

城市化水平预测方法研究

——以 BP 神经网络模型的应用为例

郭志仪, 丁刚

(兰州大学 经济学院, 甘肃 兰州 730000)

摘要: 经济因素相关分析法是城市化水平预测领域较常使用的方法之一。然而, 由于经济发展与城市化发展水平之间相互关系的作用模式较为复杂, 传统的预测方法在实际应用时往往难以取得较为理想的预测效果。本文拟运用 BP 神经网络模型在这一领域进行新的尝试。

关键词: 城市化; 预测; BP 神经网络模型

中图分类号: F291.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4149(2006)06-0003-06

The Study on the Forecasting Methods of Urbanization level ——Taking BP Neural Network Model as an Example

GUO Zhiyi, DING Gang

(College of Economics, Lanzhou University, Gansu, Lanzhou 730000)

Abstract: The economic factor forecasting method is one of the most frequently used method in the field of urbanization level forecasting. However, on the reason that the relationship between urbanization development and economic growth is very complex, the ideal forecasting effect may not be obtained when the traditional economic factor forecasting method is put into practice. In this paper, the authors try to make a new trial in this field on the basis of BP Neural Network Model.

Keywords: urbanization; forecasting; BP Neural Network Model

一、问题的提出及 BP 神经网络建模方法应用在本研究中的必要性

城市化是当今世界发展的普遍趋势和潮流, 并被公认为是全球最为显著的社会经济现象之一, 对其发展水平进行科学预测, 无疑具有极为重要的现实意义。

可用于城市化水平预测的方法有多种。其中, 经济因素相关分析法因其在预测时充分考虑了经济发展对城市化水平的影响而被广泛使用。该方法的核心思想是, 通过对由分别表征经济发展与城市化发展水平的不同数据所构成的数据集进行回归分析, 建立两者之间的关系模型, 寻找到两者之间的对应关系, 并由此对未来的城市化发展水平做出预测。毋庸置疑, 该方法的合理性源于其对于经济发展与城市化发展两者之间高度相关关系的正确认识, 而两者之间的这种高度相关关系的存在, 在以往的海量研究文献中可以得到充分证明, 譬如, 美国经济学家兰帕德在《经济发展和文化变迁》一书中就曾指出: “近百年来, 美国城市发展和经济增长之间呈现出一种非常

收稿日期: 2006-02-28

作者简介: 郭志仪(1949-), 男, 甘肃通渭人, 教授, 博士生导师, 研究方向为区域经济与可持续发展。

显著的正相关，经济发展程度和城市化阶段之间有很大的一致性^[1]；而保罗·贝洛克^[2]则以 19~20 世纪 14 个欧洲城市为样本，通过计算人均实际 GNP 与城市化二者之间在 5 个时期（1800 年，1850 年，1880 年，1900 年，1910 年）的相关系数，结果亦证实了二者之间存在着很高的、从统计学角度来看极为重要的相关关系；H. 钱纳里^[3]等人则研究了 1965 年 90 个国家和地区城市化水平与人均 GNP 的关系，通过绘制散点图表明，二者之间存在着显著的正相关等等。问题的关键在于如何对于这种高度相关关系通过数学模型进行正确描述。这正是经济因素相关分析法能否得以成功运用的中心环节。

事实上，对于经济发展水平与城市化发展水平之间相互关系的研究，早已为理论界所广泛关注，如美国地理学家布莱恩·贝利就曾指出：一个国家的经济发展水平与该国的城市化程度之间存在着某种联系^[4]。然而，对于这种联系究竟以何种形式存在，国内外的不同学者从其各自研究出发，有着不同的认识。概而言之，主要可以划分为如下几种类型：（1）线性关系。如，美国学者诺瑟姆就认为，在城市化水平与经济发展水平之间，存在着一种粗略的线性关系^[5]；（2）对数曲线关系。如，我国学者周一星曾以城市人口比重代表城市化水平，人均国民生产总值代表经济发展水平，对 1977 年世界 157 个国家和地区的资料进行统计分析，结果表明，绝大多数国家和地区的两项指标呈现出十分明显的对数曲线相关^[6]；张颖等亦通过对我国 2000 年各省城市化率与人均 GDP 的数据进行相关分析发现，我国各区域的经济发展水平与城市化水平之间基本符合对数曲线关系^[7]；夏永祥等曾对国内 1978~1994 年上述两个指标进行处理，得到的散点分布图也表明中国的城市化水平与经济发展水平之间的关系近似于对数曲线相关^[8]；李文博、陈永杰选取一定国家 1980 年和 1997 年的城市化率与人均 GNP 数据进行回归分析，亦得到了两者之间呈对数相关的研究结果^[9]；（3）logistic 曲线关系。王金营曾利用 OECD 国家和世界其他主要国家的人口城市化与经济增长的有关数据，通过对截面数据和典型国家时间序列数据的考察，对人口城市化和经济增长间的关系进行了相关分析^[10]，结果发现两者之间显著相关，但其相关关系呈多样性，某些国家呈线性关系，某些国家则呈 logistic 曲线关系。

综上所述，不难发现，在经济发展水平同城市化发展水平之间，存在着较为复杂的相关关系，而不同学者研究结果的不同，正为这一结论提供了佐证。

基于上述认识，笔者依据历年《中国统计年鉴》选取我国 1978~2002 年间的经济发展水平和城市化发展水平的历史数据，以人均 GDP 这一指标表征经济发展水平（具体计算时统一按 1978 年不变价格进行了折算），城镇人口比重这一指标表征城市化发展水平，对两者之间的相关关系运用上述四种函数关系进行拟合，试图运用经济因素相关分析法对我国未来的城市化发展水平做出预测。运用 SPSS 软件分别对线性关系、对数曲线关系及 logistic 曲线关系做了拟合对比之后，发现线性关系的拟合优度最为良好，表 1 列出了部分回归结果。两者间的这种高度正相关似乎可以通过线性关系得到描述，然而，运用 Eviews3.1 对于这种线性关系做进一步的检验却发现，DW 统计量仅为 0.175144，表明残差项存在着严重的序列相关，图 1 更直观地说明了残差并非一个白噪声过程，这就意味着即便是四者中拟合优度最为良好的线性模型也不能理想地揭示出经济发展水平和城市化发展水平之间的相互关系，将其用于预测我国未来的城市化水平，必然会产生较大的误差，难以在实践中加以运用。

表 1 运用 SPSS11.5 得到的曲线拟合结果（因变量：城镇人口比重）

自变量	函数关系	Rsq	d. f.	F	Sigf
人均 GDP	线性	0.968	23	702.29	0.000
人均 GDP	对数	0.959	23	538.01	0.000
人均 GDP	logistic	0.949	23	428.57	0.000

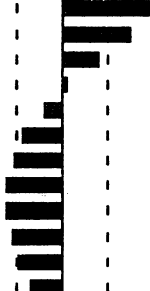
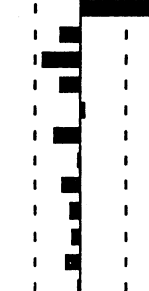
自相关函数		偏自相关函数		自相关函数	偏自相关函数	Q 统计量	概率值
		1	0.806	0.806	18.284	0.000	
		2	0.591	-0.168	28.544	0.000	
		3	0.309	-0.330	31.476	0.000	
		4	0.040	-0.174	31.526	0.000	
		5	-0.151	0.028	32.299	0.000	
		6	-0.337	-0.230	36.328	0.000	
		7	-0.418	-0.010	42.883	0.000	
		8	-0.480	-0.154	52.029	0.000	
		9	-0.483	-0.091	61.867	0.000	
		10	-0.440	-0.077	70.565	0.000	
		11	-0.390	-0.126	77.914	0.000	
		12	-0.281	-0.013	82.009	0.000	

图 1 线性模型的残差自相关和偏相关图

由此可见，在经济发展水平和城市化发展水平之间，可能存在着远比线性模型要复杂得多的相关关系，这就要求我们必须对经济因素相关分析法做进一步的改进和完善，以探寻新的预测方法来达成预测目的。笔者认为，数据驱动式的“黑箱”建模可能是一个较好的路径选择，这种建模方法，对于模型函数形式、误差分布类型很少先验假定，弱化了先验假设，具有较强的独立性和灵活性，对于处理复杂性经济系统有着先天的优越性。而基于数据驱动的神经网络建模就是基于这种思想而于近年发展起来的一种强有力的建模方法，其最强大的功能之一是在函数逼近上，可以通过网络学习达到输出与期望输出相符的结果，具有很强的自学习、自适应、鲁棒性、容错性及存储记忆的能力。它可以用于诸如被控对象的模型辨识中，即将过程看成一个黑箱，通过测量其输入输出特性并利用所得实际过程的输入输出数据训练一个神经网络，进而使得其输出对输入的响应特性具有与被辨识过程相同的外部特性。从现实情形来看，人口神经网络在非线性预测、判断预测和组合预测等领域已得到了广泛应用^[11]。

在神经网络的具体实现方式上，笔者认为，BP 神经网络的运用可能是一个不错的选择。其网络结构简单，算法易于编程实现，且使用最小均方差学习方式，只要有足够多的隐层和隐节点，就可以逼近任意的非线性映射关系。要而言之，可以将整个建模过程想像成某种函数曲线的逼近（因为样本向量是一维的），即由目标向量和样本向量所组成的曲线，用 BP 神经网络来模拟生成函数，就可以模拟出该曲线的未来走势，最终便能够以函数的方式得到预测结果。其实质反映了输入转化成输出的一种数学表达式，这种数学关系是由网络的结构确定的，而网络结构则必须根据具体问题进行设计和训练。

本文拟运用 BP 神经网络模型根据我国经济发展的历史数据对我国城市化水平进行模拟和预测。

二、BP 网络的设计和训练过程^[12~14]

BP 网络（Backpropagation NN）是一种单向传播的多层前向网络，除输入输出节点外，BP 网络还含有一层或多层隐节点，同层节点中没有任何耦合。其节点单元特性（传递函数）一般为 Sigmoid 型，其具体形式为： $f(x) = 1 / (1 + e^{(-Bx)})$ ($B > 0$)，但在输出层中，节点的单元特性有时为线性。相关研究已经表明，只要用三层 BP 网络就可以实现任意 L_2 函数。

(1) 网络结构的设计

BP 网络的结构设计一般分两步骤进行，一是确定网络的层数；二是确定每一层的节点数。在设计过程中，笔者曾分别对含有不同层次的网络进行培训，结果发现包含一个隐含层在内的三层网络其估计误差已足够小，培训时间亦较短，且理论上业已证明，只要用三层 BP 网络就可以

实现任意 L_2 函数，因此在本例中将网络的层数确定为三层，即包含有输入层、输出层和一个隐含层。隐层节点数的选择方法比较复杂，一般原则是：在能正确反映输入输出关系的基础上，应选用较少的隐层节点数，以使网络结构尽量简单。通常情况下，可利用逐步回归分析法进行参数显著性检验来动态删除一些线性相关的隐节点，其删除标准是，若由某节点出发指向下一层节点的所有权值和阈值均落于死区之中，则该节点可删除^[15]。经过逐次对比计算，发现当隐层节点数定为 10 时，训练结果最为理想，因此确定隐层节点数为 10。另一方面，由于网络的输入层神经元节点数就是系统的特征因子（自变量）个数，输出层神经元节点数就是系统目标个数，故结合本文实际，输入层节点数应设定为 1（仅有一个自变量：人均 GDP），输出层节点数亦应设定为 1（仅有一个系统目标，即城镇人口比重）。

(2) BP 网络的训练

设计好网络结构后，即可将初始化后的网络应用于训练，即将网络的输入和输出反复作用于网络，不断调整其权重和偏置量，以使得网络性能函数 NET. PerformFcn 达到最小，从而实现输入与输出间的非线性映射。由于 MATLAB6.5 的神经网络工具箱提供了初始化权值、学习和训练、竞争激活等函数，可以构建出任意输入和输出神经元的 BP 网络，故本例中 BP 网络模型的建立及训练都在 MATLAB6.5 环境下编程求解进行。经过仔细考虑，我们选择网络输出和实际输出间的均方差 MSE 作为其性能函数。在确定传递函数的类型时，通过实际计算对比发现，使用 logsig 函数要比 tansig 函数所产生的训练效果好，因此隐层传递函数选用了 logsig 函数。

使用 Newff 函数生成一个前馈 BP 网络，用向量函数 minmax 选择输入向量（本例中为人均 GDP）的作用范围，将隐层传递函数设定为 logsig 函数，输出层传递函数设定为 Pureline，以确保整个网络的输出可以取任意值，设置 BP 网络反传函数为 trainlm（即采用 Levenberg-Marquardt 算法），这样便可得到一个未经训练的前馈 BP 网络。

接下来利用 Train 函数对所建立起来的前馈 BP 网络进行训练。在训练之前，必须先设定训练参数，经过反复考虑，设置训练时间为 50 个单位时间，训练目标为误差小于 0.03，其他参数仍采用系统默认值，可得到如图 2 所示的训练过程误差变化曲线。从中可以发现，在经过 26 个单位时间以后，网络的训练误差就达到了设置要求。

使用 getx 函数，可以通过单一向量的形式得到网络的权重和偏置值： $x = [3.5133; 0.0637; -0.1738; -0.0033; 0.1789; -0.1783; 24.2238; -0.0041; -0.0061; 15.0062; -66.3009; 60.0765; -81.9229; 7.7607; -41.4703; -35.2458; 28.9636; 0.9910; 10.6190; 10.5114; 2.9890; 12.3557; -0.3356; -9.1994; 8.4586; 1.1449; 6.8277; -26.5526; -6.0640; -2.1071; 14.6058]$

(3) 网络仿真结果

训练后的网络仿真结果如图 3 所示，从图中可以看出，网络拟合值与真值之间差距极小，在许多年份近似重合。由此可见，仿真效果颇为理想。

以上只是将 1978~2002 年我国的人均 GDP 数据与城镇人口比重数据作为学习样本进行了训练，为确证所建立起来的 BP 网络可以用于实际预测，尚需将 2003、2004 年的实际数据作为预测试验样本进行验证，以评估其预测性能。按 1978 年不变价格计算 2003 年我国人均 GDP 并将其输入网络进行预测，得到的预测值为 40.62%，而据《中国统计年鉴 2004》显示，我国 2003 年度的城镇人口比重为 40.53%，预测误差 $\frac{U - \hat{U}}{U} = \frac{40.53 - 40.62}{40.53} = -0.22\%$ ，预测精度还是相当高的；同理，将根据我国 2004 年国民经济和社会发展统计公报所计算得出的 2004 年相关数据输入网络进行计算，得到的预测值为 41.79%，预测误差 $\frac{U - \hat{U}}{U} = \frac{41.8 - 41.79}{41.8} = -0.02\%$ ，也是颇为理想

的。由此可见，训练所得到的 BP 网络的预测性能还是较好的。实际预测中通过其与线性模型拟合与预测效果之对比亦发现，应用 BP 网络进行预测，其效果明显要优于后者。

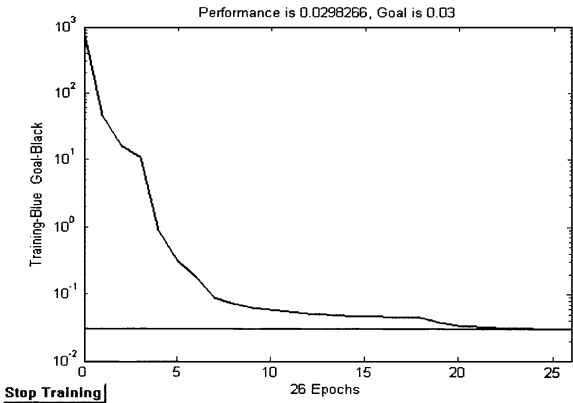


图 2 训练过程误差变化曲线

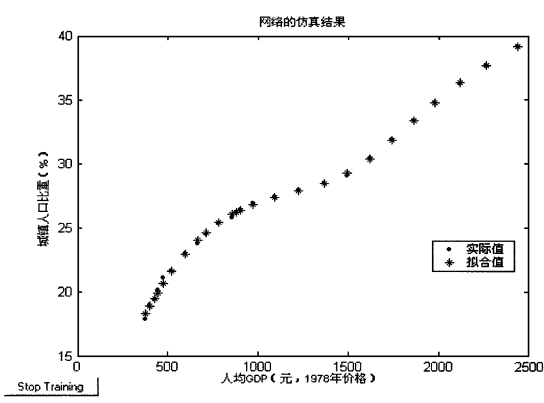


图 3 BP 网络的仿真结果

表 2 BP 网络与线性模型的拟合效果对比

年份 (年)	城镇人口比重 (%)			线性模型的 预测误差 (%)	BP 网络的 预测误差 (%)
	实际值	线性模型拟合值	BP 网络拟合值		
1978	17. 92	20. 30	18. 32	- 13. 28	- 2. 23
1979	18. 96	20. 51	18. 90	- 8. 18	0. 32
1980	19. 39	20. 74	19. 53	- 6. 96	- 0. 72
1981	20. 16	20. 90	19. 92	- 3. 67	1. 19
1982	21. 13	21. 20	20. 67	- 0. 33	2. 18
1983	21. 62	21. 61	21. 60	0. 05	0. 09
1984	23. 01	22. 25	22. 91	3. 30	0. 43
1985	23. 71	22. 89	24. 00	3. 46	- 1. 22
1986	24. 52	23. 33	24. 63	4. 85	- 0. 45
1987	25. 32	23. 97	25. 39	5. 33	- 0. 28
1988	25. 81	24. 65	26. 05	4. 49	- 0. 93
1989	26. 21	24. 84	26. 20	5. 23	0. 04
1990	26. 41	25. 02	26. 34	5. 26	0. 27
1991	26. 94	25. 66	26. 77	4. 75	0. 63
1992	27. 46	26. 78	27. 36	2. 48	0. 36
1993	27. 99	27. 99	27. 88	0. 00	0. 39
1994	28. 51	29. 26	28. 49	- 2. 63	0. 07
1995	29. 04	30. 41	29. 27	- 4. 72	- 0. 79
1996	30. 48	31. 56	30. 39	- 3. 54	0. 30
1997	31. 91	32. 70	31. 86	- 2. 48	0. 16
1998	33. 35	33. 78	33. 37	- 1. 29	- 0. 06
1999	34. 78	34. 82	34. 77	- 0. 12	0. 03
2000	36. 22	36. 10	36. 27	0. 33	- 0. 14
2001	37. 66	37. 39	37. 62	0. 72	0. 11
2002	39. 09	38. 95	39. 10	0. 36	- 0. 03
2003	40. 53	40. 88	40. 62	- 0. 86	- 0. 22
2004	41. 8	43. 01	41. 79	- 2. 89	- 0. 02

三、结语

由于 BP 神经网络具有较强的自适应自组织学习能力、较好的容错性和分布并行处理特点以及较强的外推内插能力和收敛性，且其网络结构简单，算法易于编程实现，只要有足够多的隐层

和隐节点, 就可以逼近任意的非线性映射关系, 故可以在运用经济因素相关分析法预测我国城市化发展水平的动态变化时, 作为辅助手段加以使用。其优点在于, 其对信息的定义和性质不作任何事先假设, 而是从实际资料中找出信息, 对于模型函数形式、误差分布类型很少先验假定, 弱化了先验假设, 具有较强的独立性和灵活性。经实际检验发现, 本文所建立起来的 BP 神经网络, 其预测精度要显著优于基于曲线拟合而建立起来的线性模型。

基于 BP 神经网络的城市化水平预测, 其关键在于设计出合理的网络结构、使用合理有效的学习修正算法, 其预测精度由网络结构、传递函数、隐含层节点数、训练算法、训练样本空间分布等因素决定, 当网络输入、输出指标选择较好, 即它们之间在机理上有较好的联系时, 其预报准确率较高, 否则便可能导致对学习样本的内符检验达 100%, 而外推检验效果很差的情形发生。因此, 在运用该方法预测时, 必须首先使用相关分析方法确定输入变量, 确保输入、输出变量之间在内在机理上具有较紧密的联系。本例中, 正是由于输入变量 (表征经济发展水平的人均 GDP) 同输出变量 (表征城市化发展水平的城镇人口比重) 之间存在着内在的高度相关性, 故而在用于实际预测时效果较好。

值得说明的一点是, 尽管 BP 神经网络具有简洁实用、收敛速度快、预测能力强的特点, 但由于其仍然是一种唯象基值预测, 具有惯性特征, 故而往往会随着预测时间的延长而导致长期预测的误差率激增。因此, 要加强网络的泛化能力, 提高模型的长期预测精度, 尚须结合遗传算法等方法对原有模型加以改进, 这正是今后一段时期笔者努力的重点所在。

参考文献:

- [1] 耿海清. 我国城市化水平滞后的原因分析及未来展望. 地理科学进展, 2003, (1): 103- 110.
- [2] 保罗·贝罗克. 城市与经济发展 [M]. 南昌: 江西人民出版社, 1991, 222.
- [3] H. 钱纳里, M. 塞尔昆. 发展的格局: 1950- 1970. 北京: 中国财政经济出版社, 1989. 57.
- [4] 谢文惠, 邓卫. 城市经济学 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1996. 37.
- [5] Northam, R. M., Urban Geography, New York: John Wiley & Sons, 1975, 8.
- [6] 周一星. 城市化与国民生产总值关系的规律性探讨 [J]. 人口与经济, 1982, (1): 28- 33.
- [7] 张颖, 赵民. 论区域发展差异与总体城市化水平滞后的关联性. 城市规划汇刊, 2004, (4): 12- 19.
- [8] 夏永祥, 余其刚. 世界城市化进程的一般规律和中国的实践 [A]. 陈甬军, 陈爱民. 中国城市化: 实证分析与对策研究 [C]. 厦门: 厦门大学出版社, 2002
- [9] 李文溥, 陈永杰. 中国的城市化: 水平与结构偏差 [A]. 陈甬军, 陈爱民. 中国城市化: 实证分析与对策研究 [C]. 厦门: 厦门大学出版社, 2002.
- [10] 王金营. 经济发展中人口城市化与经济增长相关分析比较研究. 中国人口·资源与环境, 2003, (5): 57.
- [11] 陈玉祥. 记第十一届国际预测大会. 预测, 1991, (5): 6- 9
- Xinhui Wen and Minjie Niu. A New Nonlinear Combined Forecasting on the Basis of Neural Networks, Technological Report, 1992.
- [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.
- [13] 闻新等. MATLAB 神经网络应用设计. 北京: 科学出版社, 2000
- [14] 赵振宇, 徐用懋. 模糊理论和神经网络的基础与应用. 北京: 清华大学出版社, 1996.
- [15] D. Rumelhart, J. McClelland, Parallel Distributed Processing [M]. MIT Press, 1986.

[责任编辑 童玉芬]