

doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2013.02.015

基于BP神经网络的信用担保产品风险 评价体系构建与实证检验

何涌¹, 翁建兴²

(1. 湖南工业大学 财经学院, 湖南 株洲 412007; 2. 中南大学 商学院, 湖南 长沙 410083)

摘要: 通过构建信用担保产品风险评价指标体系, 应用神经网络技术对信用担保产品的风险进行综合评价; 并通过在单指标评价标准范围内随机取值方法, 生成建立神经网络模型所需的训练样本、检验样本和测试样本, 建立可靠的信用担保产品风险BP网络综合评价模型。通过16个实例研究表明: 提出的样本生成方法是可靠的, 并能有效地避免出现“过训练”和“过拟合”现象, 建立的BP模型具有较好的泛化能力, 不受人为因素的影响。

关键词: BP神经网络; 信用担保; 风险评价

中图分类号: C934

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2013)02-0068-06

Risk Assessment System of Credit Guarantee Products Based on BP Neural Network and Its Empirical Test

He Yong¹, Weng Jianxing²

(1. School of Finance & Economy, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China;

2. School of Business, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: On the basis of the constructed evaluation index system of credit guarantee risk, the neural network technology is applied to comprehensive risk assessment of the credit guarantee products. The training samples, verification samples and testing samples that the model needed are generated by random sampling method in the range of single-index evaluation standard. The case study indicates that the methodology for generating samples and the process for establishing BP-ANN model are effective and reliable. The phenomenon of over-training and over-fitting can be effectively avoided, and the BP model possesses good generalization and is not influenced by human factors.

Keywords: back propagation neural network model; credit guarantee; risk evaluation

1 相关研究

大力发展信用担保是解决中小企业信贷融资难

的有效途径, 而信用担保产品是担保机构的“生命线”。信用担保机构的产品收入以保费为主, 而承担的是代偿或赔付风险, 风险与收益的不对称性, 使

收稿日期: 2012-09-12

基金项目: 教育部人文社会科学研究青年基金资助项目(11YJCZH054), 湖南省教育厅高等学校科学研究基金资助项目(11C0439), 湖南工业大学社会科学基金资助项目(2011HSX05)

作者简介: 何涌(1974-), 男, 湖南宁乡人, 湖南工业大学讲师, 博士, 主要研究方向为投融资与信用管理, 技术创新财务管理, E-mail: fei_tiger@126.com

通信作者: 翁建兴(1977-)男, 福建龙岩人, 中南大学博士, 主要研究方向为企业融资与信用担保,

E-mail: wjxok2008@163.com

得信用担保产品具有高风险性。因此,对于自身提供的产品,信用担保机构除了要不断寻求新的利润增长点之外,还要先考虑风险承担和风险转移等问题,对信用担保产品的风险评价与控制也就成了信用担保业务的核心环节。因此,采用数理模型,对担保业务风险进行量化评价,是有效控制信用担保产品风险的重要途径。

对商业银行的信用风险评价的研究成果较丰富,其中经典的有:Robert C. Merton 等人^[1]讨论了通过金融担保的资产组合管理,分散担保产品风险;JP Morgan 银行在 Merton 模型基础上开发的 Credit Metrics 模型,用于计算个别贷款或贷款组合的 VAR (value-at-risk) 值,从而得到信用风险的度量^[2];此后,A. Nyfeler(2000)、David Jones (2001)等,对该模型作了进一步的拓展;M. D. Odom 等人^[3]则是首次将神经网络引入企业破产预测,开拓了神经网络在信用风险度量领域的应用。对于信用担保风险评价的理论研究相对缺乏问题,M. Gendron 等人^[4]分析了私人贷款担保组合,从资产组合的角度对担保产品风险进行了分析;国内学者研究信用担保风险,主要是应用模糊综合评价法(fuzzy comprehensive evaluation method)和层次分析法(analytic hierarchy process, AHP),如敖慧^[5]、张淑焕^[6]等人通过构建信用担保产品风险评价指标体系,运用模糊综合评价法进行产品风险评价。由于信用担保起步较晚,难以获得信用担保产品的大量历史数据,运用上述信用风险度量模型进行产品风险度量存在困难,而运用模糊综合评价法或 AHP 法对产品风险进行评价,受到人为确定各评价指标权重和隶属函数的影响,存在客观性和可靠性较差的问题。因此,本文采用 BP (back-propagation) 神经网络,通过建立具有较好泛化能力的网络模型,结合从某信用担保机构专家风险指标分级和 16 个风险产品数据,构建基于 BP 神经网络的信用担保产品风险评价模型,该模型在一定程度上可以克服风险产品数据采集难和评价客观性差的缺陷。

2 信用担保产品的风险评价体系及其评价标准

2.1 评价指标体系构建

信用担保属于高风险行业,为使信用担保产品风险评价科学合理,要选择具有较强分辨性和实际意义的指标,在构建指标体系时也要对指标进行相关性检验。从受保企业的基本经营状况、担保产品

能力以及反担保措施 3 个方面构建信用风险评价指标体系,可降低指标间的相关性。结合担保机构实际调研,本文选取 12 个主要指标构建信用风险的评价指标体系(评价指标用 X_i 表示, $i=1, 2, \dots, 12$)。

1) 企业基本经营状况指标: X_1 表示贷款逾期率; X_2 表示企业应付账款清付率; X_3 表示速动比率; X_4 表示资产负债率; X_5 表示销售利润率; X_6 表示销售现金比率。

2) 担保产品能力指标: X_7 表示产品销售率; X_8 表示销售增长率; X_9 表示应收账款周转率; X_{10} 表示流动资产周转率。

3) 反担保措施指标: X_{11} 表示反担保物品变现率; X_{12} 表示反担保物品充足率(反担保物清算对担保产品风险敞口的覆盖率)。

2.2 评价指标标准化

在评价指标体系中,既有正向指标,也有逆向指标,要让各指标在整个体系里有可比性,就要对所有指标做标准化处理^[7-8]。在这个体系中,定量指标趋向不一定一致,主要原因是指标评价标准不同,级差较大,所以必须做同趋化和规范化处理。为了计算方便,本文设定评价指标的标准化分值区间为[0, 100],将正向指标和逆向指标规范化算式如下:

正向指标计算式为

$$X_i' = 100 - (P_i - X_i) \times \alpha_i; \quad (1)$$

逆向指标计算式为

$$X_i' = 100 - (X_i - P_i) \times \alpha_i. \quad (2)$$

式中: X_i' 表示评价得分;

X_i 表示实际值;

P_i 表示标准值;

α_i 表示评价系数。

P_i 和 α_i 是由担保机构产品风险专家商定获得,如表 1 所示。

表 1 指标评价方法及 P_i, α_i 取值表

指标	标准值和参数	指标	标准值和参数
贷款逾期率	$P_1=100, \alpha_1=2$	产品销售率	$P_7=100, \alpha_7=2$
企业应付账款清付率	$P_2 \geq 100, \alpha_2=2$	销售增长率	$P_8 \geq 20, \alpha_8=5$
速动比率	$P_3 \geq 100, \alpha_3=1$	应收账款周转率	$P_9=100, \alpha_9=2$
资产负债率	$P_4 \leq 30, \alpha_4=2$	流动资产周转率	$P_{10} \geq 130, \alpha_{10}=1$
销售利润率	$P_5 \geq 10, \alpha_5=10$	反担保物变现率	$P_{11} \geq 100, \alpha_{11}=5$
销售现金比率	$P_6=100, \alpha_6=2$	反担保物充足率	$P_{12} \geq 150, \alpha_{12}=5$

本文从中国中科智担保股份有限公司的 16 个风险产品,每个产品选取 3~4 个样本,然后对评分值进行归一化处理^[9],

$$X_{ij}'' = \frac{X_{ij}' - \min X_{ij}'}{\max X_{ij}' - \min X_{ij}'}, \quad (3)$$

式中: X_{ij}' 为第 i 个样本的第 j 项评价指标的评分值;
 X_{ij}'' 为 X_{ij}' 标准化后的数值。

对担保机构进行访谈调研, 由风险专家对各项指标的评分等级进行确定, 优 (I)、良 (II)、中 (III)、差 (IV) 对应的标准见表 2。

表2 担保产品信用风险评价指标的分级标准

Table 2 Classification standard of credit product risk evaluation index

评价指标	等级标准			
	差	中	良	优
X_1	≥ 0	≥ 0.70	≥ 0.80	0.90~1.00
X_2	≥ 0	≥ 0.70	≥ 0.80	0.90~1.00
X_3	≥ 0	≥ 0.60	≥ 0.75	0.90~1.00
X_4	≥ 0	≥ 0.60	≥ 0.75	0.85~1.00
X_5	≥ 0	≥ 0.70	≥ 0.80	0.90~1.00
X_6	≥ 0	≥ 0.55	≥ 0.70	0.90~1.00
X_7	≥ 0	≥ 0.65	≥ 0.75	0.85~1.00
X_8	≥ 0	≥ 0.70	≥ 0.80	0.90~1.00
X_9	≥ 0	≥ 0.65	≥ 0.80	0.90~1.00
X_{10}	≥ 0	≥ 0.60	≥ 0.75	0.85~1.00
X_{11}	≥ 0	≥ 0.60	≥ 0.70	0.90~1.00
X_{12}	≥ 0	≥ 0.55	≥ 0.75	0.90~1.00

注: 担保产品风险评价指标分级标准是由中国中科智担保股份有限公司调研访谈及风险专家评价确定。

3 BP神经网络建模

3.1 BP网络结构

BP神经网络是具有误差反向传播学习功能的多层前馈神经网络, 其基本运行机制由信息正向传播和误差反向传播 2 个过程组成。根据所确立的信用担保企业核心能力评价指标体系和 BP 网络构建的原则与步骤, 本文采用具有多输入节点和单输出节点的三层 BP 神经网络^[10], 如图 1 所示。该结构适用于担保机构信用风险评价的非线性与复杂性。

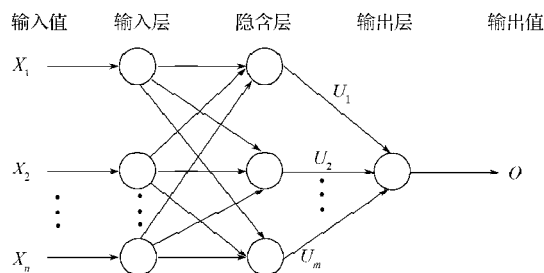


图1 单隐层单输出BP神经网络结构

Fig. 1 Single hidden layer and single output BP neural network structure

1) 输入层。输入层神经元采用将评价指标归一

化处理后的样本数值。

2) 隐含层。BP神经网络的精度和学习效率取决于隐含层数量和神经元数量的选择。

3) 输出层。对信用风险的衡量是一个从定性到定量, 再从定量到定性的过程。BP神经网络模型先将定性转化为定量输出, 信用担保机构再根据事先确定的标准和BP神经网络的输出结果, 对信用担保企业核心能力做出定性评价。因此, 将输出层神经元数设为 1。

当信息向网络输入时, 信息先由输入层传至隐含层节点, 再传至输出层, 其间每经过一层都要由相应的特性函数进行变换, 节点的特性函数选用 Sigmoid 转换函数, 即

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}}, 0 < f(x) < 1。$$

3.2 BP网络建模原则

由于BP模型存在易出现“过训练”、“过拟合”、收敛于局部极小点等不足^[11], 因此, 为确保建立合理的、具有较好泛化能力的模型, 可参照下列原则建模:

1) 数据分组。将数据随机分成训练样本、检验样本和测试样本, 其中, 检验样本和测试样本都要占总数据的 10% 以上。

2) 选取隐含层。选取神经元尽可能少的隐含层, 在确定精度的范围内, 构造尽可能紧凑的结构, 以免出现“过拟合”现象。

3) 检验样本监控训练过程。这样可在出现“过训练”的情况前结束训练, 或者取出“过训练”前的网络连接权值, 以消除“过训练”的影响。

4) 根据测试样本 (非训练样本) 和检验样本误差的大小来评价模型的泛化能力。如果非训练样本误差与训练样本误差一样小或稍大一些, 说明模型已有效逼近样本蕴含的规律, 具备了较好的泛化能力; 否则, 就算训练样本的误差很小, 模型还是不具备泛化能力, 只是在这些选取训练样本点上逼近而已。

5) 求可行解。对于某一网络结构, 可经过多次改变网络初始连接的权值, 求得在没有发生“过训练”、误差较小的全局极小点邻域内的可行解。

3.3 三层BP网络模型学习步骤

第 1 步 将样本向量归一化处理, 即标准化后的数据在 (0, 1) 之间, 赋予权值和阈值为 (-1, 1) 之间的随机初值, 为网络选取一组输入样本和目标样本。

第 2 步 计算出隐含层和输出层各单元的输入

与相应的输出,即

$$u_j = \sum_{i=1}^n W_{ji} X_i + \theta_j, h_j = f(u_j),$$

$$d_s = \sum_{j=1}^m V_{sj} h_j + \gamma_s, O_s = f(d_s),$$

式中: W_{ji} 为输入层到隐含层的权值;

θ_j 为输入层到隐含层的误差;

u_j 为隐含层第 j 个神经元的输入;

h_j 为隐含层第 j 个神经元相应的输出;

d_s 为输出层第 s 个神经元的输入;

V_{sj} 为隐含层到输出层的连接权值;

γ_s 为隐含层到输出层的误差;

O_s 为第 s 个隐含层输入在输出层的输出。

第3步 根据网络输出结果,计算输出层误差 δ_s , 隐层误差 η_j , 即

$$\delta_s = (O_s - t_s)(1 - O_s),$$

$$\eta_j = \left[\sum_{s=1}^m \delta_s V_{sj} \right] h_j (1 - h_j),$$

式中: t_s 为期望输出值;

δ_s 为输出层误差。

第4步 根据误差调整值,对各层权值和阈值做相应调整,计算式如下:

$$V_{sj} = v_{sj} + \alpha \delta_s h_j, W_{ji} = w_{ji} + \alpha \eta_j X_i,$$

$$\gamma_s = \gamma_s + \alpha \delta_s, \theta_j = \theta_j + \alpha \eta_j.$$

式中: v_{sj} 为隐含层到输出层的连接权值;

w_{ji} 为输入层到隐含层的连接权值;

α 为调整系数。

第5步 向网络提供下一个学习样本,返回第2步进行训练,直至全局整体误差 E 小于预先设定值,则学习结束。

4 实证分析

4.1 生成足够多的样本

由表1可知,12个评价指标均为正向指标,不同等级的信用风险由各评价指标的上下限值所确定。例如,当 $0.80 \leq X_1 \leq 0.90, 0.80 \leq X_2 \leq 0.90, 0.75 \leq X_3 \leq 0.90, 0.75 \leq X_4 \leq 0.90, 0.80 \leq X_5 \leq 0.90, 0.70 \leq X_6 \leq 0.85, 0.75 \leq X_7 \leq 0.85, 0.80 \leq X_8 \leq 0.90, 0.80 \leq X_9 \leq 0.90, 0.75 \leq X_{10} \leq 0.85, 0.70 \leq X_{11} \leq 0.90, 0.75 \leq X_{12} \leq 0.90$ 时,该产品的信用风险肯定为良(II),同理,可生成任意多其它信用风险等级的样本。为了精确地评价和预测信用风险状况,BP模型输出用连续函数 $f(x)$ 表示,对应于信用风险等级优、良、中、和差的模型理论输出值分别为4,3,2,1。

4.2 建立BP模型

采用 Matlab 神经网络工具箱,用拟牛顿法训练模型,训练结束条件为:不发生“过训练”现象,检验样本、训练样本的误差基本趋于稳定,或者训练样本均方根误差(root-mean-square error, RMSE)小于0.05或者迭代次数达到500次。输出层和隐含层采用 Sigmoid 转换函数,通过这个函数将输入输出变量取值转化到[0.2, 0.8]范围内。当隐含层节点数为1,2,3,4时,训练样本的RMSE分别为0.760,0.067,0.068和0.067。而通过计算可知,隐含层节点数为5~20时,训练样本RMSE均在0.067附近。因此,考虑模型结构复杂程度与误差的大小,该网络结构取12-4-1型比较合适。

经500次迭代训练后,如果不发生“过训练”的情况,就可求得极小点邻域内某一组可行解,训练样本、检验样本和测试样本的RMSE、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和相关系数 r 见表3。

表3 500次迭代训练参数指标值

Table 3 The parameter index for 500 iterations of training

样本类型	RMSE	MAE	r
训练样本	0.068	0.051 3	0.099 82
检验样本	0.067	0.050 1	0.099 80
测试样本	0.071	0.055 3	0.099 78

以上指标数据说明:经过上述训练过程,BP网络信用风险评价模型对检验样本、训练样本和测试样本具有相似的拟合能力,即该网络模型的泛化能力较强,对未知样本能有较好的评价。

4.3 确定风险模型理论输出值

BP网络信用风险模型训练好之后,可将表1中各评价指标的分界值输入到该风险模型,得到的输入神经元的输出值分别为1.648,2.467,3.549,与此对应的产品风险等级模型I~IV等级的输出值范围分别为:

$$I < 1.648, 1.648 \leq II < 2.467, 2.467 \leq III < 3.549, 3.549 \leq IV.$$

4.4 实证检验信用担保产品风险等级评价

本文从中国中科智担保股份有限公司承接的中小企业信用担保产品中,选取16个产品风险评价资料作为实例分析样本,其中12个训练样本(1~12号产品)和4个测试样本(13~16号产品),并将样本的数据输入到上述建立好的BP网络模型,其模型输出值见表4。对照上文担保产品信用风险I~IV等级的模型输出值范围可知:4,8,12,16号产品风险等级为差,3,

7, 11, 15号的风险等级为中, 2, 6, 10, 14号的风险等级为良, 1, 5, 9, 13号风险等级为优; 而在等级为优的产品中, 产品13号的评价等级最高, 其它依次是9,

5, 1号。由此可见, 运用BP信用风险评价模型, 能较精确地评价产品的风险等级, 还可评价同一等级内的不同产品的风险程度。

表4 16个信用担保产品的各风险评价指标值、BP模型输出值及评价结果

Table 4 The risk evaluation index value, the output value of the BP model and the evaluation results for 16 credit guarantee products

样本号	风险评价指标												输出值	评价等级
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}	X_{12}		
1	0.92	0.92	0.90	0.91	0.92	1.00	0.91	0.89	0.87	0.85	0.89	0.93	3.701 0	优
2	0.84	0.81	0.81	0.80	0.81	0.76	0.82	0.81	0.80	0.77	0.80	0.81	2.792 0	良
3	0.76	0.72	0.71	0.73	0.71	0.58	0.71	0.74	0.74	0.74	0.70	0.74	2.093 0	中
4	0.67	0.65	0.52	0.56	0.68	0.43	0.60	0.64	0.61	0.56	0.51	0.48	1.426 0	差
5	0.96	0.94	0.90	0.89	0.90	0.09	0.92	0.94	0.92	0.94	0.92	0.91	3.834 0	优
6	0.82	0.80	0.80	0.79	0.84	0.80	0.81	0.82	0.81	0.79	0.82	0.86	2.866 0	良
7	0.74	0.76	0.71	0.72	0.76	0.70	0.72	0.74	0.71	0.69	0.65	0.69	2.096 0	中
8	0.59	0.50	0.51	0.54	0.70	0.41	0.58	0.60	0.64	0.50	0.44	0.48	1.310 0	差
9	0.93	0.91	0.96	1.00	0.91	0.89	0.94	0.92	0.93	0.92	1.00	0.94	3.925 0	优
10	0.87	0.85	0.85	0.87	0.83	0.71	0.80	0.82	0.83	0.82	0.86	0.85	3.033 0	良
11	0.79	0.77	0.74	0.75	0.72	0.63	0.71	0.76	0.71	0.72	0.70	0.71	2.175 0	中
12	0.67	0.66	0.52	0.59	0.68	0.44	0.62	0.58	0.59	0.58	0.50	0.44	1.410 0	差
13	1.00	1.00	1.00	0.98	1.00	0.90	0.96	1.00	1.00	1.00	0.98	1.00	4.256 0	优
14	0.84	0.82	0.81	0.85	0.86	0.74	0.80	0.84	0.86	0.81	0.82	0.84	2.989 0	良
15	0.76	0.72	0.72	0.69	0.79	0.56	0.68	0.76	0.74	0.75	0.70	0.71	2.114 0	中
16	0.61	0.59	0.51	0.53	0.70	0.39	0.64	0.68	0.65	0.60	0.46	0.52	0.142 5	差

由于训练样本较少, 本文所建立的BP神经网络信用风险评价模型不太稳定, 造成每次的训练结果会有不同程度的改变, 但根据模型计算出的评价结果, 已能够比较准确地评价信用担保产品的风险程度。要解决BP网络信用风险评价模型的稳定性问题, 需要信用担保机构在长期实践过程中, 积累大量数据, 再依据这些数据进行大量的样本训练。

最后, 通过线性隶属函数, 可计算出12个信用风险的评价指标的综合权重为(0.042, 0.140, 0.138, 0.036, 0.138, 0.031, 0.075, 0.097, 0.068, 0.112, 0.099, 0.020), 再采用多级模糊综合评判法, 对16个担保产品进行风险评价, 综合评价结果如表5所示(其中等级优、良、中、差标准为担保机构根据风险产品数据, 由专家打分事先设定)。

表5 信用担保产品风险模糊综合评价的归一化向量及评价结果

Table 5 The normalized vector and the evaluation result for credit guarantee risk fuzzy comprehensive evaluation

等级	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
差	0	0	0.23	0.52	0	0	0.20	0.55	0	0	0.17	0.52	0	0	0.15	0.52
中	0.03	0.35	0.50	0.48	0	0.34	0.50	0.45	0	0.25	0.50	0.48	0	0.28	0.43	0.48
良	0.47	0.55	0.27	0	0.43	0.50	0.30	0	0.37	0.50	0.33	0	0.13	0.47	0.42	0
优	0.50	0.15	0	0	0.57	0.16	0	0	0.63	0.25	0	0	0.87	0.25	0	0
结果	优	良	中	差	优	良	中	差	优	良	中	差	优	良	中	差

5 结语

信用担保产品的高风险性决定了其产品风险评价的重要性和复杂性, 信用担保机构对信用担保产品的风险评价与控制也是信用担保业务的核心环节。信用担保机构对信用担保产品的风险评价, 应根据历史数据, 采用数理模型, 对担保业务风险进行定量化评价, 这是有效控制信用担保产品风险的重要途径。

本文所用BP神经网络是一种非线性映射方法, 具有自学习能力、自适应能力和较强的容错性等特征, 与传统统计方法相比, 具有所需样本量较小, 非线性良好的优势; 而与模糊综合评价法和AHP等传统方法相比, 可较好地克服评判风险的主观性, 减小人为的主观因素的影响。实证结果表明, 基于BP神经网络的信用担保产品风险评价模型可精确地评价产品的风险等级, 还可评价同一等级内的产品的不同风险程度, 评价结果量化程度较高, 使得评价

结果更加精确。因此, BP神经网络对信用担保产品的风险评价具有良好的特性和评价效果, 不失为信用担保机构对信用担保风险评价的实际使用的一种效果良好的工具。但本文只运用BP神经网络构建信用担保产品风险评价体系, 在方法上还不能保证该体系的完备性, 还可用其它算法(如支持向量机等)进行比较研究, 这也将是本文的后续研究。

参考文献:

- [1] Merton R C, Bodie Z. On the Management of Financial Guarantees[J]. *Financial Management*, 1992, 21(4): 87-109.
- [2] 梁世栋, 郭秉, 李勇, 等. 信用风险模型比较分析[J]. *中国管理科学*, 2002, 10(1): 17-22.
Liang Shidong, Guo Bing, Li Yong, et al. Comparative Analysis of Credit Risk Models[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2002, 10(1): 17-22.
- [3] Odom M D, Sharda R. A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks. [S. l.]: IEEE Press, 1990: 163-168.
- [4] Gendron M, Lai V S, Soumaré I. An Analysis of Private Loan Guarantee Portfolios[J]. *Research in International Business and Finance*, 2002, 16(8): 395-415.
- [5] 敖慧. 信用担保项目风险的多级模糊综合评价[J]. *武汉理工大学学报: 信息与管理工程版*, 2006, 28(10): 121-123.
Ao Hui. Multi-Level Fuzzy Comprehensive Evaluation of Credit Guarantee Project Risk[J]. *Journal of Wuhan University of Technology: Information & Management Engineering*, 2006, 28(10): 121-123.
- [6] 陈志莲, 张淑焕. 中小企业信用担保风险的模糊综合控制研究[J]. *改革与战略*, 2007(2): 113-117.
- Chen Zhilian, Zhang Shuhuang. Study on Fuzzy Comprehensive Control of Small and Medium-Sized Enterprise Credit Guarantee Risk[J]. *Reform and Strategy*, 2007(2): 113-117.
- [7] 李晓峰, 徐玖平, 王荫清, 等. BP神经网络自适应学习算法的建立及其应用[J]. *系统工程理论与实践*, 2004(5): 1-8.
Li Xiaofeng, Xu Jiuping, Wang Mengqing, et al. BP Artificial Neural Network and Its Application in Adaptive Learning Algorithm[J]. *Systems Engineering Theory and Practice*, 2004(5): 1-8.
- [8] 李晓峰, 徐玖平. 商业银行客户信用综合评估的BP神经网络模型的建立[J]. *软科学*, 2010, 24(2): 110-113.
Li Xiaofeng, Xu Jiuping. To Establish the BP Neural Network Model of Commercial Bank Customer Credit Evaluation[J]. *Soft Science*, 2010, 24(2): 110-113.
- [9] 韩庆楠, 郝燕玲, 刘志平, 等. 基于BP神经网络的GFSINS角速度预测[J]. *华中科技大学学报: 自然科学版*, 2011, 39(3): 115-119.
Han Qingnan, Hao Yanling, Liu Zhiping, et al. Prediction of the Angular Velocity of GFSINS by BP Neural Network[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition*, 2011, 39(3): 115-119.
- [10] 苏云鹏, 杨宝臣, 李冬连. 基于遗传算法的扩展Nelson-Siegel模型及实证研究[J]. *统计与信息论坛*, 2011, 26(1): 15-19.
Su Yunpeng, Yang Baochen, Li Donglian. Empirical Research on Extended Nelson-Siegel Model Based on Genetic Algorithm[J]. *Statistics & Information Forum*, 2011, 26(1): 15-19.
- [11] Hagan M T, Demuth H B, Beale M H. *Neural Network Design*[M]. [S. l.]: Martin Hagan, 2002: 131.

(责任编辑: 邓彬)