

PSO-BP 模型在高校学生个人信用评价中的应用^①

贾 伟, 范 婕

(山西财经大学 信息管理学院, 太原 030006)

摘 要: 近年来, 信用问题已成为全社会共同关注的一个重要话题。通过建立高校学生个人信用评价体系来引导和督促学生重视个人信用记录、改善个人信用行为、推动高校助学贷款、就业等工作的开展是非常必要的。采用 PSO-BP 算法建立模型, 对 BP 算法进行优化, 克服了 BP 神经网络收敛速度慢、易陷入局部极小、初始值难以确定等固有缺陷。通过在 Matlab 环境下进行仿真, 结果表明, PSO-BP 加快了 BP 的收敛速度, 提高了 BP 的泛化能力, PSO-BP 模型的训练效果明显优于 BP 模型, 在高校学生个人信用评价中具有一定的实践意义。

关键词: 个人信用; BP 神经网络; PSO 算法; PSO-BP

PSO-BP Model on Credit Evaluation System for College Students

JIA Wei, FAN Jie

(Shanxi University of Finance and Economics, Taiyuan 030006, China)

Abstract: In recent years, credit issue has already become an important topic which is focused by the whole society. It is necessary to establish personal credit evaluation system for college students, which will help students be guided and supervised to attention their personal credit record, improve their personal credit behavior, also will promote the job of college student loans and employment etc. In this paper, we used PSO-BP algorithm to construct the model of personal credit evaluation for college students, which was used to optimize the BP neural network. It overcomes the inherent of BP, such as its convergence speed is slow, the result is easy into the local minimum, and initial parameters are difficult to determine. Through simulating by Matlab, it showed that PSO-BP accelerated the convergence speed, improved the generalization ability of BP model. PSO-BP model is obviously superior to BP model. PSO-BP model has certain practical significance in personal credit evaluation system for college students.

Keywords: personal credit; BP neural network; PSO algorithm; PSO-BP

诚实守信自古以来就是中华民族的传统美德, 无论对于国家、企业抑或个人, 都具有非常重要的意义。然而, 随着社会主义市场经济的不断深入, 社会各行各业出现的信用问题却屡见不鲜, 甚至呈现一定程度的信用危机。在信用体系中, 个人信用体系是整个信用体系的基础和核心, 因此, 对个人信用体系的建设尤为重要。高校学生是社会的栋梁, 他们接受新知识的能力很强, 其文化素质、道德素质、政治素质的高低直接影响到祖国未来的发展。然而, 随着思想多元化的影响, 在众多高校学生中, 也不乏有一些违背社

会道德、缺失诚信原则的学生存在, 在助学贷款、就业等方面也受到了极大的影响。高校学生的个人信用问题已经成为整个社会关注的热点, 为他们提供相应的诚信档案和“经济身份证”迫在眉睫。本文试图运用 PSO-BP 算法来构建高校学生个人信用评价体系, 以期能改善学生的信用状况, 提高学生的信用意识, 并促进高校助学贷款、就业等工作顺利开展。

1 高校学生个人信用评价指标体系

本文在建立指标体系时, 借鉴了国内外多个学者

^① 基金项目: 山西省自然科学基金(2010011022-1)

收稿时间: 2010-06-09; 收到修改稿时间: 2010-08-01

总结的个人信用指标体系,参考了国内其他学者对高校学生个人信用指标体系的研究。在此基础上,本文根据高校学生自身的特点以及数据取得的难易程度,按照全面、科学、公正、可操作的原则,与专家多次反复讨论各个指标的重要性,最终建立了高校学生个人信用评价二级指标体系。本文最终选取了个人指标、信用指标、经济指标和能力指标等4个一级指标,以及18个二级指标。即个人指标下的二级指标包括:学校、学历、健康状况;信用指标下的二级指标包括:奖惩情况、住宿费学费缴纳情况、电费缴纳情况、图书借阅情况、考勤;经济指标下的二级指标包括:勤工俭学、家庭月收入、奖学金、打工月收入、助学贷款情况;能力指标下的二级指标包括:综合成绩排名、参与学生工作、科研情况、社会实践情况、资质证书。

2 基于PSO-BP的高校学生个人信用评价模型的构建

2.1 PSO-BP算法的基本思想

2.1.1 BP算法的缺陷

BP神经网络的学习过程是通过不断修改网络的权值和阈值来降低误差的,其初始权值、阈值是随机赋的,最终权值的确定往往很大程度上依赖初始权值的选择。如果初始权值设置不理想,BP网络容易陷入局部最优值^[1]。BP网络的权值采用梯度下降法调整网络的权值和阈值,这使得网络只会“下坡”而不会“爬坡”。基于梯度下降的BP算法收敛速度慢,极易陷入局部极值点,且对初始权值、自身的学习速率和动量等参数极为敏感,这些参数需要不断地训练才能逐步固定,而过度的训练会导致过拟合现象,从而影响网络的泛化能力。

2.1.2 微粒群算法

从20世纪90年代初开始,产生了模拟自然生物群体行为的优化技术^[2]。美国的Kennedy和Eberhart博士受鸟群觅食行为的启发,于1995年提出了一种全新的全局优化进化算法——粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization,简称PSO)。PSO算法的数学描述如下:

设在一个D维搜索空间中,一个群体中有m个粒子,第i个粒子的位置为一个D维向量,即 $X_i=(X_{i1},X_{i2},\dots,X_{iD})$;飞行速度也是一个D维向量,表示为 $V=(V_{i1},V_{i2},\dots,V_{iD})$,其中 $i=1,2,\dots,m$;粒子目前

搜索到的最优位置为 $P_i=(P_{i1},P_{i2},\dots,P_{iD})$;整个粒子群搜索到的最优位置为 $P_g=(P_{g1},P_{g2},\dots,P_{gD})$,粒子的位置和速度根据如下方程进行变化^[3,4]:

$$V_{id}^{(k+1)} = wV_{id}^{(k)} + c_1r_1(p_{id}^{(k)} - X_{id}^{(k)}) + c_2r_2(p_{gd}^{(k)} - X_{id}^{(k)}) \quad (1)$$

$$X_{id}^{(k+1)} = X_{id}^{(k)} + V_{id}^{(k+1)} \quad (2)$$

其中, $d=1,2,\dots,D$,k为当前进化代数;w为惯性权重; r_1, r_2 为分布于[0,1]之间的随机数,每次迭代随机生成; c_1, c_2 是加速系数,称为学习因子,分别调节粒子向个体最好位置和全局最好位置方向飞行的步长。若学习因子太小,则粒子可能远离目标区域;若太大则会导致突然向目标区域飞去或飞过目标区域。

2.1.3 PSO-BP算法

PSO作为一种优化工具,算法通过种群中粒子间的合作与竞争产生的群体智能指导优化搜索。利用PSO算法调整BP神经网络权值的过程是:首先用PSO算法替代BP算法中的梯度下降法反复优化BP神经网络模型的权值参数组合,直至解的适应度不再有意义地降低为止,在此基础上,再用BP算法对上面得到的网络参数进一步精确优化,直至搜索到最优网络参数为止,即可得到精确的最优参数组合。

PSO算法与BP算法的融合主要体现在以下两个方面:第一,PSO算法中粒子的位置向量对应BP算法的全部连接权值和阈值,PSO算法通过适应度函数寻找最优位置,也就是在寻找BP网络的最优权值和阈值;第二,粒子的适应度是采用BP算法的前向传播来计算,适应度函数的定义也是根据BP算法的均方误差得来的。

2.1.4 PSO-BP算法流程

PSO-BP算法流程如下^[5-7]:

① 确立BP神经网络结构,包括输入层、隐含层、输出层的神经元个数。

② 初始化粒子群,包括种群大小、最大迭代次数、粒子的初始位置、初始速度、惯性因子w的最大值和最小值、学习因子 c_1, c_2 ,初始化每一个粒子的个体极值和全局最优值等。

③ 确定适应度函数。以神经网络的最小均方差MSE作为粒子搜索性能的评价指标,即适应度,用于指导种群的搜索。

④ 根据输入、输出样本,计算出每个粒子适应度。

1) 先输入一个粒子,对每一个样本而言,都可以

按 BP 网络的前向计算方法计算出一个网络的输出值, 再按(公式 3)计算出其误差; 用同样的方法计算出所有样本的误差; 再按式(公式 4)计算出所有样本的均方差, 即该粒子的适应度。

$$f_i = \sum_{j=1}^J (y_{ij} - Y_{ij})^2 \quad (3)$$

$$f_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i \quad (4)$$

2) 返回到 1), 继续输入其他粒子, 直至计算出所有粒子的适应度。

⑤ 按照各粒子的适应度更新个体极值和全局最优值。

若 $present < P_i, P_i = present, P_i = X_i$, 否则 P_i 不变;

若 $present < P_g, P_g = present, P_g = X_i$, 否则 P_g 不变。

其中, $present$ 为当前粒子的适应度, P_i 为粒子的个体极值, P_g 为全局最优值。

⑥ 根据公式(公式 1)和(公式 2)更新粒子的速度和位置, 产生新的种群。

a. 考虑速度:

若 $V_{id} > V_{max}$, 则 $V_{id} = V_{max}$; 若 $V_{id} < -V_{max}$, 则 $V_{id} = -V_{max}$, 否则 V_{id} 不变;

b. 考虑位置:

若 $X_{id} > X_{max}$, 则 $X_{id} = X_{max}$; 若 $X_{id} < X_{min}$, 则 $X_{id} = X_{min}$, 否则 X_{id} 不变。

其中, V_{max} 、 X_{max} 、 X_{min} 为初始值。

⑦ 计算出算法的误差。

$$E = \frac{\sum_{i=1}^k f(P_g^{(i)})}{k} \quad (5)$$

其中, k 为当前迭代次数, $f(P_g^{(i)})$ 为第 i 次迭代的全局最优值的适应度。

⑧ 判断是否满足迭代停止的条件。

如果误差达到预设精度或者迭代达到最大次数, 算法收敛, 最后一次迭代的全局最优值 P_g 中每一维的权值和阈值就是我们所求的最优解; 若迭代次数未达到最大, 则返回步骤(4), 算法继续迭代, 否则算法终止。

2.2 高校学生个人信用评价模型的构建步骤

2.2.1 模型网络结构设计

PSO-BP 模型采用三层网络结构, 分别为输入层、

隐含层、输出层, 相邻层之间完全相连。输入层节点个数为样本数据输入变量个数, 即输入层输入的 18 项指标值; 网络的输出层为学生的信用分值, 因此, 输出层神经元个数设为 1; 隐含层节点个数目前没有统一的确定方法, 往往根据试凑法来调整隐含层的个数。本文根据大拇指规则, 得出隐含层的节点数可初步确定为层, 再根据试凑的方法最终确定隐含层神经元的个数。

2.2.2 模型网络参数设置

输入层与隐含层之间的传递函数选择“tansig”; 隐含层与输出层之间的传递函数选择“purelin”; 种群大小: $N=40$; 预设精度: $minerr=0.0001$; 最大迭代次数: $itmax=1000$; 最大速度: $vmax=0.5$; 惯性因子的最大值: $wmax=0.90$; 惯性因子的最小值: $wmin=0.30$; 学习因子: $c1=2$; 学习因子: $c2=2$; 粒子位置随机初始化范围: $(a,b)a=-1,b=1$; 粒子速度随机初始化范围: $(m,n) m=-1,n=1$; PSO 每个粒子的维度: $D=(iN+1)*hN+(hN+1)*oN$ 。

2.2.3 样本数据的采集

就本文的评价体系而言, 数据的采集主要有两个途径: 统计数据 and 调查数据。目前, 我国的个人信用评价还处于起步阶段, 尤其是对高校学生个人信用评价方面, 还没有建立统一的数据采集平台, 学校和银行之间没有建立互联互通的信息渠道, 各项指标数据通过统计方式很难达到汇总统一。因此, 本文通过调查问卷的方式, 获得样本数据。本次问卷调查对山西省不同层次的五所高校(其中包括一所重点高校、两所普通高校、两所民办高校)的本科生和研究生进行调查。调查采用匿名的方式, 所取得的数据不用于与本次研究无关的其他用途, 最大限度地保证数据的真实性。本次调查共发放问卷 2850 份, 经过整理, 去除无效问卷 350 份, 得到有效问卷共有 2500 份。

2.2.4 信用等级划分

本文参考其他学者的划分模式、银行信用等级划分标准以及信用评价公司的信用等级评价标准^[40], 并结合本研究的实际情况, 制定了信用等级划分规则, 其中, 信用分值在 0.9-1.0 之间为 AA 级; 信用分值在 0.8-0.9 之间为 A 级; 信用分值在 0.7-0.8 之间为 BB 级; 信用分值在 0.6-0.7 之间为 B 级; 信用分值在 0.5-0.6 为 CC 级; 信用分值在 0.4-0.5 级为 C 级, 信用分值在 0-0.4 级为 D 级。本文的信用等级划分为 AA、A、BB、

B、CC、C、D 七个等级。其中，信用分值在 0.9 与 1 之间的被评价对象拥有最高信用级别，而在 0 与 0.4 之间的评价对象信用等级最低，可完全不考虑其信用度。

2.2.5 目标信用分值的确定

由于 BP 神经网络在训练的过程中需要目标输出来指导，而现阶段在高校中还没有权威的信用评价机构或信用评价系统为学生进行信用评分，在本文中也就是没有相应的目标信用分值，因此，为具体确定样本数据的目标信用分值，本文采用专家评分法。专家组由五位专家组成，按照一定的评分标准，为样本数据中每个学生的指标数据进行评分。在专家打分完毕之后，综合五位专家的意见，对五个评分进行平均处理，取其平均值，最后将该值除以 100 即可得到(0,1)之间的一个数，这个数保留一位小数即为最终的目标信用分值。根据上述方法，专家对采集到的 2500 个数据依次进行打分，最终计算出每个学生的目标信用分值。具体的评分标准如表 1 所示：

表 1 信用分值的评分标准

指标		评分标准	指标		评分标准
个人指标(2分)	学校	0-4 分	经济指标(2分)	家庭月收入	0-8 分
	学历	0-4 分		奖学金	0-4 分
	健康状况	0-2 分		勤工俭学	0-3 分
				打工月收入	0-5 分
			助学贷款情况	0-10 分	
信用指标(6分)	奖惩情况	0-13 分	能力指标(6分)	综合成绩排名	0-4 分
	住宿费、学费缴纳情况	0-9 分		参与学生工作情况	0-4 分
	电费缴纳情况	0-6 分		科研情况	0-4 分
	图书借阅情况	0-6 分		社会实践情况	0-4 分
	考勤	0-6 分		资质证书	0-4 分

2.2.6 数据抽样与分组

在用模型对于个人信用进行评价时，抽样方法的

选择是否科学，抽样步骤的执行是否准确将直接影响到模型的建立和参数的估计的精确度。首先，本文根据专家组给出的 2500 个学生的信用分值，按照信用等级划分标准，先将每个学生进行信用等级划分。其中，AA、A、BB、B、CC、C、D 等级的学生个数分别为 85 个、285 个、386 个、514 个、480 个、670 个、80 个；其次，将信用等级相同的学生划为一组，按等级标记组；再次，将每一组按照 60%的比例进行“不放回”简单随机抽样，共抽取了样本数据 1500 个。经过抽样以后，AA、A、BB、B、CC、C、D 等级分别为 51 个、171 个、232 个、308 个、288 个、402 个、48 个。

在抽取了 1500 个样本数据以后，为了能使用 PSO-BP 模型、BP 模型进行学习，还必须将数据划分为测试集和训练集两个组。本文根据等距离抽样的方法，将 1500 个样本数据编号，从第 50 个样本数据开始抽取，每隔 50 个抽取一次，即抽取第 50、100、150、...、第 1500 个数，将抽取出的 30 个数作为测试集数据，其余未抽取的 1470 个数据作为训练集数据，其中测试集数据占全部样本数据的 2%。

2.2.7 PSO-BP 模型、BP 模型的 Matlab 实现

本文使用 MATLAB7 为实验应用平台，它作为一种交互式、面向对象的程序设计语言，在生物医学工程、信号分析、语言处理、图像信号处理、雷达工程、统计分析、计算机技术和数学等行业中都有极其广泛的应用。本文在 MATLAB 环境下对 PSO-BP 模型的算法进行编制。

3 模型的应用与评价

3.1 PSO-BP 模型与 BP 模型的应用与评价

在使用 PSO-BP 模型以及 BP 模型进行实验时，必须确定神经网络的网络结构，而神经网络的隐含层节点数没有统一的确定方法，本文通过试凑法来选择最佳隐含层节点数。试验结果为，当最大训练次数为 1000，预设目标误差为 0.0001 时，隐含层节点数为 4 时，BP 模型的隐含层节点数为 5 时，模型训练误差最小，因此，PSO-BP 模型的最优网络结构为 18-4-1，BP 模型的最优网络结构为 18-5-1。

当最大训练次数为 1000 次，目标误差为 0.0001 时对样本数据进行仿真，PSO-BP 模型、BP 模型的误

差曲线分别如图 1、2 所示：

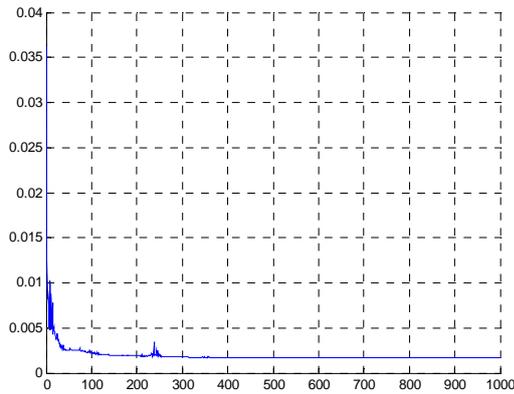


图 1 PSO-BP 模型的误差曲线图

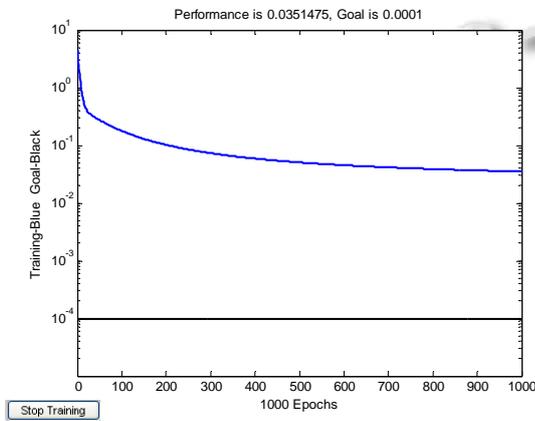


图 2 BP 模型的误差曲线图

当最大训练次数为 1000 次，目标误差为 0.0001 时对样本数据进行仿真，PSO-BP 模型、BP 模型的拟合效果分别如图 3、4 所示：

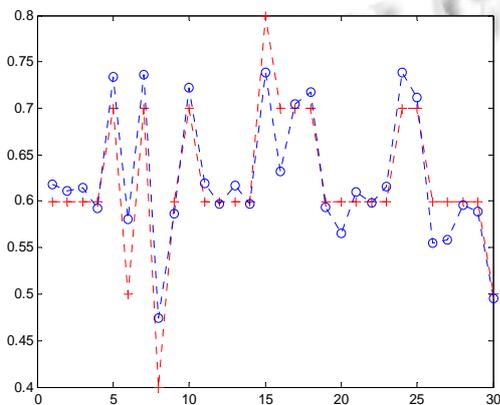


图 3 PSO-BP 模型拟合效果

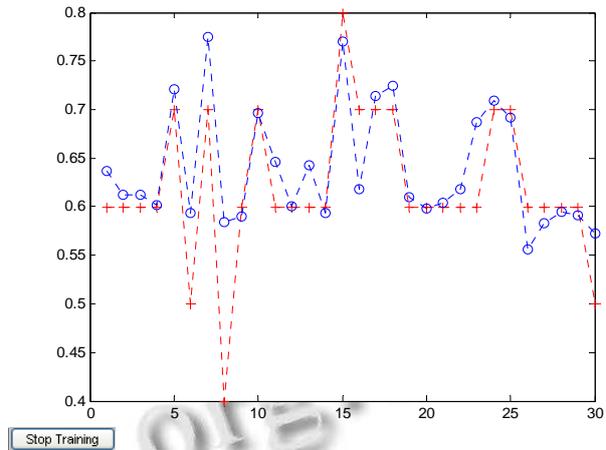


图 4 BP 模型拟合效果

其中，图 3、图 4 中 ‘o’ 表示 30 个测试集数据实际输出结果；‘+’ 表示测试集数据的目标输出结果。

为了明确地得到测试样本的实际输出结果，本文通过 Matlab 命令将仿真结果输出到一个文本文件中，通过比较实际结果与目标结果，可得到每个测试样本的相对误差，从而判断模型的有效性，PSO-BP 模型、BP 模型的实际结果如表 2 所示：

表 2 PSO-BP 模型、BP 模型的测试样本实际结果与目标结果

编号	PSO-BP 实际结果	BP 实际结果	目标结果	PSO-BP 相对误差	BP 相对误差
1	0.61851	0.63698	0.6	0.029927	0.058055
2	0.61165	0.61191	0.6	0.019047	0.019464
3	0.61428	0.61179	0.6	0.023247	0.019271
4	0.59298	0.60192	0.6	0.011839	0.00319
5	0.73449	0.72119	0.7	0.046958	0.029382
6	0.58076	0.59324	0.5	0.139059	0.157171
7	0.73617	0.77509	0.7	0.049133	0.096879
8	0.47421	0.58423	0.4	0.156492	0.315338
9	0.58624	0.58967	0.6	0.023472	0.017518
10	0.72242	0.69702	0.7	0.031035	0.004275
11	0.61951	0.64585	0.6	0.031493	0.070992
12	0.59763	0.60042	0.6	0.003966	0.0007
13	0.61695	0.64219	0.6	0.027474	0.065697
14	0.59722	0.59373	0.6	0.004655	0.01056
15	0.73869	0.77049	0.8	0.082998	0.0383

16	0.63166	0.6181	0.7	0.108191	0.132503
17	0.70451	0.71376	0.7	0.006402	0.019278
18	0.71756	0.72455	0.7	0.024472	0.033883
19	0.59334	0.61034	0.6	0.011225	0.016941
20	0.56526	0.59836	0.6	0.061458	0.002741
21	0.61026	0.60393	0.7	0.016813	0.006507
22	0.59826	0.61789	0.7	0.002908	0.028953
23	0.616	0.68724	0.7	0.025974	0.126943
24	0.73814	0.70945	0.6	0.05167	0.01332
25	0.71219	0.69176	0.6	0.017116	0.011912
26	0.55509	0.55597	0.6	0.080906	0.079195
27	0.55885	0.58359	0.6	0.073633	0.028119
28	0.5954	0.59477	0.6	0.007726	0.008793
29	0.58848	0.59092	0.6	0.019576	0.015366
30	0.49569	0.57293	0.5	0.008695	0.127293

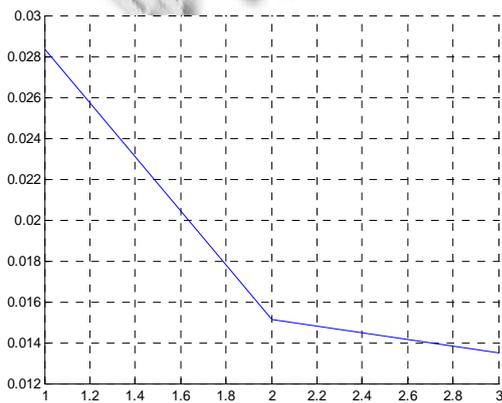


图 5 PSO-BP 训练误差图

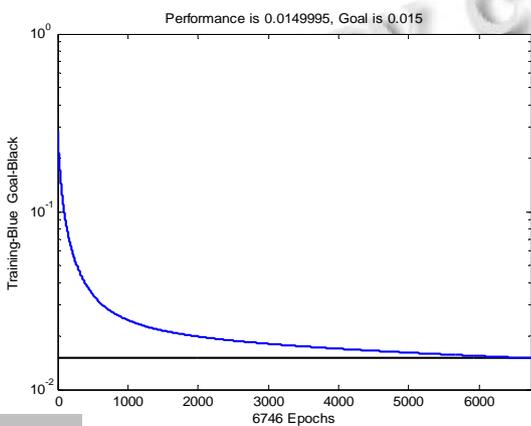


图 6 BP 训练误差图

当设置目标误差 0.015，隐含层节点数为 5，最大迭代次数为 15000 次，PSO-BP 模型、BP 模型在相同网络结构下的训练误差分别如图 5、6 所示：

3.2 PSO-BP 模型与 BP 模型的性能比较分析

3.2.1 收敛速度

在实验中发现，当设置相同的最大迭代次数，相同的网络结构，为达到相同的目标误差 0.015，用 PSO-BP 模型训练网络，迭代次数为 3 次；而用 BP 模型进行训练，当进行到第 6746 代时才收敛。显然，使用 PSO-BP 模型进行训练的迭代次数明显小于 BP 算法进行训练的代数，也就是为达到相同的目标误差，PSO-BP 模型的收敛速度要明显快于 BP 模型。且图 5 与图 6 进行比较，前者的曲线几乎一直处于下降状态，而且由于只训练了 3 代，下降的空间还很大。当达到目标误差时，曲线仍有很大下降的趋势，而后者的曲线下降的速度很慢，几乎处于很平滑的状态。因此可以看出 PSO-BP 模型的收敛速度明显大于 BP 模型得收敛速度。

3.2.2 泛化能力

表 2 为使用 PSO-BP 模型、BP 模型得到的测试样本的实际结果，并与目标结果比较得出了相对误差，可以看出，使用 PSO-BP 模型得出结果的误差范围在 0.3%-15.6%之间，而使用 BP 模型得出结果的误差范围在 0.07%-31.53%。显然，PSO-BP 模型的泛化能力较强。通过比较图 3、图 4 也可以看出，PSO-BP 模型的拟合效果要比 BP 模型好。

通过与传统 BP 模型比较，PSO-BP 模型改善了 BP 模型易陷入局部极小的缺陷，加快了收敛的速度，有效降低了训练误差，同时提高了模型的泛化能力，在一定程度上提高算法性能。因此，PSO-BP 模型在一定程度上改善了 BP 模型的缺陷，优化后的模型性能明显优于 BP 模型，在理论和实际上都有重要的价值。

(下转第 84 页)

限制, 仅用查全率来检验模型质量, 得到查全率平均值如表 3:

$$\text{查全率}(R) = \frac{\text{过滤结果中用户标注过的URL数}}{\text{信息源中用户标注过的全部URL数}}$$

表 3 模型平均查全率

查全率 (R) 选取的 tag 数	D_{11} 平均查全率	D_2 平均查全率
Top10	0.884	0.750
Top30	0.895	0.762

从实验中 D_2 看出的查全率并不是很高, 分析发现 D_2 中有的 URL 被标注的次数较少, 甚至仅被要研究的用户标注过一次。导致那些仅被用户标注过一次的 URL 不能被过滤出来, 但是可以通过调整 Sup 克服此缺点, 通过 D_{11} 和 D_2 实验结果对比看出对于每个 URL 被标注的人数越多, 贴的 tag 数越多, 查全率越高, 推荐的准确性越高, 个性化服务的质量也就越高。

5 结论

本文首先通过实验证明用户长期使用 tag 中含有稳定的兴趣, 即建模的可行性, 并分析了协同预测率和 tag 的分布规律, 最后提出基于加权树形结构和加权频繁项集表共同表示用户兴趣, 实验证明模型具有很高的查全率又避免了向量空间模型中提取关键词的复杂过程, 并且从用户角度反映不同用户对同一文档

(上接第 90 页)

4 结论

通过进行 Matlab 仿真实验, PSO-BP 模型的收敛速度、泛化能力都优于 BP 模型。PSO-BP 模型克服了 BP 模型收敛速度慢、易陷入局部最优、初始值难以确定等内在缺陷, 达到了很多的训练效果。由于在高校学生个人信用评价方面的研究还很不成熟, 在数据取得、指标建立等方面还存在一定的缺陷, 本文建立的评价体系只是一个初步的尝试。但是在建立起统一的数据平台, 成立权威的执行机构之后, 本文的模型以及相关的体系建立方法与流程, 对未来建立高校学生个人信用评价体系有一定的借鉴和参考作用。

参考文献

1 Yi D, Ge XR. An improved PSO based ANN with simulated annealing technique. *Neuron computing*, 2005,63(11):527—533.

感兴趣的侧面, 使得个性化服务质量更高。

以后的工作中主要深入研究如何使用聚类算法更精确和更好的建立加权概念树。

参考文献

- 1 曾春,邢春晓,周立柱.个性化服务技术综述.软件学报, 2002,13(10):1952—1961.
- 2 Joachims T, Freitag D, Mitchell T. WebWacher: A Tour Guide for the World Wide Web. Proc. of 15th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-97). Nogyo, Japan, August, 1997:770—775.
- 3 Shepherd M, Watters C, Marath AT. Adaptive User Modeling for Filtering Electronic News. Proc. of the 35th Annual Hawaii International Conference on System Sciences. 2002. 1180—1188.
- 4 Lupez-Pujalte C, Guerrero-Bote VP, Moya-Aneg FD. Order-Based Fitness Functions for Genetic Algorithms Applied to Relevance Feedback. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 2003,54(2):152—160.
- 5 http://baike.baidu.com/view/728.htm?fr=ala0_1
- 6 Marieke Guy. Folksonomies Tidying up Tags. <http://www.dlib.org/dlib/january06/guy/01guy.html>, 2009-4-20.
- 7 Li X, Guo L, Zhao YH. Tag-based Social Interest Discovery. *www2008/Refereed Track: Social Networks & Web 2.0-Discovery and Evolution of Communities*. 2008. 675—684.
- 8 Kennedy J, Eberhart RC. *Swarm Intelligence*. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers. 2001.
- 9 彭宇,彭善元,刘兆庆.微粒群算法参数效能的统计分析.电子学报,2004,32(2):209—213.
- 10 Jiang CW, Bompard E. A self-adaptive chaotic particle swarm algorithm for short term hydroelectric system scheduling in deregulated environment. *Energy Conversion and Management*, 2005,46:2689—2696.
- 11 艾永冠,朱卫东,闫冬.基于 PSO-BP 神经网络的股市预测模型.计算机应用,2008,28(12):105—107.
- 12 潘昊,侯清兰.基于粒子群优化算法的 BP 网络学习研究.计算机工程与应用,2006(16):41—43.
- 13 冯俊青,郁志宏. PSO-BP 网络模型在数据分类中的应用.自动化技术与应用,2007,26(11):13—15.
- 14 艾永冠. 粒子群优化神经网络在股市预测中的建模与应用 [硕士学位论文].合肥:合肥工业大学,2009.19—21.