

基于神经网络的大学生心理健康评估模型

奚晓岚¹, 程灶火²

(1.江南大学心理健康教育中心,江苏 无锡 214122;2.无锡精神卫生中心,江苏 无锡 214000)

【摘要】 将神经网络和心理健康教育研究相结合,提出基于 BP 网络和 RBF 网络的心理健康评估模型。此方法不仅为非线性资料的处理提供了一种新思路,而且为在结构未知下的变量筛选开辟了途径。同时,神经网络模型能同时处理几百种因素,可使困难问题的求解更加精确。

【关键词】 神经网络;大学生;心理健康评估

中图分类号: R395.1 文献标识码: A 文章编号: 1005-3611(2011)06-0746-02

Neural Network-based Mental Health Evaluation Model

XI Xiao-lan, CHENG Zao-huo

Mental Health Education Center, Jiangnan University, Wuxi 214122, China

【Abstract】 Combining neural network with mental health education, the BP-based and RBF-based mental health evaluation model is proposed in this paper. The method not only provides a new idea for the nonlinear data, but also opens a new way for selecting variables with unknown structure. Meanwhile, the neural network model can deal with hundreds of factors, and make it more precisely in finding the solution of difficult problems.

【Key words】 Neural network; College student; Mental health evaluation

尽管在大学生心理健康的调查研究 and 个体评估中,广泛使用心理测验作为标准化评估工具,但取得的成效并不显著,许多心理问题还是不能早期发现。导致这种结局的原因是多方面的,如学生未能提供真实可靠的信息、测验的信效度差及心理问题本身的复杂性等,其中未能有效利用测验内在的信息也是一个重要原因。因此,在个体心理评估中,如何用数学手段精确有效地利用测验所提供的信息,提高对心理问题的识别率,是大学生心理健康保健和促进工作所面临的重要问题。

心理健康评估和心理问题识别本质上属于模式识别或非线性分类问题。每个独立个体的心理状况都是多维的信息系统,其基本特征是多变量、多层次、强耦合,系统内部各因素存在复杂的非线性相互作用,因此,很难用传统的数学方法描述。为有效利用测验信息提高大学生心理问题识别率,有必要建立更科学的心理健康状态识别模型。本研究将人工神经网络理论和技术应用于心理健康评估,构建心理健康评估和分类的新模型,把特征性心理健康指标从复杂的测验条目中分离出来,构成一个特定的集合,选取心理健康评估中的重要影响因素作为输入向量,分别利用 BP 网络和 RBF 网络模型评估心理健康状态,通过 MATLAB 神经网络工具箱训练样本,得到两种方法的输出结果,并对结果进行分析比较。此方法不仅提高了数学模型的精确度,而且显得更为科学、简便、有效。

1 神经网络心理健康评估建模

采用随机分层取样法,从本校心理咨询中心近年来测试的资料中随机抽取 150 名大学生(男 80 人,女 70 人)的 90 项症状清单(SCL-90)的测试资料。SCL-90 测试结果综合成 10 个因子分和总分,按常模标准将因子分 ≥ 2 分或总分 \geq

160 分定为划界分。建模输入指标分别为: x_1 =躯体化, x_2 =强迫, x_3 =人际敏感, x_4 =抑郁, x_5 =焦虑, x_6 =敌对, x_7 =恐怖, x_8 =偏执, x_9 =精神病性, x_{10} =睡眠饮食,以 SCL-90 的因子得分作为建立数学模型的基本数据。

神经网络的输入和输出编码一般采用等汉明距离的编码方式。网络输出三个测量结果值:健康、轻度不健康、不健康,依次编码为 100、010 和 001;网络输入:上述 10 个指标的因子分。

1.1 RBF 网络建模

径向基(RBF)神经网络是在借鉴生物局部调节和交叠接受区域知识的基础上提出的一种采用局部接受域来执行函数映射的人工神经网络。是由 Moody 和 Darken 于 20 世纪 80 年代末基于生物接收域提出的一种神经网络^[1,2]。其基本思想是:用径向基函数作为隐单元的“基”,构成隐含层空间隐含层对输入矢量进行变换,将低维的模式输入数据变换到高维空间内,使得在低维空间内线性不可分的问题在高维空间内线性可分,其结构见图 1。

从测量资料中抽取前 70 个样本,如此构成 10×70 的输入矩阵, 3×70 的输出矩阵,利用函数(newrbe)创建一个精确的 RBF 神经网络,并用所搜集的样本对其进行训练。

网络参数的选取:通过试训,确定最大神经元个数(MN)为 10,迭代过程的现实频率(DF)为 1,径向基函数的分布系数(SPREAD)为 1.2,网络均方误差目标值(GOAL)为 0.001。当训练至第 23 步时,网络模型满足精度要求。

完成训练之后,用附录表中最后 21 组样本数据进行测试,结果见表 1。

样本期望值与模型实际输出值的比较结果见图 2。由图可知,该 RBF 神经网络建模结果误差较小,说明网络训练样本较好,建模结果在允许误差范围内,满足精度要求,具有很

好的分类效果。

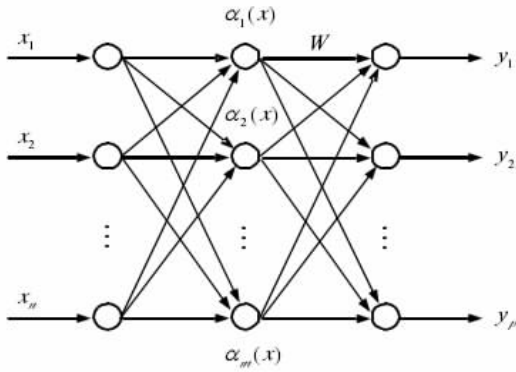


图1 径向基神经网络结构图

表1 RBF网络测试结果

编号	期望输出	模型实际输出
1	1, 0, 0	0.87375, -0.0031665, 0.0067038
2	1, 0, 0	0.79987, -1.6273e-005, 3.4451e-005
3	1, 0, 0	0.86657, -0.00041403, 0.00087655
4	1, 0, 0	0.88262, 0.0039351, -0.008331
5	1, 0, 0	0.95118, 0.00014261, -0.00030192
6	1, 0, 0	0.94074, 8.9052e-005, -0.00018853
7	1, 0, 0	0.92503, -0.00059907, 0.0012683
8	0, 1, 0	-8.7254e-005, 0.99999, 2.2282e-005
9	0, 1, 0	0.00040642, 1, -0.00010378
10	0, 1, 0	-1.1252e-005, 1, 2.8733e-006
11	0, 1, 0	-0.00029012, 0.99997, 7.4086e-005
12	0, 1, 0	-1.1055e-006, 1, 2.8232e-007
13	0, 1, 0	-0.00016368, 0.99998, 4.1797e-005
14	0, 1, 0	-6.9216e-005, 0.99999, 1.7675e-005
15	0, 0, 1	-5.5298e-005, -6.6701e-006, 1
16	0, 0, 1	3.9398e-005, 4.7522e-006, 0.99999
17	0, 0, 1	6.5189e-009, 7.8631e-010, 1
18	0, 0, 1	3.144e-006, 3.7923e-007, 1
19	0, 0, 1	0.0005, 6.031e-005, 0.99987
20	0, 0, 1	-2.9106e-005, -3.5108e-006, 1
21	0, 0, 1	-4.1247e-007, -4.9753e-008, 1

表2 BP网络测试结果

编号	期望输出	模型实际输出
1	1, 0, 0	0.89609, -0.0018345, -0.0096233
2	1, 0, 0	0.83786, 0.036964, 0.036106
3	1, 0, 0	0.87306, 0.0039305, 0.0061261
4	1, 0, 0	0.85508, 0.0084202, 0.0073824
5	1, 0, 0	0.93491, -0.018474, -0.013463
6	1, 0, 0	0.92294, -0.004926, -0.013475
7	1, 0, 0	0.91631, -0.0086864, -0.0096401
8	0, 1, 0	-0.001335, 0.99932, 0.0063952
9	0, 1, 0	-0.0002324, 0.99821, -0.00073139
10	0, 1, 0	-0.0075032, 1.0003, 0.0052548
11	0, 1, 0	-0.00022988, 0.99907, -0.0011319
12	0, 1, 0	-0.0017546, 1.0007, 0.00040899
13	0, 1, 0	-0.0013941, 1.0027, 0.0058799
14	0, 1, 0	0.0025707, 0.9868, 0.00039539
15	0, 0, 1	0.078885, -0.050414, 0.94758
16	0, 0, 1	-0.013719, 0.0030313, 1.0014
17	0, 0, 1	0.011899, -0.008472, 0.99082
18	0, 0, 1	-0.066377, 0.054492, 1.0249
19	0, 0, 1	0.063306, -0.067042, 0.96908
20	0, 0, 1	-0.0013061, 0.0013926, 0.99846
21	0, 0, 1	0.077502, -0.044174, 0.93993

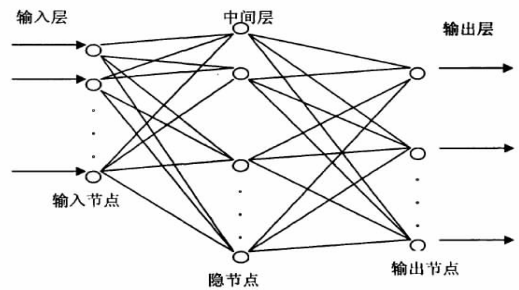


图3 BP神经网络模型

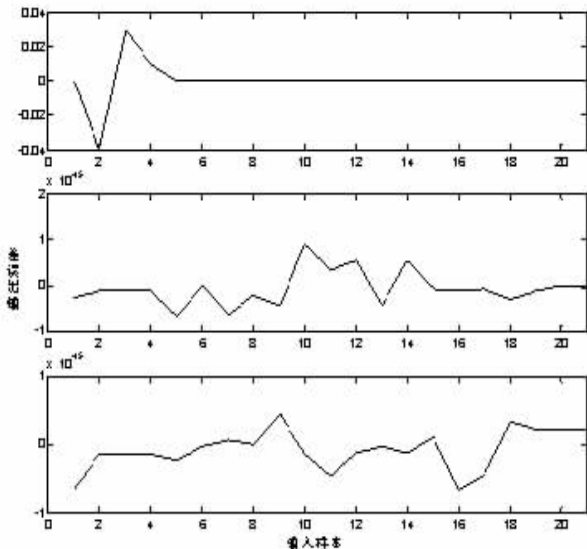


图2 RBF网络期望输出与模型实际输出值的误差

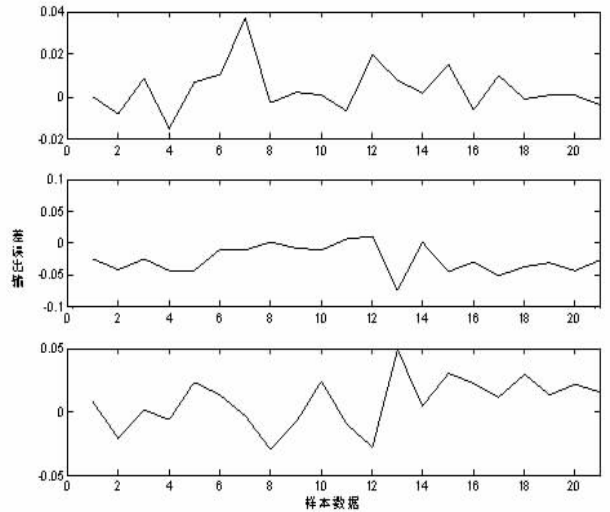


图4 BP网络期望输出与模型实际输出值的误差

1.2 BP网络建模

反向传播(BP)神经网络是由 Rumelhart 等人于 1985 年

(下转第 733 页)

们认为韧性的员工应该根据组织的变化随时准备更新自己的知识^[1]。这也告诫在职员工,在信息时代,知识和技术的更新速度是前所未有的,要想保住当前的竞争优势,必须要不断地学习新的专业知识和技能,不断地给自己充电。

如前所述,职业生涯韧性的成份有许多,但个体不需要具备所有的韧性能力,但需要拥有少数几种关键的核心韧性^[2]。这也是本研究的贡献之一,探索分析出职业生涯韧性的四种关键品质。但是我们也承认,个体应对职业逆境可能还需要其他的韧性品质,如服务业员工可能需要情绪智力,外资企业中可能还需要文化智力等。因此,在未来的研究中,需要对研究领域加以扩展,不断进行探索,以使该领域的研究愈加完善。

参 考 文 献

- 1 Waterman RH, Waterman JA, Collard BA. Toward a career-resilient workforce. *Harvard Business Review*, 1994, 72(4): 87-95
- 2 London M. Toward a theory of career motivation. *Academy of Management Review*, 1983, 8(4): 620-630

- 3 London M, Noe RA. London's career motivation theory: An update on measurement and research. *Journal of Career Assessment*, 1997, 5(1): 61-80
- 4 London M, Bray DW. Measuring and developing young managers' career motivation. *Journal of Management Development*, 1985, 5: 3-26
- 5 London M. Relationships between career motivation, empowerment and support for career development. *Journal of Occupational and Organizational Psychology*, 1993, 66: 55-69
- 6 Noe RA, Noe AW, Bachhuber JA. An investigation of the correlations of career motivation. *Journal of Vocational Behavior*, 1990, 37: 340-356
- 7 Grzeda M, Prince JB. Career motivation measures: A test of convergent and discriminant validity. *The International Journal of Human Resource Management*, 1997, 8(3): 172-196
- 8 Liu YC. Relationships between career resilience and career beliefs of employees in Taiwan. Unpublished Doctorial Dissertation, Texas A and M University, 2003
- 9 曾垂凯. 自我感知的可雇用性量表适用性检验. *中国临床心理学杂志*, 2011, 19(1): 42-44

(收稿日期:2011-05-22)

(上接第 747 页)

提出的,它是一种具有三层或三层以上的层次结构网络,相邻上、下之间各神经元实现全连接,即下层的每个神经元与上层的每个神经元都实现权连接,而每层各神经元之间无连接^[3,4]。也就是说,BP算法不仅有输入层节点、输出层节点,还有1个或多个隐含层节点,见图3。

为方便将仿真结果和RBF神经网络仿真结果进行比较,其输入输出样本数据的确定类似于RBF网络,此处网络采用三层结构,具体参数设置为:输入层神经元数取10,隐含层神经元数取12,输出层的神经元数取3,初始权值和初始阈值随机赋值范围为(-1,1),学习率0.5,隐含层的激活函数采用S型正切激活函数,输出层的激活函数采用线性激活函数,BP神经网络生成和初始化后,采用批量BP学习算法对网络进行训练,265次后误差下降到0.02,整个学习过程收敛效果比较好。

完成训练之后,用另外21组检验样本数据进行测试,结果见表2。样本期望值与模型实际输出值的比较结果见图3。

由图2和图4可以看出,基于RBF神经网络的心理状态建模具有较好的准确性和适应性,建模结果误差较小,拟合性较好,其建模结果明显优于BP神经网络。在网络训练的过程中,本文发现RBF神经网络的收敛速度也明显优于BP神经网络,且训练结果和网络输出结果稳定性较好。仿真结果表明,RBF神经网络用于心理健康状态建模是可行的,

将其应用于心理健康状态评估将会取得比BP神经网络更好的效果。

2 小 结

本文将人工神经网络技术应用于大学生心理评估建模,提出了基于神经网络的大学生心理健康评估模型。分别利用RBF神经网络和BP神经网络,对本校学生的心理健康建立数学模型,评估心理健康状态。并将RBF神经网络建模的评估结果与BP神经网络建模的评估结果进行分析比较,得出基于RBF神经网络的心理状态建模具有较好的准确性和适应性,建模结果误差较小,拟合性较好,其建模结果明显优于BP神经网络。

参 考 文 献

- 1 靳海水,等. 基于遗传算法的径向基网络学习及其应用. *同济大学学报*, 2003, 31(5): 610-613
- 2 董长虹. *Matlab神经网络与应用*(第2版). 北京:国防工业出版社, 2007
- 3 钟义信. *智能理论与技术—人工智能与神经网络*. 北京:人民邮电出版社, 1992
- 4 吴凌云. BP神经网络学习算法的改进及其应用. *信息技术*, 2003, 27(7): 42-44

(收稿日期:2011-08-07)