耕地面积预测结果分析

运用上述构建的耕地面积预测模型,对 2011—2015 年庆阳市耕地面积进行预测。此外,在预测 2020,2025,2030 年的耕地面积时,首先采用 3 次指数平滑法预测出各个影响因素相应年份的预测值,然后将预测值分别输入两种耕地面积预测模型中,得到预测年份的耕地面积,具体结果见表 1。同时,为验

证两种预测模型的精度,通过计算 2011—2015 年耕地面积实际数据和预测结果间的相对误差、均方根误差进行预测精度评价,最终得到预测精度对比结果(见表 2)。

表 1 庆阳市耕地面积的两种模型预测值结果  $10^4 \text{ hm}^2$

年份	实际值	随机森林回归预测	BP 神经网络预测
2011	44.58	44.70	44.22
2012	44.98	45.05	45.08
2013	45.19	45.18	44.85
2014	45.33	45.23	44.37
2015	45.44	45.23	45.72
2020	—	45.15	44.50
2025	—	45.13	44.69
2030	—	45.12	44.89

表 2 庆阳市耕地面积的两种模型预测结果精度对比

模型	相对误差/%					均方根误差
	2011	2012	2013	2014	2015	
RFR	-0.277	-0.165	0.030	0.211	0.459	0.121
BP	0.800	-0.214	0.760	2.112	-0.617	0.500

表 1 结果可知,随机森林算法预测出未来 15 a 间庆阳市耕地面积不断减少并且趋于稳定,更加符合实际情况;BP 神经网络模型预测的 2011—2015 年耕地面积数量较实际值低,未来 15 a 间耕地面积整体结果也偏低。

表 2 结果可知,随机森林算法预测结果相对误差和均方根误差均低于 BP 神经网络模型相应值。随机森林算法预测结果中,表现出 2015 年的相对误差为 0.459%,高于其他年份相应值,精度相对低,而均方根误差为 0.121,满足预测要求;BP 神经网络模型预测结果中,表现出 2014 年的相对误差高达 2.112%,均方根误差为 0.500,说明预测结果较随机森林算法预测结果差。在预测结果稳定性方面,2011—2015 年随机森林算法预测结果波动不大,而 BP 神经网络预测结果变动幅度较大,说明随机森林算法预测结果的稳定性优于 BP 神经网络模型。针对 BP 神经网络而言,其结构设计和参数确定困难<sup>[23]</sup>,即隐含层个数和训练函数难确定,隐含层个数只能通过对程序不断运行测试来确定,预测结果不稳定,精度有待进一步提高。随机森林算法设置参数较少,仅有决策树颗数和每次树模型重建时节点分裂的次数 2 个参数,而且在确定参数时,为不失一般性,通过随机化处理方式设置参数,预测精度高,稳定性好,更加适用于耕地面积预测。

### 3.3 耕地面积变化影响因素重要性分析

运用随机森林算法进行耕地面积变化影响因素的重要性分析,本研究选用随机森林算法中的预测精度法比较变量重要程度,其主要通过扰动这些变量对精确度的影响大小而进行判断,比较平均准确率降低程度反映各变量的重要性。图 3 结果可知,预测精度法对影响因素重要程度由高到低排序为:农业机械总动力( $x_{10}$ )>农业人口( $x_2$ )>GDP( $x_4$ )>固定资产投资额( $x_5$ )>粮食总产量( $x_9$ )>农民人均纯收入( $x_6$ )>第一产业产值比重( $x_7$ )>第二、三产业产值比重( $x_8$ )>城市化水平( $x_9$ )>总人口( $x_{10}$ )。

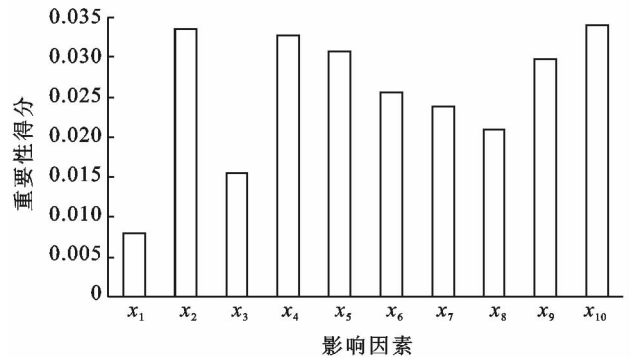


图 3 庆阳市耕地面积变化影响因素重要性

3.3.1 人口因素对耕地面积变化的影响重要性 通过预测精度法计算出耕地面积变化影响因素重要性得分,农业人口得分均高于总人口和城市化水平这 2 个影响因素得分值。将 1995—2015 年总体上可以分为 2 个阶段:1995—2005 年庆阳市农业人口持续增加,从  $2.11 \times 10^6$  人增加至  $2.26 \times 10^6$  人,增加了  $1.56 \times 10^5$  人。同期,耕地面积总体波动下降趋势,从  $4.45 \times 10^5 \text{ hm}^2$  减少到  $4.43 \times 10^5 \text{ hm}^2$ ,减少了  $0.26 \text{ hm}^2$ ,农业人口的增加必然需要占用更多的耕地用于农村居民点等建设。2005—2015 年庆阳市农业人口总体上不断减少,2015 年农业人口为  $1.91 \times 10^6$  人,减少了  $3.54 \times 10^5$  人。同期,耕地面积总体波动上升,从  $4.43 \times 10^5 \text{ hm}^2$  增加到  $4.55 \times 10^5 \text{ hm}^2$ ,增加了  $1.18 \times 10^4 \text{ hm}^2$ ,农业人口的减少,空闲出部分非农用地,尤其是农户对窑洞退出,通过实施土地整治项目,复垦窑洞等有效地增加了耕地面积。

3.3.2 经济因素对耕地面积变化的影响重要性 在影响耕地面积变化的经济因素中,地区生产总值(GDP)和固定资产投资额的重要性得分最高。1995—2000 年,庆阳市 GDP 缓慢增长,由  $3.78 \times 10^9$  元增加到了  $5.99 \times 10^9$  元,增加了  $2.21 \times 10^9$  元,同期固定资产投资也缓慢增长,增加了  $1.34 \times 10^9$  元,但该时期耕地面积总体下降;2000—2015 年,庆阳市

GDP和固定资产投资额逐渐呈现快速增长现象,GDP增加到2015年的 $6.90 \times 10^{10}$ 元,增加了10.18倍,固定资产投资额增加到2015年的 $1.22 \times 10^{11}$ 元,增加了 $1.96 \times 10^{11}$ 元。这一时期耕地面积总体波动上升。主要是由于:一方面,农业经济的发展势头逐渐变好,农民的生活水平的需求提高,对耕地的开垦与利用会变得更加重视;另一方面,经济发展使得农民看到经济收益,通过农业用地结构的调整来达到目的,导致土地利用结构变化<sup>[8]</sup>,使得耕地面积不断变化。

3.3.3 农业因素对耕地面积变化的影响重要性 在影响耕地面积变化的农业因素中,通过预测精度法对影响因素进行重要性排序显示,农业机械总动力得分排第一,而且粮食总量与耕地面积的变化也有着密切关系。1995—2015年庆阳市农业机械总动力总体不断增长,其中1995—1997和2003—2006年增长速度较缓慢。总体上从1995年的 $4.50 \times 10^5$  kW增加至2015年的 $1.95 \times 10^6$  kW,增加了 $1.50 \times 10^6$  kW,年均增加 $7.10 \times 10^4$  kW。主要是由于庆阳市土地整治工程的实施,使道路通达程度逐年提高,农业机械总动力投入不断增加,使农民受益较多,激发了农民对耕种的积极性,农民对耕地开发和保护的意愿更强,影响耕地面积变化。

## 4 讨论与结论

### 4.1 讨论

耕地面积变化影响因素多元,存在非线性关系,传统统计方法分析耕地面积变化影响因素较难。而传统智能算法虽具有较强的处理非线性问题的能力,比如BP神经网络模型,但其对训练数据样本依赖性强,稳定性不足。随机森林算法一种比较新的非线性建模工具,具有精度高、稳定性好、收敛快、参数少等特性,且不易产生过拟合现象<sup>[17]</sup>。随机森林算法对数据集前提条件的要求宽松,且对量纲不敏感,无需预处理,在综合性能上具有一定优势,耕地面积变化的各影响因素数据作为复杂的时间序列数据,数据分布特征多样,存在量纲,这些方面相比对训练样本有依赖、需要预处理的智能算法,运用随机森林算法构建耕地面积预测模型更加可行。同时,随机森林算法还能够测定变量重要性,能够采用预测精度法计算出变量重要性得分,进而分析耕地面积变化的影响因素。

本研究运用随机森林算法建立了庆阳市耕地面积预测模型,同时对影响耕地面积变化的因素进行了重要性排序。采用随机森林算法对耕地面积预测结

果表明,与曹银贵等<sup>[18]</sup>和车明亮等<sup>[24]</sup>通过建立BP神经网络耕地面积预测模型研究表明预测精度相比灰色预测模型的传统方法优,但其结构设计需要测试,隐含层个数不好设定,结果稳定性差相比,随机森林算法预测耕地面积更可行。从预测结果来看,在单纯不考虑耕地政策或其他方面影响情况下,未来15a间庆阳市耕地面积逐渐减少,而且相比BP神经网络模型,随机森林算法较适合耕地面积预测。从影响因素重要程度来看,耕地面积变化受农业机械总动力、农业人口和GDP等因素的影响,这与卞德鹏等<sup>[25]</sup>对属于黄土丘陵沟壑区的吴起县的研究结果是相同的。针对单项因素而言,由于研究区域的差异,选取的指标不同,研究结果也就不同。庆阳市耕地面积变化的影响因素重要程度不尽相同,更应要重视农业科技的投入,激发农民对耕种的积极性,协调耕地资源与区域经济的关系。本研究仅从人口因素、经济因素和农业发展方面分析影响因素来构建了耕地面积预测模型,并未考虑耕地保护政策因素等的影响,还需要进一步做更细致的研究。今后的研究将结合遥感影像来研究区域耕地空间格局变化特征,将自然因素、相关政策因素等因素共同纳入随机森林算法中进行实证研究,以期全面考察耕地面积变化的重要驱动因素。

### 4.2 结论

(1) 预测精度方面,随机森林算法的预测值与实际值之间的相对误差和均方根误差均低于BP神经网络模型的,其预测出2020,2025,2030年耕地面积分别为 $4.515 \times 10^5$ , $4.513 \times 10^5$ , $4.512 \times 10^5$  hm<sup>2</sup>,呈现减少的趋势;预测结果稳定性方面,随机森林算法预测结果波动较小,优于BP神经网络模型。

(2) 运用预测精度法得到主要影响因素重要程度排序为:农业机械总动力>农业人口>地区生产总值>固定资产投资额。农业机械总动力投入不断增加,促进了农民对耕种的积极性,对耕地开发和保护的意愿更强;农业人口的增减,经济发展使得人们对美好生活水平的需要不断提高,使得耕地面积呈现波动变化态势。

### [ 参 考 文 献 ]

- [1] 蔡文春,杨德刚.新疆耕地变化及驱动力分析[J].干旱区资源与环境,2006,20(2):146-151.
- [2] 陈素平,张乐勤.安徽省1995—2013年粮食生产与耕地压力动态变化特征及驱动因素[J].水土保持通报,2017,37(3):167-173.
- [3] 项灵芝,熊华,王海军.湖北省耕地面积变化与各产业发展的关系[J].水土保持通报,2017,37(3):125-130.

- [4] 王琳, 吴业, 杨桂山, 等. 基于 STIRPAT 模型的耕地面积变化及其影响因素[J]. 农业工程学报, 2008, 24(12): 196-200.
- [5] 王海鸿, 马琼, 付士波, 等. 西北干旱半干旱区耕地面积变化与人口、经济发展的相关关系研究: 以甘肃省为例[J]. 干旱区资源与环境, 2011, 25(1): 74-79.
- [6] 吴美琼, 陈秀贵. 基于主成分分析法的钦州市耕地面积变化及其驱动力分析[J]. 地理科学, 2014, 34(1): 54-59.
- [7] 巴哈尔古丽·吾甫尔, 瓦哈甫·哈力克. 基于主成分分析的巴州耕地变化趋势与驱动力[J]. 干旱区资源与环境, 2012, 26(3): 105-110.
- [8] 周晓艳, 宋祯利, 宋亚男, 等. 基于地理加权回归模型的长江中游地区人均耕地面积变化影响因素分析[J]. 水土保持通报, 2016, 36(1): 136-142.
- [9] 肖思思, 吴春笃, 储金字. 近 15 a 中国耕地驱动因素的空间差异分析[J]. 中国土地科学, 2013, 27(7): 55-61.
- [10] 孙国军, 刘普幸, 孙涛. 乌拉特前旗耕地变化的驱动力研究及预测[J]. 水土保持通报, 2011, 31(1): 207-210.
- [11] 赵永, 刘旭华, 孙腾达. 基于空间自回归模型的中国耕地面积变化预测[J]. 干旱区资源与环境, 2013, 27(8): 1-5.
- [12] 程文仕, 曹春, 黄鑫. 趋势移动平均法在耕地面积预测中的应用研究: 基于 1985—2010 年甘肃省耕地面积分析[J]. 干旱区资源与环境, 2015, 29(8): 185-189.
- [13] 曹银贵, 王静, 刘爱霞. 基于 BP 神经网络的三峡库区开县耕地面积预测研究[J]. 中国农业资源与区划, 2007, 28(4): 30-34.
- [14] 王霞, 王占岐, 金贵, 等. 基于核函数支持向量回归机的耕地面积预测[J]. 农业工程学报, 2014, 30(4): 204-211.
- [15] Breiman L. Random forests [J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [16] 方匡南, 吴见彬, 朱建平, 等. 随机森林方法研究综述[J]. 统计与信息论坛, 2012, 26(3): 32-38.
- [17] 王盼, 陆宝宏, 张瀚文. 基于随机森林模型的需水预测模型及其应用[J]. 水资源保护, 2014, 30(1): 34-38.
- [18] 余坤勇, 姚雄, 邱祈荣. 基于随机森林模型的山体滑坡空间预测研究[J]. 农业机械学报, 2016, 47(10): 338-345.
- [19] 马玥, 姜琦刚, 孟治国, 等. 基于随机森林算法的农耕地土地利用分类研究[J]. 农业机械学报, 2016, 47(1): 297-303.
- [20] 陈元鹏, 罗明, 彭军还, 等. 基于网格搜索随机森林算法的工矿复垦区土地利用分类[J]. 农业工程学报, 2017, 33(14): 250-257.
- [21] 田义超, 李晶, 任志远. 近 300 年来黄土高原耕地变化及时空格局分析[J]. 干旱区资源与环境, 2012, 26(2): 94-101.
- [22] 甄亿位, 郝敏, 陆宝宏, 等. 基于随机森林的中长期降水量预测模型研究[J]. 水电能源科学, 2015, 33(6): 6-10.
- [23] 王小川, 史峰, 郁磊, 等. MATLAB 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013.
- [24] 车明亮, 聂宜民, 刘登民, 等. 区域耕地数量变化预测方法的对比研究[J]. 中国土地科学, 2010, 24(5): 13-18.
- [25] 卞德鹏, 常庆瑞, 柳艺博, 等. 黄土丘陵沟壑区耕地数量动态变化及其驱动力分析: 以吴起为例[J]. 干旱地区农业研究, 2009, 27(3): 245-248.

(上接第 335 页)

- [14] Santisi S, Cappello S, Catalfamo M, et al. Biodegradation of crude oil by individual bacterial strains and a mixed bacterial consortium [J]. Brazilian Journal of Microbiology, 2015, 46(2): 377-387.
- [15] Jianliang Xue, Yang Yu, Yu Bai, et al. Marine Oil-Degrading Microorganisms and Biodegradation Process of Petroleum Hydrocarbon in Marine Environments: A review[J]. Curr Microbiol, 2015, 71: 220-228.
- [16] 张春华, 严云良. 医药数理统计[M]. 北京: 科学出版社出版, 2001.
- [17] 乔俊, 陈威. 添加不同营养助剂对石油污染土壤生物修复的影响[J]. 环境化学, 2010, 29(1): 6-11.
- [18] Jamgocian R P, Yapijakis C. Pilot-scale comparison of bioventing vs. hydrogen peroxide in maintaining effective aerobic in situ, bioremediation[J]. Studies in Environmental Science, 1997, 66: 365-377.
- [19] Merkova M, Zalesak M, Ringlova E, et al. Degradation of the surfactant Cocamidopropyl betaine by two bacterial strains isolated from activated sludge [J]. International Biodeterioration & Biodegradation, 2018, 127: 236-240.