

25
证券市场预测的神经网络方法

127-131 赵宏 邹雯 汪浩

(国防科技大学系统工程系, 长沙 410073)

A
摘要 首先讨论了证券市场的各种影响因素、预测分析方法和定量预测模型的选择。然后运用神经网络模型的非线性映射能力和学习联想能力, 提出了证券市场预测的通用模型。最后通过一个证券买入时机预测的实例, 证明了该模型的有效性。

关键词 证券市场 预测模型 神经网络

F832.5
Neural Network Method for Stock Market Prediction

Zhao Hong Zou Wen Wang Hao

(National University of Defence Technology, Changsha 410073)

Abstract In this paper, we first discuss each of the affecting factors, prediction analysis method and the selection of the quantitative prediction models of stock markets. Then, We creatively make use of the nonlinear reflection ability and association learning ability of artificial neural network, and propose a general model of the stock market prediction. Finally, through a real prediction example of buying opportunity, we verify that our model is effective.

Keywords stock market; prediction model; neural network

1 引言

证券风险投资市场作为市场经济的重要体现, 以其高风险、高收益的特点吸引着广大投资者投身其中, 试图博取高额回报。与此同时, 它也吸引着许多学者孜孜不倦地探索其中的规律和操作策略。

本文基于证券技术分析的“模式重现”原理, 提出了一种运用神经网络模型的模式记忆和联想的特点, 将已有的数据模式存储于网络权值中, 当被预测数据输入网络后, 网络自动唤起与之最接近的模式。由于网络运算的快速性和客观性, 一定程度上克服人工判别的不足。如果将网络的输出结果和个人的经验判断相结合, 相信会有更好的效果。

2 证券预测系统分析

证券交易市场同其它资本买卖市场一样, “利益”和“风险”构成了市场的核心内容, 它符合市场经济的两条基本假设, 即: ①人是“理性”的, 理性意味着每个人都会在给定的法规政策约束条件下, 争取自身的最大利益; ②交易者在市场交换中有着完全的选择自由, 同时由自己承担风险, 承担选择的后果。

从证券市场内部来看, 市场行情由投资者们的行为共同创造, 反过来市场行情又直接影响着投资者的信心和下一步的操作行为。从外部看, 股市还受到来自政治经济形势、金融政策、公司状况和重大消息等多方面因素的影响。由此, 证券市场结构框图可由图1表示。

本文于1996年1月15日收到

国家自然科学基金资助项目

上述两个方面在证券市场的预测分析中通常称之为基本面和技术面。投资分析者基于这两个方面进行市场预测,并确定是买入还是卖出的方法是基本面分析方法和技术分析方法的。

基本面分析是研究影响证券市场供给和需求的各种因素。一般而论,供给超过需求,价格下跌;反过来,需求超过供给,价格上涨。因此,宏观政治经济形势、金融政策、公司运营状况以及其它方面突发事件等都是造成市场价格波动的因素。

基本面分析是研究影响证券市场供给和需求的各种因素。一般而论,供给超过需求,价格下跌;反过来,需求超过供给,价格上涨。因此,宏观政治经济形势、金融政策、公司运营状况以及其它方面突发事件等都是造成市场价格波动的因素。

技术面分析是研究市场过去和现在的行为对市场未来走势的影响,并根据市场过去和现在的行为,运用多种数学模型,进行预测市场未来变化的分析方法。严格地说,证券价格是无法精确预测的,因为它具有随机性特征,无法在严格的假设基础上建立起精确的模型。而传统的各种定量分析方法都是一些经验公式和统计模型。

基本因素分析能够让投资者理解在某些时刻为什么价格发生变化?是什么原因造成的?技术因素分析则注重系统本身具有使得价格波动的特性。因此,基本面因素对市场未来走势的影响是直接的,易于理解的,而技术面因素对市场的影响则是比较复杂的。技术面分析的基本前提依据是:①历史总是经常重演的,即模式重现原理;②证券的价格包含了过去、现在所有影响价格的全部信息,价格的再变化是由于新的外部因素和系统作用而导致。

综合上述分析,基于市场行情的技术面分析,实际上也包括了对已经出现的基本面情况的理解和消化。那么,基本面分析的内容主要集中在对未来宏观政治经济形势、上市公司日后盈利状况,以及可能出现各种金融政策和消息的判断上。由此可得由图2所示的证券市场决策分析框架,其中, U 表示对未来基本面的判断。

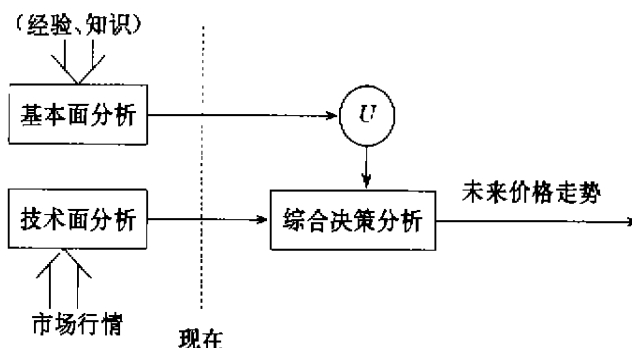


图2 证券市场决策分析框架

3 预测模型的选择

目前世界上用于经济预测的定量化方法已不下百种。它们基本上可以归纳为以下三类模型:①时间关系类模型,在这类模型中,被预测对象的演变过程为一时间变量的函数;②结构关系类模型,这类模型的特点是在被预测事物与其影响因素之间在一定时间内保持着某种固定结构函数关系;③因果关系模型,这类模型的特点是在被预测事物与其影响因素之间是用因果关系形式描述的。

时间关系类模型和结构关系类模型一般对被预测对象都有着严格而且具体的要求,这就要求我们在做预测前,一定要对被预测对象做深入的系统分析,只有在确认某类预测模型的前提条件被满足的情况下,才可以用该模型进行预测,否则预测结果是不可靠的。而因果关系类模型的关系实际上是因和果两个

空间之间的映射,这比时间函数和结构化函数的限制要宽松得多,几乎可以表示任何一种非线性关系,所以因果关系类模型较之上两类模型的适用面要大得多,运用起来也灵活得多。

人工神经网络以其独特的信息处理特点在许多领域得到了成功的应用。它不仅具有强大的非线性映射能力,可以实现任何复杂的因果关系,而且还具有许多优秀品质,如:自适应、自学习和容错性等,能够从大量的历史数据中进行聚类和学习,进而找到某些行为变化的规律。因此,本文选择了神经网络模型中应用最为广泛的B-P网络模型作为证券市场预测的基本因果模型,并根据实际应用的需要做了创造性的改进,使之具有了更加优越的性能品质,在应用中收到了良好的效果。

4 神经网络模型及预测分析

4.1 B-P网络模型及其改进

B-P网络的拓扑结构如图3所示。输入单元 x_i 到隐单元 h_j 的权重是 V_{ij} ,而隐单元 h_j 到输出单元 y_k 的权值是 W_{jk} 。另外用 θ_k 和 φ_j 来分别表示输出单元和隐单元的阈值。各神经元输出由下列式子给出:

$$h_j = f\left(\sum_{i=0}^{L-1} v_{ij}x_i - \varphi_j\right), y_k = f\left(\sum_{j=0}^{L-1} w_{jk}h_j - \theta_k\right)$$

其中, f 是Sigmoid函数 $f(u)=1/(1+e^{-u})$ 。

B-P算法是目前用得最多的学习算法,但是它仍然有几个固有的缺点:

① B-P学习算法采用梯度下降法来收敛实际输出与理想输出之间误差。因为误差函数是高维权向量和阈值向量的复杂非线性函数,故在搜索过程中,存在着严重的局部极小问题。

② B-P网络模型作为联想记忆器,具有很好的聚类特性和容错特性。但B-P学习算法只是单纯地追求总误差的最小,而忽略了追求连接权值和阈值的最优。因此,学习出来的网络不能使每个样本模式的吸引半径达到最优,而且还可能产生假吸引中心。也就是说,B-P网络模型的性能还可以大幅度提高。

③ 隐节点的选取也是一个十分复杂的问题。对于用作联想记忆器的三层B-P网络模型,直观地说,就是需要有足够多的超平面将训练样本划分到各自的吸引域中去,使得每一个吸引域中不存在不同类别的样本。因此,隐节点数太少可能不能训练出来,或训练出来的网络模型不够“强壮”,但隐节点数太多又使学习时间过长,误差也不一定最佳。目前还没有一种成熟可靠的选取方法。

对于证券市场的预测问题,由于其系统的复杂性,使得学习样本集变得规模庞大而且内容复杂(即:含有噪声和冲突),这样,在应用B-P网络模型时,不仅上述三个缺点阻碍了模型的实现和性能,而且还带来了其它一些困难(比如:冲突处理等)。

鉴于上述困难,我们对B-P网络模型的分类原理和学习算法进行了分析研究,进而提出了一种求解B-P网络连接权值和阈值的解析方法,该方法核心思想是:首先直接在样本空间中搜索构成各学习样本吸引域的超平面,然后根据这些超平面方程,运用解析的方法直接求解B-P网络连接权值和阈值。这不仅突破了神经网络模型传统的用梯度下降法进行渐进寻优的学习模式,还一举解决了上面提到的B-P学习算法的局限性问题。而且实践证明,该方法在参数获取的速度、联想的鲁棒性和结果的易解释性等方面都远远优越于原B-P网络模型。关于该方法的详细内容我们将在另文中加以讨论。

4.2 证券市场的通用预测模型

用定量模型对证券市场进行预测,首先就要对证券市场进行定量化描述。对于B-P网络模型的要求来说,需要将证券市场的历史数据总结成一系列可供神经网络模型学习的例子样本,组成一个学习样本集。其中每个学习样本为如下的因果关系的偶对:

(预测依据 | 预测对象)

证券市场的预测对象有多种多样,主要有:中长期股价趋势、买入卖出时机、行情的幅度和持续时间、

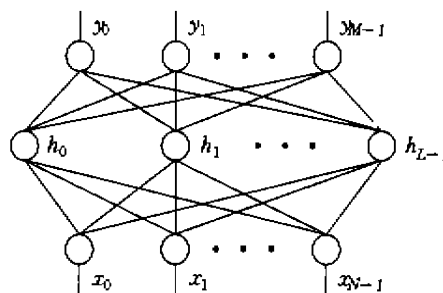


图3 B-P网络拓扑结构

循环周期等等。对于选定的预测对象,应用时需要对它们进行量化编码,通常用1和0分别表示被预测的结果是否发生。

预测依据表示在预测对象的结果发生前系统状态的描述,对于证券市场技术分析来说,某时刻 t 前的系统状态就是价格和成交量两个时间序列数据。显然这里的数据量是十分庞大的,另外,证券价格变化在短期内,具有很大的随机性,而且瞬时的变化对未来趋势预测则很少有意义。也就是说,在价格和成交量两个时间序列中含有大量的冗余信息。因此,需要从中提取出对预测对象直接相关的数字特征向量作为系统状态的描述。

广大的投资者和研究者在长期的实践获得中已总结出了上百种表示系统状态不同意义的技术指标,比如:RSI、DMA、KD、OBV等,另外还有一些特征提取的数学方法,比如:卡尔曼滤波、小波变换等。针对不同的预测对象,可以根据自己的研究和专家的经验,从中选取若干种对该预测对象最直接相关的技术指标,来组成描述系统状态的预测依据向量。

$$\text{预测依据} = [x_1, x_2, \dots, x_n] \in D_1 \times D_2 \times \dots \times D_n$$

这样,就可以运用改进型B-P神经网络模型对学习样本集进行学习,改进型B-P网络模型不仅是实现一个满足样本集的从预测依据空间到预测对象结果空间的映射,而且是将每一个正例(预测对象为1的学习样本)作为一个模式,在排斥其它所有反例(预测对象为0的学习样本)的前提下,获取该模式在预测依据空间中的最优的吸引域,也就是获取最优的网络连接权值和阈值。

在运用学习过的改进型B-P网络模型对未来进行预测时,只需要将待预测依据输入模型,当预测依据落入某正例的吸引域时,模型将判别预测结果发生,否则,判预测结果不发生。

4.3 实例分析

作为测试实例,我们选择了深圳股市综合指数的“买入时机”作为预测对象。根据股市分析专家的经验和我们自己的研究,针对买入时机这一预测对象,选用了RSI、KD、PCNT%、DMA、BIAS、DL作为系统状态指标。这样,便构成了例子样本的一个基本描述:

$$(RSI, KD, PCNT\%, DMA, BIAS, DL | \text{买入时机})$$

我们这里采用了滚动预测的方式,来验证预测模型的有效性。即,设定某一时刻 t ,对 t 时刻前的数据进行整理学习,将典型的买入机会作为正例模式样本,将明显的非买入机会作为反例加以排斥,存入改进型B-P网络模型的权值和阈值中,对 t 时刻以后的数据进行预测分析。预测完后,再将时刻 t 向后推进一定的步长,重复上述过程直到 t 到达当前值。

通过实际测算(如图4),我们总结出如下结论:

- 1) 本预测模型依据“模式重现”原理。在实际应用中,当模式重现时,若有基本面的配合,将引发一轮大的飚升行情;若没有基本面的配合,也将有一定幅度的反弹。
- 2) 对于漏测的买入时机,说明该买入时机模式在以前还未曾被学习过,可以通过推进时刻标志 t ,对该模式进行学习,增加模型对以后该类模式的识别。
- 3) 对于误测的买入时机,说明模型中某正例模式的吸引域偏大,可以通过将该误测时机作为反例进行学习,以调整模式吸引域来达到排斥该反例的目的。
- 4) 基本因素与技术因素对市场的影响有很大的关联性。即只有当基本和技术两方面都支持市场价格上涨时,才容易引发大的行情,否则只有一方面的支持,一般情况下都只会产生小幅或短暂的反弹行情。
- 5) 用滚动测试法,本模型的预测精度从30%逐渐可以达到80%。
- 6) 随着时间的推移,历史数据会越来越多,数据中的噪声和冲突的问题会越来越突出。因此,将本模型进一步改进,使之不仅会不断地增加记忆,而且也会进行有效的遗忘,将是我们下一步研究的重点内容。

5 结束语

本文提出了一个以改进型B-P网络模型为核心的,用于证券市场预测的通用预测模型,该模型不受样本例子数目和例子的特征个数的限制,而且还具有良好的鲁棒性和可操作性,并在实际测算中收到了令人

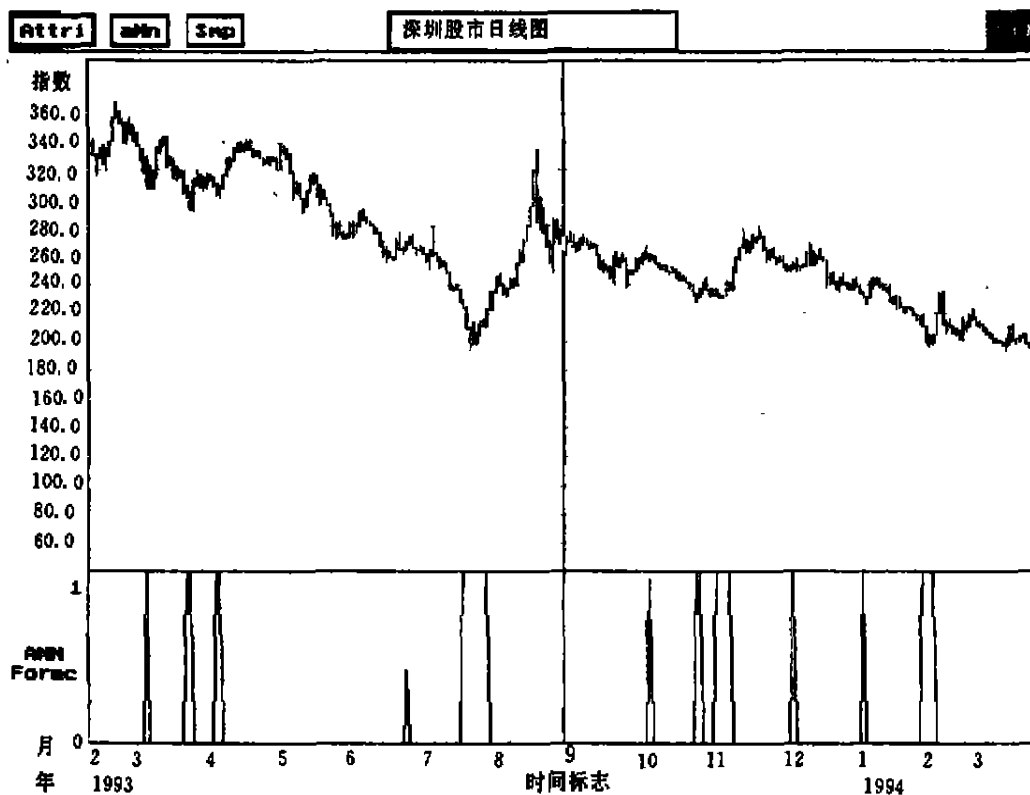


图4

鼓舞的效果,这说明了人工神经网络模型应用于经济预测领域具有广阔的前景。

参考文献

- 1 Aviv Bergman, Peter Grassberger and Thomas P. Meyer. Forecasting Probabilities with Neural Networks. Nonlinear Modeling and Forecasting, SFI Studies in the Sciences of Complexity, Proc. Vol. VI, Eds. M. Casdagli & S. Eubank, Addison-Wesley, 1992, 305-316.
- 2 Blake LeBaron. Nonlinear Forecasts for the S&P Stock Index. Nonlinear Modeling and Forecasting, SFI Studies in the Sciences of Complexity, Proc. Vol. VII Eds. M. Casdagli & S. Eubank, Addison-Wesley, 1992, 381-393.
- 3 Kamijo K, Taniyama T. Stock Price Pattern Recognition—A Current Neural Network Approach. IJCNN, 1992, (1).
- 4 Deboeck G. Nonlinear Dynamic Analysis Techniques for Preprocessing of Data for Neural Nets. Advanced Technology for Developers, 1992, 1(9).
- 5 戴葵. 通用高速可变结构并行神经计算机系统的研究与实现. 国防科大博士论文, 1994.
- 6 叶中行, 顾立庭. 股市变化模式分类的两种神经网络方法. 上海交通大学学报, 1995, 29(2).
- 7 石山铭等. 神经网络与非线性预测模型建模及变量的合理选择. 决策与决策支持系统, 1993, 3(4): 72-78.
- 8 张立明. 人工神经网络的模型及其应用. 复旦大学出版社, 1992.