

金融市场预测的神经网络方法^{*}

余先川¹ 程晓春^{1,2} 钟绍春³ 苏文田¹ 俞晨¹

(北京师范大学信息科学学院 北京 100875)¹

(School of Computer Science, Cybernetics & Electronic Engineering, Reading University, Reading RG6 6AY, U. K.)²

(东北师范大学软件学院 长春 130024)³

摘要 作者运用神经网络技术开发了一种对金融市场的现状与未来趋势进行评估的决策支持系统,并用道-琼斯工业股票价格平均指数的数据对系统进行了测试。然后将预测的结果与传统的市场分析方法所作的预测指数进行对比。所测试的神经网络模型包括不同训练阶段(例如 10、20 天)的信号模型和 Δ 收盘价模型。市场原始数据取自所选阶段的每日报表,并经预处理和标准化后转换为相对强度指数(RSI)、威廉指数(W%R)、净成交量(OBV)、动力指标(MOM)及移动平均线(MA)等金融指数。在所选的交易阶段用这些模型所预测的道-琼斯工业股票价格平均指数与实际指数的变化趋势能很好地吻合。为了改进模型的预测精度,采取了如下几种措施,比如通过均衡补偿学习过程来改进准确性。要改进这一神经网络技术,还需做进一步研究,包括多网络训练法、多任务学习程序研究等。

关键词 神经网络,股票市场,道-琼斯指数,均衡补偿学习法

1 引言

神经网络(NN)是过程预测的一个有用的工具^[1-5],而股票市场过程无论短期与长期都具有随时间序列演化的特性和巨大的数据集存在。因此,基于神经网络的方法已成为评估金融市场的理想方法。当前,金融市场分析分为基础分析和技术分析(从价格序列中计算得出的技术指标用于预测股票价格的未来变化趋势),用于技术分析的数据由最高价格、最低价格、收盘价格和市场上的股票交易量组成,时间频率可以是每月、每周、每天、每小时甚至每分钟。本文将从技术分析角度探讨神经网络技术的应用。

2 金融市场技术分析

技术分析涉及到一些重要的金融指标。Robert Levy 根据动力波动原理(the concept of momentum oscillation)提出了相对强度指数(RSI),即用给定时间内价格向上与向下变化的比值来反映某一范围的内在强度 RSI:

$$RS = SUP / SDP$$

$$RSI = 100 - 100 / (1 + RS) \quad (1)$$

这里 RS 为相对强度, SUP 为给定时间内价格向上变化值, SDP 为给定时间内价格向下变化值。

另一个非常著名的金融指标是移动平均线(MA),主要用于根据股价的变化预测其未来的走势。公式很简单,只需把每天的价格求和,除以交易

天数即可,即:

$$MA = (\sum_0^n price) / n \quad (2)$$

移动平均线的基本规则是,当价格高于移动平均值 MA 时,买进;反之,卖出。

此外“ Δ 收盘价”也是一项最为简单的指标,它表示了市场价格性质与数值的变化,通过对市场价格移动差值的分析交易者便可使投资获得回报。

3 神经网络技术

通过对过去证券市场可用的数据集进行分析,建立数据模型并用该模型进行预测,使用神经网络方法可发现最近发生的类似事件。

3.1 时间序列分析及预测

Smolensky 等^[6]曾把 Weigend 的建议应用于时间预测分析和预测。Weigend^[7]讨论过金融市场预测,并且把时间序列分析分为两部分,即预测和建模。预测是属于短期的,而建模则用于对准确预测的长期趋势的情况进行分析识别。Weigend 指出,它们之间有很大的不同,并且用于短期预测的规律可能与长期模型或系统的实际表现并不相关。Weigend 还特别指出“对预测有用的模型的复杂度可能与系统的实际复杂度并不相关。”

Lowe^[8]假定“随机系统的数据中可能存在重要的确定性因素。”他还断言,能够开发“……一种完全基于定量模式处理技术的自动化交易系统,这种系统比职业交易人员表现更为出色。”

^{*} 国家自然科学基金项目(40202030, 40372129, 60275002),教育部高等学校骨干教师计划资助项目。

Lederman 和 Klein¹ 将 Jurik 的思想用于交易系统的开发, 尽管 Jurik 没有给出交易系统的例子, 但他给出了许多有关数据预处理技术方面的建议。他认为随着模型输入数量的增加, 控制方程的自由度随之增加, 因为低自由度的模型难以描述数据的随机散射, 而只能遵循大致趋势。只有两种办法来恰当地除去次要变量。一种方法² 是利用遗传算法开发输入变量的多种组合, 而仅保留那些最精确的变量; 另一种是用系统的手工的方法在一个时刻除去一个变量, 同时记录网络精确度, 反复使用这一技术直到模型的精度开始下降为止。

与传统的“买进和持有”策略相比, Kimoto 和 Asakawa^[9] 开发一预测系统用于东京股市的 TOPIX 指数, 可使交易的利润回报超过 18.6%。Chuah^[10] 试图用开发的 ANN 系统来预测纽约股票交易所每月末、季末的股票价格指数。应用该系统, 投资回报率 (ROI) 达到 116%, 而应用买入和持有策略为 94%, 线性模型为 38%。文^[11] 仔细描述了神经网络从数据收集及预处理到培训及网络应用的开发过程。

3.2 多层感知神经网络

假设未来值仅是其过去值的函数, 开发出神经网络预测模型, 即

$$C_t = F(C_{t-\tau_1}, C_{t-\tau_2}, \dots, C_{t-\tau_d}) \quad (3)$$

这里 C_t 为时刻 t 时的值, $\tau_k (k = 1, 2, \dots, d)$ 是一个非负增长的有限序列, F 是与 t 时的金融值及其过去值相关的激活函数, 注意, F 常为非线性函数。

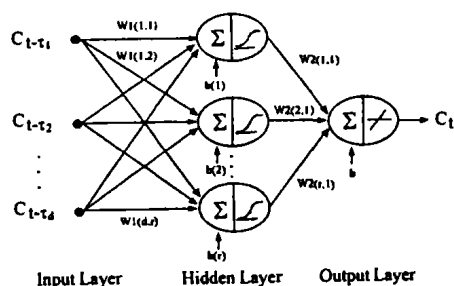


图 1 用于市场预测的 3 层前馈网络

在过程开始时, 用 BP 网来逼近 F 。图 1 所示是一个反向传播模型的 3 层前馈网络。椭圆形的处理单元表示神经元。该方法使得网络顺序地从范例中学习, 网络的适应参数值、权及偏差将被更新。当这一过程完成时, 就认为网络已经过训练从而可用于预测。一个用于多层感知的常用公式为:

$$f(\bar{x}) = h\left(\sum_{i=1}^k \delta_i h(\beta_{0i} + \bar{\beta}_{1i} \bar{x}) + \delta_0\right) \quad (4)$$

式(4)适于单个输出和一个隐藏层, $h(*)$ 为激活函数, $\{\delta_i\}$ 和 $\bar{\beta}$ 为系数, k 为隐藏神经元的个数。

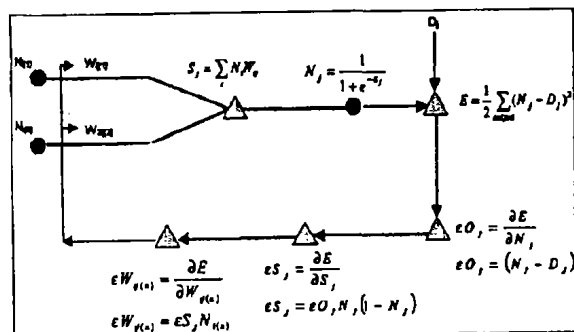


图 2 利用 BP 学习的人工神经元

图 2 表示 BP 型神经网络的一个基本理论框架, 其中一个处理两个输入产生一个输出。

3.3 数据预处理

数据准备的重要一步是按比例将输入变量值折算为 0.1 ~ 0.9 以使其与所用的传递函数一致。比例折算公式如下:

$$V_i = (V_r - 0.9 * \min) / (1.1 * \max - 0.9 \min) \quad (5)$$

式(5)中, V_i 是折算后的值, V_r 是原值。

$$SV = TF_{\min} - (TF_{\max} - TF_{\min}) * \frac{(D - D_{\min})}{(D_{\max} - D_{\min})} \quad (6)$$

式(6)中, SV 是折算后的值; $TF_{\min}$ 和 $TF_{\max}$ 分别为传递函数的最小值和最大值; D 为观测值, $D_{\min}$ 和 $D_{\max}$ 分别为所有观测值中的最小值和最大值。

4 运用神经网络系统对道 - 琼斯工业指数的预测

测试的原始数据 (道 - 琼斯工业指数) 可从 <http://finance.yahoo.com/> 下载。数据集来自所选择的交易期, 其中每个交易日的的数据都收集在内, 包括交易日期、开盘价、最高价、最低价、收盘价和成交量。这些原始数据接下来被转化为以下市场指标: Δ 收盘价、相对强度指数、动力指标、威廉指数 $W\%$ 、移动平均线和移动平均差异法。目前有两种预测系统, 一种是用次日的 Δ 收盘价定义输出, 另一种则用买/卖信号来定义输出。

4.1 信号模型

表 1 输出信号模式

过去	将来	信号	输出模式
UP	DOWN	卖出	(1, 0, 0)
UP	UP	持有	(0, 1, 0)
DOWN	DOWN	持有	(0, 1, 0)
DOWN	UP	买进	(0, 0, 1)

¹Lederman, 1995, Hedge Funds: Investment and Portfolio Strategies for the Institutional Investor, <http://www.buy-books-online.us/cgi-bin/hedge-funds-id-155738861X-st-as.html>

²Genetic algorithms overview, Franco Buseti citeseer.nj.nec.com/buseti01genetic.html

4.1.1 常规训练 Hirotaka 等^[12]用这一模型对东京证交所价格指数(TOPIX)进行预测,输出信号模式见表1。该系统被用于预测道-琼斯价格平均指数。数据集来自03/11/2000到23/08/2002交易期,其中每个交易日的数据都收集在内。输出定义为买/卖信号,不同的Hirotaka系统各不相同。

表2 所选交易期内输出的买/卖信号

	买	卖	持有
现价>所有4天前和4天后的价格	38(8.7%)	32(7.3%)	365(84%)
现价>所有3天前和3天后的价格	48(11%)	43(10%)	344(79%)
现价>所有2天前和2天后的价格	61(14%)	65(15%)	309(71%)
现价>所有1天前和1天后的价格	118(27%)	117(27%)	200(46%)

在神经网络中,由于输出层单元的输出常是0到1间的模拟量,而实际输出的形式可能与任何这3种情况不相吻合。后处理单元用两个阈值将这一模拟量转换为0或1。在其描述的仿真试验^[12]中,将阈值取为0.4和0.6。输出小于0.4时取0,大于0.6时取1。如果输出在0.4和0.6之间,或者转换后的模式仍与这3种情况不吻合,则系统宣布预测无效。

对于3日系统使用了100个训练单元,从而使训练数据集中含有足够的买卖信号。学习速度设为0.005,动力设为0.9。训练-停止标准设定为,训练到200,000时或最小均方差达到0.1(设定的标准)时停止。训练次数达到198857(Hirotaka系统设为20000)后,网络设定到(6,5,3)。表3、4给出了试验数据和结果。预测数据集的结果是49%正确,17%未知,28%错误。

表3 测试及预测的买/卖信号

学习样本预测样本		
卖	10	10
持有	78	79
买	12	11
总计	100	

表4 3日神经网络训练和预测结果

学习样本	预测样本
卖 9(1持有)	2(7持有,1未知)
持有 78(100%正确)	46(10买,10卖,13未知)
买 10(2持有)	1(7持有,3未知)
总计 97	49

4.1.2 均衡补偿的学习方法训练 均衡学习系统用于改进买/卖信号的预测准确性,其基本思想是保留买/卖信号忽略持有信号。如果预测结果是“未知”,就看作持有;因为训练数据集较小,所以均方差(MSE)设为0.005。当重复次数达到5936次后,MSE为0.0499。此外,由于试验集中没有持有信

号,Hirotaka定义高于5天前的现价,5天后是卖的信号;反之则为买的信号。这一信号系统是正确的,然而它们却不是极大值和极小值。我们定义极大值为现价高于所有4天前和4天后的价格,它们是一些极大值和极小值,但仅有很少的买点和卖点(表2)。

号,阈值就变为0.1和0.9,说明在预测集中一定有足够的买卖特征(表5)。

为提高精度,把MSE从0.005改为0.002,训练21354次后,结果见表6。从表5和表6可知,其预测结果更差,表明发生了过度训练。看来当MSE达到0.005时就有可能过度训练。因此我们从0.004到0.007测试偏差,几乎所有的训练数据集都正确,仅在偏差为0.007时发生了一个错误,预测结果见表7。

由表7知,当偏差在0.005和0.006之间时,网络会停止。因此,这时必须应用试验和交叉数据集以对最优的停止率。然而,在这种情况下,由于测试数据的偏差太大,如果此时训练程序停止,得到的所有预测数据都是持有信号。

表5 均衡学习系统训练和预测(MSE=0.005)

	训练集	预测集	训练结果	预测结果
卖	10	10	10	10
持有	0	79	0	36(24买,19卖)
买	12	11	12	11
总计	22	100	22	57

表6 均衡学习系统训练和预测(MSE=0.002)

	学习样本	预测样本
卖	10	10
持有	0	22(39买,19卖)
买	12	11
总计	22	43

表7 均衡学习系统训练和预测结果(MSE=0.004-0.007)

	预测结果 (MSE=0.004)	预测结果 (MSE=0.006)	预测结果 (MSE=0.007)
卖	10	10	9(1 hold)
持有	35(25买,19卖)	37(24买,18卖)	35(28买,16卖)
买	11	11	11
总计	55	58	55

4.2 量值预测或 Δ 收盘价预测

使用神经网络模型对股票市场的道-琼斯工业指数进行动态预测,设计成反向传播网络,含有一个输入层、一个隐藏层和一个输出层。以输入神经元的75%来计算隐藏层神经元的数量。激活函数是反曲函数。通过向有6个处理单元的输入层、具有反曲函数的隐藏层以及有3个部件的输出层分别输入一组历史数据,来训练网络。学习速度设为0.05,动力设为0.9。停止标准为:使训练停止在200000,或者使均方差满足给定的标准。

起初,在用新数据进行再训练之前,对网络的权值进行再随机化。然而,一个替代的方法是应用前一周训练的网络的权值作为新训练网络的初始权值,效果不错。

图3表示通过20天的训练过程,所训练的神经网络模型对道-琼斯工业指数进行预测,原始数据取自2002年2月8日至2002年8月9日期间的指数。结果表明,在这些交易期内神经网络模型预测与实际指数的演化趋势性质较吻合。

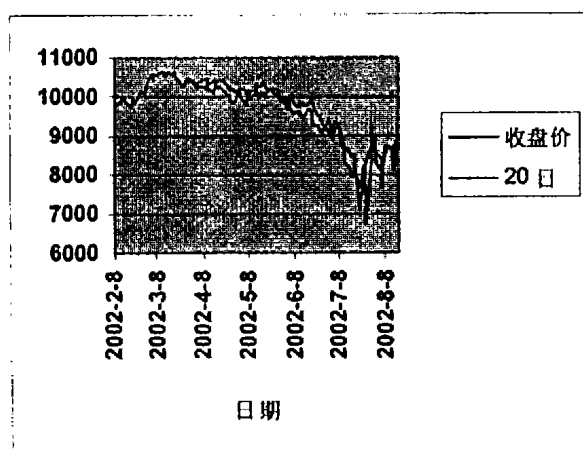


图3 神经网络对道-琼斯指数的预测(20天)

4.3 问题与讨论

使用神经网络系统对道-琼斯工业指数的预测与实际指数走势和传统市场分析方法在质量上是一致的。但仍存在一些问题,首先很难用大数据集来训练神经网络系统,且误差很难收敛到0.1;此外,实际可接受的预测误差必须小于0.1。其次,神经网络的测试参数各不相同,很难选择候选值。再次,预测结果的定量化仍不太理想。我们计划用以下方法改进预测精度:(a)增加更多的协同输入变量;(b)多重网络联合,改进系统性能。

特别地,在所选的交易期内,神经网络对道-琼斯指数的预测还难以与实际值达到量上的吻合。尽管如此,神经网络预测为投资者在股票市场上的投资提供了一个自动作出初步决定的有用工具。

结合对金融指标的讨论,黄线是10日移动平均

线。移动平均线的规则是当价格低于移动平均线时,是买的信号,反之,则是卖的信号。这些规则也可用于预测图,预测图比移动平均线指标更准确一些。

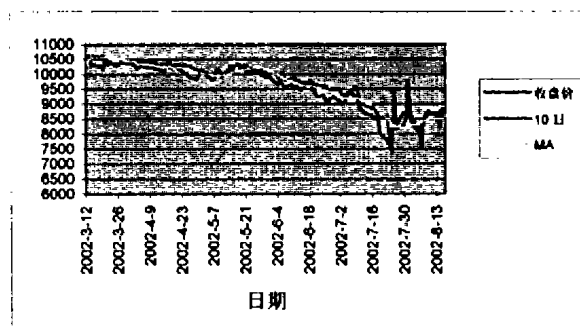


图4 预测以及移动平均线 MA(日期=10)图

比较图4中的3条曲线,可以发现在2002年5月20日,道-琼斯指数大约为10229.5,模型预测的价格是10304,10日的移动平均值为10147.9。实际价格低于预测价格,使我们得到市场下跌的错误模型结果。但我们不能通过移动平均数作出正确的决策。直到2002年7月23日,道-琼斯指数下挫到7667,移动平均数为8387。我们得到准确的价格上升走势的信息。图4清晰地显示了使用预测图与移动平均线比较的优点。

结论 本试验项目的应用表明开发的神经网络支持系统对股票市场投资决策确实是一有效的工具,然而传统的技术分析方法仍然有用。作出投资决策的更好的方式是这两种方法结合起来用于金融市场预测。神经网络模型如果运用得当,常常和有效的传统方法一样好,有时效果更好。一些已发表的研究报告认为买卖信号预测比量级训练法更准确,但情况未必如此。

通过用几个样本对道-琼斯工业指数进行预测来测试所建立的训练系统,结果发现,系统对于小型训练数据集预测效果较好,而对大型训练数据集股票市场走势的预测精确度仅达到50%。因此,有待于用多网络训练技术、多任务学习程序以及尝试用多数据集对NN+GA³系统进行训练等方法对投资决策支持系统进一步开发。

神经网络预测系统比传统金融指标分析更好,但是所有参数需依靠经验人工设定。

参考文献

- 1 Haykin S. Neural Networks - A comprehensive Foundation. Prentice Hall Press, 1999. 161 ~ 175
- 2 Hutchinson M J, Lo A, Poggio T. A Nonparametric Approach to Pricing and Hedging Derivative Securities Via Learning Networks, 1994. 3 ~ 8

³Neuro Genetic computing, technical report # 1679 - 20022002, NIBS Pte Ltd.

- 3 Mizuno H, Kosaka M, Yajima H. Stock Market Prediction System Based on Technical Analysis of Stock Index Using Neural Network. In: Proc. of the 15th IMACS World Congress on Scientific Computation, Modeling and Applied Mathematics (IMACS '97), 1999,4/49 ~ 4/54
- 4 Benard W, David, E R, Michael A L. Neural Networks: Applications in Industry, Business and Science. Communications of the ACM, 1994, 37(3):313 ~ 333
- 5 范昭斌,程晓春,余先川,等.用 ART-1 神经网络解决带权重的分类.长春科技大学学报,1998,28:124 ~ 128
- 6 Smolensky, Paul, Mozer, Michael C, Rumelhart David E. Mathematical Perspectives on Neural Networks, Lawrence Erlbaum Associates, Mahwah, New Jersey, 1996
- 7 Weigend A S. Time Series Analysis and Prediction using Gated Experts with Application to Energy Demand Forecasts. Applied Artificial Intelligence, 1996,10:583 ~ 624
- 8 David L. Novel Exploitation of Neural Network Methods in Financial Markets. In: Proc of the 3rd IEE Intl. Conf. on Artificial Neural Networks, IEE Publications, Aston, United Kingdom, 1994
- 9 Kimoto T, Askawa K. Stock market prediction system with modular networks. In: Proc. IEEE Intl. Conf. Neural Networks, 1990.I:1 ~ I:6
- 10 Chuah K L. A Nonlinear Approach to Return Predictability in the Securities Markets Using Feedforward Neural Network: [Ph. Ddissertation]. Washington State University,1992
- 11 Gately E. Neural Networks for Financial Forecasting. New York: John Wiley and Sons, Inc. 1996Book Webpage (Publisher). <http://www.wiley.com/>
- 12 Mizuno H, Kosaka M, Yajima H. Application of Neural Network to Technical Analysis of Stock Market Prediction. Studies in Informatics and Control Journal, 1998,7(2)

(上接第 26 页)

极地参与学习,变被动为主动,激发学习兴趣,提高学习效益。交互工具的使用及网上在线答疑辅导,使学生学习能随时得到帮助和引导,发挥了教师的监督和辅助作用。

小结 实践表明:本网络课程能充分发挥学习主动性,自由选择学习内容,引发想象,因材施教,便于自学,学习时间和进度不受限制等特点是原有教学模式所无法比拟的,在教学应用中取得了良好的效果。也缓解了教学压力,为教学模式改革提供了参考。

本网络课程的设计与实现仍处初级阶段,仍存在诸如内容的合理选取,多媒体制作要适合实际教学等设计和完善的问题。这些只有在网络课程的实

践过程中不断积累经验,不断发现问题,及时修改和补充完善。只有理论联系实际,针对实际情况不断改进和完善,才能使网络课程的建设与应用进入新阶段。

参考文献

- 1 贾建平,于冬梅.多媒体与计算机辅助教学系统的开发.计算机系统应用,1996(5)
- 2 贺东青,张海燕,孙庆梅.新概念多媒体课件制作的技术途径.计算机系统应用,2004(3)
- 3 杨学良.多媒体计算机技术及其应用.北京:电子工业出版社,1995
- 4 董士海.人机交互的进展及面临的挑战计算机辅助设计与图形学学报,2004,1
- 6 王玉.新一代用户界面技术.微电脑世界,2001(5):19 ~ 20