

# 蚁群神经网络在中小企业信用评价中的应用

戴 芬<sup>1</sup>, 刘希玉<sup>2</sup>, 王晓敏<sup>1</sup>

(1. 山东师范大学 信息科学与工程学院, 山东 济南 250014;

2. 山东师范大学 管理与经济学院, 山东 济南 250014)

**摘 要:** 为了进一步提高 BP 神经网络的性能, 实现准确、快速预测中小企业信用的目的, 在分析信用评价重要性的基础上, 根据中小企业信用评价指标体系, 提出了一种基于蚁群神经网络的评价模型。利用蚁群算法对神经网络进行训练, 再将此网络模型应用到中小企业信用评价系统中, 最后通过训练样本和测试样本来检测该蚁群神经网络。结果表明蚁群神经网络的预测方法与传统的 BP 神经网络预测方法相比, 具有较强的泛化能力, 应用在中小企业信用评价系统中具有很高的评价准确率。

**关键词:** 蚁群优化算法; 人工神经网络; 信用评价

**中图分类号:** TP301

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1673-629X(2009)10-0218-04

## Application of Ant Colony Neural Network to Credit Evaluation of Small and Middle Enterprises

DAI Fen<sup>1</sup>, LIU Xi-yu<sup>2</sup>, WANG Xiao-min<sup>1</sup>

(1. School of Information Science and Engineering, Shandong Normal University, Jinan 250014, China;

2. School of Management and Economics, Shandong Normal University, Jinan 250014, China)

**Abstract:** In order to improve capacity of BP neural networks and make short term credit evaluation of small and middle enterprises forecasting more accurate and fast, presents a credit model - based the ACO neural network. Based on the analysis of the importance of credit and according to the demands of credit evaluation of small and middle enterprises, uses ACO algorithm to train neural network. And then this network model is applied to credit evaluation system of small and middle enterprises. Finally, using training samples and test samples, can detect the ant colony neural network. The result demonstrates that the ACO neural network has strong generalization ability than those of the traditional BP neural network method, and that application of credit evaluation system of small and middle enterprises has very high accuracy rate.

**Key words:** ant colony optimization algorithm; artificial neural network; credit evaluation

## 0 引 言

目前, 现代市场经济中“越来越多的交易关系表现为信用关系”, 信用关系已成为现代社会信用体系建设的矛盾核心, 没有良好的信用将难以保证宏观经济的正常运行, 企业也将不能长期健康发展。中小企业在我国的经济发展中占有举足轻重的地位, 是市场经济中重要的信用主体, “其信用问题广泛而深远”, 因此建立健全中小企业信用评价体系非常重要。为此笔者将

确定中小企业信用评价指标体系, 研究建立中小企业信用评价模型。

国内外对于信用评价方法已做了大量的研究工作, 而且越来越多。对于研究信用评价, 人们也采用了许多方法。比如采用统计学中的线性回归<sup>[1]</sup>、判别分析<sup>[2,3]</sup>和运筹学中的线性规划方法等一种或几种方法的结合。目前常用的综合评价法有组合指标评价法、综合指数评价法、模糊综合评判法、多元统计评价法以及近几年出现的 DEA(数据包分析)等方法<sup>[4]</sup>。随着进化计算研究热潮的兴起, 人们逐渐将进化计算和人工神经网络相结合, 利用各种进化方法去训练神经网络。由于进化计算具有较强的全局收敛能力和较强的鲁棒性, 因此将两者相结合不仅能发挥神经网络的泛化映射能力, 而且能提高神经网络的收敛速度和学习能力<sup>[5]</sup>。蚁群算法是由意大利学者 Dorigo Metal<sup>[6]</sup>等

收稿日期: 2009-01-15; 修回日期: 2009-04-18

基金项目: 国家自然科学基金重大项目(60873058; 60743010); 山东省自然科学基金重大项目(Z2007G03)

作者简介: 戴 芬(1982-), 女, 硕士研究生, 研究方向为数据挖掘与智能优化算法; 刘希玉, “泰山学者”, 教授, 博士生导师, 研究方向为数据挖掘与人工智能。

受自然界中真实蚂蚁群行为的启发提出的,它是一种基于模拟蚂蚁群行为的随机搜索优化算法,具有鲁棒性强及收敛性、并行性都好等优点。因此蚁群算法同样可以优化神经网络。

## 1 蚁群算法训练神经网络

### 1.1 蚁群算法(ACO)

蚁群算法是优化领域中新出现的一种仿生进化算法,蚁群算法充分利用了蚁群的选择、更新和协调机制,通过个体间的信息的交流寻求通向食物的最短路径,即找到最优解。

蚁群算法的数学模型:

借助经典的对称蚁群算法 TSP 对其进行描述<sup>[6,7]</sup>。蚂蚁  $k(k=1, 2, \dots, m)$  在运动过程中,以概率  $p_{ij}^k(t)$  选择从城市  $i$  转移到城市  $j$ , 如下:

在运动过程中,根据各条路径上的信息量及路径的启发信息来计算状态转移概率。 $p_{ij}^k(t)$  表示在  $t$  时刻蚂蚁  $k$  由元素(城市) $i$  转移到元素(城市) $j$  的状态转移概率:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{i \in \text{allowed}_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{is}(t)]^\beta}, & \text{若 } j \in \text{allowed}_k \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $\alpha$  为信息启发式因子,表示轨迹的相对重要性;  $\beta$  为期望启发式因子,表示能见度的相对重要性;  $\eta_{ij}$  为由城市  $i$  转移到城市  $j$  的期望值,  $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$ , 其中  $d_{ij}$  表示相邻 2 个城市之间的距离;  $\tau_{ij}$  为  $t$  时刻在路径  $(i, j)$  上的信息量。

为避免残留信息素过多淹没启发信息,在每只蚂蚁走完一步或者完成对所有城市的遍历后,对残留信息进行更新处理,各路径上的信息素量要根据式(2)进行调整:

$$\tau_{ij}(t+n) = (1-\rho) \times \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (2)$$

其中,  $\rho$  表示挥发系数,  $0 < \rho < 1$ , 则  $1-\rho$  表示信息素的消逝程度;  $\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t)$  表示本次循环后路径上信息素增量,  $\Delta\tau_{ij}^k(t)$  为第  $k$  只蚂蚁在本次循环中留在路径  $ij$  上的信息素量。

Dorigo Metal 曾给出 3 种不同模型,分别称之为 ant cycle system, ant quantity system, ant density system, 它们的差别仅在于  $\Delta\tau_{ij}^k$  的计算表达式不同。

其中在 ant cycle system 模型中

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁在本次循环中经过路径 } ij \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $Q$  为常数,表示蚂蚁完成一次完整的路径搜索后释放的信息素总量;  $L_k$  表示第  $k$  只蚂蚁在本次循环中所走过路径的长度,初始时刻  $\Delta\tau_{ij}^k(0) = 0$ 。

ant quantity system 和 ant density system 模型中利用的是局部信息,而 ant cycle system 利用的是整体信息, ant cycle system 在求解传统 TSP 问题时,性能较好,因而通常采用它作为基本模型<sup>[8,9]</sup>。

### 1.2 前馈神经网络

多层前馈神经网络是神经网络的重要一类,可以实现从输入到输出的任意非线性复杂映射,在神经网络的研究中占有十分重要的地位,也是目前应用最为广泛的神经网络模型之一<sup>[10]</sup>。它采用有指导的学习方式,即有许多样本先对网络进行许多训练的学习过程,采用的算法为误差反传算法,即 BP 算法。BP 网络由输入层(感知单元)、计算层(隐藏层)、输出层三部分组成。图 1 为常用的三层 BP 神经网络的模型图。BP 网络的训练其实是对网络输出结果与期望结果之间差值求最小。即:

$$\min E = \sum_{i=1}^n E_i$$

$$\text{其中, } E_p = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^p (O_j - P_j)^2 \quad (4)$$

$E_p$  是训练样例  $p$  的误差,  $p$  为输出层的单元个数,  $O_j$  为单元  $j$  对于训练样例  $d$  的目标值,  $P_j$  是给定训练样例  $p$  时单元  $k$  的输出值。BP 网络的训练过程是采用梯度下降法来调整各个神经元之间的连接权值和阈值,直到误差函数  $E$  达到最小,训练速度慢且有可能产生局部极小值,得不到全局极小值。

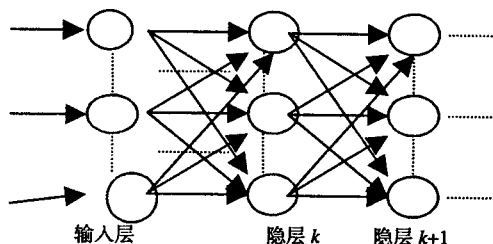


图 1 三层 BP 神经网络模型

### 1.3 ACO 算法与 BP 结合学习算法

(1) 令时间  $t$  和循环次数 NC 为零, 设置最大循环次数  $NC_{\max}$ , 通过神经网络在控制变量可行域内随机产生  $k$  只蚂蚁, 即产生  $k$  个初始解, 令每个集合中的每个元素的信息素量为一常量, 即集合  $I_{p_i} ((1 \leq i \leq M))$  中的元素  $j$  的信息素  $\tau_j(I_{p_i})(0) = C$ , 且  $\Delta\tau_j(I_{p_i}) = 0$ , 将全部蚂蚁置于蚁巢。

(2) 启动所有蚂蚁, 对蚂蚁  $k(k=1, \dots, k)$ , 从集合  $I_{p_i}$  开始, 根据下述轮盘转法计算的概率, 依次在每个集合  $I_{p_i} (1 \leq i \leq M)$  随机选择它的第  $j$  个元素, 直

至蚂蚁已全部到达食物源路径。选择规则为:

$$p(\tau_j^k(I_{pi})) = \frac{\tau_j^k(I_{pi})}{\sum_{j=1}^N \tau_j^k(I_{pi})}$$

(3) 信息素更新。令  $t = t + m$ ,  $NC = NC + 1$ , 当所有蚂蚁在每个集合中都选择了一个元素后, 利用各蚂蚁选择的权值计算神经网络输出和误差, 记录当前所选参数中的最优解。并对所有集合  $I_{pi}$  中各元素的信息素按下面的信息素调节规则进行调节(设上述蚂蚁从蚁巢到达食物源经历了  $m$  个时间单位)。

$$\tau_{ij}(t+n) = (1-\rho) \times \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t)$$

文中采用 ant cycle system 作为基本模型, 即上文中的公式(3):

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁在本次循环中经过路径 } ij \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

式中,  $L_k = \max_{n=1}^k |O_m - O_d|$ ,  $L_k$  为一蚂蚁  $k$  选择的元素作为神经网络的权值时各训练样本的最大输出误差,  $O_m$  和  $O_d$  分别表示神经网络的实际输出和期望输出, 两者相差的误差越小, 相应的信息量的增加就越多。

(4) 重复步骤(2)和(3), 如果蚂蚁群全部收敛到一条路径或循环次数  $NC_{\max}$ , 则循环结束, 保存最优解; 否则转步骤(2)。

(5) 将蚁群算法得到的最优解逐个赋值给神经网络中的权值与阈值, 利用梯度下降法对神经网络的权值进行进一步的修正。

(6) 当达到最大循环次数或者误差值已经达到规定范围内, 停止运算并输出结果; 否则转步骤(2)。

## 2 蚁群神经网络在中小企业信用评价中的应用

### 2.1 中小企业信用评价标准

在研究国内外企业信用评价体系、分析其互补性的基础上, 依照评价指标体系的基本原则, 并结合我国中小企业信用评价的特点或实际情况, 构建了中小企业信用评价指标体系。其中既有效益指标, 又有成本指标, 能客观反映企业的信用。被评价对象各个指标之间没有统一的度量标准, 并且使定性指标定量化, 定量指标标准化。

针对中小企业设定如下评价指标:

(1) 企业管理者基本素质: 经营者能力  $t_1$ 、经营者业绩  $t_2$ ;

(2) 企业基本素质评价: 企业规模  $t_3$ 、企业管理水平  $t_4$ 、企业技术装备水平  $t_5$ ;

(3) 企业财务状况: 信誉状况  $t_6$ 、偿债能力  $t_7$ 、盈利能力  $t_8$ 、营运能力  $t_9$ ;

(4) 企业创新能力: 创新物力投入  $t_{10}$ 、创新财力投入  $t_{11}$ 、创新人力投入  $t_{12}$ 、创新效果  $t_{13}$ ;

(5) 成长能力: 产品销售预测  $t_{14}$ 、市场前景预测  $t_{15}$ 。

评价标准如表 1 所示。

表 1 评价标准

评价标准	I 级	II 级	III 级	IV 级	V 级
t1	100	96	82	65	56
t2	96	85	80	69	50
t3	94	89	78	65	59
t4	85	86	76	69	56
t5	95	85	69	62	53
t6	96	80	78	62	52
t7	100	90	69	68	59
t8	100	83	80	61	56
t9	96	93	68	68	58
t10	95	90	80	73	60
t11	92	88	75	70	65
t12	85	80	70	68	62
t13	95	90	72	68	60
t14	92	88	70	65	60
t15	98	90	80	70	60

### 2.2 原始数据的预处理

将原始数据变换为  $[-1, 1]$  区间的值。

$$x_{\text{mid}} = \frac{x_{\max} + x_{\min}}{2}, x_i = \frac{x_i - x_{\min}}{\frac{1}{2}(x_{\max} - x_{\min})} \quad (5)$$

通过式(5)将数据归一化到  $[-1, 1]$  之间。

期望目标: 大于 I 级标准的训练样本和检测样本的期望目标为 0.8~1 之间的数值, I 级、II 级标准之间训练样本和检测样本的期望目标为 0.6~0.8 之间的数值, 依次类推, 可以确定 I 级、II 级、III 级、IV 级、V 级各级的网络输出范围分别为: 0.80~1、0.6~0.8、0.4~0.6、0.2~0.4、0~0.2。

预处理后的评价标准如表 2 所示。

### 2.3 基于微粒群的神经网络设计及实验效果分析

#### 2.3.1 构建基于微粒群的神经网络

首先在各级评价标准内通过严格的数学模型计算产生 500 个样本, 每两个评价标准之间产生 100 个样本, 随机选择其中 450 个作为训练样本, 其余 50 个用来检验神经网络。网络结构为: 网络输入层神经元数取决于评价的指标数, 设定为 15, 隐含层神经元节点数设为 10, 输出层为 1, 即评估结果。首先用 BP 算法进行训练, 学习步长取 5, 权值收敛因子取 0.0001, 误差收敛因子取 0.00001, 隐层和输出层激励函数为非线性 sigmoid 函数。该网络的连接权数目  $m = 75$ , 蚁群算法参数  $\rho = 0.7$ ,  $S = 30$ ,  $Q = 100$ 。神经网络参数

$P_i$  为 -10 到 10 之间的随机数,  $N$  取 40。

表 2 预处理后评价标准

评价标准	I 级	II 级	III 级	IV 级	V 级
t1	1	0.96	0.82	0.65	0.56
t2	0.96	0.85	0.80	0.69	0.50
t3	0.94	0.89	0.78	0.65	0.59
t4	0.85	0.86	0.76	0.69	0.56
t5	0.95	0.85	0.69	0.62	0.53
t6	0.96	0.80	0.78	0.62	0.52
t7	1	0.90	0.69	0.68	0.59
t8	1	0.83	0.80	0.61	0.56
t9	0.96	0.93	0.68	0.68	0.58
t10	0.95	0.90	0.80	0.73	0.60
t11	0.92	0.88	0.75	0.70	0.65
t12	0.85	0.80	0.70	0.68	0.62
t13	0.95	0.72	0.72	0.68	0.60
t14	0.92	0.70	0.70	0.65	0.60
t15	0.98	0.80	0.80	0.70	0.60

2.3.2 试验结果及分析

采用连续目标、归一化原始数据进行网络训练与测试,现将该训练好的网络应用于 7 个待评点的评价,所得网络输出和评价结果见表 3。如果利用传统的 BP 算法对此网络进行训练要达到相近的精度则需要大约 10000 次,这些结果表明基于蚁群的神经网络应用于中小企业信用评价上有较高的准确性,而且网络收敛速度较快。

表 3 待评点网络输出和评价结果

评价标准	待评样本						
	1	2	3	4	5	6	7
t1	0.93	0.96	0.79	0.58	0.91	0.62	0.80
t2	0.89	0.98	0.86	0.60	0.80	0.98	0.61
t3	0.92	0.97	0.73	0.49	0.86	0.78	0.69
t4	0.76	0.94	0.78	0.50	0.80	0.73	0.71
t5	0.85	0.86	0.68	0.35	0.74	0.76	0.67
t6	0.91	0.99	0.79	0.58	0.80	0.65	0.81
t7	0.92	0.94	0.71	0.51	0.72	0.68	0.75
t8	0.86	0.95	0.73	0.61	0.76	0.81	0.65
t9	0.78	0.97	0.79	0.49	0.67	0.70	0.69
t10	0.89	0.97	0.76	0.47	0.65	0.68	0.72
t11	0.77	0.96	0.73	0.62	0.78	0.75	0.72
t12	0.72	0.82	0.70	0.60	0.72	0.71	0.70
t13	0.70	0.94	0.75	0.62	0.72	0.73	0.66
t14	0.62	0.90	0.68	0.55	0.73	0.70	0.60
t15	0.78	0.95	0.77	0.50	0.78	0.77	0.68
评估目标	0.72	0.98	0.54	0.18	0.58	0.55	0.33
网络输出	0.7183	0.9833	0.5375	0.1792	0.5804	0.5623	0.3421
评价等级	II 级	I 级	III 级	V 级	III 级	III 级	IV 级

由实验(见表 4)可以看出蚁群神经网络学习次数远远小于 BP 神经网络,其收敛速度快,运算效率高。

表 4 BP 神经网络和蚁群神经网络算法比较

算法	学习次数	运行时间/s	正确率
BP 神经网络	30000	124	97.38%
蚁群神经网络	4200	60	97.59%

3 结束语

基于 ACO 算法的人工神经网络具有蚁群算法和人工神经网络的双重优点,使网络具有更高的收敛速度和较强的学习能力。通过实例表明,基于蚁群算法的神经网络模型具有较强的分类能力,能够得出较公平、公正的评价结果,用该评价模型对中小企业信用综合评价是可行的,可以直接利用这一模型进行评价,从而减少评价工作量,降低评价的主观性,提高评价结果的合理性。

参考文献:

[1] Henley W E. Statistical aspects of credit scoring[D]. UK: The Open University, 1995.

[2] 王春峰, 万海晖, 张 维. 商业银行信用风险评估及实证研究[J]. 管理科学学报, 1998(1): 68-72.

[3] Altman E. Corporate Distress Diagnosis: Comparisons Using Linear Discriminant Analysis and Neural Networks[J]. Journal of Banking and Finance, 1994, 18: 502-529.

[4] 李 梅, 马国建. 中小企业信用评价指标体系的构建[J]. 统计与决策, 2005(23): 63-64.

[5] 曾建潮, 介 婧, 崔志华. 微粒群算法[M]. 北京: 科学出版社, 2004.

[6] Metal D. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 1996, 26(1): 29-41.

[7] 段海滨, 王道波, 于秀芬. 蚁群算法的研究现状及其展望[J]. 中国工程科学, 2007, 9(2): 98-102.

[8] Ellabib I, Calamai P, Basir O. Exchange strategies for multiple Ant Colony System[J]. Information Sciences, 2007, 177: 1248-1264.

[9] 张纪会, 高圣齐, 徐心和. 自适应蚁群算法[J]. 控制理论与应用, 2000, 17(1): 1-3.

[10] 杜华英, 赵跃龙. 人工神经网络典型模型的比较研究[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(5): 97-99.

(上接第 217 页)

[5] 许家珪. 软件工程-方法与实践[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008: 40-42.

[6] 蔡毅峰, 郭杰荣. 基于 C/S 模型的多课程在线考试系统设计[J]. 现代电子技术, 2008(8): 49-51.

[7] 朱怀宏, 周 源, 王敬亚. 一种适用于企(事)业单位的网络考试系统[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(2): 226-229.

[8] 王 爽, 房鼎益, 陈晓江. 基于 J2EE 的网络考试系统设计与实现[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(10): 155-157.