

基于BP神经网络与灰色预测理论的人口死亡率预测

旷开金^{1,2}, 刘金福^{1,2,3}, 徐道炜^{2,3}, 祁丽霞^{2,3}, 连颖^{1,2}, 林郁¹

(福建农林大学 1. 计算机与信息学院; 2. 海峡自然保护区研究中心; 3. 林学院, 福州 350002)

摘要:根据2013年《福建统计年鉴》上收集到的资料,运用GM(1,1)模型以及MATLAB构建3层BP神经网络结构模型,分别对福建省人口死亡率进行建模预测。结果表明:BP神经网络预测人口死亡率拟合结果优于GM(1,1)模型,最小相对误差率为1.05%,最大相对误差率为3.75%,平均相对误差率为2.54%,拟合结果显示模型可靠。BP神经网络非线性结构系统,具有预测精度高,可行性强的特点,表明BP神经网络可用于未来人口规模预测,为福建省经济社会发展战略与规划,调整人口结构,制定合理的人口决策提供参考。

关键词:神经网络;福建省;人口死亡率;GM(1,1)模型

中图分类号:C92-05 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-1807(2014)09-0116-05

人口是指居住在一定地域内或一个集体内的人的总数,是一个内容复杂、包含多种社会构成、经济构成、社会关系和经济关系的社会实体^[1],是一个国家经济社会发展的重要动力。人口问题一直是困扰世界各国发展的重要问题,它直接关系到一个国家社会经济的可持续发展。近年来,世界各国越来越重视人口普查,投入巨大的财力、人力进行了人口普查工作,以求摸清自身的人口现状。然而,人口死亡率也是影响人口问题的重要因素之一。人口死亡率指某一地区一段时间内的死亡人数与该时期平均总人数之比率,反映了人口死亡的程度,在一定程度上体现了一个地区医疗水平及居民健康水平的高低。人口死亡率的变化与人口的发展变化密切相关,通过人口死亡率预测对掌握人口动态变化具有重要意义。目前许多学者运用多种模型对人口死亡率预测开展了相关研究,主要有灰色预测模型^[2]、时间序列模型^[3]、Lee-Carter死亡率预测模型^[4]、APC模型^[5]、Cairns-Blake-Dowd死亡率模型^[6]、Renshaw-Haberman队列效应模型^[7]这些方法在人口死亡率预测中取得了较为理想的效果,但是由于现实世界错综复杂,真实模型往往是非线性的,在简单的模型假设下进行数据模拟,往往违背现实客观情况。

近年来,以非线性为特征的人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)引起人们的广泛兴趣。人工神经网络具有大规模并行模拟处理非线性动力

学和网络全局作用等特点,能以任意精度逼近任意非线性函数,同时还具有很强的自适应、自学习及其容错能力^[8]。目前应用最广泛的ANN模型是由Rumelhart、McClelland于1985年提出的BP神经网络模型,BP神经网络是一种多层前馈神经网络(Back-propagation,反向传播),具有抑制与激活神经网络节点,自动决定影响性能的参数及其影响程度的特点^[9],已在函数逼近、模式识别、分类、数据压缩等领域得到广泛应用。因此,本文试图运用BP神经网络模型对福建省人口死亡率进行预测,以期揭示人口死亡率动态变化规律,掌握人口变化动态,为经济社会发展和计划生育提供决策支持。

1 研究区概况

福建省位于北纬23°33'~28°20'、东经115°50'~120°40'之间,地处亚热带,背山面海,气候温和,雨量充沛,四季常青。福建省地处中国东海之滨,东隔台湾海峡与台湾省相望,东北与浙江省毗邻,西北横贯武夷山脉与福建省交界,西南与广东省相连,是中国距离东南亚、西亚、东非和大洋洲最近的省份之一。全省土地面积为12.14万平方公里,其中山地丘陵占80%以上,有“八山一水一分田”之称,森林资源丰富,是我国南方的重点林区之一。森林覆盖率65.95%,居全国第一,有“绿色宝库”之称。福建沿海有属亚热带海洋和大陆架浅海,是寒暖流交汇地方,鱼、虾、贝、藻种类繁多,经济鱼、对虾、扇贝等海珍品资源丰富,

收稿日期:2014-05-31

作者简介:旷开金(1988—),男,江西吉安人,福建农林大学计算机与信息学院,统计学硕士研究生,研究方向:生态环境统计、仿真模拟。

是我国的主要渔区。福建境内山峦起伏,溪河纵横、山青水秀,文物古迹众多,旅游资源十分丰富,武夷山被联合国教科文组织列入《世界自然与文化遗产名录》。

2 数据来源与处理

本文数据来源于福建省 2013 年统计年鉴^[10],对福建省 1978—2012 年的人口死亡率数据进行实证分析和检验,并对 2013—2015 年人口死亡率进行预测。由于 BP 神经网络算法是一种梯度下搜索降法,存在学习后期收敛速度慢、易于陷入误差函数的局部极小点;对于较大搜索空间,多峰值和不可微函数不能有效搜索到全局最小点^[11]。而 Leven-berg-Marquardt 优化方法与 Bayesian 正则化方法(trainbr 函数)具有很好的推广能力,Leven-berg-Marquardt 优化方法进行网络权值和阈值的最优化搜索,Bayesian 正则化方法在网络训练过程中自适应地调节性能函数比例系数 C 的大小,使其达到最优^[12]。因此,运用改进 BP 神经网络,建立福建省人口死亡率预测模型。在进行 BP 神经网络算法前需对输入、输出节点数据做归一化处理,即 $x' = x/x_{max}$,将输入样本矩阵范围控制在 $[0,1]$ 内。式中 x 为输入、输出节点值, x_{max} 为节点最大值。

3 研究方法

3.1 BP 神经网络模型

3.1.1 BP 神经网络结构

人工神经网络(ANN)是由若干个人工神经元相互连接组成的广泛并行互联的网络,是一种试图模拟人的神经系统建立起来的非线性动力学系统。神经网络理论的 Kolmogorov 定理证明^[13]:具有 n 个输入神经元, $2n+1$ 个隐含层神经元和 m 个输出神经元的 3 层 BP 神经网络可任意逼近任何紧致子集上的连续函数。3 层 BP 神经网络结构可用图 1 表示。

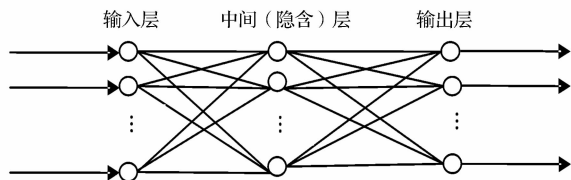


图 1 3 层 BP 神经网络结构图

BP 神经网络包含输入节点,输出节点,一个或多个隐含层节点。对于每个神经元的输入信号,要先向前传播到隐含层节点,经作用函数后,再把隐节点的输出信号传播到输出节点。节点的作用的激励函数必须是处处可微的,通常选取 Sigmoid 函数(S 型函

数),包括双曲正切 Sigmoid 函数 $f(u) = \frac{2}{1+e^{-2u}} - 1$,

对数 Sigmoid 函数 $f(u) = \frac{1}{1+e^{-u}}$ 或线性函数 $f(u) = cu$,在一般情况下,隐含层采用 S 型激活函数,输出层采用线性激活函数。

3.1.2 BP 神经网络学习规则

BP 算法是一种监督式的学习算法,主要思想就是通过学习样本与输出样本之间的误差乱来不断修正权值,使网络的输出不断地接近期望的输出,网络输出层的误差最小。通过连续不断地在相对于误差函数斜率下降的方向上计算网络权值和偏差的变化而逐渐逼近目标,每一次权值和偏差变化都与误差的影响成正比,并以反向传播的方式传递到每一层。其核心思想就是将输出误差以某种形式通过隐层向输入层逐层反传,将误差分摊给各层的所有单元,修正各单元权值^[14]。神经网络算法步骤如下:

1)网络初始化。给各连接权值分别赋一个区间 $(-1,1)$ 内的随机数,设定误差函数 e ,给定计算精度值 ϵ 和最大学习次数 M ;

2)随机选取第 k 个输入样本及对应期望输出;

3)计算隐含层各神经元的输入和输出;

4)利用网络期望输出和实际输出,计算误差函数对输出层的各神经元的偏导数 $\delta_o(k)$;

5)利用隐含层到输出层的连接权值、输出层的 $\delta_o(k)$ 和隐含层的输出计算误差函数对隐含层各神经元的偏导数 $\delta_h(k)$;

6)利用输出层各神经元的 $\delta_h(k)$ 和隐含层各神经元的输出来修正连接权值 $w_{ho}(k)$;

7)利用隐含层各神经元 $\delta_h(k)$ 和输入层各神经元的输入修正连接权。

8)计算全局误差

$$E = \frac{1}{2m} \sum_{k=1}^m \sum_{o=1}^q (d_o(k) - y^o(k))^2$$

9)判断网络误差是否满足要求。当误差达到预设精度或学习次数大于设定的最大次数,则结束算法。否则,选取下一个学习样本及对应的期望输出,返回到第三步,进入下一轮学习。

3.1.3 网络节点确定

网络输入层节点是系统的自变量个数,输出层节点数就是系统目标个数,隐含层节点数的选取较为复杂,节点数太少,网络难以识别样本,容错性降低,训练能力就会变弱,无法完成精确预测;节点数太多,会增加网络的迭代次数,训练时间变长,降低网络的泛

化能力,导致预测能力下降,一般可按以下公式选取^[15]: $n = \sqrt{n_1 + n_2} + a$, n_1 为输入神经元数, n_2 为输出神经元数, a 为 0~10 之间的常数。

3.2 灰色预测理论

灰色预测法是一种对含有不确定因素的系统进行预测的方法,灰色系统是一种介于白色系统和黑色系统之间的一种系统。信息完全明确的系统称为白色系统,信息完全不明确的系统称为黑色系统,部分信息已知,部分信息未知,即信息不完全明确的系统称为灰色系统。灰色预测通过鉴别系统因素之间发展趋势的相异程度,并对原始数据的生成处理来寻找系统变动规律,从而建立预测模型来预测事物未来发展趋势。

3.2.1 GM(1,1)模型

GM (1,1) 模型是最常用的一种灰色模型,它是单变量的一阶线性动态模型,主要用于外推性预测,具体建立模型步骤如下^[16]:

设时间序列 $X^{(0)}$ 有 n 个观察值, $X^{(0)} = \{X^{(0)}(1), X^{(0)}(2), \dots, X^{(0)}(n)\}$, 通过累加生成新序列 $X^{(1)} = \{X^{(1)}(1), X^{(1)}(2), X^{(1)}(3), \dots, X^{(1)}(n)\}$, 则 GM(1,1)模型相应的微分方程为:

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + aX^{(1)} = \mu$$

(1)

式中, a 为发展灰数, μ 为内生控制灰数。

设 $\hat{a}$ 为待估参数向量, $\hat{a} = \begin{pmatrix} a \\ \mu \end{pmatrix}$, 利用最小二乘法求解,可得:

$$\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y_n$$

(2)

其中:

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}[X^{(1)}(1) + X^{(1)}(2)] & 1 \\ -\frac{1}{2}[X^{(1)}(2) + X^{(1)}(3)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}[X^{(1)}(n-1) + X^{(1)}(n)] & 1 \end{bmatrix},$$

$$Y_n = \begin{bmatrix} X^{(0)}(2) \\ X^{(0)}(3) \\ \vdots \\ X^{(0)}(n) \end{bmatrix}$$

求解微分方程,可得预测模型为:

$$\hat{X}^{(1)}(k+1) = \left[X^{(0)}(1) - \frac{\mu}{a} \right] e^{-ak} + \frac{\mu}{a}, (k = 0,$$

$$1, 2, \dots, n)$$

(3)

3.2.2 模型检验

1)残差检验。按预测模型计算 $\hat{X}^{(1)}(i)$, 并将 $\hat{X}^{(1)}(i)$ 累减生成 $\hat{X}^{(0)}(i)$, 然后计算原始序列 $X^{(0)}(i)$ 与 $\hat{X}^{(0)}(i)$ 的绝对误差序列及相对误差序列。

$$\Delta^{(0)}(i) = |X^{(0)}(i) - \hat{X}^{(0)}(i)|, i = 1, 2, \dots, n$$

(4)

$$\Phi(i) = \frac{\Delta^{(0)}(i)}{X^{(0)}(i)} \times 100\%, i = 1, 2, \dots, n$$

(5)

2)关联度检验。根据关联度计算方法,计算出 $\hat{X}^{(0)}(i)$ 与原始序列 $X^{(0)}(i)$ 的关联度系数,然后计算出关联度,一般来说,当 $\rho = 0.5$ 时,关联度大于 0.6 即可。

3)后验差检验。

计算原始序列的标准差:

$$S_1 = \sqrt{\frac{\sum [X^{(0)}(i) - \bar{X}(0)]^2}{n-1}}$$

(6)

计算绝对误差序列的标准差:

$$S_2 = \sqrt{\frac{\sum [\Delta^{(0)}(i) - \bar{\Delta}(0)]^2}{n-1}}$$

(7)

$$\text{计算方差比: } C = \frac{S_2}{S_1}$$

(8)

计算小误差概率:

$$P = p\{|\Delta^{(0)}(i) - \bar{\Delta}(0)| < 0.6745S_1\}$$

(9)

令 $e_i = |\Delta^{(0)}(i) - \bar{\Delta}(0)|$, $S_0 = 0.674S_1$, 则 $P = p\{e_i < S_0\}$ 。

P	C	
>0.95	<0.35	好
>0.80	<0.50	合格
>0.70	<0.65	勉强合格
≤0.70	≥0.65	不合格

若残差检验、关联度检验、后验差检验都能通过,则可以用所建模型进行预测;否则应进行残差修正。

4 人口死亡率预测实证分析

4.1 人口死亡率样本训练与预测

为对福建省人口死亡率进行验证和预测,根据 2013 年福建统计年鉴 1978—2012 年人口死亡率数据进行建模和预测。影响人口死亡率因素众多,在建立死亡率预测模型时很难找出所有的影响因素。而人口死亡率历史统计数据是所有影响因素相互作用的结果,其中隐含包括了这些影响因素对人口死亡影响的规律。因此,本文先使用单步预测,然后再将输出反馈给输入端作为网络输入的一部分,构建滚动神经网络预测模型。将外部因素对人口死亡率的影响规律通过神经网络模型进行表达,而不需要人为分析

影响人口死亡的外部因素,避免了因选择外部因素不同造成的预测偏差。

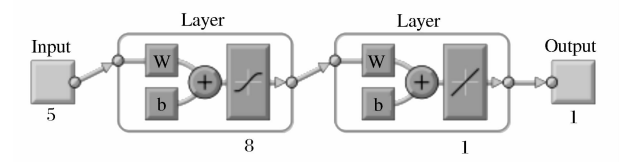


图 2 神经网络传递示意图

以福建省 1978—1982 年、1979—1983 年、…、2007—2012 年人口死亡率数据作为网络输入,1983、1984、…、2012 年数据作为理想输出,即以前 5 年数据为 BP 神经网络的输入变量,以当年数据为网络输出变量,其中 1978—1982 年、1979—1983 年、…、2002—2006 年共 25 组样本数据对网络进行训练,2003—2007 年、2004—2008 年、…、2007—2011 年共 5 组数据为验证样本集,采用 BP 神经网络模型预测 2013—2015 年人口死亡率。本文运用 MATLAB R2013a 中神经网络模块建立人口死亡率预测模型,根据网络结构,输入层节点选择 5,输出层节点数为 1,为了缩短训练的时间,隐含层为 1 层,经过反复测试,节点数设为 8,见图 2。

为对样本进行训练,首先对 BP 神经网络的相关参数进行设置。BP 神经网络创建:net=newff(minmax(P),[8 1],{'tansig','purelin'},'trainbr'),设置 BP 神经网络的隐含层神经元数、输出层神经元数,隐含层神经元采用曲正切 S 型传递函数 tansig 激活函数,输出层采用线性传递函数 purelin,网络训练算法采用 trainbr 函数。网络训练参数:设置网络训练次数,net.trainParam. epochs=5000;设置显示当前网络训练误差间隔次数,net.trainParam. show=50;设置网络训练目标误差,net.trainParam. goal=0.001;设置自学习的学习率,net.trainParam. lr=0.001。网络模型参数确定后,对网络进行训练和测试,神经网络训练图见图 3。从图 3 可以看出,网络学习训练到 117 次时,就达到了学习精度 0.0014253,其学习速度较快,训练数据与所设计的网络模型相符,误差

较小,样本拟合情况理想,见图 4。

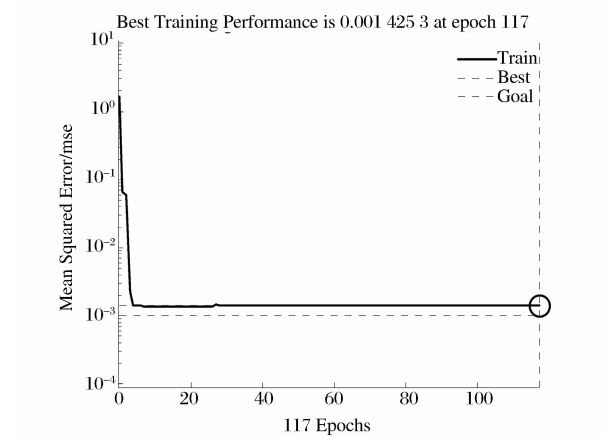


图 3 样本训练过程误差变化图

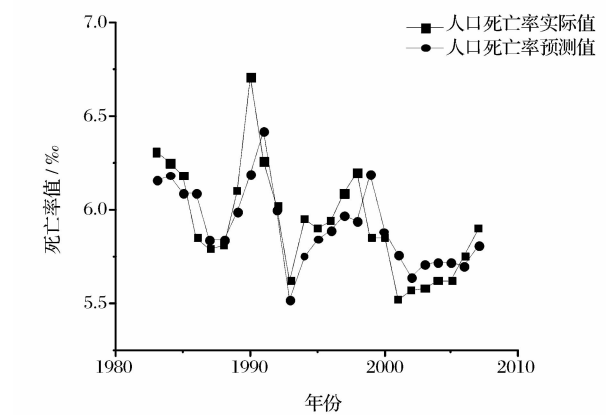


图 4 人口死亡率训练值与实际值

根据训练好的网络,对 2008—2012 年的人口死亡率进行预测检验,见表 1。从表 1 可以看出,改进 BP 神经网络预报结果相对误差率较小,最小相对误差率为 1.05%,最大相对误差率为 3.75%,平均相对误差率为 2.54%,并且进一步预测 2013 年至 2015 年人口死亡率分别为 5.59‰、5.84‰、5.67‰。可以看到 BP 神经网络预测未来人口死亡率还存在一个波动过程,但是都在 5.5% 以上,表明未来一段时间还存在控制人口死亡压力。

表 1 2008—2012 年人口死亡率神经元网络试报结果

%

年份	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015
BP 神经网络训练输出值	5.84	5.82	5.23	5.39	5.53	5.59	5.84	5.67
实际死亡率值	5.90	6.00	5.16	5.20	5.73			
绝对误差值	0.062	0.178	0.071	0.195	0.204			
相对误差率/%	1.05	2.97	1.37	3.75	3.56			

4.2 GM(1,1)模型

运用灰色系统理论中的灰色预测 GM(1,1)模型预测人口死亡率,分析模型精度,与 BP 神经网络进行对比分析。以 1978—2007 年作为原始数据,通过 GM(1,1)模型预测得到模型方差比 $C=0.2613<0.35$, $P=1.0000>0.95$,后验差检验通过,表明模型具有较好的预测能力,预测模型为:

$$\hat{X}^{(1)}(k+1)=-1626.65e^{-0.003887k}+1632.960,(k$$

$$=0,1,2,\cdots,n)$$
 (10)

2008 年—2012 年预测人口死亡率见表 2,从表 2 可以看出,GM(1,1)预测结果相对误差率较大,最大相对误差率为 8.40%,平均相对误差率为 5.91%,进一步预测未来三年人口死亡率,得到 2013 年人口死亡率为 5.53‰,2014 年为 5.50‰,2015 年为 5.49‰,基本在 5.50‰左右跳动。

表 2 2008—2012 年 GM(1,1)试报结果 %

年份	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015
GM(1,1)预测值	5.64	5.61	5.59	5.57	5.55	5.53	5.50	5.49
实际死亡率值	5.90	6.00	5.16	5.20	5.73			
绝对误差值	0.262	0.384	0.432	0.372	0.180			
相对误差率/%	4.45	6.41	8.40	7.15	3.13			

5 结论与讨论

1)通过 BP 神经网络模型,以福建省 1978—2007 年的人口死亡率数据为训练样本,2008—2012 年人口死亡率为检验样本,对人口死亡率进行预测检验。结果表明 BP 神经网络拟合效果理想,模型训练 117 次结束,预测数据的最大相对误差率、平均相对误差率分别为 3.75%、2.54%,预测精度较高。

2)通过运用灰色预测模型 GM(1,1)进行预测,结果表明 2008—2012 年 GM(1,1) 灰色模型预测人口死亡率与实际死亡率误差为比 BP 神经网络模型预测误差大,在建模样本相同的情况下,BP 神经网络具有比其他数学方法更好的预测精度。

3)BP 神经网络的非线性系统大大提高了模型预测精度,但是由于 BP 神经网络算法是一种梯度下搜索降法,易陷入误差函数的局部极小点,在某些情况下不能有效搜索到全局最小点。因此在 BP 算法中采用 Trainbr 训练函数,提高模型的泛化能力,并且对隐含层节点数综合考虑,增强模型预测性能。

4)BP 神经网络用于人口死亡率预测具有其他预测方法所不具有的优越性,预测结果较为精准,避免了其他复杂模型难以掌握,预测精度低的缺点,在一些地区人口死亡率预测中已得到广泛应用,说明 BP 神经网络模型预测结果可靠。

参考文献

[1] 梁在. 人口学[M]. 北京:中国人民大学出版社,2012:46.
[2] 刘涛. 人口死亡率的灰色预测模型[J]. 数理医药学杂志, 2004,17(4):289—291.
[3] 刘晓冬,景睿,孟祥臻. ARIMA 模型对中国人口死亡率预测

的研究[J]. 中国卫生统计,2008,25 (6):630—631.
[4] 祝伟,陈秉正. 中国城市人口死亡率的预测[J]. 数理统计与管理,2009,8(4):736—744.
[5] 王晓军,黄顺林. 中国人口死亡率随机预测模型的比较与选择[J]. 人口与经济,2011(1):82—86.
[6] CAIRNS A J G,BLAKE D,DOWD K. Pricing death;Frame-works for the valuation and securitization of mortality risk [J]. ASTIN Bulletin,2006,36:79—120.
[7] RENSHAW A E,HABERMAN S. A cohort based extension to the Lee-Carter model for mortality reduction factors [J]. Insurance;Mathematics and Economics,2006,38:556—570.
[8] 贾楠,胡红萍,白艳萍. 基于 BP 神经网络和 AR 模型的人口预测[J]. 商丘师范学院学报,2011,27(3):6—9.
[9] 毕小龙,袁勇. 基于 BP 神经网络的人口预测方法研究[J]. 武汉理工大学学报:交通科学与工程版,2007,31(3):556—558.
[10] 福建省统计局. 福建省统计年鉴[M]. 北京:中国统计出版社,2013.
[11] 洪伟,吴承祯. 试验设计与分析——原理·操作·案例 [M]. 北京:中国林业出版社,2004:251—263 .
[12] 袁飞,任立良,姜红梅,等. MATLAB 神经网络工具箱在径流模拟中的应用[J]. 人民长江,2003,34(6):38—40.
[13] NIELSEN R H. Kolmogrov’s neural mapping network ex-istence theory[M]. San Diego: IEEE First International Conference on Neural Networks,1987:11—14.
[14] 丛爽,面向 Mat lab 工具箱的神经网络理论与应用[M]. 合肥:中国科学技术大学出版社,1998:53—72.
[15] 焦淑华,夏冰,徐海静,等. BP 神经网络预测的 MATLAB 实现[J]. 哈尔滨金融高等专科学校学报,2009(1):55—56.
[16] 徐国祥. 统计预测和决策[M]. 3 版. 上海:上海财经大学出版社,2008:201—222.

(下转第 149 页)

实际工作中变化着的问题。一些研究室正是在这一点上做得比较好,从刚刚走上工作岗位上的青年科研人员抓起,把行政事务内化为日常工作的一部分,这也反映了为什么总体而言,调查中只有 39.8% 的科研人员认为行政事务带来的压力较大。

3.4 心理上注重疏解

加强心理健康指导和服务。行政事务给科研人员带来的困扰其实很大程度上源于科研人员同时需要面对科研、教学和行政各方面的任务,不能够很好的处理自身的压力,而并非是指行政事务的繁重程度高于科研和教学任务。并且随着职业道路的发展,面对愈发繁重的工作,肩负更多的责任,更加不能忽视科研人员的压力和心理健康,不能因为其拥有丰富的学术成果和工作经验,就忽略心理健康的建设和发展。因此,研究所应该关注各层次科研人员的心理健康,为他们提供及时的疏导和积极有效的解压途径。

综上所述,行政事务虽然在科研机构中起辅助作用,但同时也是科研工作得以顺利进行的重要保障,其本身与科研相辅相成。本文通过对科研机构中行

政事务对科研人员事务影响进行层次分析,考察不同层次人员对行政事务态度,得到如下结论:行政事务虽然纷繁芜杂,但也绝非洪水猛兽。科研人员需要在处理行政事务的同时注意积累经验,科研机构根据各层次科研员工的特点,不断完善管理模式,使之科学化、制度化、系统化,并能够充分运用这一系统合理配置科研资源、提供保障,方能使科研、教育和各项工作都朝着有利方向发展。

参考文献

- [1] 杨涛. 科研人员行政化有损科技创新和进步[N]人民公安报,2006-07-04.
- [2] 中国科学院“十二五”人才队伍建设规划(2011-2015 年)[EB/OL]. (2012-08-17). http://www.pe.cas.cn/zcgz/zhc_zcgz/zkywj/201208/t20120817_3628953.html.
- [3] 夏小娟. 如何缓解行业办学类高校转型期校长行政事务压力[J]. 湖南税务高等专科学校学报,2005(3):61-62,65.
- [4] 王磊磊. 我国高校行政化的现实批判与矫治[C]//学校发展:价值、挑战与对策——2011 首都教育论坛学校发展国际学术研讨会会议论文集. 北京,2011.

Analytic Hierarchy of the Influence on the Administrative Affairs of Researchers

XU He-nan^{1,2}, LIU Hong², WANG Wei-liang¹

(1. Humanities Institute, University of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
2. Center for Space Science and Applied Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: According to the researchers also need to undertake projects, funding and academic management as administrative affairs in addition to scientific research, based on the investigation of some research institutes in Chinese Academy of Sciences, summarize and clarify the representative point of view through interviews, and investigate pressure from engineering task, papers, administrative affairs and graduate training on researchers through the questionnaire, and analyze the results by ANOVA(Analysis of Variance) and summarizes the characteristics of the administrative affairs of researchers according to the positional titles. And put forward optimization suggestions from the aspects of the management system, work flow, mentality and psychology in order to alleviate the researchers working pressure and give a correct understanding of the role of administrative affairs.

Key words: research institutions; administration; scientific researcher; administrative affairs

(上接第 120 页)

An Prediction of Population Mortality Based on BP Neural Network Model and Grey Prediction Theory

KUANG Kai-jin^{1,2}, LIU Jin-fu^{1,2,3}, XU Dao-wei^{2,3}, QI Li-xia^{2,3}, LIAN Ying^{1,2}, LIN Yu¹

(1. Computer and Information College; 2. Cross-Strait Nature Reserve Centre;
3. Forestry College, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, China)

Abstract: According to data collected from Fujian statistical yearbook in 2013, using GM (1, 1) model and a three-layer BP neural network structure model build by MATLAB to predict population mortality of Fujian province respectively. Result shows that BP neural network has a better fitting result in population mortality predicting than GM (1, 1) model, which minimum relative error is 1.05%, maximum relative error is 3.75%, and average relative error is 2.54%, this fitting result shows that model is reliable. BP neural network, which contains a nonlinear structure system, has higher prediction accuracy and stronger feasibility characteristics, so BP neural network could be used to forecast future population scale, and providing reference of economic and social development strategy planning and adjusting structure of population, making reasonable population decisions for Fujian province.

Key words: neural network; Fujian province; population mortality; GM(1,1) model