

93-95
神经网络方法在投资风险评价中的应用^①郑立群¹, 吴育华¹, 周伯康¹, 夏庆²

(1. 天津大学管理学院, 天津 300072; 2. 中国建设银行天津分行, 天津 300203)

摘要: 风险评价是投资风险管理的关键步骤, 是对项目整体风险水平作出合理评价的过程。本文将人工智能方法用于解决投资风险问题, 研究了用神经网络方法进行风险评价的可行性, 确定了神经网络投资风险评价模型的结构和算法, 计算出了节点间的权重分布。利用该模型进行了实证分析, 取得满意效果。

关键词: 风险评价; 人工智能; 神经网络

分类号: F830.59 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(1999)04-0093-03

0 引言

风险评价是投资风险管理的关键步骤, 是对项目整体风险水平作出合理评价的过程。风险评价实际是聚类分析过程, 即在风险识别的基础上把被识别对象归并分类, 确认其属于何种风险类别的过程。本文对神经网络方法在投资风险评价中的应用进行了尝试。

1 投资风险评价神经网络模型设计

首先需要考虑的是确定网络的结构, 包括网络的输入、隐含层及其单元数、输出等。在投资风险评价模型中, 网络输入应为全面描述投资风险的指标, 网络输出则是风险等级。笔者在此利用主成分分析法对投资风险进行了识别, 得出 16 个风险评价指标作为网络输入(如表 1 所示), 网络输出则是 $[0, 1]$ 区间内的一个数值, 以代表投资项目的风险程度, 数值越大表明风险度越高; 反之数值越小, 表明风险度越小。

其次要确定网络的算法, 在此采用了 BP 算法, 主要基于以下考虑:

(1) 风险评价问题需要较高的准确度。

(2) 网络相对较长的训练时间(收敛速度慢)并不影响该模型的实际应用。

表 1 投资风险评价指标

序号	风险评价指标	序号	风险评价指标
1	固定资产利用率	9	资产负债率
2	产品一级品率	10	合同履约率
3	全部资金自有率	11	应付货款清付率
4	全部资金利税率	12	资本保值增值率
5	固定资产净值率	13	企业决策层素质
6	销售货款回收率	14	存货周转率
7	技术先进程度	15	流动比率
8	新产品开发计划完成率	16	贷款按期偿还率

2 神经网络风险评价模型的确定

(1) 神经网络模型的结构

如前所述, 已确定了网络输入层有 16 个单元, 输出层有一个单元, 并确定了网络模型的算法, 下面需要确定的是网络模型隐含层的层数及隐含层的单元数。

神经网络理论已经证明, 如果隐含层单元数可自由设置, 那么用三层 S 状 I/O 特性的节点, 可以任何精度逼近任何连续函数。因此, 选用三层网络, 即隐含层为一层。这既不影响网络的精度也可提高网络的速度。至于隐含层单元数, 神经网络理论尚没有一个满意的答案, 为此, 笔者选用了 41

① 收稿日期: 1998-10-22; 修订日期: 1999-03-10。

作者简介: 郑立群(1969-), 女(汉族), 北京市人, 天津大学管理学院讲师。

组数据用于训练神经网络, 得出了隐含层单元数在训练 1 万次, 5 万次, 10 万次时与网络输出累计误差间的关系, 分别如图 1, 图 2 和图 3 所示。

从图中可以看出, 在网络模型训练初期, 隐含层数目与网络收敛速度无明显关系, 但随着训练

次数的增加, 当隐含层单元数为 25 时网络收敛速度最快, 由此可得到了风险评价神经网络模型的结构: 即网络由输入层, 隐含层和输出层三层组成, 输入层单元数为 16, 隐含层单元数为 25, 输出层单元数为 1。



图 1 训练 1 万次的结果

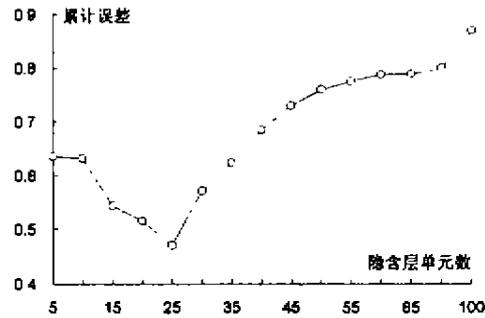


图 2 训练 5 万次的结果



图 3 训练 10 万次的结果

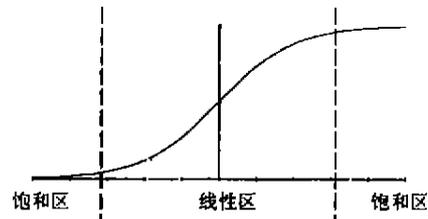


图 4 节点间的传递函数图

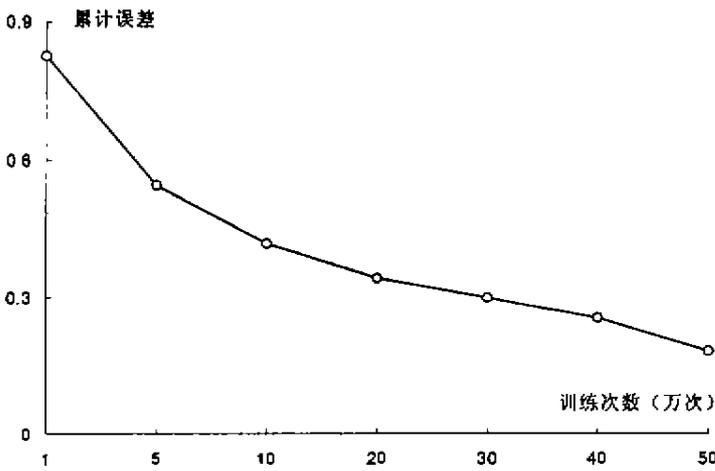


图 5 网络训练次数与输出精度的关系

(2) 风险评价神经网络模型初始权重的确定
BP 算法中, 节点间的传递函数为 $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$, 这一函数由图 4 所示, 该函数分为线形区和饱和区, 当神经元工作于饱和区时, 函数变化

缓慢, 需经过漫长的一段时间后才能跳出该区域; 而工作于线性区时, 由于函数的变化较快, 使得神经元的自我调节容易, 因而收敛速度较快。如果初始权重选择的区域过大, 神经元落入饱和区的概率也就越大, 其收敛速度也就会很慢。但如果将区域选得过小, 同样会降低神经元的活性, 影响网络的收敛速度。为验证上述理论, 笔者选择了 $[-15, 15]$ 至 $[-0.001, 0.001]$ 等 9 个区间, 产生随机权重。通过分析输出的一系列累积误差变化得出, 当随机权值产生区间在 $[-1, 1]$ 之间时, 该模型的收敛速度最快。

(3) 网络学习次数与精度的关系

众所周知, 网络学习次数越多, 其输出结果的精度越高, 但学习次数多其网络训练时间也越长。

如果学习样本选择不当,网络精度越高,意味着其记录的错误信息越多,也会对网络的应用效果产生不利影响。为此,将网络训练次数与输出精度的关系如图5所示。由图5可知,当网络训练次数超过20万以后,其收敛速度明显减慢。故本模型中,网络的训练次数定为20万次。

3 结论

参考文献:

- [1] 焦李成. 神经网络系统理论[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1992,57~80
- [2] 杨建成,刘忠. 银行贷款风险管理[M]. 西安:陕西人民教育出版社,1994,170~193
- [3] 蔡福安. 神经网络在银行破产预测中的应用[J]. 预测,1993,12(6):45~47
- [4] 申玲,唐安淮. 基于BP神经网络的房地产市场比较法价格评估. 系统工程理论与实践,1998,18(5):52~55
- [5] 赵利萍. 基于模糊神经网络的综合评判方法研究[J]. 预测,1998,17(3):54~56
- [6] 王爱民. 神经网络应用于模糊综合评价的研究[J]. 系统工程理论与实践,1995,15(10):37~42
- [7] 高洪深,陶有德. BP神经网络模型的改进[J]. 系统工程理论与实践,1996,16(1):67~71
- [8] 罗晓,罗大文. 关于社会选择函数的一些结果——基于神经元理论处理[J]. 管理学报,1993,7(3):171~174
- [9] Park D C, et al. An adaptively trained neural network[C]. IEEE Trans. on Neural Network, 1991, 2(3):334~345
- [10] Angulo VR, et al. On-line learning with minimal degradation in feedforward network[J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 1995, 6(3):657~668
- [11] Kar Yan Tam. Managerial application of neural networks: the case of bank failure predictions[J]. Management science, 1992, 38(7):926~938

The application of artificial neural network(ANN) on investment risk evaluation

ZHENG Li-qun¹, WU Yu-hua¹, ZHOU Bo-kang¹, XIA Qing²

1. School of Management, Tianjin University, Tianjin 300072;

2. The Construction Bank of China, Tianjin Branch, Tianjin 300203

Abstract: Risk evaluation is a key management step employed to avoid or prevent investment risk by appraising the risk level of a certain investment project before its execution. An artificial intelligence method is an effective choice of investment risk management. As a component of the artificial intelligence method, the artificial neural network(ANN) is dealt with in this paper. The feasibility of the ANN as an appraising tool against investment risk is discussed. Thus, the ANN model is set up, and its structure is carefully designed. In the ANN model as risk evaluation, the inputs of the network should be the indices that describe or may cause the investment risks, and then the output will show the risk level. On the basis of the investment risk distinction, the input units and the output units are defined. The concealed layers and units are also determined by making use of the ANN theories and methods. In addition, the relationship between the training frequency of the network and the precision of the output has been studied and the best training frequency thus obtained should be 200 thousand times. So many times of studying 41 samples with the network have resulted in the distribution of the weights among the points of the model. This model has been applied to the real cases of some investment projects to evaluate their respective risk levels, and the results have proved satisfactory.

Keywords: risk evaluation; artificial intelligence; neural network