

人工神经网络在第三产业就业分析中的应用

尹庆双, 奉莹

(西南财经大学 公共管理学院, 四川 成都 610074)

摘要: 本文采用人工神经网络的方法对我国第三产业就业比重进行了分析, 建立了第三产业就业的BP神经网络模型, 以1978~2003年我国人均GDP和第三产业就业比重的历史数据作为样本数据对网络进行训练, 通过与回归方程进行比较, 发现BP网络在拟合精度上高于回归方程。最后, 运用BP网络对不同人均GDP水平下我国第三产业就业比重进行了仿真和测算, 指出人工神经网络在经济预测上具有较大的应用价值。

关键词: BP神经网络; 回归方程; 第三产业就业比重

中图分类号: F241.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4149(2009)06-0054-04

Application of Artificial Neural Network in Employment Analysis of Tertiary Industry

YIN Qing-shuang, FENG Ying

(School of Public Administration, Southwestern University of Finance
and Economics, Chengdu 610074, China)

Abstract: The paper analyses the proportion of tertiary industry of employment in China using the method of artificial neural network and establishes a BP neural network model of the employment of tertiary industry. Then the network is practiced using GDP per capita from 1978 to 2003 and the proportion of employment in the tertiary industry, and by comparing with regression equation, it is found that the fitting accuracy of the BP network is higher than that of the regression equation. In conclusion, the proportion of employment of the tertiary industry under different GDP per capita level is emulated and estimated using BP network, and the result shows that artificial neural network has great value in economic forecast.

Keywords: BP neural network; regression equation; share of employment of tertiary industry

目前, 第三产业已成为我国吸纳就业的重要渠道, 准确分析和预测我国第三产业就业, 对于正确判断未来就业形势、制定相应的教育政策和人力资源开发计划、制定宏观经济政策、健全和完善劳动力市场的运行都具有十分重要的意义。

我国在运用、发展不同预测模型以及推进预测理论创新上已经有所突破, 取得了一定成绩, 但仍然存在预测方法、模型较为陈旧单一、应用范围较为狭窄的问题^[1]。近年来, 随着计算机技术的发展, 一种基于物理学、心理学、神经生理学的跨学科人工智能模型逐渐兴起, 并应用于越

收稿日期: 2009-02-24; 修订日期: 2009-07-30

作者简介: 尹庆双(1964-), 四川成都人, 西南财经大学公共管理学院院长, 博士生导师, 研究方向为劳动经济学、人力资本

来越广泛的研究领域，这就是人工神经网络（Artificial Neural Network, ANN）。人工神经网络通过对生物神经网络在处理信号中的学习性、并行性等特点进行了计算机仿真，能够模拟人类大脑的思维。通过对输入样本数据进行不断地学习、归纳及整理，从而找到变量之间的规律。人工神经网络具有预测精度高、容错性强、数据处理速度快等优点，尤其适合于处理多因素、不确定、非线性的问题。我国已有许多学者将人工神经网络运用到社会科学领域的研究，在经济预测和人口预测方面取得了一定成果，如 GDP 预测、劳动力迁移预测、失业预测、人口预测、就业结构预测等。从已有的文献来看，运用人工神经网络模型对我国第三产业就业的专门研究还不多见。本文运用人工神经网络的方法对我国第三产业的就业情况进行了分析，并将结果与回归方程进行比较，从而探讨人工神经网络方法在就业预测中的应用。

一、BP 网络模型的设计

目前应用最广的人工神经网络模型是误差逆传播学习算法（Error Back-Propagation）模型，简称为 BP 网络模型。一个典型的 BP 网络模型包括输入层、隐含层（或称中间层）和输出层，其中，隐含层可以设计为一层或多层。由于在不限限制隐含层节点数的情况下，两层网络（只有一个隐含层）就几乎可以以任意精度逼近任何函数^[2]，因此本文设计的模型即为两层的 BP 网络模型。

第三产业就业的影响因素很多，有学者通过回归分析发现，人均 GDP 对第三产业就业比重有重要影响，且两者在数量上呈幂函数关系^[3]。为了在研究方法上与前人形成对照，本文主要考虑人均 GDP 对第三产业就业比重的影响，BP 网络模型输入层神经元为人均 GDP，输出层神经元为第三产业就业比重，隐含层神经元个数为 6。

二、BP 网络的训练

神经网络的训练就是通过向网络提供足够多的样本数据，在规定的算法下寻找合适的权值矩阵，使网络总误差最小化的过程。BP 神经网络最大的特点，就是在训练过程中，能够将输入信号按照输入层—隐含层—输出层的方向传播的同时，将误差信号按照输出层—隐含层—输入层的方向传播。在“误差反向传播”的过程中，网络的参数会不断调整和修正，直到网络输出与期望输出的均方误差达到所要求的精度。

本文采用《中国统计年鉴 2004》中 1978~2003 年人均 GDP 和第三产业就业比重的历史数据对所建立的 BP 神经网络进行训练，从而与后文所对比的回归方程在样本数据的输入上保持一致。为了消除量纲、加快收敛速度、改善网络性能，首先要对输入数据进行归一化处理。本文将输入及输出数据变换到 [0.1, 0.9] 之间，采用的归一化公式为：

$$x' = 0.1 + \frac{0.8(x - x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}}, x' \in [0.1, 0.9]$$

其中 x 为原始数据， $x_{\min}$ 、 $x_{\max}$ 分别为原始数据中的最小值与最大值， x' 为归一化后的数据。

运用 MATLAB7.0 软件进行编程，隐含层采用 tansig 型传递函数，输出层采用 logsig 型传递函数。为了对网络进行优化，本文采用可变学习率的梯度下降算法（variable learning rate back-propagation, VLBP），使学习速率 η 可以根据误差 E 的变化自行进行调整^[4]。当误差 E 以减小的方式趋于目标时，说明修正方向正确，可增加学习速率；当误差增加超过事先设定值时，说明修正过头，故将学习速率减小。根据 VLBP 算法，本文的训练函数采用 traingdx，初始学习率为 0.05，学习率的增长比为 1.04，下降比为 0.8，学习率的变化公式如下：

$$\eta(q+1) = \begin{cases} 1.04 \eta(q) & E(q+1) < E(q) \\ 0.8 \eta(q) & E(q+1) > E(q) \end{cases}$$

经过 4000 次迭代后，网络的训练误差为 2.3335×10^{-5} ，训练的误差性能曲线如图 1 所示。

图2 为BP 网络模型的训练结果，虚线为得到的输出曲线，“×”为训练样本的真实值，由图2 可知，网络输出结果与训练样本真实值非常吻合，训练效果良好。

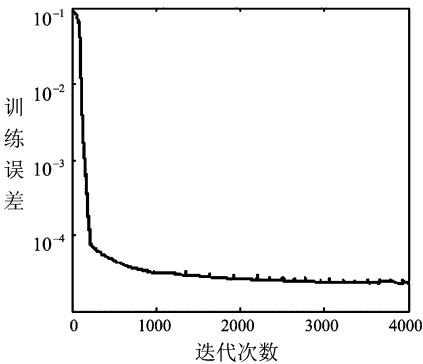


图1 训练的误差性能曲线

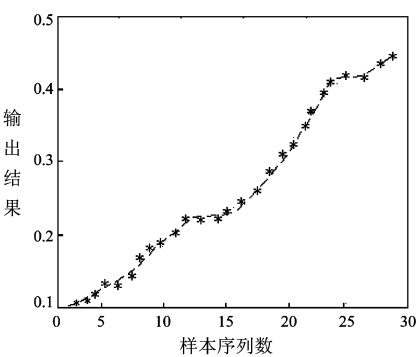


图2 训练结果

三、BP 网络与回归方程的拟合结果比较

根据我国 1978 ~ 2003 年统计数据可建立第三产业就业回归方程 $Y=0.449X^{0.464[5]}$ ，其中 Y 为第三产业就业比重（%），X 为人均 GDP（人民币元，2003 年可比价）。下面我们分别采用 BP 网络模型和回归方程对我国第三产业就业比重进行拟合，并将拟合结果与真实值进行比较。

表 1 显示了 1978—2003 年我国第三产业就业比重的真实值、回归方程拟合结果和 BP 网络拟合结果。从表 1 可以看到，BP 网络模型和回归方程均能拟合出我国第三产业就业比重随人均 GDP 的增长而增大的发展趋势。BP 网络的拟合结果与真实值基本重合；回归方程在 2000 年之前的拟合结果与真实值相比偏小，2000 年之后的拟合结果与真实值相比偏大。

表 1 1978 ~ 2003 年第三产业就业比重 %

年份	真实值	回归方程结果	BP 网络结果	年份	真实值	回归方程结果	BP 网络结果
1978	12.2	7.1	12.4	1991	18.9	14.8	19.0
1979	12.6	7.4	12.8	1992	19.8	16.3	19.6
1980	13.1	7.7	13.2	1993	21.2	18.3	21.2
1981	13.6	7.9	13.5	1994	23.0	20.9	23.0
1982	13.5	8.2	13.8	1995	24.8	23.0	24.7
1983	14.2	8.6	14.3	1996	26.0	24.6	26.2
1984	16.1	9.3	15.3	1997	26.4	25.5	26.6
1985	16.8	10.3	16.4	1998	26.7	26.0	26.7
1986	17.2	10.8	17.0	1999	26.9	26.5	26.8
1987	17.8	11.6	17.7	2000	27.5	27.5	27.2
1988	18.3	12.7	18.4	2001	27.7	28.5	28.0
1989	18.3	13.4	18.6	2002	28.6	29.4	28.5
1990	18.5	13.9	18.8	2003	29.3	30.9	29.3

图 3 是两种拟合方法的误差曲线。在图 3 中，BP 神经网络的误差曲线围绕横坐标轴上下波动，误差范围不超过 1 个百分点，有几年的误差甚至为 0；而回归误差在 2000 年以前为负，2000 年以后为正，误差最大为 6.8 个百分点，最小为 0.2 个百分点。

从以上分析可知，BP 网络模型比回归方程具有更高的拟合精度。BP 网络的算法原理和自学习的特点使其能够充分挖掘出隐含在样本数据中的规

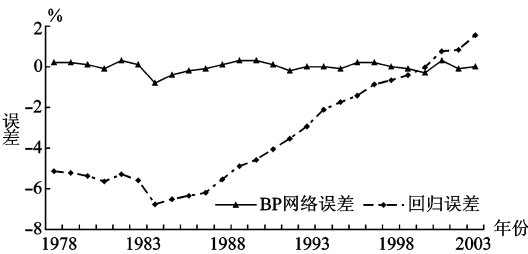


图3 BP 网络误差与回归误差

律性，实现从输入空间到输出空间的非线性映射，对样本数据进行精确的拟合。回归方程对经济变量之间复杂的非线性关系进行了简化处理，必然会造成拟合精度的损失，但是从另一方面来看，回归方程能够简单明了地反映出经济变量之间的相关关系和变化趋势，与 BP 网络模型相比更加直观。

四、第三产业就业比重的测算

运用训练后的 BP 网络可以对不同人均 GDP 水平下我国第三产业就业比重进行仿真和测算，结果如表 2 所示。若将表中的结果与统计年鉴的相关数据进行比较，可以发现该仿真结果十分合理，能够准确反映出在不同人均 GDP 水平下我国就业结构的变化规律。

在表 2 中，一方面，我国第三产业就业比重随人均 GDP 的增长表现出递增趋势，当人均 GDP 从 1000 元增加到 16000 元时，第三产业就业比重从 17% 增加到 32.3%。另一方面，第三产业就业比重的增长速度呈递减趋势，当人均 GDP 从 1000 元增加到 6000 元时，第三产业就业比重增加 9.3 个百分点，而当人均 GDP 从 10000 元增加到 16000 元时，第三产业就业比重仅增加 3.5 个百分点。

需要说明的是，如果采用本文所建立的 BP 网络模型在样本数据区间范围内对第三产业就业比重进行预测，可以得到十分理想的预测效果。如果将该模型用于对未来就业比重的预测，当人均 GDP 数值超出样本数据区间范围时，预测精度将会出现下降，且距离样本区间范围越远，预测误差将会越大。

五、结论

本文建立了关于第三产业就业的 BP 神经网络模型，对 1978~2003 年我国第三产业就业比重进行了拟合，得到如下结论：本文所建立的 BP 神经网络模型能够对我国第三产业就业比重发展趋势进行精确的拟合，通过在样本区间范围内对不同人均 GDP 水平下的第三产业就业比重进行仿真和测算，发现第三产业就业比重随人均 GDP 的增长表现出递增趋势，增长速度呈递减趋势。分别采用 BP 网络模型和回归方程对我国第三产业就业比重进行拟合，并将拟合结果与真实值进行比较后发现，BP 神经网络模型能充分挖掘出隐含在经济变量中的内在规律，比回归方程具有更高的拟合精度，在解决非线性问题时具有较大的优势。

本文建立的 BP 神经网络较为简单，输入层仅包含一个神经元（人均GDP），事实上，还可以综合考虑其他因素对第三产业就业比重的影响，增加输入层神经元的数目。此外，为了提高网络的稳定性和泛化效果，还可以对模型的算法和网络参数做进一步优化。

总之，人工神经网络作为一种新的分析方法，在经济学研究领域中有巨大的推广价值，可以将神经网络的方法应用于就业分析和预测。

（参考文献转第 66 页）

表 2 BP 网络仿真结果			
人均 GDP (元)	第三产业 就业比重 (%)	人均 GDP (元)	第三产业 就业比重 (%)
1000	17.0	9000	28.3
2000	19.3	10000	28.8
3000	21.1	11000	29.8
4000	23.0	12000	30.5
5000	24.6	13000	30.7
6000	26.3	14000	31.4
7000	26.8	15000	32.5
8000	27.3	16000	32.3

Science, 1990, 510: 60—72

[19] Orrenius PM. Return Migration from Mexico: Theory and Evidence[D]. Los Angeles, CA: University of California, 1999.

[20] 同[14] [15].

[21] Constant A, Massey DS. Return migration by German guestworkers: Neoclassical versus new economic theories[J]. International Migration, 2002, 40 (4): 5—38.

[22] Borjas GJ. Immigrant and Emigrant Earnings: A Longitudinal Study[J]. Economic Inquiry, 1989, 27 (1): 21—37.

[23] Newbold KB. Counting Migrants and Migrations: Comparing Lifetime and Fixed—Interval Return and Onward Migration [M]. Clark University, 2001: 23—40.

[24] Wang WW, Fan CC. Success or failure: selectivity and reasons of return migration in Sichuan and Anhui, China [J]. Environment and Planning A, 2006, 38 (5): 939—958.

[25] 同[19].

[26] 同[21].

[27] 同[14] [21].

[28] 同[21].

[29] 同[17].

[30] 同[14] [21].

[31] 同[14].

[32] 同[15].

[33] 同[24].

[34] 曾旭晖, 秦伟. 在城农民工留城倾向影响因素分析[J]. 人口与经济, 2003 (3): 50—54.

[35] 熊波, 石人炳. 农民工定居城市意愿影响因素——基于武汉市的实证分析[J]. 南方人口, 2007, 22(2): 52—57.

[36] Bai N, He Y. Returning to the Countryside versus Continuing to Work in the Cities: A Study on Rural Urban Migrants and Their Return to the Countryside of China[J]. SOCIAL SCIENCES IN CHINA, 2003 (4): 149—159.

[37] Liang Z, Wu Y. Return migration in China: new methods and findings[C]. Annual Meeting of the Population Association of America: Minneapolis, MN, 2003.

[38] 同[15].

[39] Ma Z. Urban labour-force experience as a determinant of rural occupation change: evidence from recent urban-rural return migration in China[J]. Environment and Planning A, 2001, 33 (2): 237—255.

[40] Ma Z. Social—capital mobilization and income returns to entrepreneurship: the case of return migration in rural China [J]. Environment and Planning A, 2002, 34 (10): 1763—1784.

[41] Van Del Poel. Delineating Personal Support Network[J]. Social Networks, 1993, 15: 49—70.

[42] 同[4].

[43] 同[4].

[44] 同[4].

[45] 同[15].

[责任编辑 童玉芬]

（上接第 57 页）

参考文献:

[1] 王学义, 曾祥旭. 对我国近年来人口预测研究的述评[J]. 理论与改革, 2007, (6): 157—160.

[2] K. M. Hornik, M. Stinchcombe & H. White. Multilayer feedforward networks are universal approximators[J]. Neural Networks, 1989, 2(5): 359—366.

[3] 李江帆. 中国第三产业发展研究[M]. 北京: 人民出版社, 2005: 36.

[4] T. P. Vogl, J. K. Mangis, A. K. Zigler, W. T. Zink and D. L. Alkon, Accelerating the convergence of the backpropagation method[J]. Biological Cybernetics, 1988, 59: 256—264.

[5] 李江帆. 中国第三产业发展研究[M]. 北京: 人民出版社, 2005: 36.

[责任编辑 童玉芬]