doi: 10.11994/zgtdkx.20160129.145444

基于BP神经网络的城市增长边界预测

——以北京市为例

付 玲，胡业翠，郑新奇
（中国地质大学（北京）土地科学技术学院，北京 100083）

摘要：研究目的：构建城市增长边界预测模型，以北京市为例，研究该模型的可行性。研究方法：尝试采用BP人工神经网络方法，结合GIS和RS技术，并选定绿地、建筑物、行政中心、主要道路、次要道路、坡度、坡向和海拔8个对城市边界扩张影响较大的因子，建立城市增长边界模型（UGBM），并应用该模型预测了北京市2020年城市增长边界，同时用面积匹配值法评估了模型的精度。研究结果：使用UGBM模型预测城市增长边界，总的面积匹配值为106%，稍微高估了城市扩张面积。研究结论：基于BP神经网络的UGB划定方法对确定城市未来扩张方向有指导作用，可为城市规划和发展政策的制定提供指导。

关键词：土地管理；城市增长边界预测；BP人工神经网络；训练
中图分类号：F301.2 文献标识码：A 文章编号：1001-8158(2016)02-0022-09

The Prediction of Urban Growth Boundary based on BP Artificial Neural Networks: An Application to Beijing

FU Ling, HU Ye-cui, ZHENG Xin-qi
（College of land science and technology, China University of Geosciences, Beijing 100083, China）

Abstract: The purpose of this study is to establish urban growth boundary model and apply it to Beijing to study the feasibility of the model. In this paper, we tried to use BP artificial neural network combined with geographic information systems (GIS) and remote sensing (RS) technology to establish urban growth boundary model (UGBM). We selected eight factors that might lead to urban boundary expansion for the model i.e. green areas, buildings, administration centers, main roads, minor roads, slope, aspect and altitude. We used this model to predict Beijing urban growth boundary in 2020, and evaluated the accuracy of this model via a percent area match metric. The results showed that the area match value of this model was 106% when predicting Beijing urban growth boundary. Although this model overestimated urban area slightly, it predicted urban growth boundary quite well in general. It concludes that the model can predict urban growth boundary and it can provide certain guidance for urban planning and urban development policy.

Key words: land management; urban growth boundary; BP artificial neural networks; train

收稿日期：2015-10-12；修稿日期：2015-11-28；网络出版日期：2016-01-29
基金项目：国家自然科学基金资助(41171440)；中央高校基本科研业务费专项资金资助(2652015175)。
第一作者：付玲(1991-)，女，四川眉山人，硕士研究生。主要研究方向为土地资源管理与土地规划。E-mail: Fuling91@163.com
通讯作者：胡业翠(1978-)，女，山东淄博人，副教授，博士。主要研究方向为土地利用与区域可持续发展。E-mail: huyc@163.com

(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

1 引言

进入21世纪以来，中国的城镇化速度迅猛，根据中国统计年鉴数据，2000年的城镇化率为36.2%，而2014年则提高至54.77%。快速的城镇化虽然促进了社会经济的发展，但也使得许多城市盲目追求空间的扩大，无序蔓延。城市增长边界作为空间增长管理的政策工具之一，以“生态优先”保护城市生态本底，以“精明增长”提升城市内部空间绩效[1]。能够控制城市无序蔓延，是提高城市空间发展质量有力的政策措施，也是中国协调生态保护与经济发展矛盾的重要手段。2006年4月实施的《城市规划编制办法》中对城市总体规划纲要首次提出划定城市增长边界的要求：提出禁建区、限建区、适建区范围，并要求研究中心城区空间增长边界。2014年，北京、上海、沈阳等14市被选为城市开发边界试点城市。

城市增长边界即UGB，最初是由美国俄勒冈州的塞勒姆市提出的，是划分城市土地和农村土地之间的分界线[2]。后来，城市增长边界又被给予了更多的定义。Duany和Plater认为UGB本身包含控制与引导两重含义，其构成也相应地包括乡村边界与城市边界[3]。David等认为UGB是被政府所采用来区分城市化地区与周边生态开敞空间的重要界限[4]。国内学者在引进城市增长边界理论过程中，对城市增长边界产生了不同理解。有学者将限建区、禁建区、城市建设用地开发边界称为广义上的中国UGB，将城市建设用地开发边界称为狭义上的中国UGB[5-6]。有学者定义UGB为建设用地和非建设用地（农用地）的分界线[7-8]。有的学者将城市增长边界分为“弹性边界”和“刚性边界”，认为弹性边界是动态的，可随时调整的，刚性边界是生态安全底线，不能变动[9-11]。有的学者定义UGB为满足城市未来扩展需求而预留的空间[12]。本文将城市增长边界定义为：以防止城市无序蔓延和保护土地资源为目的而划定的允许城市建设用地扩张的最大边界，边界以内作为城市发展用地可予以合理利用。

目前，城市增长边界的划定方法是关注的热点[13]，主要分为以下3种：（1）土地生态适宜性评价法。祝仲文选定8个评价因子，采用层次分析法确定因子权重值，通过叠加最终划定UGB[14]，也有其他学者采用该法划定UGB[15-17]。（2）城市增长射线群法。Amin Tayyebi选定城市的多个中心点，以距离为测度建立预测模型，模拟城市边界变化位置，划定伊朗德黑兰UGB[18]。其他学者也采用了该方法预测UGB[19]。（3）城市空间发展模拟法。主要采用人工神经网络[20-21]、元胞自动机[22-24]、决策树[25]、智能主体[26]、矢量支撑机[27]等方法，基于GIS和RS技术，建立UGB模型。当然，也有学者将这几种方法结合起来使用[28-30]。然而其中许多方法在划定UGB时存在参数难确定（如CA模型）[31]、适用范围有限（如土地生态适宜性评价方法）、具有主观性等缺点，从而影响了这些方法的推广。人工神经网络能很好的模拟复杂的非线性关系，能从不准确或带有噪音的训练数据中进行综合，从而获取较高的模拟精度。同时神经网络允许自变量可以是相关的[32]。基于以上研究，本文在应用GIS和RS的基础上，结合BP人工神经网络，建立城市增长边界预测模型，并以北京市为例，开展实证研究。

2 数据与方法

2.1 研究区概况

北京是中国的政治、经济和文化中心，随着社会经济的不断发展，人口的不断增多，北京建成区面积增长迅速。根据中国城市统计年鉴数据，2000年北京市建成区面积为490.11 km^2，而2010年建成区面积扩张至1186 km^2，10年间增长了1.42倍；2013年建成区面积迅速扩张至1306 km^2，北京城市建设用地规模屡屡突破规划目标，为了遏制北京城市地区“摊大饼式”的扩张，划定北京城市增长边界刻不容缓。

2.2 BP神经网络原理

人工神经网络（ANN）是一种应用类似于生物神经网络的结构来处理信息的数学模型或计算模型。BP神经网络是一种多层前馈神经网络，其基本构成包括一个输入层、一个或多个隐含层和一个输出层。BP神经网络一

(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

般包括两个阶段：训练阶段和预测阶段。整个BP神经网络的工作原理为：在前向传递中，输入信号经逐层处理直至输出层，其输出结果如果与期望输出不同，则会进行反向传播，根据预测误差调整权值和阈值，使得网络的预测输出不断向期望输出逼近。经过反复学习训练，得到与最小的误差平方和相对应的网络参数（权值和阈值），训练就可以停止了。然后再输入类似样本，则经过训练的网络会输出相应的误差最小的结果。本文就是根据BP神经网络的映射原理，模拟城市增长边界影响因素与边界之间的复杂映射关系，并进行未来边界预测。

2.3 影响因素的选择

城市增长边界的影响因素多而复杂，如自然、社会、经济、政策等，本文结合数据的可获得性与BP神经网络的适用性，选取了绿地、建筑物、行政中心、主要道路、次要道路、坡度、坡向和海拔等因素，对基于BP神经网络的城市增长边界预测方法开展研究。其中海拔对城市的布局和扩张有着重要影响，研究表明城市建成区有向低海拔地区扩张的趋势[33]。从北京现状来看，中心城区基本分布在海拔高度为20—60 m的区域，未来北京城市也有向低海拔地区扩张的明显概率。坡度的大小直接影响着城市用地布局和建筑物的布置，坡向也影响着城市建筑物的布置，坡度和坡向的合理选择会减少不必要的开支，指引着城市的扩张方向。绿地是保持生态平衡的一个重要因素，一般会限定其不能转变为建设用地，许多地区通过划定绿地保护区作为禁建区和控制建设区来控制建设用地增长，从而对城市的扩张产生了一定的影响。建筑物也是城市扩张的重要因素之一，离其更近的单元更易被吸收为城市单元。行政中心是一个地区经济发展好的地方，会带动着周边地区的发展，同时也是人口密集的地区，吸引着大量居民居住在周边，离其更近的单元更易被吸收为城市单元，影响城市的扩张。主要道路和次要道路对城市建设活动有一定的吸引力，人类利用道路进行一系列的生产、生活活动，为了方便，更喜欢居住在道路两旁，人口的增多，各种设施会逐步完善，离道路近的区域更有可能被开发，从而被吸收为城市单元。

2.4 UGB模型设计

本文基于RS和GIS技术，结合BP人工神经网络方法，建立UGB模型，预测北京未来城市增长边界。其中BP神经网络结构采用matlab2012b开发，网络结构分为：输入层，有8个神经元，对应影响城市增长边界变化的8个预测变量；隐含层，有8个神经元，选择tansig()函数作为传递函数；输出层，由一个神经元组成，对应的是输出的距离比例因子，传递函数选择logsig()函数。其具体结构如图1所示。

3 北京UGB预测

3.1 基础数据

实验研究区为整个北京市，总面积为16410.54 km^2。采用的基础数据主要包括2000年北京市土地利用现状图、2010年北京市土地利用现状图、北京市DEM数据以及北京市道路矢量图。2000年及2010年两期北京市土地利用现状图是由2000年及2010年的30 m×30 m的landsat TM影像解译而得，从中可提取出两期的城镇用地。在ENVI中由两期遥感影像解译出绿地、行政中心和建筑物，从DEM数据可以得到海拔、坡度和坡向信息。所有的图像被统一设置为普通的横轴墨卡托投影WGS 1984 Zone 50N。

3.2 数据处理

3.2.1 预测变量 在ArcGIS中用Spatial Analyst下的欧氏距离工具得到点到绿地的距离、点到建筑物的距离、点到行政中心的距离、点到主要道路的距离和点到次要道路的距离，输出为30 m×30 m的栅格影像。分别用ArcGIS中3D Analyst模块中的slope工具和aspect工具，对北京市DEM数据进行坡度和坡向分析，得到30 m×30 m的坡度图和坡向图。由此，得到影响北京市城市增长边界的8个变量，即：点到绿地的距离、点到建筑物的距离、点到行政中心的距离、点到主要道路的距离、点到次要道路的距离、坡度、坡向、海拔。再通过ArcGIS栅格计算器工具，对已有的8个影响因子栅格图，进行归一化，归一化公式为：

(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

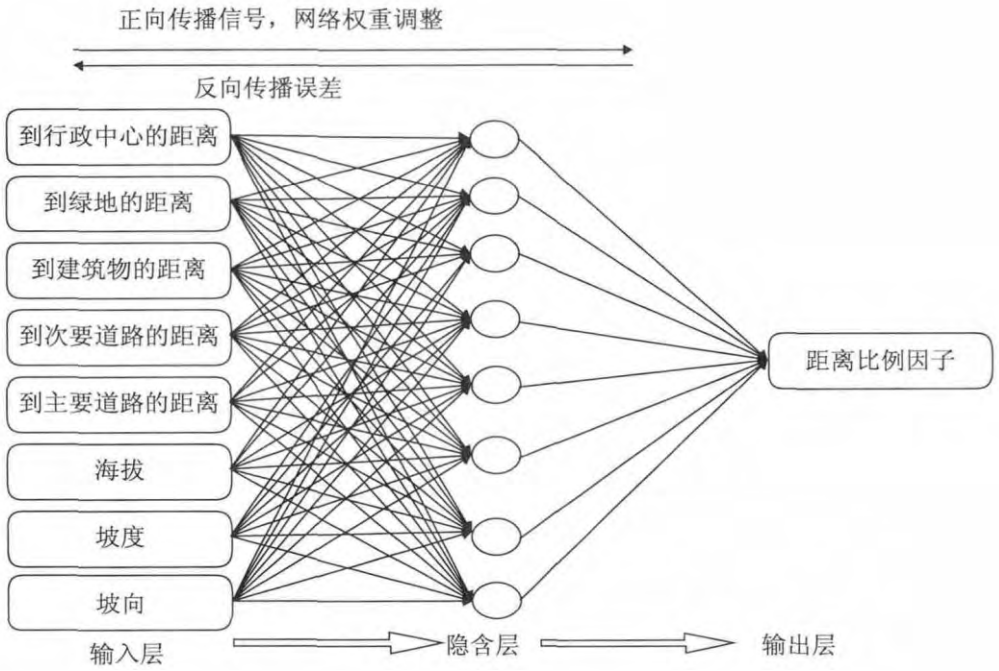

图1 BP神经网络结构

Fig.1 The architecture of BP artificial neural networks

$$U = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{1}$$

式(1)中，x指某个影响因子的栅格值，$x_{\max}$是整个栅格图中最大的栅格值，$x_{\min}$是栅格图中最小的栅格值，此时得到图中的栅格值在0—1之间。在8个变量的栅格图中，提取2000年和2010年城市边界线上360个点的值，这些数值将作为神经网络的输入层。

3.2.2 距离比例因子 在ArcGIS中，用2000年及2010年的城镇用地提取边界线，将最大连续区域归在一起，离中心城区较远的城镇用地则被舍弃掉了，最终得到2000年城市边界线和2010年城市边界线，当然得到的城市边界线内的土地面积小于北京市总的城镇用地面积。将这两年的城市边界线叠加在一起，如图2所示。以2000年城市边界线为基础，应用Data Management工具下的Feature to point，得到城市中心点，以该点为参考点，间隔为1度，将边界线等分为360份，在每个角度上，中心点到边界的距离以式(2)计算。同一个角度上，每个方位的比例因子SF被用于从0到1标准化距离，它是相同方位的两个连续时间的距离与前一个时间边界点到中心点距离的比例，如式(3)所示。

$$D_{it} = \sqrt{(x_t - x_i)^2 + (y_t - y_i)^2} \tag{2}$$

$$SF(n_2) = \frac{D_{it}(n_2) - D_{it}(n_1)}{D_{it}(n_1)} \tag{3}$$

D_{it}表示中心点i和边界点t的距离，x_i是中心点的横坐标，y_i是中心点的纵坐标，x_t是在城市边界的t点的横坐标，y_t是在城市边界的t点的纵坐标。$SF(n_2)$是n_2年边界点与中心点之间的比例因子。不同方位的比例因子是被用作输出目标去训练ANN。由式(3)可以先算出2010年边界点与中心点之间的比例因子。

3.3 训练和预测

BP人工神经网络的训练是城市增长边界模型中最重要的环节，其训练的效果如何直接影响到预测精度。

(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

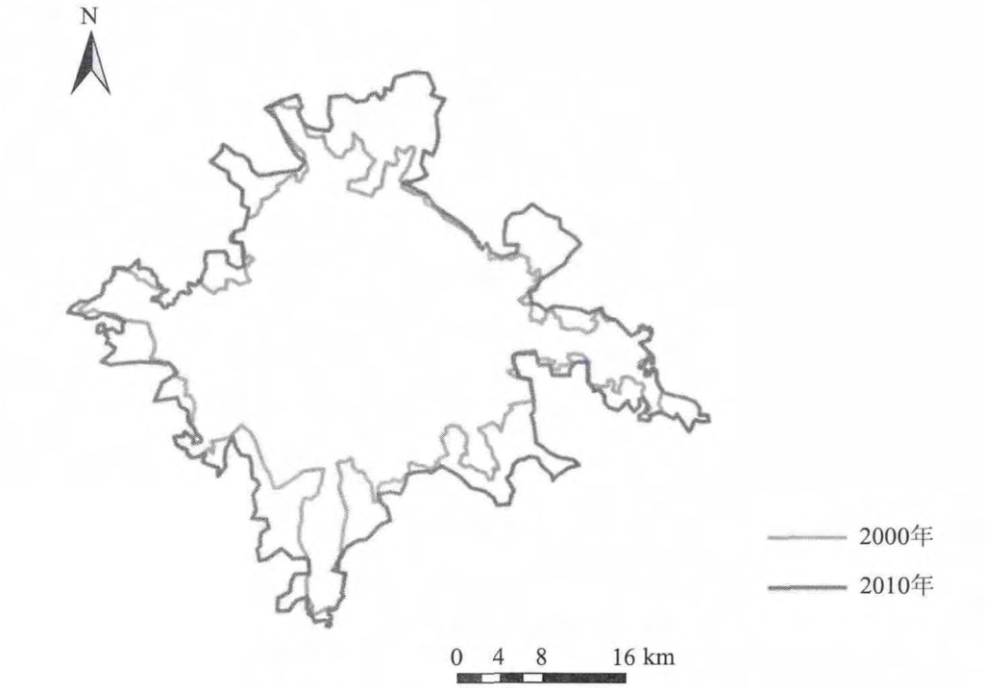

图2 北京市2000年和2010年城市边界

Fig.2 The urban boundary for Beijing in 2000 and 2010

将2000年的8组变量的360个点值输入神经网络，其中80%的数据用于训练，其余20%的数据用于之后的测试，并把2010年相对2000年的距离比例因子作为期望输出进行训练。训练是随着一组迭代周期进行，训练时设定一个目标MSE，MSE是期望输出与实际输出之差的平方和，目的是达到最小的MSE时能终止训练，以防止训练过度。一旦训练被终止，会得到最终的权重和阈值。而这些权重和阈值会被给予神经网络，结合已准备好的未用的样本测试神经网络的性能。训练好神经网络后，将2010年的8组预测变量数据输入网络进行预测，最终得到2020年边界点和中心点之间的比例因子。

4 结果分析

4.1 训练结果分析

本次实验中，用MATLAB编程进行神经网络训练后，得到的训练结果如图3所示，表现了MSE随着网络训练的变化情况。刚开始时MSE值为0.044，但在3个训练周期内迅速下降到0.033左右，然后3—25个周期内减少了下降幅度，但下降速度依然较快，在25—90个周期内下降趋势比较平缓，然后在90个周期后呈持平状态大致在0.02以下。最终在99个周期时MSE达到设定的目标0.01，其中设定该目标MSE的原因是防止训练过度影响预测结果。

4.2 UGBM精度分析

在UGBM中，由于是在得到需要的较小MSE后就终止了训练，因此，对训练网络的预测精度仍有待分析，这里用一个面积匹配值来评估模型精度。此面积匹配值是预测要改变地区的面积，与实际转变为城市地区面积的百分比，具体公式如下：

$$P = \frac{\text{预测改变面积}}{\text{实际改变面积}} \times 100\% \tag{4}$$

(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

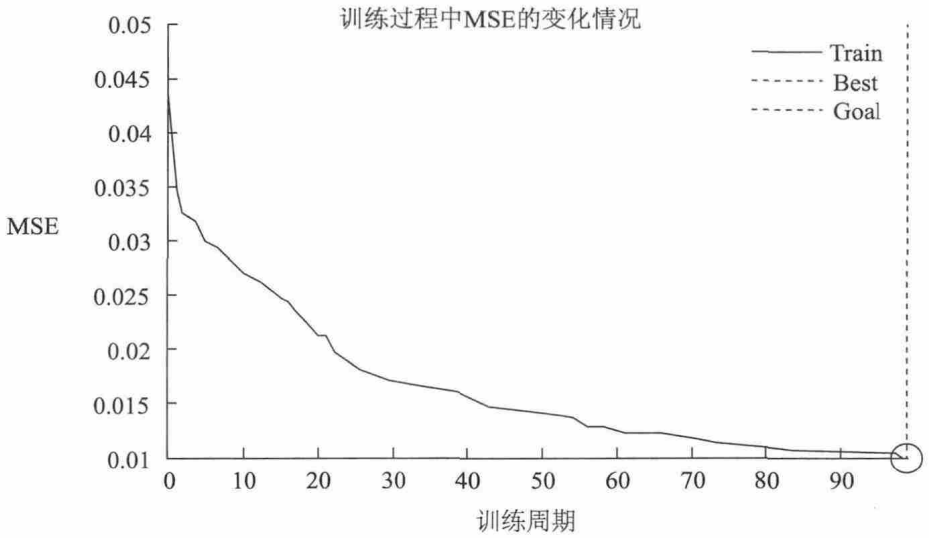

图3 MSE随着BP神经网络训练的变化情况

Fig.3 MSE value across the training cycles of BP artificial neural networks

*P*为面积匹配值。*P*小于100%表示模型低估了城市扩张规模；*P*大于100%则反映该模型对城市扩张面积估计过高。由此，用预测时得到的2010年距离比例因子进行一系列计算，最终得到预测的2010年的城市边界，并与2010年实际的城市边界叠加在一起得到结果对比图4。

通过计算得到2010年的预测改变面积，并与2010年实际的改变面积进行比较，同时以中心点为参考点，用水平线和垂直线将研究区域分为4个区域，比较这4个区域的面积匹配值，看模型模拟结果在4个区域的表现

图4 北京市2010年预测边界与实际边界

Fig.4 The predicted boundary and actual boundary of Beijing in 2010

(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

情况。结果如表1所示，总的面积匹配值为106%，在东北、西北、西南及东南4个区域面积匹配值分别为106%、110%、103%和107%，总的相差不大，没有重大的偏差，而且面积匹配值均大于100%，所以该UGB模型对城市扩张面积估计过高。

表1 不同方向上的面积匹配值

Tab.1 PAM values for different directions

方向	范围(°)	预测2010年改变面积(km²)	实际2010年改变面积(km²)	面积匹配值*P*(%)
东北	0—90	115.86	108.90	106
西北	90—180	79.18	71.98	110
西南	180—270	90.24	87.32	103
东南	270—360	92.10	86.34	107
全部	0—360	377.38	354.54	106

4.3 模拟结果分析

将预测得到的2020年边界点和中心点之间的比例因子，代入到式(5)，n_2为2010年，n_3为2020年，就可以得到2020年360个特定方向上边界点到中心点的距离。根据一系列数学公式的推导，得到计算坐标值的式(6)和式(7)，根据这两个公式，就可以算出2020年360个特定方向上边界点的位置。

$$D_{it}(n_3) = SF(n_3) \times D_{it}(n_2) + D_{it}(n_2) \tag{5}$$

$$X_t(n_3) = [X_t(n_2) - X_i] \times SF(n_3) + X_i \tag{6}$$

$$Y_t(n_3) = [Y_t(n_2) - Y_i] \times SF(n_3) + Y_i \tag{7}$$

将2020年边界上的点连接起来就是2020年的城市边界线，并与2000年和2010年的城市边界线叠加在一起，可得到结果图5。从图中可以看出北京市的城市扩张沿着中心区域，向四周不断发散，每个方向都有一定的扩张，但在正北方向上城市扩张的相对较多。就扩张范围来看，通过对比北京市行政区划图，可以知道2020年城市边界在处于正北方向的昌平区扩张的较多，在东北方向已经少部分扩张到顺义区，同时还扩张到了西南方向的通州区、大兴区。

5 结论

近年来，许多城市以“承载能力已到了极限”为由，盲目追求“大城市”发展战略，向周边盲目扩张，这不仅造成城市内部空间许多土地的闲置浪费，同时向外扩张时也侵占了不少农用地。鉴于此，城市增长边界的划定尤其必要，既可控制城市的无序扩张，保护农用地，又能提高城市内的居住环境。但选定何种方法来描述城市扩张过程中的规律和划定城市增长边界，也是一项非常复杂的工作。目前已经有一些理论方法被运用于划定UGB中，各有其适用性及不足，通过比较分析，本文选取的基于BP神经网络的UGB划定方法，操作简便、可行。

本文根据资料的可获得性，选定对城市扩张有影响的建筑物、绿地、行政中心、主要道路、次要道路、坡度、坡向及海拔因素，结合GIS、RS和BP人工神经网络，建立城市增长边界模型，预测北京市2020年的城市增长边界。研究结果表明，2020年北京市城市扩张呈平稳趋势，所有方向都有所增长，但在正北方向扩张较多。通过预测边界与实际边界的对比值，即面积匹配值，来测定模型精度，得到模型总精度106%，稍微高估了城市扩张，总的来说模拟效果较好。

实验表明，本文设计的UGB划定方法对确定城市未来扩张方向有一定指导意义，规划部门可以根据划定结果，结合实际情况和相关政策，指导城市规划编制，合理引导城市发展。当然，本模型尚存在一些不足之处，这主要源于：(1)预测变量的选择方面。选定的变量因子较少包括经济社会方面的因子，比如对城市增长有关的

(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

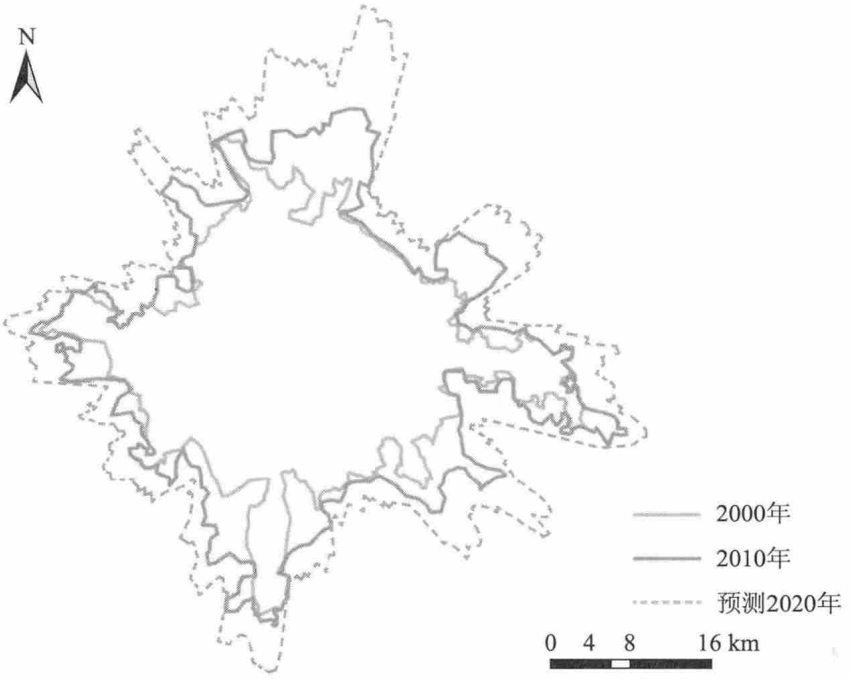

图5 北京市2020年城市增长边界的预测结果

Fig.5 The predicted result of urban growth boundary of Beijing in 2016

人口数量、人民生活质量等方面，这些因素不好引入神经网络；同时对规划政策的模型定量化、自动化处理也考虑不够，如从京津冀协同发展规划纲要来看，北京将聚焦通州，加快市行政副中心的规划建设，同时根据《北京市城市总体规划（2004—2020年）》“两轴—两带—多中心”城市空间结构，邻近城区的顺义、通州、亦庄等新城将建成一批颇具规模的综合商业区，这些政策性规划必然导致通州、顺义和大兴等城区的扩张比预测结果更多、更广。（2）BP神经网络自身缺陷。BP神经网络实质上是一个无约束的非线性最优化计算过程，容易陷入局部最小点而得不到最优结果，同时隐含层的确定是靠经验或反复试验来确定的，所以文中训练结果不一定达到了最优，只是较好结果。（3）选择的判定模型精度的方法略显粗糙，只是大致从4个基本方向上的预测改变面积和实际改变面积的比值来判定，不能深入地评估模拟过程的准确度。同时，本文只预测了2020年的城市增长边界，仍待对今后城市增长边界的稳定状态进行深入分析，在未来的研究工作中，进一步优化BP神经网络方法，结合其他方法将更多预测变量引进模型，提高城市增长边界的预测精度。

参考文献（**References**）：

[1] 王颖，顾朝林，李小江.中外城市增长边界研究进展[J].国际城市规划，2014，29(4)：1 - 14.

[2] 蒋芳，刘盛和，袁弘.城市增长管理的政策工具及其效果评价[J].城市规划学刊，2007，(1)：33 - 39.

[3] Duany A, Plater-Zyberk E. The lexicon of the new urbanism. time-saver standard for urban design [M]. New York: McGraw-Hill, 1998: 5 - 11.

[4] David B, Jennifer F, Kristen N. Public policies for managing urban growthand protecting open space：Policy instruments and lessons learned in the United States [J]. Landscape and Urban Planning, 2004，(69)：271 - 286.

[5] 龙瀛，韩昊英，毛其智.利用约束性CA制定城市增长边界[J].地理学报，2009，64(8)：999 - 1008.

[6] 吴次芳，韩昊英，赖世刚.城市空间增长管理：工具与策略[J].规划师，2009，(8)：15 - 19.

(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

[7] 段德罡，芦守义，田涛.城市空间增长边界（UGB）体系建构初探[J].规划师，2009，25（8）：11 - 14，25.

[8] 孙小群.基于增长边界的城市空间管理研究——以重庆市江北区为例[D].重庆：西南大学，2010.

[9] 黄明华，田晓晴.关于新版《城市规划编制办法》中城市增长边界的思考[J].规划师，2008，（6）：13 - 14.

[10] 杨建军，周文，钱颖.城市增长边界的性质及划定方法探讨——杭州市生态带保护与控制规划实践[J].华中建筑，2010，（1）：122 - 125.

[11] 王颖，顾朝林，李晓江.苏州城市增长边界划定初步研究[J].城市与区域规划研究，2015，（2）：1 - 24.

[12] 黄慧明.美国“精明增长”的策略、案例及在中国的应用思考[J].现代城市研究，2007，（5）：19 - 28.

[13] Sinclair-Smith K. Methods and considerations for determining urban growth boundaries — An evaluation of the cape town experience [J]. Urban Forum, 2014,(25): 313 - 333.

[14] 祝仲文，莫滨，谢芙蓉.基于土地生态适宜性评价的城市空间增长边界划定——以防城港市为例[J].规划师，2009，25（11）：40 - 44.

[15] 蒋玮.成都市中心城区城市空间增长边界研究[D].成都：西南交通大学，2012.

[16] 王玉国，尹小玲，李贵才.基于土地生态适宜性评价的城市空间增长边界划定——以深汕特别合作区为例[J].城市发展研究，2012，19（11）：76 - 82.

[17] 李旭锋.哈尔滨城市空间增长边界设定研究[D].哈尔滨：哈尔滨工业大学，2010.

[18] Tayyebi A, Pijanowski B C, Pekin B. Two Rule-Based Urban Growth Boundary Models Applied to the Tehran Metropolitan Area, Iran [J]. AppliedGeography, 2011, 31(3): 908 - 918.

[19] 石伟伟.武汉市城市发展边界的设定研究[D].武汉：华中农业大学，2008.

[20] 张世良，叶必雄，肖守中.径向基函数网络与GIS/RS融合的UGB预测[J].计算机工程与应用，2012，48（20）：227 - 235.

[21] Tayyebi A, Pijanowski B C, Tayyebi A H. An urban growth boundary model using neural networks, GIS and radial parameterization: An application to Tehran, Iran [J]. Landscape and Urban Planning, 2011, 100(1-2): 35 - 44.

[22] 刘勇. SLEUTH模型支持下的城市扩展方案模拟与评估[J].经济地理，2009，29（10）：1661 - 1664.

[23] 苏伟忠，杨桂山，陈爽，等.城市增长边界分析方法研究——以长江三角洲常州市为例[J].自然资源学报，2012，27（2）：322 - 331.

[24] 王宗记.城市综合承载力导向下的城市增长边界划定——以常州城市承载力规划研究为例[J].江苏城市规划，2011，（5）：14 - 17.

[25] Triantakonstantis D, Mountrakis G, Wang J D. A Spatially heterogeneous expert based（SHEB）urban growth model using model regionalization [J]. Journal of Geographic Information System, 2011, 3(3): 195 - 210.

[26] Arsanjani J J, Helbich M, Vaz E D N. Spatiotemporal simulation of urban growth patterns using agent-based modeling: The case of Tehran [J].Cities, 2013, (32): 33 - 42.

[27] Nemmour H, Chibani Y. Multiple support vector machines for land cover change detection: An application for mapping urban extensions [J]. Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2006, 61(2): 125 - 133.

[28] Puertas O L, Henríquez C, Meza F J. Assessing spatial dynamics of urban growth using an integrated land use model: Application in Santiago metropolitan area, 2010–2045 [J]. Land Use Policy, 2014, (38): 415 - 425.

[29] JokarA J, Kainz W, Moousivand A J. Tracking daynamic land-use change using spatially explicit Markov Chain based on cellular automata: The case of Tehran [J]. International Journal of Image and Data Fusion, 2011, 2(4): 329 - 345.

[30] 勒明凤.基于CA-Markov模型的香格里拉县城市增长边界设定研究[D].昆明：云南大学，2014.

[31] 徐颖，吕斌.基于GIS与ANN的土地转化模型在城市空间扩展研究中的应用——以北京市为例[J].北京大学学报（自然科学版），2008，44（2）：262 - 270.

[32] 黎夏，叶嘉安.基于神经网络的元胞自动机及模拟复杂土地利用系统[J].地理研究，2005，24（1）：19 - 26.

[33] 葛江涛，吴浩，岳家琛.中国城市谁长得最快[J].瞭望东方周刊，2012，（33）：12 - 15.

（本文责编：陈美景）

(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net