

The Design of the Financial Early Warning System Based on Elman-Adaboost

Yu Zhou, Huibin Niu, Kejia Shao

School of Electric Power, North China University of Water Conservancy and Hydropower, Zhengzhou Henan
Email: zhouyu_beijing@126.com

Received: Nov. 13th, 2019; accepted: Nov. 25th, 2019; published: Dec. 2nd, 2019

Abstract

In order to effectively overcome the limitations of traditional financial forecasting methods and further improve the accuracy of financial situation prediction, a financial combination forecasting method based on Adaboost algorithm and Elman neural network is proposed. This method makes full use of the dynamic characteristics of Elman network and Adaboost algorithm can improve the accuracy of weak predictors to improve the accuracy of prediction. Through the analysis of the financial data of a listed company, the results show that the method proposed in this paper is economical and effective, improves the prediction accuracy to a great extent, and can reflect the crisis state of financial data timely and reasonably.

Keywords

Elman_Adaboost Algorithm, Financial Early Warning System, Elman Network, Adaboost Algorithm

基于Elman_Adaboost算法的财务预警器的设计

周 玉, 牛会宾, 邵科嘉

华北水利水电大学电力学院, 河南 郑州
Email: zhouyu_beijing@126.com

收稿日期: 2019年11月13日; 录用日期: 2019年11月25日; 发布日期: 2019年12月2日

摘 要

为了有效的克服传统财务预测方法的局限性并进一步提高财务状况预测正确率, 提出一种Adaboost算法和Elman神经网络的财务组合预测方法。该方法充分利用了Elman网络的动态特性和Adaboost算法能提高弱预测器精度的特性来提升预测的精度。通过对某上市公司财务数据的分析, 结果证明, 该方法经济有效, 较大程度的提升了预测精度, 并能够及时、合理地反映财务数据的危机状态。

关键词

Elman_Adaboost算法, 财务预警系统, Elman网络, Adaboost算法

Copyright © 2019 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

公司财务预警系统作为一种报警系统,是为了预防公司财务系统运行与公司所预期的目标不一样或者偏离,这种报警系统具有很强的预见性和针对性。它通过对公司各项指标的大数据进行综合分析,从而对公司最近的财务状况进行分析从而对公司未来的发展趋势进行有效的预测,以便对公司决策者的一些决定提供强有力的支撑[1]。

对于公司的财务金融预测,最开始提出了一元判定的方法,该方法简单,使用方便,由于只是重视单一指标的分离能力,所以该方法就能人为地改变那些影响结果的一些数据,另外,采用多个指标进行判断时,各项指标之间的关系也无法直接进行判定,这都会影响最终预测的结果[2]。为了弥补一元判定模型的缺陷,1968年 Altman 将多元线性判别的方法引入到财务危机预警研究领域,通过多次测试选用误判率最小的5个指标作为最终的5个判定变量,这样判定结果相比较于一元判定好,但是这些改造只不过是选取的变量指标或者指标系数不同而已[3],最终也是治标不治本,并不能达到所预期的效果。再之后研究学者又采用多元逻辑[4]和多元概率[5]的方法,虽然都对财务金融预测精度有了一定的提升,但是它们的系数对样本和模型设置都非常的敏感,鲁棒性差。由于传统方法存在诸多问题,研究者将 AI 技术引入到财务预警的研究中,尤其是基于人工神经网络的预测方法得到了大量应用,且取得了较好的性能[6]。但是目前神经网络方法大都是基于 BP 网络的, BP 网络本身存在的缺陷,如收敛速度慢、局部极小化、过拟合等问题,且网络结构选择也没有理论依据,真正推广还存在诸多问题[7]。再之后的遗传算法虽然相比于多元判别受主观影响比较小,但是准确率却低于多元判别方法,运算也较为复杂[8]。在之后采用支持向量机预测的方法虽然对小规模样本训练结果还算满意,但是对于大规模训练样本却存在耗费大量机器内存和运算时间等问题,所以也不利于现在公司大数据的预测。基于此,本文提出一种基于 Elman_Adaboost 算法的财务预警方法。Elman 网络具有着良好的动态性能和逼近任意非线性能力的优点,而 Adaboost 算法的利用可以对多个 Elman 网络的输出结果进行有效融合,进一步提升 Elman 网络的预测性能。将某公司的财务数据结合本文提出的方法进行仿真实验,并与多个方法进行对比分析,结果表明基于 Elman_Adaboost 算法的财务预警方法预测精度最高、性能最好,符合财务预测的应用。

2. Elman 网络模型

Elman 网络是一种动态神经网络,该网络相比较于 BP 网络是在其结构单元中引入了反馈环节,这样就对数据的处理具有了很强的时变性和实时性能力。也正是由于承接层中反馈通道的存在,使得 Elman 网络具有了很强的检测识别能力和记忆能力。这些特点都在很大程度上提升了系统的动态变化能力,可以更好预测动态数据,其预测性能要优于 BP 神经网络[9]。Elman 神经网络的结构一共有4层,分别包括输入层、隐含层、承接层和输出层。信号从输入层传入,隐含层使用的传递函数具有线性和非线性特点,除了传递数之外,隐含层的层数也能改变训练模型的精度,一般隐含层数量越多,精度也会相应提

高，但是训练时间会变长。承接层主要就是起承接的作用，能将隐含层的输出再反馈给隐含层，能用来记忆上一时刻的数值，这样就使得 Elman 具有动态记忆特性。输出层线性函数可以起到线性加权的作用。其网络结构如图 1 所示。

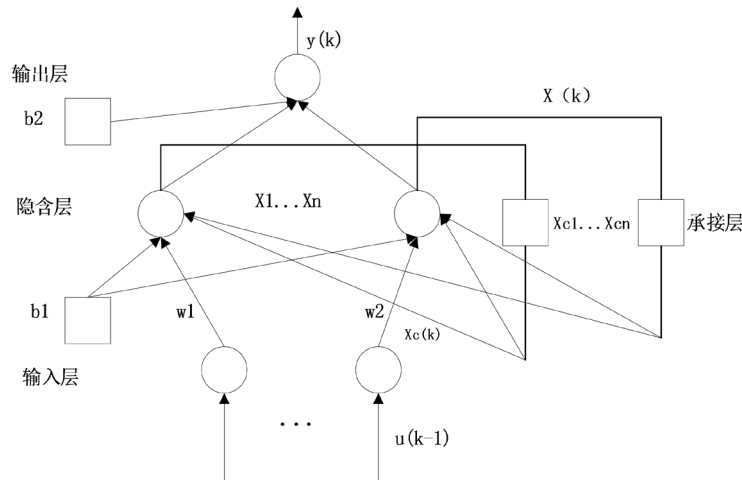


Figure 1. Elman network structure
图 1. Elman 网络结构

Elman 网络学习过程以图 1 为例，Elman 网络的非线性状态空间表达式为：

$$y(k) = g(w^3 x(k)) \tag{1}$$

$$x(k) = f(w^1 x_c(k) + w^2 (u(k-1))) \tag{2}$$

$$x_c(k) = x(k-1) \tag{3}$$

其中 $y(k)$ 为网络的输出值， $g(*)$ 为隐含层到输出层的传递函数， $f(*)$ 为输入层到隐含层传递函数。其中 u 为输入向量， x_c 为承接层所反馈的状态向量。

Elman 神经网络学习指标函数采用误差平方和函数，是通过误差的反向传递来逐步调整权值的。

$$E(w) = \sum_{k=1}^n (y_k(w) - \tilde{y}_k(w))^2 \tag{4}$$

式中， $\tilde{y}_k(w)$ 为目标输入向量。

3. Adaboost 算法模型

Boost 算法主要出自于 PAC 学习模型，PAC 学习模型主要探索的就是到底哪些问题是可以通过学习得到改善的和解决这些问题的具体算法又是什么的问题。

在 1995 年，Freund 和 Schapire 提出了 Adaboost 算法，弱预测器正确率的下限和弱预测器的相关先验知识已经不再是寻找弱预测器的限制条件，并且这种算法在很多研究背景下都可以运用，这样就使得弱预测器的选择更加广泛，最重要的是还具有了和 Boosting 算法同样的效率，所以此算法一经提出就受到了广泛欢迎[10]。

Adaboost 算法思想也就是：多听其他人意见，最后综合所有人意见进行最终决策。训练得到的前一个基本预测器预测错误的样本会得到加强，正确样本会减弱。即如果样本预测错误，就增大预测错误样本权重，而正确样本权重则被减小，之后权值改变过的全体样本，会再次被用来训练下一个基本预测器。

每次训练都会得到一个新的弱预测器，最后用这些训练得到的弱预测器合成强预测器，弱预测器的比重是由该弱预测器预测的正确率决定，正确率越高，在最终合成的强预测器所占比重就越大。直到强预测器的误差率满足我们所设定的误差值或者是迭代次数已经达到了事先设定的次数[11]。

Adaboost 算法流程如下：

给定一个训练数据集 $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$ 其中 $x \in \mathcal{X}$ ，而实例空间 $\mathcal{X} \in R^n$ ， y_i 属于标记集合 $\{-1, +1\}$ 。

步骤 1：首先，初始训练数据的权值分布，若训练样本个数为 N ，则每一个训练样本的权重都设定为 $1/N$ 。

$$D_1 = (w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1i}, \dots, w_{1N}), w_{1i} = \frac{1}{N}, i = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

步骤 2：进行迭代得到 M 个基本预测器。

使用具有权值分布 D_m 的训练数据集学习，得到基本预测器：

$$G_m(x) : \mathcal{X} \rightarrow \{-1, +1\} \quad (6)$$

计算 $G_m(x)$ 在训练数据集上的预测误差率：

$$e_m = P(G_m(x_i) \neq y_i) = \sum_{i=1}^N w_{mi} I(G_m(x_i) \neq y_i) \quad (7)$$

计算 $G_m(x)$ 的系数， χ_m 表示 $G_m(x)$ 在最终的强预测器中所占的比例：

$$\chi_m = \frac{1}{2} \ln \frac{1 - e_m}{e_m} \quad (8)$$

更新训练数据集的样本权重，用于训练下个预测器：

$$D_{m+1} = (w_{m+1,1}, w_{m+1,2}, \dots, w_{m+1,i}, \dots, w_{m+1,N}) \quad (9)$$

$$w_{m+1,i} = \frac{w_{mi}}{Z_m} \exp(-\chi_m y_i G_m(x_i)), i = 1, 2, \dots, N \quad (10)$$

其中， Z_m 是规范化因子，使得 D_{m+1} 成为一个概率分布：

$$Z_m = \sum_{i=1}^N w_{mi} \exp(-\chi_m y_i G_m(x_i)) \quad (11)$$

步骤 3：组合各个弱预测器。

$$f(x) = \sum_{m=1}^M \alpha_m G_m(x) \quad (12)$$

从而得到最终预测器，如下：

$$G(x) = \text{sign}(f(x)) = \text{sign}\left(\sum_{m=1}^M \alpha_m G_m(x)\right) \quad (13)$$

并且 Adaboost 具有很强的自适应能力，只要弱预测器的正确率都不大于 0.5，就不会对最终强预测器的合成有影响。

4. Elman_Adaboost 算法组合模型

本文将 AdaBoost 算法用于预测判断公司的财务运行状况，采用 Elman 神经网络用来训练弱预测器来

集成最后预测精度更高的 Elman-AdaBoost [12]强预测器，用于解决某公司财务预警问题。基于 Elman_Adaboost 模型的公司财务预警算法模型如图 2 所示。

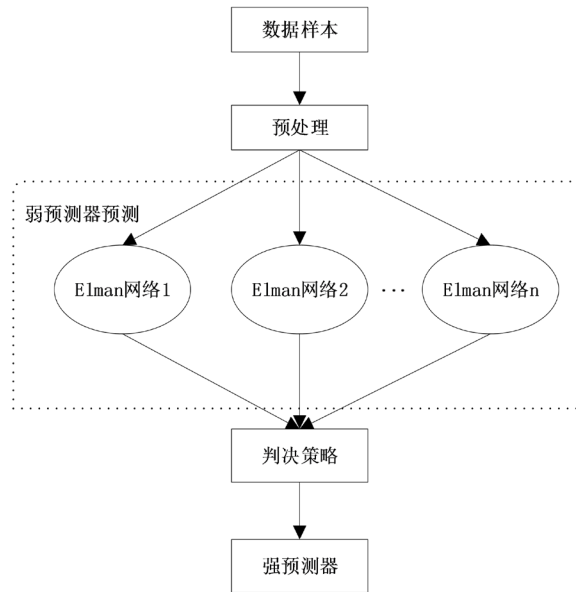


Figure 2. Elman_Adaboost algorithm model
图 2. Elman_Adaboost 算法模型

其算法步骤如下：

步骤 1：数据的选择以及网络初始化。先从整个样本中选择 m 组训练数据，初始权值刚开始均分，权值为 $D_i(i) = 1/m$ ，再根据样本的特性以及样本的背景意义去选取网络结构，最后再进行初始化 Elman 网络权值和阈值。

步骤 2：弱预测器预测。训练第 t 个预测器时，用从样本中选取的训练数据去训练 Elman 神经网络并且预测得到训练数据输出，其训练误差公式可以表达为：

$$e_t = \sum_i D_i(i), \quad i=1,2,\dots,m \quad (g(t) \neq y) \quad (14)$$

式中， $g(t)$ 为预测结果； y 为期望预测结果。

步骤 3：计算预测样本权重。根据上式预测的误差来计算样本序列的权重，其权重计算公式为：

$$a_t = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1-e_t}{e_t} \right) \quad (15)$$

步骤 4：测试样本数据权重调整。根据上式中得到的预测序列权重来调整下个弱预测器训练样本的权重，调整公式为：

$$D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i)}{B_t} * \exp[-a_t y_i g_t(x_i)] \quad (16)$$

式中， B_t 是一种归一化因子，其作用是使得权值之和相加为 1。

步骤 5：强预测器获取。训练 T 次之后一共得到了 T 组弱预测函数 $f(g_t, a_t)$ ，再由 T 组弱预测函数 $f(g_t, a_t)$ 组合得到了最后精度更高的强预测函数 $h(x)$ ：

$$h(x) = \text{sign} \left[\sum_{t=1}^T \alpha_t \cdot f(g_t, a_t) \right]. \quad (17)$$

5. 案例分析

5.1. 数据来源

本论文所验证数据是来源于上海某公司的 1350 组财务状况数据，随机选取 1000 组用来训练，剩余 350 组进行测试。部分实验数据如表 1 所示。

Table 1. Partial raw data

表 1. 部分原始数据

序号	成本费用率	资金营运能力(万元)	公司总资产(万元)	总资产增长率(%)	流动比率(%)	营业现金流量(万元)	审计意见类型	每股收益(元)	存货周转率(%)	资产负债率(%)	财务状况类型
1	3	3000	10	5	2	15,910	1	36	3	27	-1
2	2	3000	10	3	2	35,000	1	36	3	27	-1
3	1	5700	10	5	2	80,000	1	36	3	27	-1
4	2	5000	10	4	2	91,000	1	36	3	42	1
5	1	10,000	10	5	2	95,000	1	36	3	42	1
6	3	10,000	3	1	2	102,000	36	1	3	39	1
7	1	10,000	6	1	2	97,000	60	1	3	39	1
8	2	5000	8	1	2	8136	36	2	3	39	1
9	2	4200	2	1	1	63,000	36	1	3	39	-1
10	3	4500	1	3	1	100,000	36	1	1	59	-1

对于公司财务类型是通过这 10 项指标进行判定的，最后判定的财务类型一共为两种，1 代表财务状况良好，-1 代表财务状况出现问题。通常为了预防一些非正常数据，比如一些数据太大或者太小都会对实验结果直接造成决定性的影响，就必须先对实验数据进行归一化处理[13]。

5.2. 网络结构的选择

作为弱预测器的 Elman 网络结构的选择要依据本文所选取样本的维度来确定，每一个维度数据代表一个评定指标，因为财务预测选取了 10 个指标去预测公司财务状况，输出结果为 1 或者-1，1 代表财务状况良好，-1 代表财务状况出现问题，所以输入层为 10，输出层为 1。隐含层选取范围在 5 到 25 之间。从中选择了隐含层 $H = [5 \ 10 \ 15 \ 20 \ 25]$ 来训练网络，来寻找最优隐含层数目，假设生成了 K 个弱预测器[14]，为了选择最合适的弱预测器个数，可以取 $K = [5 \ 10 \ 15 \ 20]$ 进行试验。所以运行程序一共产生了 20 个仿真结果，再对 20 个仿真结果的精度进行比较，最后从中选择精度最高的组合作为最优的 Elman-Adaboost 强预测器。为了更准确的去评估 20 个 Elman-Adaboost 强预测器的预测精度，分别对本程序的每个模型都进行 10 次仿真，然后再取 10 次仿真的平均值。其中某一次仿真训练图如图 3 所示。

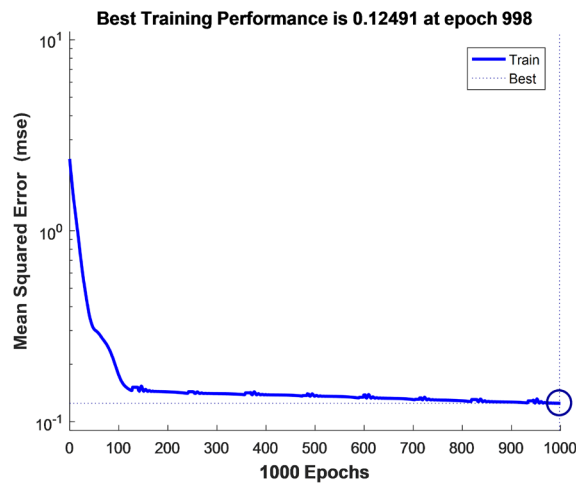


Figure 3. Elman Adaboost network training curve
图 3. Elman-Adaboost 网络训练曲线图

在不同大小 H 、 K 值下仿真预测正确率如图 4 所示，由此可得，在不同大小 H 、 K 值下的预测器正确率如表 2 所示。

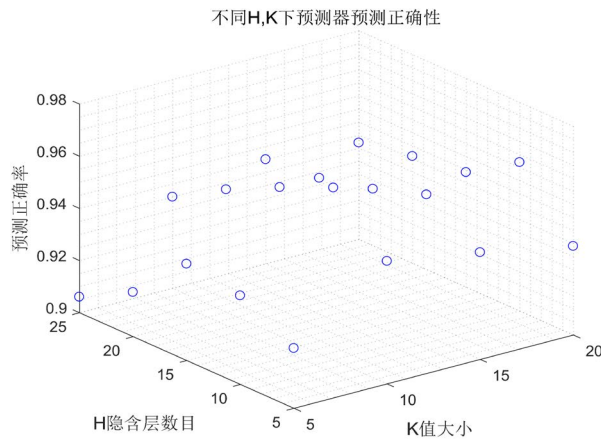


Figure 4. Accuracy of strong predictor under different K and H
图 4. 不同 K 、 H 下强预测器正确率

Table 2. Prediction accuracy
表 2. 预测正确率

K	H				
	5	10	15	20	25
5	92.3%	93.4%	93.7%	91.7%	90.6%
10	94.7%	96.3%	95.7%	94.7%	93.5%
15	94.1%	95.4%	94.7%	94.2%	94.0%
20	93.4%	95.7%	94.4%	94.1%	93.7%

由表 2 可得，当 $K = 10$ 、 $H = 10$ 时，正确率达到了 96.3%，正确率最高。此时预测错误的样本在预测类别与实际类别比较图的标记如图 5 所示。

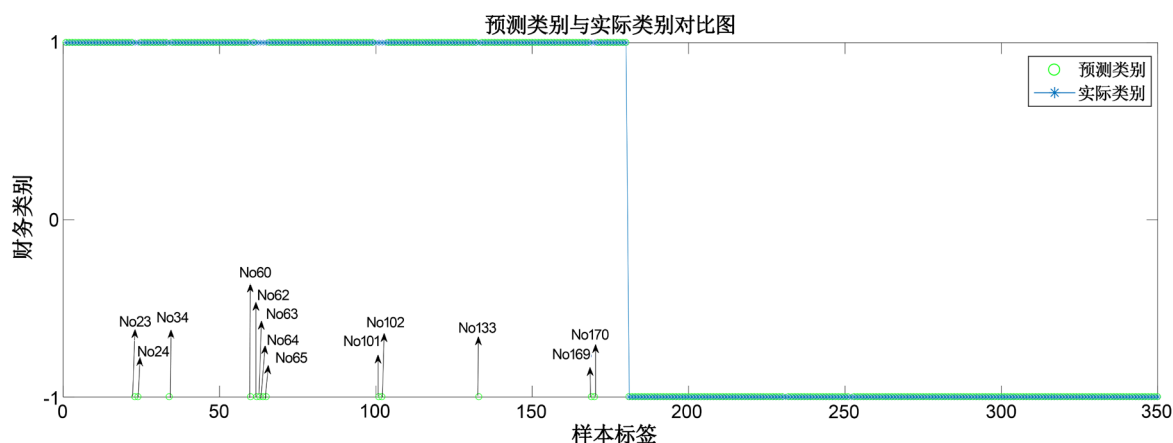


Figure 5. Comparison between forecast category and actual category

图 5. 预测类别与实际类别比较图

通过以上正确率对比分析,最后选择了隐含层个数为 10 的 Elman 神经网络作为弱预测器,其中选取的弱预测器的数目为 10,最后组成最优的 Elman-Adaboost 强预测器,其平均预测正确率为 96.3%。

5.3. 与其它方法对比

BP 神经网络在预测识别领域被广泛运用[15],也可以用来解决该公司财务预测问题,故同样可采用该方法在数据处理之后进行预测,最后得到最好的预测正确率为 93.5%。Elman 神经网络具有比 BP 神经网络更好的动态性能,所以用 Elman 神经网络对公司财务状况进行预测,最后得到最好的预测正确率为 94.6%。同样的,也可以选取 BP 神经网络作为弱预测器,组合成 BP_Adaboost 算法的强预测器对该公司财务状况进行预测,根据上章节的选取方式,从中选择了隐含层 $H = [5\ 7\ 10\ 12\ 14]$ 来训练网络,来寻找最优隐含层数目。为了选择最合适的弱预测器的个数,假设生成 K 个弱预测器,可以取 $K = [5\ 10\ 15\ 20]$ 进行实验。最后经过实验可得:当 $H = 10, K = 10$ 时,预测的平均最大预测率为 96.0%。此方法预测错误的样本在预测类别与实际类别比较图的标记如图 6 所示。各种方法的预测平均正确率如表 3 所示。

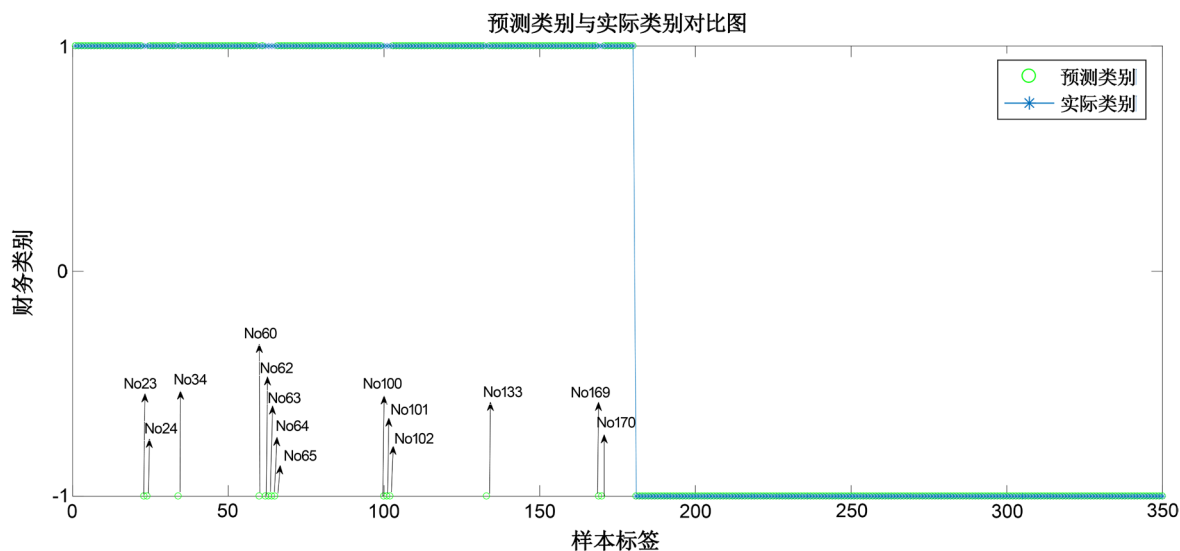


Figure 6. Comparison between forecast category and actual category

图 6. 预测类别与实际类别比较图

Table 3. Prediction accuracy of each network algorithm
表 3. 各个网络算法的预测正确率

算法名称	预测正确率
BP 神经网络算法	93.5%
Elman 网络算法	94.6%
BP_Adaboost 算法	96.0%
Elman_Adaboost 算法	96.3%

由表 3 可以看出：由于 Elman 神经网络的动态性能更好，相比较于 BP 神经网络能够更好的反映对象的动态特性，所以采用单一 Elman 神经网络的预测精度比单一 BP 神经网络精度要高；采用 Adaboost 算法结合 BP、Elman 网络组成的强预测器的预测精度要比采用单一 BP 神经网络和 Elman 神经网络的预测精度要高，说明 Adaboost 算法是一种能有效提高预测精度的算法；使用 BP 神经网络作为弱预测器组合成的 BP_Adaboost 算法比用 Elman 神经网络作为弱预测器组合成的 Elman_Adaboost 算法的精度要低，所以，相比于 BP 神经网络，选择具有更好动态特性的 Elman 神经网络作为弱预测器更能有效提高最终的预测精度，而改进的 Elman 网络作为弱预测器的预测精度应该更高，将会是未来探究的方向。

6. 结论

本文提出了一种能有效预测某公司财务状况的 Elman_Adaboost 强预测器方法，该方法选用了具有更好动态特性的 Elman 神经网络作为弱预测器，通过 Adaboost 算法融合了多个弱预测器产生强预测器。并通过与单一 BP、Elman 神经网络以及 BP_Adaboost 强预测器进行精度比较，从而可以得到本方法具有更高的预测精度，同时也使得过拟合效应不会在训练中出现，为某公司财务状况的预测提供了一种新的途径。使用 Adaboost 算法结合神经网络是否能最有效的预测某公司财务状况的变化方向，无疑也将是未来发展的一个研究方向。而弱预测器的选取更是 Adaboost 的核心部分[16]，只有选取更优质的弱预测器才是提高强预测器的关键，因此选取更好的网络算法作为弱预测器将会是以后研究的重点。

基金项目

国家自然科学基金资助项目(U1504622, 31671580)；河南省高等学校青年骨干教师培养计划项目(2018GGJS079)。

参考文献

- [1] Mehedi, M., Shujat, A., Ouyang, Q., Chen, Q.S., Wu, X.Y., Xu, Z.L., *et al.* (2019) Rapid Quantitative Analysis of Hg²⁺ Residue in Dairy Products Using SERS Coupled with ACO-BP-AdaBoost Algorithm. *Spectrochimica Acta. Part A, Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, **223**, Article ID: 117281. <https://doi.org/10.1016/j.saa.2019.117281>
- [2] 温君. 中小企业财务危机预警指标体系研究[J]. 现代营销(信息版), 2019(8):46.
- [3] Yuan, Z.Y. and Hou, Y. (2019) Research on Intelligent Decision-Making Method of Enterprise Financial Crisis Early Warning. *Journal of Physics: Conference Series*, **1213**, Article ID: 022026. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1213/2/022026>
- [4] Beaver, W.H. (1966) Financial Ratios as Predictors of Failures. *Journal of Accounting Research*, **4**, 71-111.
- [5] Hartman, A.E. and Coslor, E. (2019) Earning While Giving: Rhetorical Strategies for Navigating Multiple Institutional Logics in Reproductive Commodification. *Journal of Business Research*, **105**, 405-419. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.05.010>
- [6] Asteasuain, M. (2019) Efficient Modeling of Distributions of Polymer Properties Using Probability Generating Functions and Parallel Computing. *Computers and Chemical Engineering*, **128**, 261-284. <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2019.06.009>

-
- [7] 马旭辉. 基于机器学习的上市公司财务风险智能识别研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京大学, 2019.
- [8] 支慧. 基于 BP 神经网络的乐视网财务风险预警研究[D]: [硕士学位论文]. 石河子: 石河子大学, 2018.
- [9] 叶茂华. 基于遗传算法优化神经网络的财务预警系统研究[J]. 黑龙江科学, 2017, 8(18): 24-25.
- [10] 冯旭日, 崔洁. 基于灰色 Elman 神经网络的股价预测[J]. 辽宁工程技术大学学报(社会科学版), 2019, 21(4): 246-252.
- [11] Chen, T., Tu, S.X., Wang, H.L., Liu, X.S., Li, F.H., Jin, W., Liang, X.W., Zhang, X.Q. and Wang, J. (2019) Computer-Aided Diagnosis of Gallbladder Polyps Based on High Resolution Ultrasonography. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, **185**, Article ID: 105118. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2019.105118>
- [12] 王改革, 郭立红, 段红, 刘遒, 王鹤淇. 基于 Elman_AdaBoost 强预测器的目标威胁评估模型及算法[J]. 电子学报, 2012, 40(5): 901-906.
- [13] 汤荣志, 段会川, 孙海涛. SVM 训练数据归一化研究[J]. 山东师范大学学报(自然科学版), 2016, 31(4): 60-65.
- [14] 王凯, 唐诗华, 王江波, 肖阳, 容静, 王文贯. 基于 GA-BP-AdaBoost 强预测模型的大坝变形应用[J]. 桂林理工大学学报, 2019, 39(2): 415-419.
- [15] 徐明鹏, 王本有. BP 神经网络集成挖掘方法在财务预警中的应用[J]. 长春工业大学学报, 2016, 37(3): 236-240.
- [16] 韩韬, 陈晓辉. 基于预测模型的 BP-Adaboost 算法改进[J]. 桂林理工大学学报, 2014, 34(3): 589-594.