

基于 BP 神经网络的股价趋势分析

许兴军¹, 颜钢锋²

(^{1,2} 浙江大学电气自动化研究所, 浙江杭州 310027)

摘要:对 BP 神经网络的算法和结构进行了介绍,并基于 MATLAB 的 BP 网络的工具箱,对浦发银行近一年交易日的数据进行训练和测试,获得了一定的预测精度。最后还对波动期股价预测的难易,股价涨幅预测的难度以及输入变量对 BP 网络预测股价能力的影响等进行了讨论。基于实验结果,得出了基于 BP 神经网络的数学模型能一定程度上实现对股价趋势判断的结论。

关键词:BP 神经网络, 股价预测, MATLAB

中图分类号:F224 **文献标识码:**A **文章编号:**1005-0167(2011)11-0057-04

Abstract:The paper analyses the algorithm and structure of the BP neural network, and has a train and test on the stock data of Shanghai Pudong Development Bank over the past year, based on the BP neural network toolbox of MATLAB, and finally gets a result of prediction with a certain accuracy. The paper also discusses the difficulty for predicting in the wave period of the stock price, the difficulty for predicting on the percentage of the stock prices up and down, and how did the input variables of BP network impact the result of the prediction. The result of the experiments tells that we can predict the trend of stock's price on a certain degree based on the BP neural network.

Key words: BP neural network; stock prediction model; MATLAB

一、股价预测概述

股票市场是一个不稳定的非线性动态变化的复杂系统,股价的变动受众多因素的影响。影响股价的因素可简单地分为两类,一类是公司基本面的因素,另一类是股票技术面的因素。虽然股票的价值是公司未来现金流的折现,由公司的基本面所决定,但是由于公司基本面的数据更新时间慢,且很多时候并不能客观反映公司的实际状况,所以通过公司基本面的数据很难预测股价,尤其是对公司短期股价的预测。股票技术面的数据除了能快速反映宏观经济走势和公司财务状况之外,还包含了很多非线性因素,包括投资者的投资心理等因素,所以股票技术面数据常被用于进行股价预测。

选择合理的技术面数据,采用适当数学模型就能在一定程度上实现对股价的预测。BP 神经网络是一种模拟人脑神经网络结构从而具有一定的预测功能的数学模型,由于其具有很强的自学习能力、自适应能力以及容错能力等优点,使它成为一种比较适合股票预测的方法。本文就采用此数学方法对股价趋势进行了分析。

二、BP 神经网络概述

BP 神经网络模型是日前应用最为广泛和成功的神经网络之一。该模型是由 Dabid Runelhart, Geoffrey Hinton 和 Ronald Williams, David Parker 以及 Yannn Le Cun 在上个世纪 80 年代分别独立提出的。Rumelhart 和 McClelland (1986) 领导的科学小组在《Parallel

作者简介:许兴军,浙江大学电气自动化研究所;

颜钢锋,浙江大学电气自动化研究所。

Distributed Processing》一书中,对具有非线性连续转移函数的多层前馈网络的误差反向传播算法进行了详尽的分析。

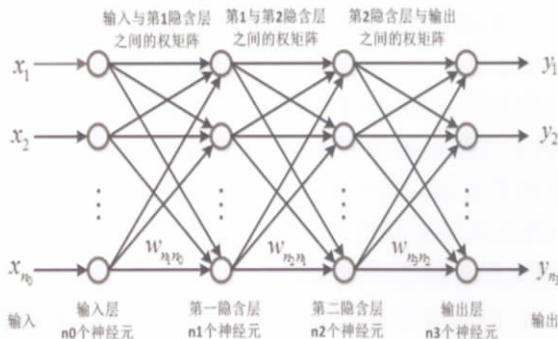
BP 算法的基本思想是,学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成。正向传播时,输入样本从输入层传入,经各隐含层处理后,传向输出层,若输出层的实际输出与期望的输出差值不符合要求,则转入误差的反向传播阶段。误差反向传播是将输出误差以某种形式通过隐含层向输入层逐层反向传播,并将误差分摊给各层的所有单元,从而获得各层单元的误差信号,此误差信号即作为修正各单元的依据。这种信号正向传播与误差反向传播的各层权值调整过程,是周而复始地进行的。权值不断调整的过程,也就是网络的学习训练过程。此过程一直进行到网络输出的误差减少到可接受的程度或进行到预先设定的学习次数为止。

三、BP 神经网络基本原理

(一)BP 神经网络结构

基于 BP 算法的多层前馈型网络的结构如图 1 所示。网络由输入层、一个或多个隐含层以及输出层构成。同层节点中没有任何耦合,每一层节点的输出只影响下一层节点的输出。网络的学习过程由正向和反向传播两部分组成。反向传播其节点单元特征通常为 Sigmoid: $f(x)=1/(1+e^{-bx}), b>0$ 。在网络训练阶段用准备好的样本数据依次通过输入层、隐含层和输出层,比较输出结果和期望值,若没有达到要求的误差程度或者训练次数,即经过输出层、隐含层和输入层,来调节权值,以便使网络成为一定适应能力的模型。

图 1 多层感知器结构示意图



(二)BP 网络算法流程

- 1.初始化:置各权值和阈值的初始值: $w_{ji}^0[0], \theta_j^0(l=0, 1, \dots, L)$ 为小的随机数,一般取 0-1 的随机数。
- 2.输入样本和期望输出:提供训练样本及目标输出,对每个样本进行(3)-(5)步。输入的训练样本为: $Y=(Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$,目标输出为: $X=(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 。
- 3.计算各层输入: $x^{(l)}=f(s^{(l)})=f(W^{(l)}x^{(l-1)})$

4.计算训练误差:

输出层:

$$\delta_j^{(l)}=(d_{qj}-x_j^{(l)})f'(s_j^{(l)})$$

隐含层和输入层:

$$\delta_j^{(l)}=f'(s_j^{(l)}) \sum_{k=1}^n \delta_k^{(l+1)} w_{kj}^{(l+1)}$$

5.修正权值和阈值:

$$w_{ji}^{(l)}[k+1]=w_{ji}^{(l)}[k]+u\delta_j^{(l)}x_i^{(l-1)}+ \eta(w_{ji}^{(l)}[k]- w_{ji}^{(l)}[k-1])$$

$$\theta_j^{(l)}[k+1]=\theta_j^{(l)}[k]+ u\delta_j^{(l)}+\eta(\theta_j^{(l)}[k]- \theta_j^{(l)}[k-1])$$

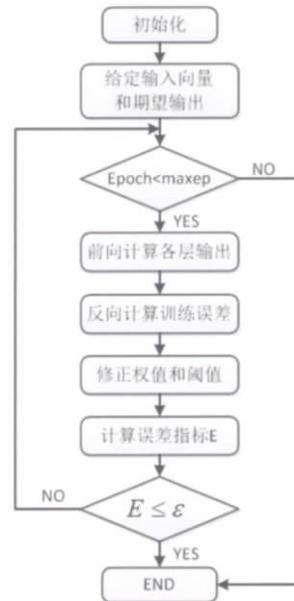
6.计算性能指标:当样本集中所有的样本都经历了(3)-(5)步,即完成了一个训练周期,计算误差指标(本文的误差指标是均方误差):

$$E=(\sum_{q=1}^Q (E_q)^2)^{0.5}/Q, \text{其中 } E_q=0.5 * \sum_{j=1}^n (d_{qj}-y_{qj})^2$$

7.如果误差指标满足精度要求,即 $E < \epsilon$ 那么训练结束,否则,转到(2),继续下一个训练周期 ϵ 是小的正数,根据实际情况选取。

具体流程如下图:

图 2 BP 网络算法流程图



四、实例仿真分析

(一)实验参数确定

1.变量确定。本实验以今日开盘价、今日最高价、今日最低价、今日收盘价、5日移动平均线、10日移动平均线、15日移动平均线、30日移动平均线、50日移动平均线、250日移动平均线、今日成交量、KDJ 指标、RSI 指标、PSY 指标、WR 指标、阶段强势指数、阶段弱势指数、大盘指数这 20 个变量为输入变量,以股票第二日收盘价为输出变量。输入变量中即包含了个股信息也反映了大盘信息;即包含了价格信息也反映了成交量信息;即包含了近期信息也反映了历史长期信息;即包含了趋势信息也反映了强弱势信息。所以,总的来说,本文所选择的输入变量能够较为准确地反映影响股票

走势的因素,从而提高了实验的准确度。

2.归一化处理。为消除各维数据间数量级的差别,避免出现因变量数量级差别较大而造成模型预测误差较大的现象,本文采用最大最小法对输入输出变量进行了归一化处理。

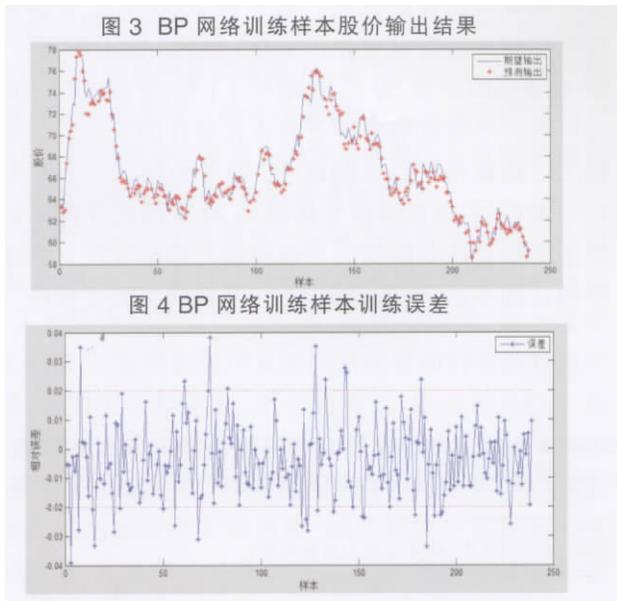
3.隐含层节点数确定。BP 网络隐含层节点数的多少和 BP 网络预测精度之间有很大相关性:节点数太少,神经网络的训练能力就会变弱,无法完成精确预测;节点数太多,神经网络训练时间变长,且网络可能出现过度拟合现象。所以选择合适的节点数才能使 BP 网络的性能得到最大发挥,但目前还没有统一的标准来确定隐含层的节点数,所以本文经过多次试验,多次比较,最终确定了隐含层节点数分别为 8,14,10。

4.BP 网络结构确定。本文采用 MATLAB 2010b 的 BP 神经网络工具箱来进行仿真试验。用 newff 创建 BP 神经网络,设置 3 个隐含层,网络隐含层神经元传递函数和输出层神经元传递函数都是 tansig,训练函数为 traingda,最大训练次数为 5000 次,学习率为 0.15,目标精度为 0.005。

5.数据选取。为不失一般性,选取上海证券交易所浦发银行(600000)为实验对象,选取 2010 年 9 月 27 日至 2011 年 9 月 19 日之间共 240 个交易日记录为实验基础,随机选择其中 230 组交易数据进行 BP 网络训练,剩下 10 组数据用于测试验证。另外为取消股票除权除息的影响,本文均采用后复权后的交易数据。

(二)实验结果分析

利用 MATLAB 对随机选取的 230 组样本数据进行训练后,训练误差降低到了 0.005。从预测输出和期望输出的情况来看,BP 网络在一定程度上实现了对股价的判断,且误差基本上控制在 2%以内,实验精度还算满意。



利用剩下的 10 组数据对已经完成训练 BP 网络进行测试,得到了如下结果。

表 1 BP 网络测试样本的输出与误差

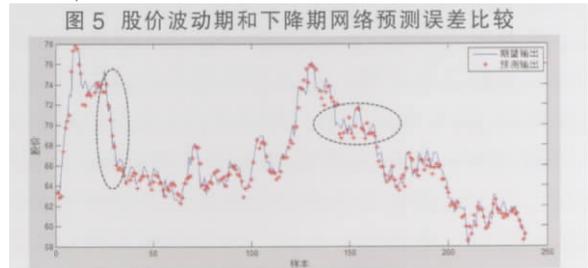
测试样本	测试输出	期望输出	相对误差
2010/10/28	74.48	73.24	1.69%
2010/11/23	65.26	64.69	0.87%
2010/12/6	65.95	66.06	-0.16%
2011/2/24	64.15	63.99	0.26%
2011/3/2	67.70	68.03	-0.49%
2011/4/19	74.64	73.39	1.69%
2011/5/10	70.33	70.21	0.17%
2011/8/1	62.29	61.63	1.07%
2011/9/5	60.93	60.63	0.50%
2011/9/19	59.72	58.97	1.28%

从测试的结果来看,训练完后的 BP 网络的预测能力较高,利用 BP 神经网络判断股票收盘价的误差较小,网络泛化能力较好,所以通过 BP 网络可以在一定条件下,一定程度上实现对股价走势的判断。

五、深入分析

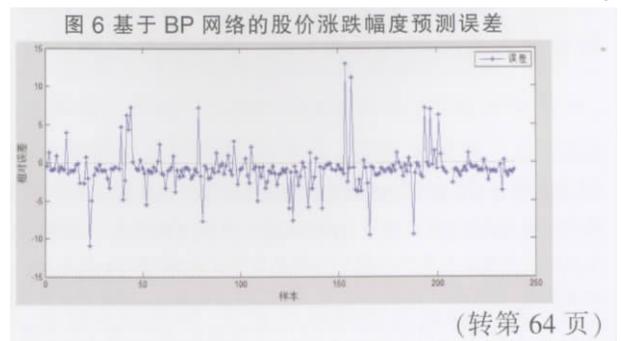
(一)波动时期的股价预测精度不高

从 BP 网络训练的预测输出和期望输出的状况来看,当股价处于上升期或下降期的时候,BP 网络的预测输出能够很好的拟合股票的实际波动曲线;当股价处于波动期的时候,BP 网络的预测输出与期望输出之间的差别较大。所以对于一些正处于上升期或下降期的股票,用 BP 网络进行预测将取得很好的预测结果。



(二)股价涨幅预测难于股价预测

在实际应用中,对股价涨跌幅度的预测比对股价的预测更为实用,故本文采用同一样本,也对股价的涨跌幅度进行了 BP 网络的训练,但由于股价涨跌幅度走势的波动程度相对较大,所以用 BP 网络进行训练后的精度只能达到 0.05 左右。从训练样本误差的状况来看,单纯通过 BP 网络无法实现对股价涨跌幅度的预测。



(转第 64 页)

水平进一步提高,促进农业保险各主体良性互动主要在于以下几方面。首先,农民应克服小农意识,主动认知农业风险并合理规避农业风险,积极购买农业保险,使农业保险的购买量增加,大量同质风险的存在,才可能满足可保风险的大数法则。其次,保险公司应对农业风险进行更精准的测定,对不同农业保险产品给出合理的费率,尽可能地把农民对农业保险的潜在需求转化为有效需求。最后,政府应尽快制定并出台农业保险法,使农业保险有法可依,政府的补贴支出的量的确定应请专业人士进行精算,农业保险的再保险市场更需要政府去进一步完善。总之,只有提高了农业保险各主体的风险认知水平,通过各主体的良性互动,农业保险才有可能稳健发展。

参考文献:

[1]陈传波,丁士军.对农户风险及其处理策略的分析[J].中国农村经济,2008(11).
 [2]冯文丽.中国农业保险制度变迁研究[M].北京:中国金融出版社,2006.
 [3]黄亚林.农业保险市场利益相关者的博弈分析[J].金融发展研究,2009(2).
 [4]龙文军.谁来拯救农业保险[M].北京:中国农业出版社,2008.
 [5]马小勇.中国农户的风险规避行为分析——以陕西为例[J].中国软科学,2009(2).
 [6]宁满秀,苗齐,邢鹏,钟甫宁.关于农户对农业保险支付意愿的实证研究——以新疆玛纳斯河流域为例[J].中国农村经济,2007(6).
 [7]Roderick M. Rejesus, Keith H. Coble, Thomas O. Knight, Yufei Jin, 2006. Developing Experience - Based Premium Rate Discounts in Crop Insurance, American Journal of Agricultural Economics, Vol.88, No. 2 (May): 409-419.

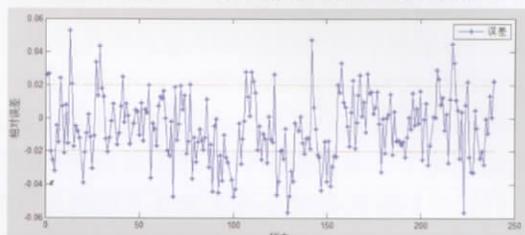
责任编辑:张莹

(接第 59 页)

(三)输入变量并非越多越好

一般来说,随着输入变量的增多,BP 网络预测的精度就会上升,其股价预测能力也会提高。但若新增的输入变量与股价的相关性不是很高,那么新增的输入变量很可能成为股价预测模型的干扰因素。本文在原输入变量的基础上加入了昨日股价涨幅和昨日成交量涨幅两个新变量,得到了如下样本误差。

图 7 增加不相关变量后网络的股价预测误差



从实验结果可以看出,新变量的加入使得模型的预测精度大幅下降。主要原因是昨日股价的涨幅和明日股价之间没有直接的关系,此变量的加入会干扰原神经网络的预测能力。所以在基于 BP 网络的股价预测中,输入变量的选择显得非常重要,合理的选择输入变量会提高网络的预测能力,以便网络更准确的实现对股价的预测。

六、结束语

由于 BP 神经网络具有很强的自学习能力、自适应能力以及容错能力等优点,使其能够在一定条件下,一定程度上对股价走势进行判断。但是由于股票市场是一个不稳定的非线性动态变化的复杂系统,且影响股价的变量无法完全确定,所以简单的依靠 BP 网络可实现的股价预测精度有限,还需融入其它数学方法以提高预测精度。

参考文献:

[1]许力.智能控制与智能系统[M].北京:机械工业出版社,2006.
 [2]袁曾任.人工神经网络及其应用[M].北京:清华大学出版社,1999.
 [3]徐丽娜.神经网络控制[M].北京:电子工业出版社,2003.
 [4]王亿楷,赖国明.BP 神经网络的改进及其在股票预测中的应用[J].韩山师范学院学报,2008.

责任编辑:张莹