

基于遗传神经网络的成都市人均生态足迹预测

杨 娟¹, 王昌全^{1,*}, 李 冰¹, 李焕秀², 白根川³

(1. 四川农业大学资源环境学院, 四川雅安 625014; 2. 四川农业大学林学院园艺学院, 四川雅安 625014;

3 四川农业大学经济管理学院, 四川雅安 625014)

摘要: 利用遗传神经网络模型分析成都市各年人均生态足迹值与其主要影响因素之间的内在关系, 并以此来预测未来生态足迹发展趋势。首先计算出成都市 1985~2005 年共 21 年的人均生态足迹值, 结果表明, 20 余年来成都市人均生态足迹值缓慢上升, 从 1.344 hm² 升至 1.789 hm²。选取 6 个影响因素指标, 建立了 6 输入、1 输出、1 个隐含层的三层 BP 人工神经网络, 利用遗传算法的全局优化性能对 BP 网络进行初始权值优化, 以克服 BP 网络易陷入局部极小点的缺陷。运用遗传神经网络模型对训练样本(1985~2002 年人均生态足迹值)进行拟合的精度达 99.70%; 对检验样本(2003~2005 年人均生态足迹值)进行仿真检验, 仿真精度为 99.10%, 高于普通 BP 神经网络模型(97.89%), 体现出模型较强的应用价值。利用 1985~2005 年各影响因素的预测值作为网络输入, 使用优化后的网络来预测成都市未来几年生态足迹值, 最终预测得到 2008~2010 年成都市人均生态足迹的预测值分别为 1.939、1.990、2.049 hm² 人⁻¹, 人均生态赤字分别为 1.629、1.688、1.749 hm² 人⁻¹。为减轻城市发展消耗所导致的生态环境压力, 应有效控制成都市人口过快增长、引导消费观念和结构更新。

关键词: 遗传神经网络; 成都市; 人均生态足迹

文章编号: 1000-0933(2009)01-0359-09 中图分类号: Q147, Q988, U491.4 文献标识码: A

Prediction of average ecological footprint in Chengdu based on genetic neural network model

YANG Juan¹, WANG Chang-Quan¹, LI Bing¹, LI Huan-Xiu², BAI Gen-Chuan³

1 College of Resources and Environment, Sichuan Agricultural University, Ya'an, Sichuan 625014, China

2 College of Forestry and Horticulture, Sichuan Agricultural University, Ya'an, Sichuan 625014, China

3 College of Economics and Management, Sichuan Agricultural University, Ya'an, Sichuan 625014, China

Acta Ecologica Sinica, 2009, 29(1): 0359~0367.

Abstract: Genetic neural network model was used to analyze the intrinsic relationship between average ecological footprint and its influencing factors each year in Chengdu, and the developing trend of ecological footprint in the future was predicted. The average ecological footprint in Chengdu from 1985 to 2005 was increased slowly from 1.344 hm² to 1.789 hm². Then 6 influence factors were selected to establish BP artificial neural network, which was made up of one input layer of 6 inputs, one output layer and one hidden layer. The global optimization performance of Genetic Algorithm was used to carry out the initial weights optimization of BP artificial neural network, so as to eliminate the flaws which can easily lead BP artificial neural network into local minima. The fitting accuracy of genetic neural network model to learning samples (average ecological footprint from 1985 to 2002) reached 99.70%; the simulation accuracy to testing samples (average ecological footprint from 2003 to 2005) reached 99.10%, which was higher than ordinary BP neural network (97.89%), and showed the high application value of the model. The predicted values of each influence factors from 1985 to 2005 were used as network input indexes, and the optimized network was used to predict the ecological footprint in the following years in Chengdu. The predicted values of average ecological footprint in Chengdu from 2008 to 2010 were 1.939 hm², 1.990

基金项目: 教育部重点项目、四川省教育厅配套项目“成都平原土壤质量演变规律及其驱动因子研究”(3110)

收稿日期: 2007-08-03; 修订日期: 2008-10-31

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: wcquan@sicau.edu.cn

hm² and 2.049 hm², and average ecological deficit were 1.629 hm², 1.688 hm² and 1.749 hm². In order to alleviate environment pressure caused by consumption of urban development, excessive population growth in Chengdu should be controlled effectively, and the concept and structure of consumption should be renovated.

Key Words: genetic neural network model; Chengdu City; average ecological footprint

生态足迹法是一种可在大尺度范围内,探究人类生活、活动与生态环境承载之间关系的新方法^[1~3]。该方法将区域人口对自然资源和能源的消费转化为提供该消费物质所必需的各种生物生产土地面积,这一思路使得区域对自然资本的利用状况具有了全球可比性的重要意义,因此在测度区域生态承载力、判断可持续发展状态等方面得到了大量应用^[4~7]。但是,多数研究仅体现在对生态足迹的年度静态核算,仅反映当前的生态供需状况,而忽略其动态变化趋势对未来的影响。虽然目前已有部分研究尝试根据生态足迹多年历史发展轨迹及趋势来获得可持续发展的动态信息^[8~10],但该类研究往往仅反映出生态足迹自身的变化情况,对其原因缺少定量分析,从而难以为未来相应政策的制定提供明确导向^[11]。因此本研究选取处在经济快速发展阶段的成都市作为研究区域,拟从分析成都市各年人均生态足迹值与其主要影响因素之间的内在关系出发,通过对二者之间定量关系的探讨来达到有效预测未来生态足迹值的目的。

BP 人工神经网络^[12~14]是人工神经网络(ANN)中的多层前馈网络,能有效建立输入、输出量间的全局性非线性映射关系,实现量化研究目标值与影响因子之间的内在联系,但其存在学习速度慢、易陷入局部极小点等缺陷。而遗传算法(Genetic Algorithm,简称GA)是基于自然选择和遗传学机理的迭代自适应概率搜索算法,它是一种全局优化算法,可克服人工神经网络自身的缺陷,并进一步提高网络训练速度和预测精度^[15,16]。本研究利用遗传算法和BP人工神经网络相结合建立遗传神经网络模型(Genetic Neural Net Model,简称GNN模型)探寻其内在联系,从而使生态足迹动态趋势分析的准确度得到提高。通过对模型的应用,还可实现将今后各项影响因素的动态变化情况作为观测生态足迹动态变化的晴雨表,为政府实时采取相应措施提供具体参考。

1 研究区概况

成都市地处四川省中部,介于东经102°54′~104°53′,北纬30°05′~31°26′之间,属亚热带湿润季风气候,自然资源丰富,土壤肥沃,世称“天府”。成都市现辖9区4市6县,辖区总面积1.24万km²。近20a来,四川省会城市成都市社会经济迅速发展,逐渐成为我国西南地区的科技、商贸、金融中心以及交通、通讯枢纽,以及全国最具经济活力的十大城市之一。在快速工业化、城市化的进程中,2005年全市GDP达2371亿元,年末总人口1082.03万人,其中非农业人口543.93万人,占50.27%。同时,随着城市建成区面积的不断扩大,耕地面积近20年减少共12万hm²左右,平均每年减少6000hm²。可见,持续升高的经济首位度和人口密集度使得成都市必然面临区域生态压力的考验。

2 成都市1985~2005年人均生态足迹计算

2.1 人均生态足迹计算

生态足迹模型是用来计算在特定的人口消费情况下,维持资源消费和废弃物吸收所必需的生物生产面积。计算时,首先将各消费项目划分为生物资源和能源两大类。根据成都市资源消费的特点,结合指标的代表性、数据可获得性等原则,选取粮食、油料、蔬菜、糖、酒、棉布、水果、木材、猪肉、牛羊肉、奶类、禽蛋、水产品等13个生物资源消费数据,以及原煤、原油、天然气、电力等4个能源消费数据。各项目人年均消费量数据通过统计年鉴获得,不考虑资源资本消费的贸易调整部分。然后利用全球平均产量数据,将各项资源的年人均消费量分别折算成化石燃料用地、耕地、林地、草地、建筑用地和水域等6类生物生产性土地面积(生物资源生产面积采用联合国粮农组织1993年计算的生物资源世界平均产量来进行折算;能源生态足迹则采用世界单位化石能源土地面积的平均发热量为标准进行折算)^[17,18]。最后,将各消费类项目折算成的土地面积按耕

地、林地等分类相加,再将各类的土地乘以对应的均衡因子,汇总后得到人均生态足迹,其计算公式如下:

$$ef = \sum_{i=1}^n ri \left[\frac{ci}{pi} \right]$$

式中, ef 为人均生态足迹; i 为消费商品类型; n 为消费项目数; ri 为第 i 种消费品或生物资源土地类型的均衡因子^[17,18] (6 类生物生产面积均衡因子分别为:林地和化石能源用地 1.38,耕地和建筑用地 2.19,草地 0.48,水域 0.36); ci 为 i 种消费项目的人均消费量; pi 为生物生产性土地生产第 i 种消费项目的年世界平均产量。

本研究中生态足迹计算的基础数据均来自过去 21 年《成都市统计年鉴》及《成都五十年》。

2.2 人均生态承载力计算

生态足迹理论将一个地区所能提供给人类的各类型的生态生产性土地的面积总和定义为该地区的生态承载力,以表征该地区的生态容量。首先计算各类用地的人均面积,然后将其先后乘以产量因子和均衡因子,获得各类用地的均衡面积并加总,扣除 12% 的生态多样性保护面积后可得到可利用的具有全球平均生态生产力的土地面积,即人均生态承载力。其计算公式为^[2,5]:

$$ec = \sum_{j=1}^6 aj \times rj \times yj$$

式中, ec 为人均生态承载力; aj 为第 j 类土地的人均面积; rj 为均衡因子; yj 为产量因子。本研究中耕地的产量因子依据每年的粮食平均产量与全球平均产量相比较得出。建筑用地大都来自产出率高的耕地,产出因子取值与耕地相同。其余土地类型的产出因子按对中国生态足迹的计算取值,草地为 0.19,林地 0.91,水域为 1^[17~19]。

2.3 生态赤字/盈余计算

将计算得到的区域人均生态足迹和区域人均生态承载力进行比较,区域人均生态足迹若超过区域所能提供的人均生态承载力,就出现生态赤字,其值等于生态承载力与生态足迹之差;如果人均生态足迹小于区域的人均生态承载力,则表现为生态盈余。经计算,成都市 1985~2005 年的人均生态足迹各项结果见图 1。

从图 1 可以看出,成都市人均生态足迹从 1985 年 $1.344\text{hm}^2/\text{人}$ 升至 2005 年 $1.789\text{hm}^2/\text{人}$,以年均 1.58% 的速度总体呈上升趋势,而人均生态承载力则以年均 1.32% 的速度缓慢下降;人均生态赤字与生态足迹的变化趋势较为一致,年均递增 2.70% 。由于人均生态承载力的变化趋势较为平稳,因此影响人均生态赤字的主要是人均生态足迹值。通过对未来成都市生态足迹值的预测,可预见未来成都市在经济高速发展压力强度下的生态可持续能力。

3 基于 GNN 模型的人均生态足迹动态预测

3.1 GNN 模型的建立与运行

3.1.1 BP 网络结构设计

本文建立含有一个隐含层的三层 BP 人工神经网络,将生态足迹影响因素指标值作为网络输入 P ,人均生态足迹值作为网络输出 T ,而各层神经元数目完全由使用要求来决定。其中,网络输入层节点数 m 值由影响因素的个数确定。根据生态足迹的人口消费性特征,结合宏观经济发展及经济产值因素,选取可能对生态足迹有密切影响的 6 个指标(各指标值见表 1):人口数量(X_1)、人均 GDP(X_2)、工业总产值(X_3)、农业总产值(X_4)、耕地面积(X_5)、全社会固定资产投资(X_6)。因此输入层节点数 m 为 6。输出层为当年对应的 1 个生态

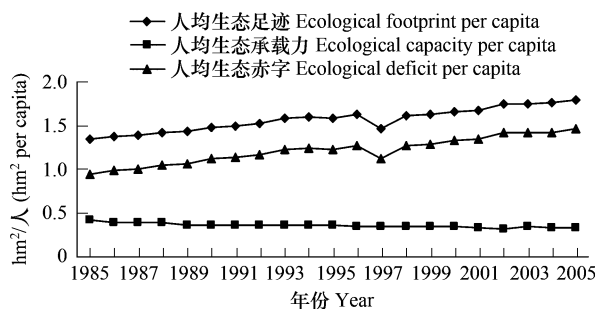


图 1 成都市 1985~2005 年人均生态足迹变化图

Fig. 1 Dynamics average ecological footprint of Cengdu from 1985 to 2005

① Ecological footprint per capita; ② Ecological capacity per capita; ③ Ecological deficit per capita

足迹值,节点数 n 为 1。隐含层神经元数 j 根据经验公式 $j = \sqrt{n + m} + \alpha$ (其中 α 取 1 ~ 10 的常数),并通过反复试验,最终确定为 11。

表 1 1985 ~ 2002 年成都市各影响因素指标数据
Table 1 Socio-economic indexes of Chengdu in 1985 ~ 2002

年份 Year	社会经济数据 Social economy index					
	X_1 (万人) Ten thousand people	X_2 (元 人 ⁻¹) Yuan per capita	X_3 (万元) Ten thousand Yuan	X_4 (万元) Ten thousand Yuan	X_5 (hm ²)	X_6 (万元) Ten thousand Yuan
1985	862.68	1002.63	973572	291302	473320	241874
1986	874.74	1084.79	1037750	324607	471288	248741
1987	887.30	1305.81	1255953	395987	469733	286695
1988	898.57	1630.27	1681055	479787	467904	364892
1989	908.60	1803.94	1939776	520868	466538	356684
1990	919.50	2110.77	2012797	601911	465439	401156
1991	927.73	2509.18	2428067	639613	463333	485147
1992	936.86	3122.72	2736355	739631	458367	788038
1993	947.30	4102.01	4218591	884061	454909	1413826
1994	960.39	5283.23	6122260	1279351	451778	1797908
1995	971.60	6661.83	7388470	1504482	449004	2156262
1996	980.74	7874.36	9368535	1683751	446817	2588457
1997	989.19	8850.56	11016783	1812981	445372	3100791
1998	997.00	9647.81	12195700	1919066	440649	3718700
1999	1003.56	10411.99	13208027	1935590	432914	4190983
2000	1013.35	11415.53	14082648	1977360	424580	4759020
2001	1019.90	12962.59	15705746	2121433	415348	5822157
2002	1028.48	14475.38	17434613	2256349	381071	7021455
2003	1044.31	16329.19	19718467	2438091	362634	8629700
2004	1059.69	19166.61	21436754	2832163	357545	10574474
2005	1082.03	21910.34	23465799	3077972	352315	14586741

各指标数据分别来源于 1986 ~ 2006 年成都市统计年鉴 The indexes quoted from the 1986 ~ 2006 almanac of Chengdu City

3.1.2 GNN 模型的建立与运行

在 BP 人工神经网络算法的学习过程中,输入信息从输入层经隐含层逐层计算,并传向输出层。如果在输出层不能得到期望的输出,则将误差信号沿原来的连接通路反向传播,通过修改各神经元的权值,使误差信号最小。为解决 BP 算法容易陷入局部最小、收敛过程较长等问题,运用具有全局优化性能的遗传算法对网络权值进行优化,构建遗传神经网络模型并用于预测。

在建模过程中,首先应进行数据异常点的排除和归一化处理,以消除不同因素之间由于数值差异造成的误差。将 6 个影响因素历年数值及相应的生态足迹值数据映射到 [0, 1] 的范围进行归一化处理,分别作为网络的输入值和输出值;再利用遗传算法配合 BP 算法对网络进行训练,从而得到原始数据与有关指标之间的非线性映射模型。GNN 模型的算法过程^[19~22]为:

(1) 首先针对参加训练的输入因子,随机产生神经网络的一组实数权值分布。根据网络结构,该组神经网络权值共 89 个 (66 + 11 + 11 + 1), 作为一个染色体。每一权值相当于一个基因,即每个染色体基因数为 89 个。生成网络权值初始种群 (initial population), 种群规模设为 50。

(2) 计算每个染色体的网络训练误差,利用网络误差确定每个染色体的适应度 (fitness) 值 f 。该值的作用是判断个体的优劣性,其计算公式为 $f = 1 / E$ 。其中:

$$E = \sum_{k=1}^N (y_k - \bar{y}_k)^2$$

式中, $k = 1, \dots, N$ 为训练样本个数; y_k 为网络的期望输出, $\bar{y}_k$ 为网络实际输出。

(3) 根据“适者生存”的原理, 选择出个体经过交叉和变异运算进行再组合生成新一代, 即遗传算法的寻优过程。该过程主要是通过选择(selection)、交叉(crossover)和变异(mutation)3个遗传算子的操作产生新一代群体来替换上一代。

第一步, 使用选择运算来选择亲代以产生后代。选择(selection)是以一定的概率从种群中选择若干个体的操作。基于适应度比例的选择策略, 假定个体 X_i 的适应度为 f_i , 则其被选择的概率 P_{si} 为:

$$P_{si} = f_i / \sum f_i$$

概率 P_{si} 反映个体的适应度在整个群体的个体适应度总和中所占的比例, 个体适应度越大, 其被选择的概率就越高。采用轮盘赌(roulette)选择方式来实现按照概率 P_{si} 选择个体 X_i 。具体步骤如下: 先计算当前群体中每个个体的选择概率 $P_{s1}, P_{s2}, \dots, P_{si}$, 然后产生一个 $[0, 1]$ 内的随机数 r , 若 $P_{s1}, P_{s2}, \dots, P_{s(i-1)} < r \leq P_{s1} + P_{s2} + \dots + P_{si}$, 则个体 X_i 被选择到交叉配对库; 否则, 该个体不被选择。

第二步, 将上一代选择出来的染色体进行交叉计算。交叉算法对亲代种群中的两个个体的部分结构进行交换重组来产生新的子代个体, 从而提高遗传算法解空间的搜索能力。交叉操作采用算术交叉, 按概率 P_c (P_c 取值范围 $0.4 \sim 0.99$, 这里取 0.7) 对选出的个体进行两两交叉操作, 用原个体 X_1, X_2 产生新个体 X'_1, X'_2 。

$$X'_1 = \alpha X_1 + (1 - \alpha) X_2$$

$$X'_2 = (1 - \alpha) X_1 + \alpha X_2$$

式中, i 为选中的交叉点, $1 \leq i \leq n$; n 为染色体的长度; α 为设定的实数, $0 < \alpha < 1$ 。

第三步, 变异操作采用非均匀变异, 设待变异父体 $X = w_1 w_2 w_3 \dots w_k \dots w_l$, 按照变异概率 P_m 随机选择变异点 w_k, w_k 处的取值范围是 $[U_{\min}^k, U_{\max}^k]$, 则新的基因值 w'_k 由下式确定:

$$w'_k = \begin{cases} w_k + \Delta(t, U_{\min}^k - w_k) & \text{random}(0, 1) = 0 \\ w_k + \Delta(t, w_k - U_{\min}^k) & \text{random}(0, 1) = 0 \end{cases}$$

其中, $\text{random}(0, 1)$ 表示以均等的概率 $0, 1$ 中任意取一; t 为遗传代数。变异概率 P_m 范围为 $0.0001 \sim 0.1$, 这里取 0.1 。

(4) 计算当前群体中每个个体的学习误差及其适应值, 找出最优适应值的个体。若学习误差小于事先指定的最小数值 $E_{\min}$, 则结束; 若误差 $\geq E_{\min}$, 但当前遗传代数等于指定的遗传代数 T (终止代数范围为 $100 \sim 1000$, 这里取 500), 则结束; 若误差 $\geq E_{\min}$, 而当前遗传代数又小于 T , 则转入(3), 直至结束。此时得到的参数组合已经充分接近最佳参数组合, 在此基础上用 BP 算法进行学习, 得到网络的最优权值。

在本研究中, 网络的初始化、训练、仿真函数分别采用 `initff` 函数、`trainbpx` 函数和 `simuff` 函数, 初始学习率设为 0.01 , 最大进化代数 100 ; 误差为 0.001 。网络使用 $1985 \sim 2002$ 年数据作为学习样本进行网络拟合训练, $2003 \sim 2005$ 年数据用作检验样本, 将训练样本中的影响因素值作为网络输入、生态足迹值作为网络输出进行网络训练, 然后将检验样本中的影响因素值作为网络输入代入网络训练完成后的网络, 得到输出的生态足迹值, 与 $2003 \sim 2005$ 年实际的生态足迹值相比较, 检验网络的仿真精度。算法的实现过程在 MATLAB7.0 软件中进行。

3.2 模型计算结果分析

经过网络初始化, 使用遗传算法对权值进行优化后, 利用函数 `trainbpx` 对网络进行了 1256 次训练, 网络训练完成。

3.2.1 网络模型拟合度及仿真检验

网络训练好以后, 将训练样本的目标向量和网络模型的拟合值进行比较, 以此检验网络模型的拟合程度。遗传神经网络模型的拟合误差及精度结果见表 2, 表中数值均为数据归一化值的还原值。

表 2 遗传神经网络模型拟合误差表
Table 2 Fitting errors of the GNN model

年份 Year	实际值(hm ² 人 ⁻¹) Fact value hm ² per capita	模拟值(hm ² 人 ⁻¹) Simu. Value hm ² per capita	相对误差(%) Relative error	模拟精度(%) Simu. precision
1985	1.349	1.340	0.67	99.33
1986	1.379	1.372	0.51	99.49
1987	1.395	1.391	0.29	99.71
1988	1.423	1.427	0.28	99.72
1989	1.430	1.434	0.28	99.72
1990	1.488	1.482	0.40	99.60
1991	1.498	1.491	0.47	99.53
1992	1.533	1.530	0.20	99.80
1993	1.582	1.585	0.19	99.81
1994	1.556	1.550	0.39	99.61
1995	1.585	1.583	0.13	99.87
1996	1.622	1.620	0.12	99.88
1997	1.464	1.460	0.27	99.73
1998	1.603	1.600	0.19	99.81
1999	1.627	1.628	0.06	99.94
2000	1.669	1.662	0.42	99.58
2001	1.677	1.671	0.36	99.64
2002	1.741	1.744	0.17	99.83
平均 Average		0.30	99.70	

表 2 显示了人均生态足迹实际计算值与模拟值的对比情况。模型拟合误差为 0.30%,拟合精度高达 99.70%,说明该 GNN 模型的拟合程度很高。但是由于拟合程度体现的是模型学习训练的能力,不能仅仅据此评价网络的预测精度。因此为判断该模型预测能力的高低,还需计算其对检验样本的仿真精度,如仿真精度较高,则证明网络模型可用于预测。网络对检验样本的仿真结果见表 3,并将之与普通 BP 神经网络模型的仿真效果进行比较。

表 3 GNN 模型与 BP 模型仿真结果对比表
Table 3 Predictions by GNN model and BP model

年份 Year	实际值(hm ² 人 ⁻¹) Fact value hm ² per capita	GNN 模型 GNN model		BP 模型 BP model	
		仿真值(hm ² 人 ⁻¹)	精度	仿真值(hm ² 人 ⁻¹)	精度
		Pred. value hm ² per capita	Precision(%)	Pred. value hm ² per capita	Precision(%)
2003	1.755	1.747	99.54	1.722	98.12
2004	1.759	1.743	99.09	1.730	98.35
2005	1.796	1.772	98.66	1.744	97.10
平均 Average			99.10		97.86

网络模型对 2003~2005 年成都市人均生态足迹的预测表明,GNN 模型仿真精度为 99.10%,高于 BP 模型 97.89% 的仿真精度,体现出其预测性能的优越性。

3.2.2 基于 GNN 模型的成都市人均生态足迹值预测

模型预测的可行性得到证明后,即可用于预测成都市人均生态足迹值,从而对社会经济宏观政策调控起到一定的指导作用。本文拟运用该模型对 2008~2010 年成都市人均生态足迹值进行预测。由于 2008~2010 年的影响因素数据未知,根据模型工作的需要,首先应预测 2008~2010 年的 6 个影响因素指标值,再代入网络,进行人均生态足迹值预测。

本文采用时间序列法,根据成都市 1985~2005 年各影响因素指标数据随时间变化的趋势,分别预测其 2008~2010 年值,并将其作为网络输入,和以前的样本合并再重新训练,最终得到 2008~2010 年的成都市人均生态足迹的预测值,将其进行反归一化处理。同时根据人均生态承载力的发展趋势预测其 2008~2010 年

的值,然后计算二者的差值,得出 2008 ~ 2010 年的人均生态赤字(表 4)。

表 4 成都市未来生态足迹预测结果

Table 4 Predicted ecological footprint of Chengdu City in 2008 ~ 2010

年份 Year	预测值(hm ² 人 ⁻¹) Predicted value (hm ² per capita)		
	人均生态足迹 Ecological footprint per capita	人均生态承载力 Ecological capacity per capita	人均生态赤字 Ecological deficit per capita
2008	1.939	0.310	1.629
2009	1.990	0.302	1.688
2010	2.049	0.300	1.749

从预测结果可以看出,2008 年后人均生态足迹在继续升高,2010 年将达 2.049 hm²人⁻¹,而人均生态承载力仍然呈现平缓降低的趋势,人均生态赤字则相比不断上升,达 1.749 hm²人⁻¹。随着城市建设用地的不断扩展,与生态承载力密切相关的耕地资源不断缩减,未来成都市生态足迹同样将主要受经济发展、人口增长和以生产、消费活动为核心的各种人为活动的影响。因此借助遗传神经网络模型建立起城市化发展进程中各种要素的动态变化与城市生态两大问题之间的联系,有助于城市管理决策部门从该角度出发在城市建设中制定应对措施。今后,控制人口向城市中心过度集聚、提高资源利用效率应受到政府部门高度重视,为实现经济、生态协调发展提供有力的支持。而 GNN 模型与其它多数预测模型相同,以历史数据发展趋势作为预测的基础,有其被动的一面。但以影响因素作为生态足迹的影响因子,所得结果可为相关政策措施的制订提供客观具体的参考,是 GNN 模型的优势所在。

4 结论

(1)根据成都市 1985 ~ 2005 年共 21 年间人均生态足迹的计算结果显示,成都市多年的人均生态足迹总体上呈上升的趋势,从 1.344hm²升至 1.789hm²,21a 间共增长 33.10%,说明近 20a 来成都市对生物和非生物资源的需求在稳步增加。而人均生态承载力则以年均 1.32% 的速度缓慢下降;人均生态赤字也在以年均 2.70% 的速度递增。生态足迹分析直观地揭示出成都市城市发展对城市生态的定量影响,当然由于其注重土地数量、忽略土地资源质量的特点,作为衡量区域生态可持续能力的一个方面,方法体系还有待完善。

(2)本研究建立了 6 输入、1 输出、1 个隐含层的三层 BP 人工神经网络,利用 BP 网络自身具有的能够建立输入、输出量间全局性非线性映射关系,自动归纳数据规则并进行预测的能力,结合遗传算法的全局优化性能,构建了遗传神经网络模型,并将其应用于成都市生态足迹未来动态预测研究中。通过对成都市连续数年的人均生态足迹值及其影响因素间关系的定量研究,可达到较准确地预测人均生态足迹发展趋势的效果。模型既保留了遗传算法的强全局随机搜索能力和鲁棒性,又具有神经网络的自学习能力,具有网络训练速度快、预测精度高等优点,被证明可行。

(3)遗传神经网络模型的拟合精度高达 99.70%,仿真精度为 99.10%,与普通 BP 神经网络模型的 97.89% 相比预测精度更高。在本研究中,遗传算法对人工神经网络的优化主要体现为权值优化,而遗传算法还具有网络结构优化、学习规则优化等多种优化方式,其中遗传算法对网络结构的优化设计,为人工神经网络走出人工设计的局限、步向高效自动设计提供了可能。今后可通过该方面的深入研究,使人工神经网络方法在预测的有效性和实用性上更进一步。

(4)GNN 模型通过对近 20a 来成都市人均生态足迹值进行学习训练,并在此基础上对未来生态足迹各构成值进行预测,结果表明,2008 ~ 2010 年成都市人均生态足迹值分别为 1.939、1.990、2.049hm²,而人均生态赤字则升至 1.629、1.688、1.749hm²。在成都市未来高速城市化发展的趋势下,人口的集聚以及由此产生的各类消费的增加、消费项目的日益多元化等必将对生态环境产生更重的压力。如何有效控制成都市人口增长、引导消费观念和结构的转变更新,成为未来应高度重视的问题。

References:

- [1] Wang J M, Wang W, Zhang Y, *et al.* Analysis of complex ecosystem dynamic ecological footprint (ecological historical records). *Acta Ecologica Sinica*, 2004, 24(12): 2920 — 2926.
- [2] Tan M Z, Chen J, Tian X S, *et al.* Dynamics and forecasting of average ecological footprint and carrying capacity during rapid urbanization process of Nanjing City. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 2005, 14(6): 754 — 759.
- [3] Yang G H, Li P. Touristic ecological footprint: a new yardstick to assess sustainability of tourism. *Acta Ecologica Sinica*, 2005, 25(6): 1475 — 1480.
- [4] Zhang Z Q, Xu Z M, Cheng G D, The ecological footprints of the 12 provinces of west China in 1999. *Acta Geographica Sinica*, 2001, 56(5): 599 — 610.
- [5] Xu Z Min, Chesg D J Zhang Z Q, *et al.* Calculation and analysis on ecological footprints of China. *Acta Pedologica Sinica*, 2002, 39(3): 441 — 445.
- [6] Gu X W, Wang Q, Wang J. Formulation of domestic ecological footprint indicator and its application. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2006, 27(10): 1150 — 1153.
- [7] Xu Z M, Zhang Z Q, Cheng G D, *et al.* The calculation and analysis of ecological footprints of gansu province. *Acta Geographica Sinica*, 2000, 55(5): 607 — 616.
- [8] Liu Y H, Peng X Z. Time series of ecological footprint in China between 1962 — 2001: Calculation and assessment of development sustainability. *Acta Ecologica Sinica*, 2004(10): 2257 — 2262.
- [9] Liu Y H. The analysis of China's human-environment relationship fluctuations between 1961 — 2001: Study based on the EF(ecological footprint) model. *Economic Geography*, 2005, 25(2): 219 — 222.
- [10] Chen M, Zahng L J, Wang R S, *et al.* Dynamics of ecological footprint of China from 1978 to 2003. *Resources Science*, 2005, 27(6): 132 — 139.
- [11] PENG J, Wu J S, Jiang Y Y, *et al.* Shortcomings of applying ecological footprints to the ecological assessment of regional sustainable development. *Acta Ecologica Sinica*, 2006, 26(8): 2716 — 2722.
- [12] Feisi science and technology product research & development center. MATLAB6. 5 Assistant Neural Network Analysis and Design. Beijing: Electron Industry Press, 2003. 1 — 19.
- [13] Pei H P, Luo N N, Jiang Y. Applications of back propagation neural network for predicting the concentration of chlorophyll-a in West Lake. *Acta Ecologica Sinica*, 2004, 24(2): 246 — 251.
- [14] Yang J, Wang C Q, Li B, *et al.* Prediction of soil heavy metal pollution of peri-urban zone based on BP artificial neural network — a case study of the ChengDu plain. *Acta Pedologica Sinica*, 2007, 44(3): 430 — 436.
- [15] LI Z, ZHANG J T. Application of the combination of genetic algorithm and artificial neural network on crop yield estimation in Jilin Province. *Acta Ecologica Sinica*, 2001, 21(5): 716 — 720.
- [16] LUO C S, ZUO Q, LI B G. Application of artificial neural network based on the genetic algorithm in predicting the root distribution of winter wheat. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2004, 15(2): 354 — 356.
- [17] Wackernagel M. National Footprint and Biocapacity Accounts 2005: The Underlying Calculation Method. <http://www. Footprintnetwork. Org>.
- [18] WWF. Living Planet Report. <http://www. Panda. Org/ news-facts/ publications/ living-planet-report/ index. cfm>.
- [19] Zhao X G, Ma C H, Gao L F, *et al.* Assessment of ecological safety under different scales based on ecological tension index. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2007, 15(6): 135 — 138.
- [20] Ling G X, Xuan H Y. Application research on tax forecasting based on Genetic Algorithms and BP Artificial Neural Networks. *Systems Engineering-Theory Methodology Applications*, 2005, 14(2): 145 — 148.
- [21] Liu Y Y, Lian J J. Calculation of sediment and scour of sanmenxia reservoir in flood season by the BP neuralnetwork improved by GA. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2005, 24(4): 111 — 113.
- [22] Zhou M, Sun S D. Theory and application of Genetic Algorithms. National Defence Industry Press, 1996. 18 — 64.

参考文献:

- [1] 王健民, 王伟, 张毅, 等. 复合生态系统动态足迹分析. *生态学报*, 2004, 24(12): 2920 ~ 2926.
- [2] 檀满枝, 陈杰, 田晓四, 等. 南京市快速城市化过程中人均生态足迹的动态变化与预测研究. *长江流域资源与环境*, 2005, 14(6): 754 ~ 759.

- [3] 杨桂华,李鹏. 旅游生态足迹:测度旅游可持续发展的新方法. 生态学报, 2005, 25(6): 1475 ~ 1480.
- [4] 张志强,徐中民,程国栋,等. 中国西部 12 省(区市)的生态足迹. 地理学报, 2001, 56(5): 599 ~ 610.
- [5] 徐中民,陈东景,张志强,等. 中国 1999 年的生态足迹分析. 土壤学报, 2002, 39(3): 441 ~ 445.
- [6] 顾晓薇,王青,王军. 本国生态足迹指标的构建及其实证研究. 东北大学学报(自然科学版), 2006, 27(10): 1150 ~ 1153.
- [7] 徐中民,张志强,程国栋,等. 甘肃省 1998 年生态足迹计算与分析. 地理学报, 2000, 55(5): 607 ~ 616.
- [8] 刘宇辉,彭希哲. 中国历年生态足迹计算与发展可持续性评估. 生态学报, 2004(10): 2257 ~ 2262.
- [9] 刘宇辉. 中国 1996 ~ 2001 年人地协调度演变分析——基于生态足迹模型的研究. 经济地理, 2005, 25(2): 219 ~ 222.
- [10] 陈敏,张丽君,王如松,等. 1978 年 ~ 2003 年中国生态足迹动态分析. 资源科学, 2005, 27(6): 132 ~ 139.
- [11] 彭建,吴健生,蒋依依,等. 生态足迹分析应用于区域可持续发展生态评估的缺陷. 生态学报, 2006, 26(8): 2716 ~ 2722.
- [12] 飞思科技产品研发中心, MATLAB6.5 辅助神经网络分析与设计. 北京:电子工业出版社, 2003: 1 ~ 19.
- [13] 裴洪平,罗妮娜,蒋勇. 利用 BP 神经网络方法预测西湖叶绿素 a 的浓度. 生态学报, 2004, 24(2): 246 ~ 251.
- [14] 杨娟,王昌全,李冰,等. 基于 BP 神经网络的城市边缘带土壤重金属污染预测——以成都平原土壤 Cd 为例. 土壤学报, 2007, 44(3): 430 ~ 436.
- [15] 李哲,张军涛. 人工神经网络与遗传算法相结合在作物估产中的应用——以吉林省玉米估产为例. 生态学报, 2001, 21(5): 716 ~ 720.
- [16] 罗长寿,左强,李保国. 基于遗传算法的人工神经网络模型在冬小麦根系分布预报中的应用. 应用生态学报, 2004, 15(2): 354 ~ 356.
- [19] 赵先贵,马彩虹,高利峰,等. 基于生态压力指数的不同尺度区域生态安全评价. 中国生态农业学报, 2007, 15(6): 135 ~ 138.
- [20] 林国玺,宣慧玉. 遗传算法和 BP 人工神经网络在税收预测中的应用. 系统工程理论方法应用, 2005, 14(2): 145 ~ 148.
- [21] 刘媛媛,练继建. 遗传算法改进的 BP 神经网络对汛期三门峡水库泥沙冲淤量的计算. 水力发电学报, 2005, 24(4): 111 ~ 113.
- [22] 周明,孙树栋. 遗传算法的原理及应用. 北京:国防工业出版社, 1996. 18 ~ 64.