

吴春辉,朱成立,彭 义. 关中地区耕地变化驱动因素及预测模型[J]. 江苏农业科学,2014,42(4):281-284.

关中地区耕地变化驱动因素及预测模型

吴春辉¹, 朱成立^{1,2}, 彭 义³

(1. 河海大学水利水电学院, 江苏南京 210098;

2. 河海大学南方地区高效灌排与农业水土环境教育部重点实验室/河海大学, 江苏南京 210098;

3. 河海大学土木与交通学院, 江苏南京 210098)

摘要:以关中地区为研究对象,结合该地区 1986—2011 年耕地面积及人口、经济发展水平、农业现代化水平等资料,分析了耕地数量动态变化情况,探究其变化主导驱动因素,并分别运用多序列灰色关联预测模型、人工神经网络预测模型,对未来关中地区耕地面积进行预测。结果表明,1986—2011 年,耕地总面积、人均耕地面积均呈现逐步减少趋势;影响耕地面积变化的主导驱动因素是人口、城市化水平、灌溉面积、粮食单产、农业机械总动力。

关键词:耕地;主导驱动因素;灰色关联;神经网络;预测模型;耕地保护措施

中图分类号: F323.211 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2014)04-0281-03

土地是人类赖以生存的基础。随着我国社会经济的发展,大量耕地被住宅用地、工业用地建设等侵占^[1]。因此,找出与耕地变化密切相关的驱动因素,预测耕地面积的变化,制定相关对策,对合理利用及保护耕地资源具有重要意义。不少学者进行了很多关于耕地动态变化研究^[2-7]。但采用多序列灰色关联预测模型 GIFM(m) 及人工神经网络预测模型预测陕西省关中地区耕地面积变化研究较少。本研究根据关中地区 1986—2011 年耕地、人口、经济、社会发展的统计数据,分析影响耕地动态变化的驱动因素,结合多序列灰色关联预测模型 GIFM(m) 及人工神经网络预测模型对未来几年关中地区耕地面积进行预测,旨在为制定耕地保护措施提供依据。

1 研究区概况

关中地区工业集中,人口密集,科技、教育实力雄厚,包括陕西省西安市、咸阳市、宝鸡市、渭南市、铜川市 5 市以及杨凌区农业高新技术产业示范区。该地区属大陆性气候,年均气温 6~13℃,年降水量 500~800 mm,截至 2011 年底,全区人口 2 369.81 万,约占全省总人口的 60.63%,其中农业人口 1 383.96 万,占全区总人口的 58.40%,全区耕地面积 1 507.15×10³ hm²,占全省耕地面积的 52.68%。关中地区地势平坦,土壤肥沃,水资源丰富,机耕、灌溉条件良好,号称“八百里秦川”,是陕西省重要的粮棉油产区^[8]。

2 1986—2011 年关中地区耕地变化及其驱动因素分析

2.1 耕地数量变化

1986—2011 年,关中地区耕地面积减少了 399 450 hm²,相比 1986 年减少了 21%,2003—2004 年、2006—2007 年有少

量增加。人均耕地面积减少了 0.043 0 hm²/人。耕地总面积及人均耕地面积变化见图 1。

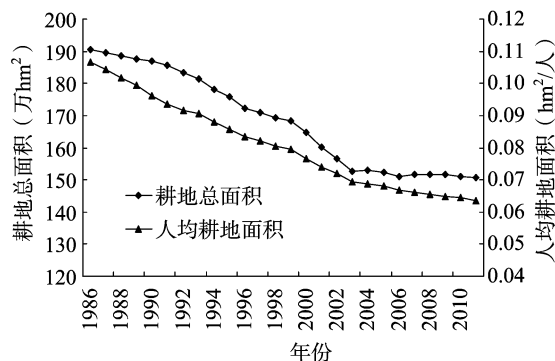


图1 关中地区1986—2011年耕地总面积、人均耕地面积变化趋势

由图 1 可以看出,关中地区耕地总面积大体经历了快速减少、急速减少、缓慢减少 3 个阶段,人均耕地面积变化趋势与耕地总面积相似。第一阶段:1986—1999 年,关中地区耕地面积处于快速减少阶段,净减少面积为 223 690 hm²,年均减少 17 207 hm²。此时期是改革开放政策逐步推进的阶段,建设用地占用一部分耕地,少量耕地转化为城市绿地,导致耕地面积下降^[9]。第二阶段:2000—2003 年,关中地区耕地面积处于急剧减少阶段,净减少面积为 156 240 hm²,年均减少 39 060 hm²,这主要是由于“西部大开发”战略、“一线两带”建设路线的实施,以及高新技术开发带、国家关中星火产业带的建设,关中地区快速实现区域现代化的同时,耕地面积急剧减少^[10]。第三阶段:2004—2011 年,关中地区耕地面积减少了 19 520 hm²,减少速度下降,且个别年份耕地面积略有增加。经过前期经济快速发展,政府认识到了耕地减少及生态环境破坏对粮食安全、社会发展的影响,提出了“生态退耕”政策,同时出台了相应的土地产权管理政策,一定程度上扭转了耕地面积快速减少的局面。人均耕地面积变化与耕地总量及人口总数有关。随着社会经济的发展,耕地总量不断减少,人口总量不断增加,导致关中地区人均耕地面积呈下降趋势。1986 年关中地区人均耕地面积为 0.106 6 hm²/人,2011 年人

收稿日期:2013-11-20

基金项目:国家自然科学基金(编号:51179050)。

作者简介:吴春辉(1989—),男,陕西商南人,硕士,主要从事水土资源规划与管理研究。E-mail: wu_chunhui1011@163.com。

通信作者:朱成立,博士,副教授,主要从事农业水土资源规划、节水灌溉理论与技术研究。E-mail: clz@hhu.edu.cn。

均耕地面积仅为 0.063 6 hm²/人,减少了 0.043 hm²/人。人均耕地面积的持续下降导致人地矛盾更为突出。

2.2 影响耕地变化的驱动因素分析

2.2.1 灰色关联分析法 灰色关联分析法对样本量没有太高的要求,分析时也不需要典型的分布规律,而且分析结果与实际较为吻合,因此本研究采用绝对关联度分析各驱动因素对关中地区耕地动态变化影响程度。为了便于比较,对所有数列进行无量纲化处理,具体方法是用各序列中的每项除以其对应序列中的第 1 项,计算公式如下^[11]。

$$x_i(t) = \frac{X_i(t)}{X_i(1)}, i=0,1,\cdots,9; t=1,2,\cdots,n; \quad (1)$$

关联系数的计算公式为:

$$\zeta_i(t) = \frac{\max |x_o(t) - x_i(t)| + \rho \max |x_o(t) - x_i(t)|}{|x_o(t) - x_i(t)| + \rho \max |x_o(t) - x_i(t)|}; \quad (2)$$

当 $\Delta_i(t) = |x_o(t) - x_i(t)|$ 时,

$$\zeta_i(t) = \frac{\max \Delta_i(t) + \rho \max \Delta_i(t)}{\Delta_i(t) + \rho \max \Delta_i(t)}; \quad (3)$$

式中: $i=1,2,\cdots,9$; t 表示时间; $\Delta_i(t)$ 为 t 时刻两序列的绝对差。 ρ 为分辨系数,一般取值为 (0,1)。

关联度是各个时刻关联系数的平均值,用 R 表示,则

$$R_i = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \zeta_i(t), t=1,2,\cdots,n。 \quad (4)$$

式中: n 为 2 个序列的数据个数, $\zeta_i(t)$ 为关联系数。通过关联度排序结果,可以看出哪些因素是主导因素及其影响程度^[12]。由于序列的平稳度不同,如果按照通常标准取分辨系

数 $\rho=0.5$,可能会导致关联性不明显,因此本研究按照东亚斌的方法确定关联系数为 $\rho=0.054\ 6^{[13]}$ 。

2.2.2 驱动因素的选取 影响耕地面积变化的因素很多,考虑到指标的代表性及数据的易得性,本研究选取对耕地面积变化影响相对较大的 3 个指标,分别是人口、社会经济发展水平、农业现代化水平。人口数量增加直接导致对耕地资源需求增加,社会经济发展带来的城镇化及基础设施建设不可避免地占用耕地资源,农业现代化水平高低与耕地的开发利用程度密切相关。因此,本研究选择关中地区 1986—2011 年人口数量 $[X_1(t)]$ 、国内生产总值 (GDP) $[X_2(t)]$ 、城市化水平 $[X_3(t)]$ 、农业总产值 $[X_4(t)]$ 、工业总产值 $[X_5(t)]$ 、全社会固定资产投资 $[X_6(t)]$ 、灌溉面积 $[X_7(t)]$ 、粮食单产 $[X_8(t)]$ 、农业机械总动力 $[X_9(t)]$ 9 个因素作为指标,分析人口、社会经济发展水平、农业现代化水平对耕地动态变化的影响。

2.2.3 驱动因素结果分析 根据 1986—2011 年资料,计算关中地区耕地面积及驱动因素的关联度。由表 1 可知,9 个驱动因素与关中地区耕地面积关联度由大到小依次为:灌溉面积 > 总人口 > 粮食单产 > 城市化水平 > 农业机械总动力 > 农业总产值 > 工业总产值 > GDP > 固定资产投资。耕地面积与 9 个驱动因素的灰色关联度均大于 0.5,说明耕地动态变化与人口、经济发展水平、农业现代化水平都有一定的关联性。其中总人口、城市化水平、灌溉面积、粮食单产、农业机械总动力灰色关联度大于 0.9,说明这些驱动因素是影响耕地动态变化的主导因素。

表 1 关中地区耕地面积与驱动因素关联度分析

关联度	总人口	GDP	城市化水平	农业总产值	工业总产值	固定资产投资	灌溉面积	粮食单产	农业机械总动力
R_i	0.968 4	0.589 5	0.964 6	0.687 8	0.624 9	0.510 4	0.979 1	0.966 0	0.916 7

3 地区耕地变化预测模型

3.1 多序列灰色关联预测模型 GIFM(m)

依据灰色关联原理,研究人员建立了很多预测模型,虽然传统的灰色预测模型在小样本建模方面应用效果较好,但存在无法处理以及难以寻找统计规律的小样本数据的缺点^[14]。曾波等于 2009 年在传统的灰色关联模型基础上,建立了多序列灰色关联预测模型 GIFM(m),它弥补了传统预测模型的一些缺陷,对小样本预测具有较高的精度。它的基本原理是:将所有因变量序列分别与自变量序列组合成 GIFM(2) 模型,再把因变量序列与自变量序列的关联度进行加权计算,得到预测值^[11]。

3.2 人工神经网络预测模型

BP 网络是 1 种单向传播的多层前馈网络,具有 3 层或 3 层以上的神经网络,包括正向传播及反向传播,正向传播过程可以算出各节点输入,然后将输出结果与实际结果进行对比,修正输出层的值,再进行反向传播逐次修改各层参数权值,如此重复直到误差达到预定的大小,或者达到预定的学习次数^[15]。

4 模型验证及对比

4.1 多序列灰色关联预测模型 GIFM(m) 的应用

将关中地区 1986—2010 年耕地面积及 5 个主导驱动因素用多序列灰色关联预测模型 GIFM(m) 进行模拟,再代入 2011 年的驱动因素值,可以得到各分量预测值及权重值,如表 2 所示。

表 2 分量预测值与权重值

项目	K				
	1	2	3	4	5
ω_k	0.167 5	0.181 2	0.239 9	0.186 6	0.224 9
$x_0^k(t_{n+1})$	1 496.62	1 482.00	1 504.83	1 483.64	1 469.67

4.2 人工神经网络模型的应用

本研究采用 Matlab 2012a 软件,将设计好的 BP 神经网络程序输入到 Matlab 中,进行耕地面积模拟及检测,以期找到合适的参数及阈值来进行耕地面积预测。

4.2.1 BP 网络矩阵的建立 根据灰色关联分析结果,将 5 个主导驱动因素选为影响耕地面积变化的驱动因素,选取人口数量、城市化水平、灌溉面积、粮食单产、农业机械总动力作为 BP 神经网络的输入项,将耕地面积作为输出项,1986—2010 年的因素作为学习样本,2011 年的因素作为验证样本,以此建立人工神经预测模型。BP 网络矩阵模型见表 3。

表 3 BP 网络矩阵

样本	输入因素					输出因素:
	人口数量(x_1)	城市化水平(x_3)	灌溉面积(x_7)	粮食单产(x_8)	农业机械总动力(x_9)	耕地面积(x_0)
学习样本	x_1^1	x_3^1	x_7^1	x_8^1	x_9^1	x_0^1
	x_1^2	x_3^2	x_7^2	x_8^2	x_9^2	x_0^2
	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
	x_1^{25}	x_3^{25}	x_7^{25}	x_8^{25}	x_9^{25}	x_0^{25}
	x_1^{26}	x_3^{26}	x_7^{26}	x_8^{26}	x_9^{26}	x_0^{26}
验证样本						

4.2.2 隐含层单元数的选取 根据沈花玉等提出的隐含层数确定原则^[16],结合关中地区的数据,最终选取隐含层单元数为 8。

4.2.3 激励函数及训练函数的选取 隐含层神经元与输入层神经元的激励函数分别选为 Tansig、Logsig 函数。在训练函数中,LM 算法函数可以克服神经网络收敛速度慢及易陷入局部极小值的缺陷,因此采用 Trainlm(LM 算法)函数对网络进行训练。

4.2.4 训练过程梯度变化记录 网络训练中,为了尽可能得到精确的结果,设定学习率为 0.01,训练以达到最小允许梯度值 1×10^{-10} 为准,训练步数设为 20 000。未达到最小允许梯度值时继续训练,直到达到最小允许精度值为止。隐含层单元数为 8 时,训练时间约为 24 s,训练步数为 2 817 步,目标误差值为 $1.192 4 \times 10^{-15}$,精度较高(图 2)。

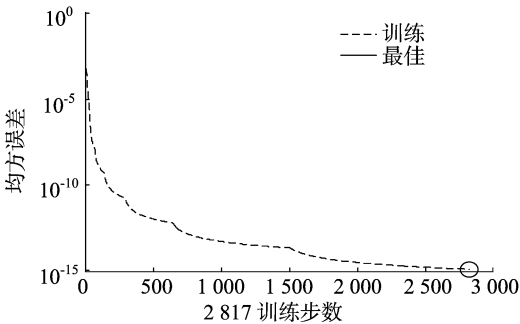


图2 BP神经网络训练误差变化图

4.3 模型的预测精度验证及对比

由表 4 可知,采用人工神经网络模型预测耕地面积的相对误差较小,精度较高,多序列灰色关联预测模型 GIFM(m) 预测相对误差比较大,因此关中地区的耕地面积预测适宜采用人工神经网络模型。

表 4 2 种模型模拟结果及精度分析(2011 年)

模型	实际耕地面积 ($\times 10^3 \text{ hm}^2$)	预测耕地面积 ($\times 10^3 \text{ hm}^2$)	误差 ($\times 10^3 \text{ hm}^2$)	相对误差 (%)
GIFM(m) 模型	1 507.15	1 479.76	27.39	1.817 3
人工神经网络模型	1 507.15	1 507.20	-0.05	0.003 3

5 耕地面积的预测

进行耕地面积预测时,要求得相应年份的主导驱动因素值,在此基础上进行耕地面积预测。本研究采用 lstOpt 软件预测耕地面积的驱动因素。在模拟最优曲线的时候,采用最常用的准牛顿法,控制 5 个驱动因素最优曲线方程的调整 R^2 均在 0.8 以上,保证曲线具有良好的模拟精度。由模拟出的

曲线方程可以得到 2012—2015 年 5 个驱动因素的数值(表 5)。将各主导驱动因素值代入参数、阈值已定的人工神经网络预测模型中,即可得到 2012—2015 年的耕地面积,分别为 $1\,507.2 \times 10^3$ 、 $1\,511.9 \times 10^3$ 、 $1\,513.7 \times 10^3$ 、 $1\,509.6 \times 10^3 \text{ hm}^2$ 。参照《陕西省国民经济和社会发展第十二个五年规划纲要》,2015 年关中地区耕地面积约为 $1\,510.37 \times 10^3 \text{ hm}^2$,与人工神经网络预测所得的 $1\,509.60 \times 10^3 \text{ hm}^2$ 相差 770 hm^2 ,误差仅为 0.051%,预测精度较高。

表 5 2012—2015 年各主导驱动因素值

年份	因素				
	总人口 (万人)	城市化水平 (%)	灌溉面积 ($\times 10^3 \text{ hm}^2$)	粮食单产 (kg/hm^2)	农业机械总动力 (万 kW)
2012	2 398.16	45.97	916.70	4 747.10	1 301.46
2013	2 426.71	51.73	918.58	4 807.13	1 376.67
2014	2 457.28	60.49	920.25	4 858.59	1 456.89
2015	2 490.03	75.39	922.10	4 900.94	1 542.31

6 结论与讨论

本研究以关中地区为研究对象,分析了 1986—2011 年关中地区耕地面积的变化趋势,探究了耕地动态变化的驱动因素,并分别采用多序列灰色关联预测模型 GIFM(m) 及人工神经网络预测模型预测关中地区未来耕地面积,结果表明,1986—2011 年,关中地区耕地总量及人均耕地数量均呈下降趋势,最近几年由于国家政策的调整,耕地总量及人均耕地数量减少速度放缓。通过灰色关联分析法对 1986—2011 年影响关中地区耕地面积动态变化的驱动因素进行分析,发现人口、城市化水平、灌溉面积、粮食单产、农业机械总动力这 5 个因素是影响耕地动态变化最主要的驱动因素。分别采用多序列灰色关联预测模型 GIFM(m) 及人工神经网络预测模型,建立了基于 1986—2010 年耕地面积及驱动因素值的预测模型,对这 2 种模型的验证结果进行对比发现,人工神经网络预测模型精度最高。本研究表明,影响关中地区耕地面积的主要因素是人口数量、城市化水平、农业现代化水平。结合关中地区的具体情况,应该控制人口增长、控制城镇规模盲目扩大、实施耕地占补平衡政策、积极改造中低产田,更大程度地保护现有耕地。

参考文献:

[1] 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.
[2] 彭文甫,周介铭. 近 50 年四川省耕地变化分析[J]. 资源科学,2005,27(3):79-85.

马海蛟,崔晨凤. 基于可见-近红外光谱和神经网络的土壤类型鉴别[J]. 江苏农业科学,2014,42(4):284-286.

基于可见-近红外光谱和神经网络的土壤类型鉴别

马海蛟,崔晨凤

(西北农林科技大学水利与建筑工程学院,陕西杨凌 712100)

摘要:提出一种利用近红外光谱快速、无损鉴别土壤种类的方法。首先利用近红外光谱仪测定不同种类土壤的光谱特征曲线,利用主成分分析法提取主成分,再结合人工神经网络建立模型进行类型鉴别。主成分分析表明,主成分1、2、3的累积方差贡献率达到99.839%,可以很好地代表原始数据特征。以主成分分析得到的前3个主成分作为神经网络输入,以土壤类型为输出,通过对30个样本的训练学习,分别建立了反向传播人工神经网络(BP)和径向基函数人工神经网络(RBF)。对10个样本进行预测,结果表明2种模型预测的准确性均达到100%。RBF神经网络运行时间明显小于BP网络,具有一定优势。

关键词:可见-近红外光谱;土壤类型;主成分分析;BP神经网络;RBF神经网络;分类鉴别

中图分类号: S155;O657.33 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2014)04-0284-03

光谱技术作为一种简单、快捷、非接触、非破坏的分析方法,已经被广泛地应用到土壤和植物研究、食品行业等领域^[1-4]。由于土壤的光谱反射率能综合反映土壤理化特征和内在结构,所以土壤光谱测量为土壤光谱特征分析、土壤分类提供了新途径^[5-6]。目前已有基于土壤光谱特征对土壤各项生理指标参数的研究^[7],但是基于土壤近红外光谱和神经网络的土壤分类研究较少^[8]。刘家雄^[9]、付强等^[10]分别利用土壤理化指标,结合主成分分析、聚类分析、神经网络等方法对土壤分类进行研究。由于土壤理化性质测量方法复杂,工程

量大,无法快速、无损地对土壤进行分类。曾庆猛等利用土壤近红外光谱和聚类分析对土壤分类进行了研究^[11],宋海燕等利用近红外光谱和正交信号-偏最小二乘法对土壤进行分类,但分类精度最高仅达到85%^[12]。

神经网络模型作为一种强有力的学习系统,模拟了人脑思维过程,能够实现输入层、输出层的非线性映射,已经在很多领域得到广泛应用,并取得良好效果^[13-14],但目前还没有基于土壤近红外光谱和神经网络[反向传播人工(BP)神经网络和径向基函数人工(RBF)神经网络]的土壤分类研究。本研究采用新疆土、垆土、沙土、阜阳土等4种类型土壤的室内可见-近红外光谱反射数据为研究对象,利用主成分分析方法,结合BP神经网络和RBF神经网络技术进行土壤分类研究,探讨基于土壤反射光谱特性的土壤分类技术,以期提高土壤分类精度和运行时间,为实现基于遥感方法进行土壤快速分类奠定基础。

1 材料与方法

1.1 仪器设备

使用美国ASD(analytical spectral device)公司的Hand-held Field Spec型光谱仪,其光谱测定范围为325~1 075 nm,

收稿日期:2013-08-25

基金项目:国家自然科学基金-新疆联合基金(编号:U1203182);国家自然科学基金(编号:51279166);高等学校学科创新引智计划(编号:B12007);水资源与水电工程科学国家重点实验室项目(编号:2011B083);西北农林科技大学大学生创新创业训练计划(编号:1210712077)。

作者简介:马海蛟(1990—),女,甘肃武威人,研究方向为“3S”技术在农业水土工程中的应用。E-mail:18700807193@163.com。

通信作者:崔晨凤,博士,讲师,研究方向为“3S”技术在农业水土工程和水文水资源中的应用、大坝安全监测、精密工程测量。E-mail:cuichenfeng@163.com。

[3] 宋开山,刘殿伟,王宗明,等. 三江平原过去50年耕地动态变化及其驱动力分析[J]. 水土保持学报,2008,22(4):75-81.

[4] 孙国军,刘普幸,李慧芳,等. 酒泉市耕地变化的驱动力研究及多元线性回归预测[J]. 干旱区资源与环境,2009,23(3):73-76.

[5] 李穗英,孙新庆. 青海省近10年耕地面积动态变化及驱动因子分析研究[J]. 中国农业资源与区划,2009,30(5):39-44.

[6] 郭洪海,宋民. 山东省耕地动态变化趋势及驱动力分析[J]. 中国农业资源与区划,2009,30(1):51-57.

[7] 曾永年,吴孔江,靳文甦,等. 青海高原东北部耕地变化及驱动力分析[J]. 干旱区资源与环境,2012,26(8):89-92.

[8] 杨朔,李世平. 关中地区城市化过程中土地利用问题研究[J]. 中国土地科学,2009,23(7):79-80,封三.

[9] 杨勇. 关中地区土地利用动态模拟与优化配置研究[D]. 西安:陕西师范大学,2010.

[10] 杨忠泰. 陕西培育发展战略性新兴产业的路径选择[J]. 科技管理研究,2013,33(6):72-77.

[11] 曾波,刘思峰. 基于灰色关联度的小样本预测模型[J]. 统计与信息论坛,2009,24(12):22-26.

[12] 刘思峰,蔡华,杨英杰,等. 灰色关联分析模型研究进展[J]. 系统工程理论与实践,2013,33(8):2041-2046.

[13] 东亚斌,段志善. 灰色关联度分辨系数的一种新的确定方法[J]. 西安建筑科技大学学报:自然科学版,2008,40(4):589-592.

[14] 熊和金,徐华中. 灰色控制[M]. 北京:国防工业出版社,2005:44-47.

[15] 焦李成. 神经网络系统理论[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1990:8-11.

[16] 沈花玉,王兆霞,高成耀,等. BP神经网络隐含层单元数的确定[J]. 天津理工大学学报,2008,24(5):13-15.