

基于三次样条权函数神经网络的股价预测

张浩¹, 张代远^{1,2,3}

- (1. 南京邮电大学 计算机学院, 江苏 南京 210003;
2. 江苏省无线传感网高技术研究重点实验室, 江苏 南京 210003;
3. 南京邮电大学 计算机技术研究所, 江苏 南京 210003)

摘要:随着经济的发展,股票投资已成为很多人的一种投资理财方式,而股票价格的预测也成为投资者关心和研究的焦点。建立一个运算速度和精确度都比较高的股价预测模型,对于金融投资者具有理论指导意义和实际应用价值。文中针对传统BP算法存在的学习速度慢、容易陷入局部极小值、隐层数不易确定等问题,使用三次样条权函数神经网络建立股价预测模型,克服了传统神经网络的缺点。仿真结果表明,该模型具有较高的预测精度,能够对股市进行有效的预测。

关键词:权函数;三次样条函数;BP算法;神经网络;股价预测

中图分类号:TP31

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)06-0028-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.06.007

Stock Prediction Based on Neural Networks with Cubic Spline Weight Functions

ZHANG Hao¹, ZHANG Dai-yuan^{1,2,3}

- (1. College of Computer, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China;
2. Jiangsu High Technology Research Key Laboratory for Wireless Sensor Networks, Nanjing 210003, China;
3. Institute of Computer Technology, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: With economic development, stocks have become a way of finance and investment for many people, and the stock price forecasting has become the focus of investors' attention and study. Establishing a stock price forecasting model with high computing speed and accuracy has theoretical and practical significance for financial investors. As the traditional BP algorithm has problems such as low learning speed, easy to fall into local minimum value, difficult to determine the number of hidden layer neurons, the stock prediction model is established using the neural networks with cubic spline weight functions to overcome the shortcomings of traditional neural networks. The simulation results show that the model has high accuracy and can effectively predict the stock market.

Key words: weight function; cubic spline function; BP algorithm; neural networks; stock price prediction

0 引言

股票预测,是指以准确的调查统计资料和股市信息为依据,从股票市场的历史、现状和规律性出发,运用科学的方法,对股票市场的未来发展前景做出预测^[1]。股票预测方法主要有基本分析法^[2]、技术分析法^[3]、神经网络预测方法等。在这些预测方法中,神经网络^[4]以其高度并行的处理机制、高速运算的能力、高度灵活可变的拓扑结构在股市预测研究中得到重视,涌现了许多神经网络在预测中成功运用的实

例^[5-7]。

传统神经网络BP(Back Propagation)算法,因其结构简单、性能稳定、并行性高等优点已经成为目前应用最广泛的神经网络算法之一^[8-10]。但是BP算法也存在以下不足之处:

(1)学习算法有可能不收敛,或虽收敛但往往收敛速度非常慢,并且训练时间强烈地依赖初值的选择^[11];

(2)无法确定隐层神经元个数,使得BP算法只能

收稿日期:2013-09-02

修回日期:2013-12-16

网络出版时间:2014-02-24

基金项目:江苏高校优势学科建设工程资助项目(yx002001)

作者简介:张浩(1989-),男,硕士研究生,CCF会员,研究方向为智能计算技术与应用;张代远,教授,博士,研究生导师,研究方向为人工智能、计算机体系结构、计算机应用等。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140224.0930.060.html>

解决一些有局限性的小问题。

文献[12]提出了样条权函数学习算法,将人工神经网络的非线性映射问题转化为求解线性代数方程组的问题,克服了BP算法梯度下降思想的缺点。在此基础上,文中使用样条权函数神经网络建立股票预测模型。仿真结果显示样条权函数学习算法具有较高的精度,能够对股市进行有效的预测,具有较高的理论与实践意义。

1 权函数神经网络拓扑结构

传统方法神经网络至少有3层,通常各个层之间的权值为常数。样条权函数神经网络拓扑结构简单,只有两层(见图1^[11]),各层之间互连的权为样条函数,这里称其为权函数。其中输入层的权与神经元全互连,假设输入端有节点是 m 维的,每个节点通过连接权连接到所有加法单元的输入端,图中 x_i 表示一个样本在输入层第 i ($i=1,2,\dots,m$)个神经元的输入。假设输出样本向量是 n 维的,则输出端有 n 个节点,图中 t_j ($j=1,2,\dots,n$)和 z_j 分别表示输出层第 j ($j=1,2,\dots,n$)个神经元所对应的目标值和实际输出。

图1中的圆圈为神经元,神经元只完成简单的加法运算,它的功能是将所有与其相连的输入节点的输入量求和,并将该和直接输出^[11]。因此样条权函数神经网络拓扑结构比传统方法的网络简单得多,需要训练的权的个数也明显减少。

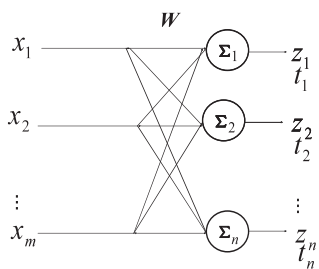


图1 权函数神经网络拓扑结构图

2 算法原理

通常,神经网络训练的目的就是求解网络的权值。不失一般性,这里仅仅考虑第 j 个输出单元对应的权值。如图2所示,把输入样本向量的每一维都看成独立的变量,不做任何约束,那么每一个样条神经元是一维输入的,这样便能够采用一维样条函数去逼近。求出的样条函数为实现网络映射的神经元变换函数。

图2中,加法器 Σ 的输入量为 z_i ($j=1,2,\dots,m$),则有^[12]:

$$z = \sum_{i=1}^m z_i, z_i = w_i(x_i) \quad (1)$$

在图2中, z 和 z_i 之间相差一个加权系数 η_i ,即

$$z_i = \eta_i z \quad (2)$$

其中, η_i 满足 $\sum_{i=1}^m \eta_i = 1$,因此有:

$$z = \frac{1}{\eta_i} w_i(x_i) \quad (3)$$

假设网络有 m 个输入节点, n 个输出节点,则权函数神经网络算法的训练目的就是利用插值的方法求得 mn 个插值权函数。

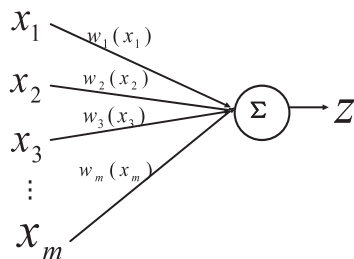


图2 神经元输出值为 m 个独立权函数值的加和

3 三次样条插值权函数的建立与求解

对于图2,每一个输入样本由 m 维向量构成,其相应的输出样本由1维向量构成,假设需要训练的网络样本有 $N+2$ 个。与第 i ($i=1,2,\dots,m$)个输入节点相连的神经元的权函数用 $w_i(x_i)$ 表示,输入向量第 i 个分量用 x_i 表示。节点 x_i 的输入量有 $N+2$ 个,按照输入样本的顺序,这 $N+2$ 个输入量组成一个 $N+2$ 维向量^[12],记为:

$$x_i = (x_{i0}, x_{i1}, \dots, x_{i(N+1)}) \quad (4)$$

目标向量是 $N+2$ 维向量,记为:

$$z = (z_0, z_1, \dots, z_{N+1}) \quad (5)$$

设权函数为 $w_i(x_i)$,根据式(3)和式(5)有^[12]:

$$z_i = (w_i(x_{i0}), w_i(x_{i1}), \dots, w_i(x_{i(N+1)})) = (\eta_i z_0, \eta_i z_1, \dots, \eta_i z_{N+1}) \quad (6)$$

按照上式来分配目标样本,由式(4)决定权函数 $w_i(x_i)$ 的输入量,由式(6)决定输出量,相应的插值点为^[12]:

$$Ip_i = \{(x_{i0}, \eta_i z_0), (x_{i1}, \eta_i z_1), \dots, (x_{i(N+1)}, \eta_i z_{N+1})\} \quad (7)$$

这里用样条权函数 $S_i(x_i)$ 代替理论权函数,文中选择三次样条函数作为目标权函数 $S_i(x_i)$ 。假设有如 $Ip = \{(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_{N+1}, y_{N+1})\}$ 的 $N+2$ 个插值点,则对应的分段三次样条权函数写成如下形式^[12]:

$$s_p(x) = -\frac{M_p}{6h_p}(x_{p+1} - x)^3 + \frac{M_{p+1}}{6h_p}(x - x_p)^3 + \left(\frac{y_p}{h_p} - \frac{M_p h_p}{6}\right)(x_{p+1} - x) + \left(\frac{y_{p+1}}{h_p} - \frac{M_{p+1} h_p}{6}\right)(x - x_p) \quad (8)$$

其中, $M_p = s''(x_p)$, $M_{p+1} = s''(x_{p+1})$, $h_p = x_{p+1} - x_p$, $x \in (x_p, x_{p+1})$, $p=0, 1, 2, \dots, N$ 。

考虑到边界条件, M_p 的计算公式为^[12]:

$$\begin{cases} g_0 M_0 + g_1 M_1 = u_0 \\ h_{p-1} M_{p-1} + 2(h_{p-1} + h_p) M_p + h_p M_{p+1} = u_p \\ g_N M_N + g_{N+1} M_{N+1} = u_{N+1} \end{cases} \quad (9)$$

其中, $u_p = 6(d_p - d_{p-1})$, $d_p = (y_{p+1} - y_p)/h_p$, $d_{p-1} = (y_p - y_{p-1})/h_{p-1}$, $p=1, 2, \dots, N$; $g_0, g_1, g_N, g_{N+1}, u_0, u_{N+1}$ 是与边界条件有关的常数。

将求得的 M_p 代入式(8), 就得到了分段三次多项式 $S_p(x)$, $p=1, 2, \dots, N$, 这些分段多项式组合起来, 便是所求的三次样条权函数。

4 三次样条权函数神经网络算法在股票预测中的应用

通过对历史数据的学习, 样条权函数神经网络能够得出股票价格的变化趋势, 并将其存储在网络的权值函数中。对于训练好的网络, 将预测交易日之前的交易数据作为输入样本数据输入网络, 通过网络变换, 输出值作为预测结果, 从而实现已知股票历史数据, 而对股票未来的走势进行预测, 具体步骤如下:

(1) 选取训练样本数据, 构造训练样本。

股票预测有很多相关的参考变量^[13-15], 比如综合指数, 开盘价, 收盘价, 成交金额, 最低价, 成交量, 最高价等, 文中选取每日的开盘价、收盘价、最高价和最低价作为样本数据。数据的分析周期常采用 5 日、10 日、20 日等, 文中选择 5 日作为分析周期, 即用连续 5 天的历史交易数据作为网络输入即预测依据, 其后一天的历史数据作为目标数据。持续按此方式进行排列, 形成训练样本。

(2) 建立样条权函数神经网络预测模型。

文中运用的样条权函数神经网络只有输入层与输出层。依次将连续 5 天的交易数据作为一个输入样本, 这样就有 20 个输入层节点。其后一天的收盘价作为一个输出样本, 输出层节点数为 1, 网络训练的目的就是求出 20(网络输入样本向量 20 维, 输出样本向量 1 维) 个样条函数, 这 20 个样条函数的加权系数 η_i ($i=1, 2, \dots, 20$) 都设为 $1/20$, 即平均分配。

(3) 训练网络。

(4) 模拟预测。

在样条权函数神经网络训练完成以后, 将独立于训练数据的测试数据(比如股票某连续五日的数据)作为神经网络的输入, 其后一天的收盘价作为网络的目标输出, 通过实际输出与目标输出的误差来分析网络模型的预测性能。这里用误差的平方和作为分析指

标, 假设测试样本有 m 个, 计算公式如下:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (y_k - y_k^*)^2 \quad (10)$$

式中, y_k 和 y_k^* 分别是网络对第 k 个输入样本的实际输出和目标输出。

5 股票预测仿真实验

取中国移动 2013 年 5 月 1 日至 6 月 27 日这 35 个交易日的股票历史数据作为训练样本进行网络训练。取 2013 年 6 月 28 日至 7 月 15 日的 15 组数据作为预测样本进行网络模拟预测。用 BP 算法和样条权函数神经网络算法分别对网络进行训练, 其中 BP 算法网络隐层神经元个数为 30, 用时 5.990 4 s 达到了网络所能训练的最高精度, 训练样本点处实际输出与目标输出拟合情况如图 3 所示, 而三次样条权函数神经网络训练用时 0.078 s, 训练样本点处实际输出与目标输出的拟合情况如图 4 所示。训练好的网络对于 10 天的股票收盘价格进行预测, 实际价格与预测价格的误差平方和 $E=12.577 3$, 预测结果如图 5 所示, 误差如图 6 所示。

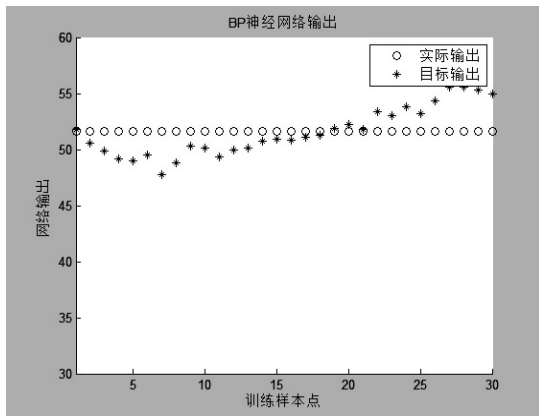


图 3 训练样本点处 BP 网络输出

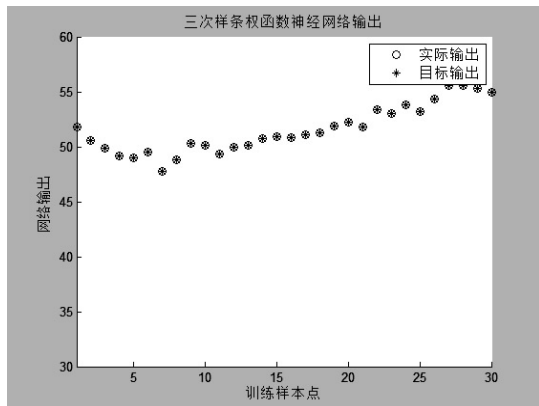


图 4 训练样本点处三次样条权函数神经网络输出

仿真结果表明: 三次样条权函数神经网络与 BP 网络相比, 具有较高的训练精度和训练速度。用三次样条权函数神经网络进行股价预测, 预测股价与实际

股价误差都在0到2之间,体现该方法具有较强的预测能力。

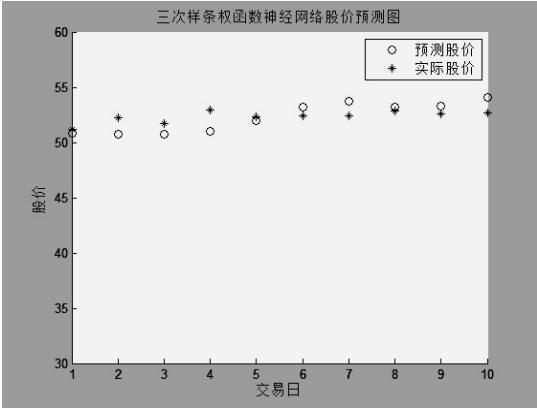


图5 三次样条权函数神经网络股价预测情况

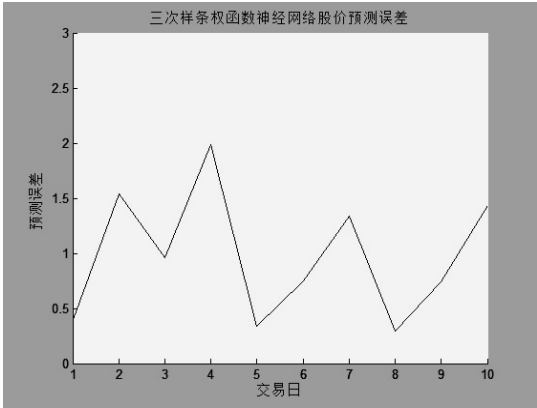


图6 三次样条权函数神经网络股价预测误差图

6 结束语

文中采用的三次样条权函数神经网络结构简单,只有两层,不含隐层,文中算法所需的神经元个数与样本数无关,克服了传统算法的诸多问题,网络的权值是与输入样本有关的函数,而不是常数。

基于样条权函数神经网络,文中提出了一种股票预测的新方法。所建立的模型简单,避免传统BP算法在网络训练时对隐层神经元个数、训练函数、激励函数等参数做出复杂的假设。实验表明基于此模型的预测方法预测能力良好,对于股市投资者具有一定的参

考价值。

参考文献:

[1] 沈冰. 股票投资分析[M]. 重庆:重庆出版社,2002.

[2] Schekman J A, Lebaran B. Nonlinear dynamics and stock returns[J]. Journal of Business, 1989, 62(3): 311-317.

[3] 陈之大, 贺学会. 证券投资技术分析[M]. 成都:西南财经大学出版社,1996.

[4] Guo Baolong, Guo Lei. A new approach to visual motion computation[J]. Journal of Xidian University, 1994, 21(4): 457-463.

[5] Saad E W, Prokhorov D V, Wunsch D C. Comparative study of stock trend prediction using time delay, recurrent and probability neural networks[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1998, 9(6): 1456-1470.

[6] Kohzadi N, Boyd M S, Kermanshahi B, et al. A comparison of artificial neural networks and time series models for forecasting commodity price[J]. Neurocomputing, 1996, 10(2): 169-181.

[7] Kuan Chung-Ming, White H. Artificial neural networks: an econometric perspective[J]. Econometric Reviews, 1994, 13(1): 1-91.

[8] Chan L W, Fallside F. An adaptive training algorithm for back propagation network[J]. Computers Speech and Language, 1987, 2(3-4): 205-218.

[9] Vogl T P, Mangis J K, Rigler A K, et al. Accelerating the convergence of the back propagation method[J]. Biological Cybernetics, 1988, 59(4-5): 257-263.

[10] Hsin H C, Li C C, Sun M, et al. An adaptive training algorithm for back propagation neural networks[C]//Proc of IEEE international conference on system, man and cybernetics. Chicago, IL: IEEE, 1992: 1049-1052.

[11] 张代远. 样条权函数神经网络的一种新型算法[J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(9): 1434-1436.

[12] 张代远. 新神经网络新理论与方法[M]. 北京:清华大学出版社, 2006.

[13] 林俊国. 证券投资学[M]. 北京:经济科学出版社, 2006.

[14] 赵宝福. 证券投资学[M]. 北京:中国物资出版社, 2000.

[15] 吴晓求. 证券投资学[M]. 北京:中国金融出版社, 2000.

(上接第27页)

3): 177-201.

[7] 崔阳, 杨炳儒. 超图在数据挖掘领域中的几个应用[J]. 计算机科学, 2010, 37(6): 220-222.

[8] 王志平, 王众托. 超网络理论及其应用[M]. 北京:科学出版社, 2008.

[9] Ramaswamy M, Sarkar S, Chen Ye-sho. Using directed hyper graphs to verify rule-based expert systems[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 1997, 9

(2): 221-237.

[10] Gursaran G S, Kaungo S, Sinha A K. Rule base content verification using a diagraph-based modeling approach[J]. Artif Intell Eng, 1999, 13: 321-336.

[11] 王海英, 黄强. 图论算法及其MATLAB实现[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2010.

[12] 熊巧. Apriori 算法的改进与应用[J]. 工业控制计算机, 2013, 26(4): 48-49.

基于三次样条权函数神经网络的股价预测


作者:

张浩, 张代远, ZHANG Hao, ZHANG Dai-yuan

作者单位:

张浩, ZHANG Hao(南京邮电大学 计算机学院, 江苏 南京, 210003), 张代远, ZHANG Dai-yuan(南京邮电大学 计算机学院, 江苏 南京 210003; 江苏省无线传感网高技术研究重点实验室, 江苏 南京 210003; 南京邮电大学 计算机技术研究所, 江苏 南京 210003)

刊名:

计算机技术与发展 

英文刊名:

Computer Technology and Development

年, 卷(期):

2014(6)

本文链接: http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201406007.aspx