

# 多层感知器信用评价模型研究\*

庞素琳, 王燕鸣

(中山大学岭南学院//数学与计算科学学院, 广东 广州 510275)

**摘 要:** 建立多层感知器(MLP)神经网络信用评价模型, 用来对我国2000年96家上市公司进行信用评级。按照各上市公司的经营状况分为“好”、“中”、“差”三类, 每一类由32家上市公司构成数据样本。对于每一家上市公司, 主要考虑其经营状况的四个主要财务指标: 每股收益, 每股净资产, 净资产收益率和每股现金流量, 所有数据都来自于2000年上市公司年报。对于MLP网络结构, 隐层结点的个数是采用试验的方法来确定的, 先从1个开始, 然后逐个地增加, 一直增加到不能再改善网络性能为止。仿真结果表明, 多层感知器信用评价模型分类的准确率达到79.17%。此外, 还详细给出MLP网络模型的学习算法和步骤。

**关键词:** 神经网络; 多层感知器; 信用评价模型

**中图分类号:** F830 **文献标识码:** A **文章编号:** 0529-6579(2003)04-0118-05

近10年来, 神经网络(Neural Network)被引入到银行业, 用于信用风险识别与预测。神经网络具有模式识别能力和自组织, 自适应, 自学习等特性, 它对数据的分布要求不严格, 不需要详细表述自变量与因变量之间的函数关系。神经网络的这些特性, 使之很快成为信用风险分析方法的一个热点, 目前正吸引着众多的研究者潜心于这一领域的研究。1992年, Jensen利用BP网络对贷款企业进行分类, 分类的准确性达到76%~80%<sup>[1]</sup>。Coats和Pant(1993)采用神经网络分析法对美国公司和银行的财务危机分别进行了预测, 取得了一定的成果<sup>[2]</sup>。Altman, Marco和Varetto(1994)应用神经网络技术对意大利公司进行财务危机预测<sup>[3]</sup>。Hashemi and Blanc(1998)构造了一个神经网络和简约集成分的复合模型对银行控股模式进行了预测<sup>[4]</sup>。2000年, David建立了五种不同的神经网络模型, 用来研究商业银行信用评价的准确性<sup>[5]</sup>。Reshmi Malhotra和Malhotra(2002)利用神经模糊系统对贷款企业进行了辨识<sup>[6]</sup>。

本文针对我国2000年96家上市公司, 按照其经营状况分“好”、“中”和“差”三个小组, 每一小组分别选取36家上市公司构成数据样本。对于每一家上市公司, 主要考虑其经营状况的四个主要财务指标: 每股收益, 每股净资产, 净资产收益率和每股现金流量。我们将构造多层感知器神经网络信用评价模型, 用来对这96家上市公司进行信用

评级。

## 1 多层感知器信用评价模型及算法

多层感知器(MLP)是最早提出的一种神经网络模型, 也是用于信用风险分析最多的一种神经网络模型<sup>[7,8]</sup>, 它特别适用于简单的模式分类问题。其主要原因在于MLP在理论上的研究比较成熟, 网络构建相对于其他的神经网络更完善。

本文我们选用我国96家上市公司, 按照其经营状况分为“好”、“中”、“差”三个小组。在这96个数据样本中, 我们从每个小组中随意选出20家上市公司作为训练样本集(因此训练集共有60个样本), 余下的36家上市公司组成测试样本集。

我们首先定义6类错误: 第一类错误是指将经营“差”的企业误判为经营“中等”的企业; 第二类错误是指将经营“差”的企业误判为经营“好”的企业; 第三类错误是指将经营“中等”的企业误判为经营“差”的企业; 第四类错误是指将经营“中等”的企业误判为经营“好”的企业; 第五类错误是指将经营“好”的企业误判为经营“差”的企业; 第六类错误是指将经营“好”的企业误判为经营“中等”的企业。

在此, 我们构造一个具有3层的MLP神经网络模型来解决此分类问题。对于每一家上市公司, 主要考虑如下四个财务指标:

$x_1$  = 每股收益,  $x_2$  = 每股净资产,  $x_3$  = 净资产

\* 收稿日期: 2003-01-13

基金项目: 广东省自然科学基金资助项目(021743)

作者简介: 庞素琳(1964年生), 女, 博士后, 暨南大学副教授; E-mail: pangsulin@163.net

收益率,  $x_4$  = 每股现金流量

输入层取 4 个结点, 输出层取 2 个结点, 而隐层结点的个数是通过实验结果来决定的, 无论是训练样本集还是测试样本集, 都是先从 1 个开始, 然

后逐个逐个地增加, 一直增加到不能再改善网络性能为止。仿真结果如表 1 (训练样本的仿真结果) 及表 2 (测试样本的仿真结果) 所示。

表 1 训练样本集的总误判

Tab.1 False rate of the training samples

隐层结 点数	训练样本集(86 个样本)						总误判	误差
第 1 类错误	第 2 类错误	第 3 类错误	第 4 类错误	第 5 类错误	第 6 类错误			
1	12(20.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	20(33.33%)	32(53.33%)	32
2	1(1.67%)	9(15.00%)	0(0.00%)	19(31.67%)	0(0.00%)	0(0.00%)	29(48.33%)	30
3	0(0.00%)	14(23.33%)	0(0.00%)	12(20.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	26(43.33%)	29
4	14(23.33%)	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	20(33.33%)	34(56.67%)	34
5	0(0.00%)	10(16.67%)	0(0.00%)	10(16.67%)	0(0.00%)	0(0.00%)	20(33.33%)	21
6	12(20.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	20(33.33%)	32(53.33%)	32
7	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	14(23.33%)	1(1.67%)	0(0.00%)	15(25.00%)	16
8	0(0.00%)	8(13.33%)	0(0.00%)	11(18.33%)	0(0.00%)	0(0.00%)	19(31.67%)	21
9	0(0.00%)	8(13.33%)	4(6.67%)	0(0.00%)	0(0.00%)	1(1.67%)	13(21.67%)	15
10	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	14(23.33%)	1(1.67%)	0(0.00%)	15(25.00%)	15
11	11(18.33%)	0(0.00%)	0(0.00%)	2(3.33%)	0(0.00%)	5(8.33%)	18(30.00%)	20
12	0(0.00%)	11(18.33%)	0(0.00%)	3(5.00%)	0(0.00%)	3(5.00%)	17(28.33%)	18

表 2 测试样本集的总误判

Tab.2 False rate of the test samples

隐层结 点数	测试样本集(34 个样本)						总误判	误差
第 1 类错误	第 2 类错误	第 3 类错误	第 4 类错误	第 5 类错误	第 6 类错误			
1	0(0.00%)	0(0.00%)	3(8.33%)	0(0.00%)	0(0.00%)	12(33.33%)	15(41.66%)	17
2	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	12(33.33%)	0(0.00%)	12(33.33%)	13
3	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	12(33.33%)	12(33.33%)	13
4	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	12(33.33%)	12(33.33%)	12
5	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	9(25.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	9(25.00%)	11
6	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	1(2.78%)	0(0.00%)	9(25.00%)	10(27.78%)	11
7	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	8(22.22%)	2(5.56%)	1(2.78%)	11(30.56%)	13
8	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	7(19.44%)	0(0.00%)	2(5.56%)	9(25.00%)	9
9	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	3(8.33%)	0(0.00%)	4(11.11%)	7(19.44%)	8
10	0(0.00%)	0(0.00%)	1(2.78%)	0(0.00%)	0(0.00%)	9(25.00%)	10(27.78%)	11
11	0(0.00%)	0(0.00%)	1(2.78%)	7(19.44%)	0(0.00%)	0(0.00%)	8(22.22%)	10
12	0(0.00%)	0(0.00%)	0(0.00%)	4(11.11%)	0(0.00%)	6(16.66%)	10(27.78%)	12

由表 1 及表 2 得知, 当隐层结点的个数为 9 时, 无论是训练样本集还是测试样本集, 误判率都是最低的, 误差也都是最小的。此时, 训练样本分类的准确率为 78.33%, 测试样本分类的准确率为 80.56%。

于是, 我们可用如图 1 所示的多层感知器 (MLP) 的网络结构:

据图 1 的网络结构, 我们可建立如下的多层感知器信用评价模型:

$$y_n = \sum_{j=1}^9 v_{nj} \left[ g \left( \sum_{i=1}^4 w_{ji} x_i \right) + b_j^{(1)} \right] + b_n^{(2)}, n = 1, 2$$

$$a_n = f(y_n), n = 1, 2$$

此模型可用向量可表示为:

$$Y = V [ g(W^T X) + B_1 ] + B_2$$

$$A = f(Y)$$

其中,  $X(x_1, x_2, x_3)^T$  为输入向量,  $Y = (y_1, y_2)^T$  为输出向量,  $W = (w_{ji})_{9 \times 4} (i = 1, 2, 3, 4, j = 1, 2, \dots, 9)$

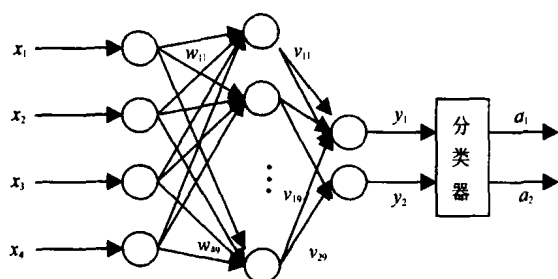


图1 多层感知器 (MLP) 网络结构

Fig.1 The network structure of MLP

为输入层与隐层之间的前馈连接权值, ( $V = (v_{ij})_{2 \times 9}$ , ( $j = 1, 2, \dots, 9, k = 1, 2$ ) 为隐层与输出层之间的前馈连接权值,  $B_1 = (b_1^{(1)}, b_2^{(1)}, \dots, b_9^{(1)})^T$  和  $B_2 = (b_1^{(2)}, b_2^{(2)})^T$  分别为隐层结点和输出结点的偏置权,  $g(h)$  为转移函数。

假设在第  $k$  次迭代中, 目标向量为, 输出端输出的误差信号向量  $E(k)$  为:

$$E(k) = T(k) - Y(k)$$

则误差平方信号向量为:

$$\zeta(k) = E(k)^2 = (T(k) - Y(k))^2$$

此处我们定义向量的平方为向量中各元素的平方, 即

$$E(k)^2 = \begin{bmatrix} e_1(k) \\ e_1(k) \end{bmatrix}^2 = \begin{bmatrix} e_1^2(k) \\ e_2^2(k) \end{bmatrix}$$

于是误差平方的梯度为

$$\nabla(\zeta(k)) = \frac{\partial(E(k)^2)}{\partial V(k)} = 2E(k) \frac{\partial E(k)}{\partial V(k)} = -2E(k) \frac{\partial Y(k)}{\partial V(k)}$$

因为在第  $k$  次迭代,

$$Y(k) = V(k)[g(W(k)^T X) + B_1(k)] + B_2(k),$$

所以

$$\frac{\partial Y(k)}{\partial V(k)} (g(W(k)^T X) + B_1(k))^T$$

从而

$$\nabla(\zeta(k)) = -2E(k)[g(W(k)^T X) + B_1(k)]^T$$

据最小均方误差 (LMS) 算法, 连接权值的修正是向着误差梯度反方向进行。令  $\eta$  为修正步长, 则连接权值和偏置权的修正可分别按如下公式进行:

$$V(k+1) = V(k) - \eta \nabla(\xi(k)) = V(k) + 2\eta e(k)[g(W^T X) + B]^T$$

由此我们得到神经网络信用评价模型的学习算法步骤如下:

(1) 将网络中的连接权值和偏置权值初始化 (可由随机数产生)。

(2) 若网络输出值与目标值一致, 则终止迭代。否则, 则按如下公式修正隐层与输出层之间的连接权值和偏置权值:

$$V(k+1) = V(k) - \eta \nabla(\xi(k)) = V(k) + 2\eta e(k)[g(W^T X) + B]^T$$

(3) 重复第 (2) 步, 一直进行到达到所要求的精度为止。

按照如上算法, 我们将此分类问题编成 MATLAB 程序, 得到的仿真结果如下:

(1) 在对训练样本集进行分类时, 这些随机数分别为:

$$W = \begin{bmatrix} -0.6571 & 0.8177 & 0.3449 & 0.9044 \\ -0.7387 & -0.9853 & 0.8765 & -0.5362 \\ -0.5624 & 0.1775 & -0.3137 & -0.0427 \\ -0.7890 & 0.0842 & 0.1259 & 0.0530 \\ -0.7171 & 0.3070 & -0.7622 & 0.5854 \\ -0.0861 & -0.3731 & -0.6620 & -0.6140 \\ 0.5763 & -0.5377 & -0.4422 & 0.8192 \\ -0.4379 & -0.1679 & 0.1136 & 0.8444 \\ -0.5504 & -0.4024 & -0.0288 & -0.9753 \end{bmatrix}$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} 0.5351 \\ 0.8974 \\ 0.6266 \\ 0.8477 \\ -0.6020 \\ 0.3485 \\ 0.8542 \\ -0.3124 \\ 0.1890 \end{bmatrix} \quad B_2 = \begin{bmatrix} -0.9142 \\ -0.9882 \end{bmatrix}$$

$$V = \begin{bmatrix} 0.2310 & 0.9640 & 0.3855 & 0.4020 & -0.4002 \\ -0.9933 & 0.7990 & -0.1207 & 0.2194 & 0.7121 \\ -0.7759 & -0.8051 & -0.3334 & -0.6771 & \\ -0.4169 & -0.2051 & 0.8885 & -0.4831 & \end{bmatrix}$$

网络经过训练以后, 达到一定的稳定状态。第二层与第三层之间连接弧的权值向量  $V = (v_{ij})_{1 \times 4}$  以及偏置权  $b$  的值分别为:

$$V = \begin{bmatrix} 5.7187 & -24.8522 & -19.0007 \\ 17.5344 & 3.8018 & 1.7964 \\ -2.4918 & -3.0056 & -4.2381 \\ 7.2380 & -4.8475 & -11.1670 \\ -4.2674 & 41.6312 & -49.3458 \\ -10.9553 & -13.5855 & -48.7346 \end{bmatrix}$$

$$b = \begin{bmatrix} -13.6421 \\ -6.6451 \end{bmatrix}$$

第一类误判个数为 0, 第二类误判数为 8, 第三类误判数为 4, 第四类误判数为 0, 第五类误判数为

0, 第六类误判数为 1, 总误判个数为 13, 故总的误判率为 21.67%, 这表明训练样本分类的准确率为 78.33%。

(2) 在对测试样本集进行分类时, 这些随机数分别为:

$$W = \begin{bmatrix} -0.4479 & -0.3378 & 0.2780 & 0.5804 \\ -0.2631 & 0.3172 & 0.3380 & 0.0272 \\ -0.7942 & 0.7273 & 0.5442 & -0.5735 \\ 0.7784 & 0.1352 & -0.2404 & -0.7931 \\ 0.7320 & 0.9610 & -0.1168 & -0.6853 \\ -0.4915 & 0.5837 & -0.0339 & -0.1850 \\ 0.1390 & -0.6948 & 0.2162 & -0.1845 \\ -0.6815 & 0.6661 & -0.6480 & -0.8946 \\ 0.1887 & -0.6163 & -0.9959 & 0.8836 \end{bmatrix}$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} -0.7001 \\ -0.2313 \\ -0.3779 \\ -0.6629 \\ 0.7933 \\ -0.3546 \\ 0.4680 \\ -0.1782 \\ -0.2004 \end{bmatrix} \quad B_2 = \begin{bmatrix} 0.7614 \\ -0.0406 \end{bmatrix}$$

$$V = \begin{bmatrix} 0.0110 & 0.0495 & -0.9676 \\ -0.6614 & 0.2824 & 0.6737 \\ 0.6069 & -0.0762 & 0.6414 \\ 0.3956 & -0.8384 & -0.6140 \\ -0.1093 & -0.3852 & 0.6705 \\ -0.9741 & 0.7507 & -0.3338 \end{bmatrix}$$

网络经过训练以后, 达到一定的稳定状态。第二层与第三层之间连接弧的权值向量  $V = (v_j)_{1 \times 4}$  以及偏置权  $b$  的值分别为:

$$V = \begin{bmatrix} 25.1592 & -5.2569 & -6.2740 \\ -4.2177 & 6.9941 & 7.3854 \\ -7.5580 & -2.3672 & 13.4556 \\ -138931 & 25.5765 & 14.7746 \\ 6.1604 & 7.7824 & -152265 \\ -3.8130 & -110885 & -17.8546 \end{bmatrix}$$

$$B_2 = \begin{bmatrix} -18.3305 \\ -9.9401 \end{bmatrix}$$

第一类误判数为 0, 第二类误判数为 0, 第三类误判数为 0, 第四类误判数为 3, 第五类误判数为 0, 第六类误判数为 4, 总误判个数为 7, 故总的误判率为 19.44%。这表明测试样本分类的准确率为 80.56%。

## 2 结 论

本文建立了多层感知器神经网络信用评价模型, 用来对我国 2000 年 96 家上市公司进行信用评级。按照各上市公司的经营状况分为“好”、“中”和“差”三类, 每一类由 32 家上市公司构成数据样本。在这 96 个数据样本中, 我们从每个小组中随意选出 20 家上市公司作为训练样本集, 因此训练集共有 60 个样本, 余下的 36 家上市公司组成测试样本集。对于每一家上市公司, 主要考虑其经营状况的四个主要财务指标: 每股收益, 每股净资产, 净资产收益率和每股现金流量, 所有数据都来自于 2000 年上市公司年报。

对于多层感知器网络结构, 隐层结点的个数是采用试验的方法来确定的, 先从 1 个开始, 然后逐个地增加, 一直增加到不能再改善网络性能为止。仿真结果表明, 当隐层结点的个数为 9 时, 无论是训练样本集还是测试样本集, 误判率都是最低的, 误差也都是最小的。此时, 训练样本分类的准确率为 78.33%, 测试样本分类的准确率为 80.56%, 多层感知器分类的准确率达到 79.17%。

## 参考文献:

- [1] JENSEN H. Using neural networks for credit scoring[J]. Managerial Finance, 1992, 18(6): 15-26.
- [2] COATS P, PANT L. Recognizing financial distress patterns using a neural network tool[J]. Financial Management, 1993: 142-155.
- [3] ALTMAN E, MARCO G, et al. Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience)[J]. J Banking and Finance, 1994, 18: 505-529.
- [4] HASHEMI R R, Le BLANC L A, RUCKS C T, et al. A hybrid intelligent system for predicting bank holding structure[J]. European Journal of Operational Research, 1998, 109: 390-402.
- [5] WEST D. Neural network credit scoring models[J]. Computers & Operations Research, 2000, 27: 1131-1152.
- [6] MALHOTRA R, MALHOTRA D K. Differentiating between good credits and bad credits using neuro-fuzzy systems[J]. Computing, Artificial Intelligence and Information Technology, 2002, 136: 190-211.
- [7] RUMELHART D E, McCLELLAND J L, the PDF Research Group. Parallel Distributed Processing[M]. Cambridge MA: MIT Press, 1986. Vols 1-2.
- [8] HUSH D R, HORNE . Progress in supervised neural networks[J]. IEEE Signal Process Mag, 1993, 10: 8-39.

## Study on Multilayer Perceptron Credit Scoring Model

PANG Su-lin, WANG Yan-ming

(School of Mathematics & Lingnan College, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China)

**Abstract:** The research establishes multilayer perceptron (MLP) neural network credit scoring model. It is used to evaluate the credit of 96 listed companies. The listed companies are divided into three groups: a "good" group, a "middle" group and a "bad" group, according to their management situation. To each listed company, we consider four primary financial indexes: income per share, net asset per share, return rate of net asset, and cash flow per share. All data come from the annals of listed company in 2000. The number of neurons in the MLP hidden layer is determined using a cascade learning process. The cascade learning process is constructive, starting with one neuron and adding neurons to this layer one at a time. The addition of hidden neurons continues until there is no further improvement in network performance. The simulation results show that the classification correct rate of the MLP credit scoring model is 79.17%. The learning algorithm and step of the model is given in detail.

**Key words:** neural network; multilayer perceptron; credit scoring model

+++++

· 简 讯 ·

### “能源与环境材料国际研讨会”文集出版

由中山大学、广州市科协、国家自然科学基金委员会联合主办的首届能源与环境材料国际研讨会于 2002 年 12 月 27 日 - 29 日在中国广州举行, 来自 9 个国家和地区的 150 多名代表参加。所有代表在一起探讨了能源与环境材料研究领域的新发展, 这其中还包括五名来自中国和澳大利亚的院士。为期 3 天的会议由超过 45 个的大会报告和分组报告以及超过 30 个的墙展组成。许多代表都是致力于以发现具有革新性能的能源与环境材料为目标的基础研究。中国科学院徐僖院士在会议开幕式上做了题为聚合物材料的环境友好方式改性的大会报告, 引起了与会代表的极大兴趣。

这次会议的论文覆盖了几几乎所有能源与环境材料科学与技术领域的最新进展。会议主办者选取部分论文, 交由中山大学学报 (自然科学版) 于 2003 年上半年以增刊形式出版。

(本刊通讯员)