

BP 神经网络和 GM(1, n) 模型在吉林省四平市建设 用地面积预测中的应用比较

孟祥健, 李秀霞

(吉林师范大学 旅游与地理科学学院, 吉林 四平 136000)

摘要: [目的] 科学准确地预测城市建设用地, 有利于把握城市发展的速度, 了解城市化发展进程, 为相关政府部门掌握土地利用情况, 制定土地总体规划提供科学依据。[方法] 把四平市作为研究对象, 从“城市—农村”合力视角构建影响因子, 利用因子分析探讨影响建设用地扩张的相关性, 对指标进行筛选, 在此基础上利用 BP 神经网络和灰色模型对四平市 2012, 2013 和 2014 年建成区面积进行预测, 最后对预测结果进行比较分析。[结果] 通过预测与比较分析可知, BP 神经网络结果的相对误差分别为 0.8%, 1.1% 和 2%, 而灰色 GM(1, 1) 模型预测结果相对误差分别为 0.04%, 0% 和 3.2%。可以看出, BP 神经网络预测出的结果与实际相比较误差均在 2% 以内。[结论] BP 神经网络预测的结果较精确, 运用该方法可以有效提高预测的精度。

关键词: BP 神经网络; 建设用地; 预测; 吉林省四平市

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2017)01-0173-04

中图分类号: F299.22

文献参数: 孟祥健, 李秀霞. BP 神经网络和 GM(1, n) 模型在吉林省四平市建设用地面积预测中的应用比较[J]. 水土保持通报, 2017, 37(1): 173-176. DOI: 10.13961/j.cnki.stbctb.2017.01.031; Meng Xiangjian, Li Xiuxia. Comparison of GM(1, n) and BP neural network model in predicting construction lands in Siping City, Jilin Province [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2017, 37(1): 173-176. DOI: 10.13961/j.cnki.stbctb.2017.01.031

Comparison of GM(1, n) and BP Neural Network Model in Predicting Construction Lands in Siping City, Jilin Province

MENG Xiangjian, LI Xiuxia

(School of Tourism and Geographical Sciences, Jilin Normal University, Siping, Jilin 136000, China)

Abstract: [Objective] The paper aims to compare the accuracy of BP neural network and GM(1, n) in predicting construction land changes, which is beneficial to understand the urban development and provide references for general land planning. [Methods] With Siping City as the research object, we selected impact factors with the perspective of “city-rural integration” and used factor analysis to estimate the influence of construction land expansion and choose indicators. We then simulated and compared the predictions of construction land in 2012, 2013 and 2014 in Siping City using the BP neural network and grey model. [Results] The relative error with BP neural network was 0.8%, 1.1% and 2%, and the gray GM(1, 1) model was 0.04%, 0% and 3.2% respectively. The BP neural network are better than GM(1, 1) model. [Conclusion] BP neural network can provide a higher accuracy.

Keywords: BP neural network; construction land; prediction; Siping City of Jilin Province

随着中国社会经济的快速发展, 城市化、工业化的不断推进, 为了满足不断发展的城市经济, 城市用地不断扩张, 造成农地资源大量减少, 粮食安全问题

受到威胁。为保障粮食安全, 维护社会稳定, 必须对城市建设用地规模进行科学准确地预测。

目前, 国内外学者对建设用地规模预测进行了大

收稿日期: 2016-05-17

修回日期: 2016-10-14

资助项目: 吉林省科技厅项目“吉林省统筹城乡发展中农民土地权益保障研究”(20120691); 吉林省社科资助项目“吉林省产业空间结构与资源环境耦合机制及调控研究”(2012BS60)

第一作者: 孟祥健(1991—), 男(汉族), 辽宁省铁岭市人, 硕士研究生, 主要研究方向为自然资源开发与利用。E-mail: mxj372233805@qq.com。

通讯作者: 李秀霞(1964—), 女(汉族), 吉林省四平市人, 博士, 硕士生导师, 主要从事土地利用与开发研究。E-mail: jykxzz@163.com。

量研究,如郑峰^[1]运用定额指标法、陈国建等^[2]运用趋势预测法、孙秀锋等^[3]运用回归预测法、灰色系统预测模型、朱明仓等^[4]运用 ARIMA 模型、高凯等^[5]运用平均增长率法、唐晶等^[6]运用趋势预测法、王希营等^[7]运用人工神经网络预测法、朱希刚^[8]运用马尔科夫链分析法、闫闪闪等^[9]运用灰色系统、张晓瑞等^[10]运用 RBF 神经网络对建设用地规模进行了预测。目前,中国城市建设用地预测已从定性向定量转变,从单因素向多因素转变,从单一方法向综合方法转变,这些为学者下一步研究奠定基础。

但目前缺少从“城市—农村”合力视角,构建影响建设用地扩张的影响因子,综合运用相关分析、BP 神经网络和灰色预测等多种方法进行比较研究。因此,笔者拟以四平市为研究对象,对其建设用地规模进行预测,以期对相关政府部门掌握土地利用情况,制定土地总体规划提供科学依据。

1 研究区概况与研究方法

1.1 研究区概况

四平市位于松辽平原中部,吉林省西南部,辽、吉、蒙 3 省(区)交界处。四平市区地理位置为东经 124°15'45"—124°34'40",北纬 42°57'15"—43°14'45",东、北与吉林省梨树县为邻,西、南与辽宁省昌图县接壤。现辖铁东和铁西 2 区、公主岭和双辽 2 市、梨树和伊通 2 县以及四平经济开发区、辽河农垦管理区、四平红嘴高新技术开发区 3 区,总面积 14 323 km²,总人口 328.1 万人,其中市区人口 58.7 万人。截至 2014 年底,四平市全市地区生产总值实现 1 310 亿元,同比增长 8%;社会消费品零售总额实现 511 亿元,同比增长 13.7%;全口径财政收入突破 100 亿元,同比增长 5.2%;市本级全口径财政收入完成 56.2 亿元,同比增长 7%;完成固定资产投资 800 亿元,同比增长 18%;新建续建亿元以上项目 281 个,10 亿元以上项目 26 个,工业增加值实现 600 亿元,同比增长 6.2%。2014 年城市建设用地面积为 54 km²,与 2005 年的 37.6 km²相比增加了 43.6%,城市建设用地规模不断扩大。

1.2 研究方法

1.2.1 BP 神经网络的原理 BP 神经网络是一种适于非线性模式识别和分类预测问题的人工神经网络^[11]。它是由输入层、隐含层和输出层组成。BP 神经网络的学习过程由 2 部分组成:正向传播和反向传播。正向传播时,样本由输入层经过隐含层逐层处理,最终传向输出层。每一层神经元只影响下一层神经元的输出状态。若输出层输出的结果与期望得到

的输出不符,则转向反向传播阶段^[10]。将输出的误差沿着输入的路径返回,通过修改各层神经元的权值,调整误差大小,直到误差达到目标为止。

采用 BP 神经网络对城市建设用地面积进行预测,根据的是其映射原理。对映射样本集合 X 和 Y ,可以假设其存在样本 F ,公式为:

$$Y_i = F(X_1, X_2, X_3, \dots, X_n) \quad (1)$$

为寻求 F 的最佳映射值, BP 网络将样本集合的输入、输出转化为非线性优化,通过简单的非线性函数的复合,建立一个高度的非线性映射关系,实现 F 值最优逼近。

1.2.2 灰色预测原理 灰色系统理论认为,离散的数据总蕴含着某种内在规律,通过部分已知信息的生成,开发去了解、认识整体,实现对系统运行行为和演化规律的正确把握和描述。具体步骤如下:

(1) 设原始时间序列: $X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)\}$ 。

(2) 做累加处理: $x^{(m)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(m-1)}(i)$ 。得到一个新序列: $X^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), x^{(1)}(3), \dots, x^{(1)}(n)\}$ 。

(3) 建立白化微分方程: $x^{(m)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(m-1)}(i)$ 。其中 a 称为发展灰数, μ 称为内生控制灰数。设 \hat{a} 待估测参数向量, $\hat{a} = \begin{pmatrix} a \\ \mu \end{pmatrix}$ 。可利用最小二乘法得: $\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y_n$ 。

(4) 构造数据矩阵和数据向量。

$$\text{数据矩阵: } B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}[x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)] & 1 \\ -\frac{1}{2}[x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}[x^{(1)}(M-1) + x^{(1)}(M)] & 1 \end{bmatrix}$$

数据向量: $Y_n = [X_2^0, X_3^0, \dots, X_n^0]^T$

(5) 解白化方程,得时间响应式:

$$\hat{x}^{(1)}(t+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{\mu}{a}\right)e^{-at} + \frac{\mu}{a}$$

$$\hat{x}^{(0)}(t+1) = \hat{x}^{(1)}(t+1) - \hat{x}^{(1)}(t)$$

$$\hat{x}^{(0)}(1) = x^{(1)}(1)$$

2 预测过程

2.1 基于“城市—农村”合力视角确定影响因子

城市拉力和农村推力两者共同合力影响城市建设用地扩张,而非单一影响因素的结果。基于“城

市—农村”合力视角,构建影响建设用地扩张的影响因子。根据国内相关学者研究成果,结合四平地域特点,确定城市方面的影响因子为:(1)城市人均住房面积;(2)城市公共汽车拥有量;(3)城市人口;(4)自然增长率;(5)城市化率;(6)净迁移率;(7)城市人均可支配收入;(8)城市第二产业产值;(9)城市第三产业产值;(10)城市人均 GDP;(11)城市固定资产投资;(12)外商数量;(13)外资投入;(14)文化事业机构数。

农村方面的影响因子为:(15)农民纯收入;(16)农村第一产业产值;(17)非农业产值;(18)农业人口;(19)人均耕地面积;(20)农用机械总动力。利用四平市统计年鉴(2011—2015年)获取相关数据。运用 SPSS 软件进行相关分析,结果见表 1。

由表 1 可以看出,(1)城市人均住房面积;(2)城市公共汽车拥有量;(3)城市人口;(6)净迁移率;(12)外商数量;(13)外资投入;(14)文化事业机构数;(18)农业人口与建设用地规模相关性较弱,其他 12 项指标与建设用地规模相关性较高,可以用作指标进行预测。

依据相关分析结果,四平市建设用地模型规模的驱动模型可表示为:

$$Y = F(X_1, X_2, X_3, \dots, X_{12}) \quad (2)$$

式中:Y——四平市建设用地规模;X——各驱动因素。

表 1 各指标与城市建设用地之间相关程度

指 标	城市建设用地面积 Y
城市人均住房面积 X_1	0.634*
城市公共交通拥有量 X_2	-0.237
城市人均可支配收入 X_3	0.908**
城市化率 X_4	0.905**
城市人口 X_5	0.920**
城市自然增长率 X_6	-0.853**
城市净迁移率 X_7	-0.368
城市第二产业产值 X_8	0.973**
城市第三产业产值 X_9	0.958**
城市人均 GDP X_{10}	0.972**
城市固定资产投资 X_{11}	0.919**
外商数量 X_{12}	-0.197
外资投入 X_{13}	0.687**
文化事业机构数 X_{14}	0.320
农民纯收入 X_{15}	0.953**
农村第一产业产值 X_{16}	0.913**
农村非农产业产值 X_{17}	0.966**
农业人口 X_{18}	-0.151
耕地面积 X_{19}	0.747**
农用机械总动力 X_{20}	0.965**

2.2 BP 神经网络的设计和训练过程

2.2.1 数据标准化 为了消除不同因子之间量纲和数值大小的差异而造成误差,以避免神经元传递函数的饱和区,使样本数据落在 $[0, 1]$ 区间,从而加快整个网络的收敛速度达到最佳学习效果。

其表达式为

$$\hat{X} = (X - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min}) \quad (3)$$

2.2.2 网络结构及参数设置 BP 网络结构的确定包括输入层、隐含层和输出层网络神经元的确定。基于 BP 神经网络原理和驱动力分析,以 $X_1 - X_{12}$ 为输入层神经元,构建一个 3 层神经网络。隐含层节点数的确定一般有以下经验公式:

(1) $\sum_{i=0}^n C_{n_i}^i > k$, 其中, k 为样本数, n_i 为隐单元数, n 为输入单元数。如果 $i > n_i$, $C_{n_i}^i = 0$ 。

(2) $n_1 = \sqrt{n+m} + a$, 其中, m 为输出神经元数, n 为输入单元数, a 为 $[1, 10]$ 之间的常数。

(3) $n_1 = \log_2 n$, 其中, n 为输入单元数。

以上 3 个公式仅能为隐层单元数的确定提供参考,但无法得到最佳的隐层单元数目,需要通过足够多次网络训练将那些不起作用的隐单元剔除,并通过误差对比,确定最佳的隐含层神经元个数,避免过拟合现象发生,同时将建设用地面积作为输出神经元。

根据 BP 算法经验设定以下参数:最大训练次数 10 000 次;允许误差为 0.0001。

2.2.3 BP 神经网络训练及检验 以 2001—2010 年数据作为学习样本,将相关指标输入进行学习训练。将 2011 年数据作为测试样本检验神经网络学习的准确性,用其预测结果与实际值进行比较分析误差,直至调整到实际值与误差控制在一定范围内,再用训练好的网络对 2012, 2013 和 2014 年的数据进行预测。经过反复试算,当网络结构确定为 12—12—1 时,即当网络隐含层神经元个数为 12 个,输入层传递函数为 logsig,输出层传递函数为 tansig,采用动态调整的方法防止模型过度优化,模型测试结果显示 2010 年四平市建设用地规模为 48.3 km²,与实际面积相差 1.1 km²,与实际误差 2.3%,停止网络训练固定此模型进行预测。

表 2 BP 神经网络预测结果 km²

年份	实际面积	预测面积	相对误差/%	绝对误差
2012	51.30	50.90	0.80	0.14
2013	53.50	52.90	1.10	0.60
2014	54.00	55.08	2.00	1.08

2.3 灰色预测的过程

在使用 DPS 系统前要先对序列进行平滑和比界区检验。

2.3.1 平滑检验 由 $P^{(k)} = X^{(k-1)} / X^{(k)}$ 计算得到 $P(k) = (0.994\ 6, 0.986\ 8, 1.018\ 9, 1.000, 1.000, 1.000, 1.082, 0.997\ 5, 1.217) \subset (0.135\ 3, 7.389)$, 因此, 本序列平滑, 可作灰色预测。

2.3.2 界区检验 将 $n=11$ 带入, $P^{(k)}$ 界区 $(e^{-\frac{2}{n+1}}, e^{\frac{2}{n+1}}) = (0.847\ 43, 1.180\ 03) \subset (0.800\ 739, 1.248\ 846)$

基于以上的分析, 2001—2011 年数据以此输入 DPS 系统中, 在工具栏中选择“GM(1,1)模型”, 根据提示建立 GM(1,1)预测模型为:

$$x(t+1) = 518.535\ 338 e^{0.066\ 833 t} - 480.935\ 338$$

模型精确检验值为 $C=0.485\ 7$ (好), $p=0.800\ 0$ (好)表明上述模型可以预测。

3 结果与分析

由表 3 可知四平市 2012—2014 年建设用地面积预测结果, BP 神经网络预测结果的相对误差分别为 0.8%, 1.1% 和 2%; 灰色 GM(1,1)模型预测结果相对误差分别为 0.04%, 0% 和 6%。从预测结果来看, 2012, 2013 年灰色 GM(1,1)模型预测结果比 BP 神经网络预测结果的精度高, 而 2014 年灰色 GM(1,1)模型远远低于 BP 神经网络预测结果, 究其原因, 灰色 GM(1,1)模型是单一维度预测, 所以最初预测结果相对误差少, 以后越来越大, 到 2014 年相对误差达到 6%; 而 BP 神经网络是多因子进行预测, 建立高度的非线性映射关系, 有效地提高了其预测的精准程度, 使 2014 年 BP 神经网络相对误差只有 2%, 因此综合判断 BP 神经网络相对于灰色 GM(1,1)模型预测的结果, 其预测准确性更高, 更科学合理。

表 3 四平市 2011—2014 年建设用地面积预测结果合理性分析

年份	实际 面积/ km ²	BP 神经网络			灰色模型 GM(1,1)		
		预测值/ km ²	相对误 差/%	绝对 误差	预测值/ km ²	相对误 差/%	绝对 误差
2012	51.3	50.9	0.8	0.14	50.1	0.04	0.2
2013	53.5	52.9	1.1	0.60	53.5	0	0
2014	54.0	55.08	2.0	1.08	57.2	6.00	3.2

4 结论与讨论

4.1 结论

(1) 基于“城市—农村”合力视角, 构建影响建设用地扩张的 20 个影响因子, 用相关分析对其相关性进行研究。研究结果显示: (1) 城市人均住房面积; (2) 城市公共汽车拥有量; (3) 城市人口; (7) 净迁移率; (12) 外商数量; (13) 外资投入; (14) 文化事业机构数; (18) 农业人口与建设用地规模相关性较弱; (4) 而城市化率; (5) 城市人口; (6) 城市自然增长率; (8) 城市第二产业产值; (9) 城市第三产业产值; (10) 城市人均 GDP; (11) 城市固定资产投资; (15) 农民纯收入; (16) 农村第一产业产值; (17) 农村非农产业产值; (19) 耕地面积; (20) 农用机械总动力这 12 项指标与建设用地规模相关性较高。

(2) 以四平市 2001—2011 年社会统计资料预测 2012, 2013 和 2104 年建成区面积数据, 同时利用灰色预测进行对比, 利用 BP 神经网络和灰色 GM(1,1)模型预测分别进行预测, 结果显示: BP 神经网络结果的相对误差分别为 0.8%, 1.1% 和 2%, 而灰色 GM(1,1)模型预测结果相对误差分别为 0.04%, 0% 和 6%。

(3) 究其原因, 灰色 GM(1,1)模型是单一维度预测, 所以最初预测结果相对误差少, 以后越来越大, 到 2014 年相对误差达到 6%; 而 BP 神经网络是多因子进行预测, 建立高度的非线性映射关系, 有效地提高了其预测的精准程度, 使 2014 年 BP 神经网络相对误差只有 2%, 综合判断 BP 神经网络相对于灰色 GM(1,1)模型预测的结果, 准确性更高, 更科学合理。

4.2 讨论

(1) 由于灰色预测中只使用单一维度进行预测, 导致信息比较片面, 不能完整地预测影响建设用地变化的多方面因素, 因此, 预测结果的精度较低。

(2) 运用 BP 神经网络进行建设用地预测, 通过反复训练, 根据各因素对建设用地面积的不同影响程度调整其参数, 最终建立高度的非线性映射关系, 有效地提高了其预测的精准程度。

(3) 利用 BP 神经网络方法也存在收敛速度慢, 可能陷入局部极小点的弱点。因此, 遗传算法、退火算法以及组合预测等新的算法和途径, 将待于进一步研究和探讨^[12]。

[参 考 文 献]

- [1] 丛振涛. 蒸发原理与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- [2] Chahine M T. The hydrological cycle and its influence on climate[J]. *Nature*, 1992, 359(6394): 373-380.
- [3] 赵军, 刘春雨, 潘竟虎, 等. 基于 MODIS 数据的甘南草原区域蒸散发量时空格局分析[J]. *资源科学*, 2011, 33(2): 341-346.
- [4] 田辉, 文军, 马耀明, 等. 夏季黑河流域蒸散发量卫星遥感估算研究[J]. *水科学进展*, 2009, 20(1): 18-24.
- [5] 曹永强, 张亭亭, 徐丹, 等. 海河流域蒸散发时空演变规律分析[J]. *资源科学*, 2014, 36(7): 1489-1500.
- [6] 周峰, 王文, 王晓刚. 基于植被指数—地表温度特征空间的伊河流域蒸散发量估算[J]. *地理与地理信息科学*, 2013, 29(2): 116-120.
- [7] 贺添, 邵全琴. 基于 MOD16 产品的我国 2001—2010 年蒸散发时空格局变化分析[J]. *地球信息科学学报*, 2014, 16(6): 979-988.
- [8] 莫兴国, 刘苏峡, 林忠辉, 等. 华北平原蒸散和 GPP 格局及其对气候波动的响应[J]. *地理学报*, 2011, 66(5): 589-598.
- [9] Masutomi Y, Inui Y, Takahashi K, et al. Development of highly accurate global polygonal drainage basin data. [J]. *Hydrological Processes*, 2009, 23(4): 572-584.
- [10] Stow D, Daeschner S, Hope A, et al. Variability of the Seasonally Integrated Normalized Difference Vegetation Index Across the North Slope of Alaska in the 1990s[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(5): 1111-1117.
- [11] 马明国, 王建, 王雪梅, 等. 基于遥感的植被年际变化及其与气候关系研究进展[J]. *遥感学报*, 2006, 10(3): 421-431.
- [12] 徐建华. 现代地理学中的数学方法[M]. 北京: 高等教育出版社, 1996.
- [13] 张亚丽, 王万同. 遥感估算伊洛河流域地表蒸散的空间尺度转换[J]. *测绘学报*, 2013, 42(6): 906-912.
- [14] 何慧娟, 卓静, 李红梅, 等. 基于 MOD16 产品的陕西关中地区干旱时空分布特征[J]. *干旱地区农业研究*, 2016, 34(1): 236-241.
- [15] 吴桂平, 刘元波, 赵晓松, 等. 基于 MOD16 产品的鄱阳湖流域地表蒸散量时空分布特征[J]. *地理研究*, 2013, 32(4): 617-627.
- [16] 位贺杰, 张艳芳, 朱妮, 等. 基于 MOD16 数据的渭河流域地表实际蒸散发时空特征[J]. *中国沙漠*, 2015, 35(2): 414-422.
- [17] 范建忠, 李登科, 高茂盛, 等. 基于 MOD16 的陕西省蒸散量时空分布特征[J]. *生态环境学报*, 2014(9): 1536-1543.
- [18] 曾丽红, 宋开山, 张柏, 等. 松嫩平原不同地表覆盖蒸散特征的遥感研究[J]. *农业工程学报*, 2010, 26(9): 233-242.
- [19] 左德鹏, 徐宗学, 隋彩虹, 等. 气候变化和人类活动对渭河流域径流的影响[J]. *北京师范大学学报: 自然科学版*, 2013, 49(Z1): 115-123.
- [20] 张蓉珍, 张幸. 渭河流域陕西段近 50 年生态环境演变[J]. *干旱区资源与环境*, 2008, 22(2): 37-42.
- [21] 左德鹏, 徐宗学, 程磊, 等. 渭河流域潜在蒸散量时空变化及其突变特征[J]. *资源科学*, 2011, 33(5): 975-982.
- [22] 占车生, 乔晨, 徐宗学, 等. 渭河流域近 50 年来气候变化趋势及突变分析[J]. *北京师范大学学报: 自然科学版*, 2012, 48(4): 399-405.

(上接第 176 页)

[参 考 文 献]

- [1] 郑峰. 海南省年土地 2000 需求结构预测及土地宏观开发战略研究[J]. *资源科学*, 1994, 16(1): 20-28.
- [2] 陈国建, 刁承泰, 黄明星, 等. 重庆市区城市建设用地预测研究[J]. *长江流域资源与环境*, 2002, 11(5): 404-408.
- [3] 孙秀峰, 刁承泰, 何丹. 我国城市人口、建设用地规模预测[J]. *现人文城市研究*, 2005, 12(10): 18-51.
- [4] 朱明仓, 杨韬. 城镇建设用地需求预测与配置研究[J]. *资源开发与市场*, 2007, 23(1): 10-12.
- [5] 高凯, 雷磊. 土地利用规划中建设用地需求量预测模型研究: 以葫芦岛市为例[J]. *社会发展*, 2010, 12(6): 64-65.
- [6] 唐晶, 周勇. 基于灰色系统理论的城镇建设用地预测模型的研究: 以湖北潜江市为例[J]. *安徽农业科学*, 2008, 36(24): 10607-10609.
- [7] 王希营, 付梅臣, 刘宗强. 土地利用规划中建设用地需求量预测的两种模型比较: 以东方市为例[J]. *资源与产业*, 2009, 11(5): 87-91.
- [8] 朱希刚. 土地利用总体规划中建设用地需求量预测模型研究: 以克拉玛依市为例[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2010.
- [9] 闫闪闪, 王卫伟, 余迪毅. 基于灰色系统的湖北黄石市建设用地预测[J]. *农业与技术*, 2012, 32(5): 166-168.
- [10] 张晓瑞, 方创琳, 王振波, 等. 基于 RBF 神经网络的城市建成区面积预测研究: 兼于 BP 神经网络和线性回归对比分析[J]. *长江流域资源与环境*, 2013, 22(6): 691-697.
- [11] 钟路, 饶文碧, 邹承明. 人工神经网络及其融合应用技术[M]. 北京: 科学出版社, 2007.
- [12] 郭杰, 欧名豪, 刘琼, 等. 基于 BP 神经网络的南通市建设用地需求预测[J]. *资源科学*, 2009, 31(8): 1355-1361.