

武汉理工大学

硕士学位论文

基于灰色理论和神经网络理论的股票指数预测研究

姓名：唐娜

申请学位级别：硕士

专业：数量经济学

指导教师：桂预风

20071201

摘 要

股票市场是一个复杂的非线性动态系统，利用传统的时间序列预测技术很难反映市场变化的多因素，非线性、时变性等特点。在分析考察传统预测分析方法的基础上，本文提出了一个由灰色理论和神经网络理论组合的预测系统，并针对系统性能的改善和提高进行了深入的研究。

绪论简述了课题研究的内容和意义及其股票指数的研究现状，接着介绍了证券预测分析理论，总结回顾了股票指数常用的预测方法和研究现状及存在的问题。接下来介绍了灰色关联分析和灰色模型的基本知识，并分析比较灰色 $GM(1,1)$ 模型、灰色新陈代谢模型，灰色马尔可夫模型在股票指数预测中应用。本文选取的是上证综合指数，因为该指数以最大程度地反映市场整体价格水平，产生的信号对投资者的影响最为强烈，能够比较准备的反映国内股市行情动态，具有较高的预测价值和较好的可预测性。实例表明灰色马尔可夫模型不仅可以弥补马尔可夫模型的局限，又可以弥补灰色模型的不足，表明该模型对具有短期波动性的股票价格有较高的精度和应用价值。这是本文的重点创新之一。最后介绍了神经网络理论知识和 BP 网络学习算法和预测步骤，提出了基于灰色关联分析的神经网络预测系统，该系统为进一步明确描述动态的股市行情开辟了新的思路。将灰色关联思想用于网络训练过程中调节隐含节点的个数来实现网络的泛化能力的最优，用灰色关联分析选取最能反映股票价格走势的技术指标，以此作为 BP 神经网络的输入参数，并用 BP 神经网络预测股票价格指数的短期走势。实证表明该系统用于股票建模预测时比传统的预测系统取得更好的效果，可以提高预测的精度且计算复杂度较低，同时也为广大投资者建立了更有效的预测分析系统。这是本文的重点创新点。

文章最后总结了全文的工作成果和对未来工作的展望。

关键词：股票指数；灰色关联；灰色模型；人工神经网络

Abstract

Stock market is a complex non-linear dynamic system. It is difficult to reflect market with the trait of more factors, non-linear and time variety using the traditional timing prediction technology. Based on the review of traditional prediction methods, the paper forward a system composed of grey theory and neural network theory, and an ameliorative method on its function is studied.

Introduction depict this paper's main content and significance of research. Then, this paper introduced the securities forecasting theory, summaries stock forecasting method and present condition and existent problem. Then, this paper introduced the basic knowledge of the grey correlation analysis and grey models, compared various models in forecasting stock price index. This paper use Shanghai Stock Exchange Comprehensive index, because the index reflect the overall price level of the market to the greatest extent, whose signal most strongly influenced the investors. The index can reflect the domestic stock market trends exactly, having high predictive value and better predictability. Empirical results indicate that the Grey-Markov chain model has high accuracy and the value of application. This is the main innovation of the paper. Finally, this paper introduced Neural Network theory and learning arithmetic of BP Network. The paper forward Neural Network forecasting system based on grey correlation analysis. The way breaks a new path to further definition of dynamic stock market. The paper put forward to use the thought of grey correlation into network train process to regulate the number of the implicit node to realizes the ability of superior of the network to attain the better prediction result. Grey relationship analysis theory is used to filter the most important quantitative technical indices which can reflect stock price tendency in order to optimize the input parameters of the BP Neural Network. The conclusion shows the new system of stock index prediction can

provide good prediction for this problem. And set up an effective analytical system for vast investors. This chapter is important and innovation.

At last, the paper summarizes the fruits of this paper and gives the prospect of future work.

Key words: Stock price index; Grey correlation; Grey model; Neural network

独 创 性 声 明

本人声明，所呈交的论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得武汉理工大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

签 名： 唐娜 日 期： 2007.12.5

关于论文使用授权的说明

本人完全了解武汉理工大学有关保留、使用学位论文的规定，即学校有权保留、送交论文的复印件，允许论文被查阅和借阅；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文。

(保密的论文在解密后应遵守此规定)

签 名： 唐娜 导师签名： 杨远凡 日 期： 2007.12.5
导师签名： _____ 日 期： _____

第1章 绪论

1.1 研究背景及意义

股票价格是中国绝大多数公民关心的问题，也是经济、系统科学领域研究的热点问题。股票投资的关键是买卖决策，而买卖决策的前提则是股票行情预测。由于股票投资涉及投资者的经济利益，为了提高投资决策的正确性，迫切需要通过预测提供有关决策对象的未来状况和信息。并分析和判断这些信息，以做出最优决策，从而使损失最小化，收益最大化。所以股票行情预测的目的在于探索不确定的股票行情的发展规律和未来状况，为股票投资决策提供科学依据。

目前，证券市场的成熟程度已经成为衡量一个国家经济总体发展水平的重要指标。西方发达国家证券化比率(股票市场总市值占 GDP 的比重)高达 50%~100%。新中国的证券市场虽然起步较晚，但有了较快发展，主要表现在股票市场的总市值和上市公司数目的不断增长。虽然 2001 年以来我国股市一直萎靡不振，但随着我国加入 WTO，所有经济元素都在向国际看齐，诸如法律法规、关税水平、贸易制度等等。自然而然，股市作为经济的“晴雨表”与国际接轨，逐步走向成熟、规范是必然趋势。随着国家对证券市场的开放，政策调控水平以及投资集团群体思维能力的提高，人们在交易行动之前对证券市场的未来加以预测也会成为一种自觉的思维活动^[1]。

投资者们时刻在关心股市、分析股市、试图预测股市的发展趋势，然而影响股票价格的因素很多，其作用机制也相当复杂，其走势的预测非常困难。主要因为我们缺乏信息对市场影响的传导系统的结构和系统模型，并且不能准确把握金融政策、利率政策、公司状况、国际市场及投资者心理承受能力等因素的变化及其对市场的影响方式和作用。因此，对我国证券投资预测的研究，不仅可以使投资者获得风险即定下的最大收益或收益最大下的最小风险，而且对研究证券价格的形成机制、评价证券市场效率以及对证券市场实施有效监管都具有重要作用。也正因为如此，如何判断或预测股票市场价格走势引起了众多经济金融学家和市场分析人员的极大兴趣，各种预测方法相继涌现，证券投资领域可以说是现在研究和运用各种预测方法最多的领域之一^[2]。

1.1.1 中国股市发展现状

自 1991 年成立证券交易所到现在,中国股票市场已获得长足发展,股票市场规模不断扩大,股票市场在整个国民经济中的地位也日益重要。从证券市场本身来讲,经过十年发展,证券市场已基本建立了稳定机制,但仍存在着相当多的问题和缺陷,主要表现在以下几个方面:

1) 宏观管理方面

我国股市是由地方股市发展起来的,且中央政府对股市的监管从 1992 年下半年才开始,股市的运作还尚待规范。其一是对股市的规律还缺乏统一的认识,具体表现在相关的政策缺乏科学性和连续性,如股市扩容及上市指标的控制仍沿用额度控制的方法。其二是对股市的发展缺乏长远的规划。如国家股、法人股并轨问题,没有一个具体的实施计划。其三是对股市的监管力度,如对信息披露的监管、对制止机构大户联手操纵股市等问题力度明显不够。

2) 证交所方面

虽然沪深股市已成为全国性的股市,但证交所仍归地方管理,证交所的地方利益倾向十分严重,主要表现在两个交易所都将成交量大小作为工作目标(成交量大就可多收交易税),所以对有利于活跃股市成交的一些不规范行为的制止明显不力。

3) 券商方面

为配合新股的顺利发行,往往采用人为造市的方法,拉抬股价,引股民上钩其另外一方面在自营业务中利用资金实力对股价进行操纵,以从中渔利。

4) 上市公司方面

为了新股的发行或配股的顺利完成,在信息披露方面一般是报喜不报忧,隐瞒一些重要的不利信息,且经常高估利润指标。而一旦股票上市发行成功,则发表声明更改盈利预测或发表所谓的道歉声明来掩盖错误。

然而,虽然各种不确定因素严重影响到我国股市理论研究,但日前 A 股市场已发生一系列变化。首先“股权分置”这个头号难题得以解决,积极推动了资本市场的发展,资本市场在金融产品创新,交易制度创新,发行制度创新等深入进行改革,权证、回购、私有化等等创新做法创造了巨大的获利机会,大大增强了股市吸引。因此,中国资本市场发展趋势是好的,虽然仍存在着深层次矛盾和问题有待解决,但随着各部门联合推进资本市场建设的力度在不断加

大,我国证券市场正面临着难得的发展机遇期^[3]。

1.1.2 中国股市的可预测性

股市预测是经济预测的一个分支,指以准确的调查统计一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测定^[4]。

股市的可预测性问题与有效市场假说(Efficient Market Hypothesis,简称 EMH)密切相关。如果有效市场理论或有效市场假说成立,股票价格充分反映了所有相关的信息,价格变化服从随机游走,股票价格的预测则毫无意义。从中国股票市场的特征来看,大多数学者的结论支持中国的股票市场尚未达到弱势有效,也就是说,中国股票市场的股票价格时间序列并非序列无关,而是序列相关的,即历史数据对股票的价格形成起作用。因此,可以通过对历史信息分析预测价格。

随着计算机技术、混沌、分形理论的发展,人们开始将股票的市场行为纳入非线性动力学研究范畴。我国学者闰冀楠、张维和美国学者 A F. Darrat 和 M Zhong 等分别采用非参数检验等方法,发现我国股市的指数收益中,存在经典线性相关之外的非线性相关,从而拒绝了随机游走的假设,指出股价的波动不是完全随机的,它貌似随机、杂乱,但在其复杂表面的背后,却隐藏着确定性的机制,因此存在可预测成分。当然,认为股价可预测,并不等于说可以 100%的准确预见,而是指可以使用经济预测的方法,建立起能在一定误差要求之下的预测股价变动的预测模型。

一批学者先后证实了证券市场的确存在着一些可利用的规律,其成功率之高和稳定性之久,远远超出了“随机行走理论”可以解释的范围。因此,最近二十年,持证券市场缺乏效率观点人越来越多,证券市场预测的研究也再次成为人们关注的热点,应用技术分析等方法进行证券投资预测分析研究中逐渐成为证券投资的主要手段之一。

1.1.3 股市预测的主要方法

我们知道在传统的股票市场预测建模中,一般用的方法是多元回归分析法、时间序列分析法和指数平滑法。但股票市场是一个复杂的非线性动力学系统,

它的预测是一个非线性函数值的估计和外推问题，而且市场行为受多种因素交互影响，具有显著的非线性、时变性特征，利用传统的统计预测技术，很难揭示其内在的规律。

近几年来，计算机技术、人工智能以及灰色理论的迅猛发展，为股票市场的建模和预测提供了新的技术和方法。由于股票价格的变化呈现出指数规律，而且股票价格受到多种因素的影响，这些因素中都有部分信息已知，部分信息未知的特征。因此，我们可以通过建立灰色模型来预测其内在的发展变化趋势。而神经网络因为其广泛的适应能力和学习能力，在非线性的预测方面取得了广泛的应用。神经网络的优点是它具有对噪声数据的高承受能力以及对未经训练的数据模式进行分类的能力。

股票市场是一个复杂系统，受到多种人为因素的影响，信息与信息之间存在着大量的非线性相互作用，是一个复杂的多变量非线性动力学系统。多种因素决定了股票预测的复杂和困难。目前已有的股票价格预测方法很多，可分为以下几类：

1) 基本分析法：侧重对股票内在价值分析，主要适合对各种股票价格长期变化趋势的预测。

2) 技术分析法：通过分析各类技术指标，如移动平均线 MA，乖离率 BIAS，平滑异同平均 MACD 等，预测整个股市或个股价格的未来变化方向和幅度。

3) 灰色预测法：是指虽然我们不知道自变量和因变量之间可以满足某种数学关系和满足某种特定条件，但由于历史数据不全面和不充分或某些变量尚不清楚和不确定，使预测处于一种半明半暗的状态。一些学者利用灰色模型预测股票市场价格，可以把股价动态变化看作一个灰色系统，主要针对受多种不确定因素影响的股票价格建立 $GM(1,1)$ 模型，利用此模型可以更好的预测股票价格短期发展变化趋势^[5]。

4) 神经网络预测法：因为神经网络具有较强的自我学习和修正误差的能力并且能以任意精度逼近任何非线性系统。为此，神经网络在国际上已广泛应用金融分析和预测，取得了较好的效果^[6]。

5) 时间序列分析法：这种方法通过建立股价及综合指数之间的时间序列相关辨识模型预测股价未来变化。基本方法有：移动平均法、指数平滑法，季节性变化，平稳随机分析(包含自回归模型 AR，移动平均 MA 和自回归移动平均模型 ARMAX 等三种方法)，非平稳随机分析(包含自回归综合移动平均模型

ARIMA, 季节性模型等方法)^[7-8]。

1.1.4 股价指数预测分析的一般意义

股票价格指数是由一些具有权威性的金融服务公司或金融研究机构组织编制并定期公布的。股票指数是全部或部分股票价格的加权和,其实质就是用平均值的变化来描述整个股市或者某个行业股票市场的变化,从而股票指数能更准确的反映股票市场的整体变化,使得它成为股民及股市研究者了解股票市场的一项重要指标。它的作用远远超过一般统计数字,具体表现在三个方面:

1) 股票价格指数能及时、全面地反映股市行情变化,从中可以看出股票价格变动的趋势。这对投资者了解股市行情并做出准确的投资决策,具有重要意义。

2) 股票价格指数是国民经济发展变化的“晴雨表”。股票市场对于政治、经济、社会等方面情况的反映极其敏感,股票价格的涨跌是政治、经济、社会诸因素的综合反映。因而,股票价格指数被人们当作是国民经济预警系统的先行指标。我国股市经过 10 多年的发展,在市场总值、交易量、上市公司数量、运作基础设施等方面初具规模。同时,针对性的管理措施不断完善,股市运作也越来越规范。应该说,中国股市已经初步具备成为经济晴雨表的条件。

3) 股票价格指数是从宏观上分析、研究企业的主要技术指标。股票价格指数的变化,反映了投资者对上市公司股票的评价,这种评价的背后,反映着上市公司的整体业绩状况。

1.2 股票指数研究现状

国内对于上证指数的研究历来以久,这其中大致又可以分为两个阶段:1999 年以前和 1999 年以后^[9]。

1999 年以前,对于上证综合指数的研究主要集中在对于指数本身的编制方法及其合理性探讨上。陈之大、陈俊如等都对股价指数的编制提出了新的看法;方晖、章焕平、胡保国、田皓等人则对现行的股价指数的编制方法提出过自己的一些看法和意见。

1999 年以后,股价指数的研究工作重心开始明显地转向股价预测,各种不同的方法开始运用到对于股价指数的预测当中。许双魁于 1999 年运用 Markov

过程对上证综合指数的涨(跌)幅度进行了状态分类,建立起对市场运行周期、稳态概率、稳定程度、投资利润等的分析预测模型,并利用这一模型对上海证券交易所股价综合的部分历史数据作了相应的分析,得到了较为理想的结果。其后吴长凤利用自回归-GARCH 模型对上证综合指数和深圳指数进行了收益率分析,得出了两个市场的波动都非常剧烈的结论;丁华也对上证 A 股指数利用 ARCH 模型进行了分析,证明了 ARCH 模型在该指数分析中的适用性。陈海明、段进东运用灰色-马尔柯夫模型对于上证指数收盘价也进行过预测研究。高辉曾经利用多项式分布滞后模型对上证综合指数进行过预测研究。伍海华、马媛、高波等人使用 BP 神经网络对上证综合指数进行过预测,并证明了这种方法的有效性。同时,对于股价指数与各种宏观经济指标之间关系的研究也越来越多。刘景利用方差分析对股价指数与宏观因素之间的相关关系做过研究,李惠男、付晓梅也从经济增长、货币政策、股市扩容以及加入 WTO 等 4 个方面分析过宏观层面的因素对于股价指数的影响^[10]。

1.3 论文的研究内容

1.3.1 研究内容

- 1) 介绍证券预测分析理论
- 2) 介绍灰色理论和神经网络的基本概念、原理及应用
- 3) 样本数据的选取和预处理,收集常用的技术指标,作为候选输入变量。采用灰色关联分析来筛选这些候选变量,确定哪些是影响股价变动的关键因素。
- 4) 采用灰色模型和人工神经网络模型对股指进行短期预测并对模型进行误差检验。
- 5) 基于灰关联和神经网络方法的股票预测分析技术的实证研究。通过实证研究分析表明此方法在股票价格指数预测分析中的有效性。

1.3.2 论文的结构安排

第 1 章:绪论

第 2 章:证券预测分析理论

第 3 章:基于灰色理论的股票指数预测分析。分别采用灰色 GM(1,1)模型、

新陈代谢模型和灰色马尔可夫模型对上证指数进行预测。利用新陈代谢模型来预测股票价格趋势，能很好的反映了证券的时变特性，拓宽了灰色模型的适应范围。通过实证分析表明，灰色马尔可夫模型和新陈代谢模型的预测效果比较好。

第4章：基于灰关联—BP网络的股票指数预测分析，用灰色关联度优化神经网络的输入参数，拟合效果更好，预测精度更高。

第5章：总结论文内容、存在的问题及进一步发展。

1.3.3 研究方法及采用的技术路线

基于灰色理论和神经网络理论的股票价格指数预测方法，在实证分析中表明此方法具有可行性和有效性。

采用的技术路线：理论分析→提出问题→建立模型→预测和讨论

1.4 论文的创新之处

目前，股票市场上有多种预测分析方法。传统上，图表是技术分析的基本工具，图表信息具有明显的直观化的优点，但图表的分析与指标选择却要依靠主观的判断，这正是传统技术分析法所面临的主要困境。由于证券交易的模式和相关信息的复杂性，这样一种严重依靠经验的“理论”或方法，其可靠性在很大程度上是受到质疑的。

在这种情况下，灰色理论方法和人工神经网络方法就显示出其特有的优势，以其独特的信息处理特点在许多领域得到了成功的应用。因此，本论文选择了神经网络模型中应用最为广泛的BP网络模型作为证券市场短期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，为广大投资者规避风险、获得收益开拓一条新思路，进行了初步的探索。

研究基于灰色理论和神经网络方法在股票预测中的应用。中国的证券市场是一个部分信息已知，部分信息未知的不完全有效的市场。本文用灰色理论方法来预测股市，并对灰色GM(1,1)模型、灰色新陈代谢模型、灰色马尔可夫模型进行预测比较，这是一个创新点。

神经网络技术具有并行处理、自学习、自组织、自适应等性能，能较好的

处理基于多因素、非线性和不确定分析的实现问题。本文采用灰色关联的方法来优化神经网络的输入参数，实证表明预测达到更好的精度，这也是一个创新点。

第 2 章 证券预测分析理论

2.1 证券的概述

证券(Securities)是各类财产所有权或债权凭证的通称,是用来证明证券持有人有权取得相应权益的凭证。如股票、债券、本票、汇票、支票、保险单、存款单、借据、提货单等各种票证单据都是证券。按其性质不同,证券可以分为有价证券和凭证证券两大类。有价证券是指标有票面金额,能定期为持有人带来一定的收益,并可以在市场上自由流通转让的所有权或债权凭证。凭证证券是指认定持券人是某种私权的合法权利者,证明对持有人所履行的义务是有效的文件^[1]。

现今正是中国证券市场的成长期,这一时期虽然经历曲折,但总体看来基本建设不断完善,证券的发行和交易方式逐步改进,整个市场的规模逐步扩大。

(1) 数量上的发展

1991~2003 年,股票金额累计达到 6459.83 亿元。B 股的发行直接推动了中国股票市场的规模进程,提高了上市公司的规模化程度。1993~1994 年 H 股和 N 股在香港和纽约的发行上市,标志着证券市场的国际化向纵深发展。

(2) 政策上的完善

中国证券市场在质量上也有了长足的进步,《股票发行和交易管理暂行条例》等法规陆续发行,证券市场的根本大法《证券法》在 1999 年 7 月 1 日正式实施,证券法规体系的框架也已筑就。公开发行与上市交易股票的公司改变了以往以集体、小型、轻工、商业为主的旧格局,以石化,马钢为代表的国有大型基础工业企业的驶入证券的大海,标志着股份制成为国有企业体制改革的主要形式之一。

2.2 股票指数的概述

2.2.1 股票的定义

股票是股份公司发给股东作为已投资入股的证书与索取股息的凭证。股票像

一般的商品一样，有价格，能买卖，可以作抵押品。股份公司借助发行股票来筹集资金。投资者通过购买股票获取一定的股息收入。

股票具有以下特性：权责性；无期性；流通性；风险性；法定性。

2.2.2 上证综合指数简介

我国的股价指数主要是由两个证券交易所编制的股价指数，包括上证综合指数及其 A、B 类指数、深圳综合指数、深圳成分指数、上证 30 指数、上证 180 指数等等。另外，在这两个证券交易所编制的指数之外还有一些由各证券公司编制的指数，如中信指数；由其他机构编制的指数，如新华指数；还有由境外金融机构编制的反映中国股票市场价格变动的指数，如道·琼斯公司推出的道·琼斯中国指数，摩根斯坦利资本国际(MSCI)编制的中国自由指数等等。但是，影响最大的仍然是由上交所和深交所编制的几只指数，这也是本文选择上证综合指数为研究对象的原因。以下对本文所研究的上证综合指数作一简单介绍。

上证综合指数是上海证券交易所(简称上交所)编制并发布的、以其上市的全部股票为样本、以发行量为权数、综合反映上交所的全部 A、B 股上市股票股价走势的加权综合股价指数。上证综合指数及 A 股指数以 1990 年 12 月 19 日为基期，B 股指数以 1992 年 2 月 21 日为基期，基期指数都定为 100。1993 年 6 月 1 日，上交所又发布了包括工业类、商业类、房地产类、公用事业类和综合类在内的分类指数。其计算公式是：

$$\text{本日股价指数} = \text{本日股票市价总值} / \text{基期股票市价总值} \times 100$$

遇到上市股票增资扩股或新增(删除)时，须相应进行修正，计算公式调整为：

$$\text{本日股价指数} = \text{本日股票市价总值} / \text{新基准股票市价总值} \times 100$$

$$\begin{aligned} \text{新基准股票市价总值} = & \text{修正前基准日市价总值} \times (\text{修正前市价总值} \\ & + \text{市价总值变动额}) / \text{修正前市价总值} \end{aligned}$$

2.3 股票常用的预测方法

2.3.1 证券投资分析方法

证券投资分析是指投资人(法人或自然人)购买股票、债券、基金券等有价值

券以及这些有价证券的衍生品以获取红利和利息的投资行为和投资过程，是直接投资的重要形式^[12]。

理论的证券投资分析过程通常包含以下五个基本步骤：(1)确定证券投资政策 (2)进行证券投资分析 (3)组建证券投资组合 (4)对证券投资组合进行修正 (5)评估证券投资组合的业绩。这五个步骤相辅相成，是一个密切相关的整体。

证券投资分析作为投资的第二步，涉及到对投资过程第一步所确定的金融资产类型中个别证券或证券群的具体特征进行考察分析的目的；一是明确这些证券的价格形成机制和影响证券价格波动的诸多因素及其作用机制；二是发现哪些价格偏离其价值的证券。进行证券投资分析的方法很多，这些方法大多可以归结为两类：基本面分析(Fundamental Analysis)和技术分析(Technical Analysis)。

1) 基本面分析和技术分析

基本面分析是指利用公司的盈利前景、对未来利率的预期以及公司风险的评估来确定证券的内在价值，然后将内在价值与市场价格比较，发现内在价值与市场价格不一致的证券，通过买入价值低估证券或卖出价值高估证券获利。

基本面分析包括宏观经济分析、行业分析和公司分析。所谓宏观经济分析，就是分析整体经济与证券市场之间的关系，其主要目的是分析将来经济情况及前景是否适合进行股票投资。如果认为未来经济前景看好，可以进行股票投资，那么接下来应该就是行业分析。进行行业分析的目的就是判断哪些行业具有良好的前景，股票价格具有上升的空间。公司分析是投资者了解上市公司生产经营状况，对上市公司未来发展趋势进行预测的重要依据。公司分析包含基本财务报表分析，公司偿债能力分析，公司运营能力分析和公司盈利能力分析。

基本面分析法的优点是：(1)根据宏观经济指标和客观政治经济政策的分析，能预测股市的中长期走势。(2)根据对公司的业绩和财务状况分析，可以区别绩优股和绩差股。缺点是：(1)预测时间跨度相对较长，难以把握股市短期内波动。(2)无法掌握买卖时机，不适合于短线投资。

基本分析的理论假设是：一种证券在任何时点都有一个内在价值(经济学家称其为均衡价格)，该价值是由证券的盈利潜力决定的。这种盈利潜力决定于下列因素：宏观经济、行业前景、公司业绩、财务结构、投资者心理因素等。通过分析上述因素，基本分析师能够推断某种证券的现实价格高于还是低于内在价值。如果现实价格总是趋向内在价值运动，那么确定内在价值的努力就等同

于对未来价格的预测，这就是隐含于各种基本分析预测过程的主要思想。

虽然基本分析有很强的理论根据，但金融市场中证券价格剧烈的波动，使投资者往往怀疑内在价值是否真的存在。尤其是我国金融市场中广泛存在的炒作现象经常使股票的价格严重背离其基本价值，使基本分析在实务中被认同的程度不高，投资者更多采用的是技术分析。

技术分析是根据证券市场信息的历史数据，来预测证券价格未来的变动。纯粹的技术分析甚至仅依赖对证券价格和成交量的分析，几乎不考虑公司的财务状况和收益能力。技术分析本身又可分为指标分析和形态分析。

技术分析之所以能利用历史资料来预测变化莫测的股票市场的未来趋势，重要是技术分析是建立在下面的三个假使条件之上的。

第一，证券的市场行为已经包括了宏观、微观经济的一切信息。“市场行为涵盖一切”(Everything is discounted and reflected in market prices)。技术分析学者在实际分析时都是利用价格与供求关系的相互关联来进行分析和预测的。如果供不应求，价格就会上升；反之，供过于求，价格下降，这种关系是进行预测的基础。从这种必然的关系上，技术分析学者逆推出一个结论：无论什么原因，如果价格上涨，需求必定超过供给，体现在市场上就是多头市场；反之亦然。因此，供需关系决定了市场的走势。

第二，价格总是按照某种运动趋势运动。趋势是技术分析中的基本概念。1、技术分析中认为趋势是存在的；2、价格依照趋势运动的方向而改变；3、正在进行的趋势将持续下去，除非出现某些外力使这个趋势停止甚至反转。

第三，价格的运行方式往往会重复历史。技术分析对市场行为的研究与心理学等学科是分不开的。股市投资者趋利的动机是千古不变的本质因素。人性中的许多弱点会反复的呈现，据此一些典型的形态在过去的 100 年中都已被辨认、分类，并被用来反映一些在价格上的市场心理状况。由于这些形态在过去都能较为准确的反映一些市场信息，而人们的心理特性不会随着时间迅速改变，所以它在将来也一定能重现。相信“历史往往重演”(Market Action is Repetitive)是通过过去预测未来走向的前提。这也是数学外推法的应用基础。

2) 技术分析的理论和指标^[13]

到目前为止，已经形成许许多多的分析方法和理论，极大的丰富了技术分析的内容。下面就简要对一些理论和指标进行介绍^[10]。

(1) 技术分析理论基础

1) 基本图像理论

它包括分时图、日线图、周线图、点数图, 以及有关形态和趋势的判断。

2) 量价关系理论

它包括价格与成交量的相互关系, 技术分析非常重视成交量的变化。一般而言, 成交量的突然放大预示着原先趋势的终结和相反趋势的开始。

3) 道氏理论

a) 形成过程及基本思想

该理论的创始人是美国人查尔斯·亨利·道(Charles H. Dow)。为了反映市场总体趋势, 他与爱德华·琼斯创立了著名的道·琼斯平均指数。他们在《华尔街日报》上发表的有关股市的文章, 经后人整理, 成为我们今天看到的道氏理论。

道氏理论的主要思想是: 任何一种股价的移动都包括三种形式的移动—原始移动、次级移动和日常移动。这三种移动构成了所有形式的股价移动。原始移动决定的是大的趋势, 次级移动决定的是在大趋势中的小趋势, 日常移动则是在小趋势中更小的趋势。

b) 道氏理论是技术分析的基础, 主要原理为:

- ①市场价格指数可以解释和反映市场的大部分行为。
- ②市场波动的三种趋势。即, 主要趋势、次要趋势和短暂趋势。
- ③交易量在确定趋势中的作用。
- ④收盘价是最重要的价格。

4) 波浪理论和移动平均线理论

波浪理论核心内容: 股票价格的波动如同大自然的潮汐一样, 一浪跟着一浪, 并且周而复始, 具有一定的规律性。因此投资者可以根据这些规律性的波动, 来分析和预测股票价格的未来走势, 从而决定相应的投资策略。

移动平均线利用统计学上“移动平均”的原理, 将每天的股价进行移动平均, 求出一个趋势值, 作为判断股价走势的工具。

(2) 技术分析的优缺点

技术分析的优点是: (1)同市场接近, 考虑问题比较直接。与基本分析相比, 通过技术分析指导股票买卖, 见效快, 获得利益的周期短。(2)分析对市场的反映比较直接, 分析的结果也更接近实际市场的局部现象。

技术分析的缺点是: (1)技术分析将分析者的眼界局限于有关技术分析的理

论、模型和方法上，它只关心股指和股价的变化，忽视了影响股市运行和发展的众多因素，因此，常常难以正确的把握股市的实际情况，可能出现某些走势陷阱，混淆投资者的视线。(2)技术分析对日后股指或股价的预测，常常根据所设定的性能指标展开，因此，技术分析存在一定的“时滞”现象。(3)技术分析强调及时的短期性跟踪和分析，虽然在进行短期投资运作方面有着一长处，但运用到长期投资运作中，则很难有效发挥作用。(4)要求有着比较规范严格的市場条件，而我国股市的发育成长时间不长，规范化建设还是一个较长的过程，给分析者带来分析的困难和投资的误导。

(3) 技术分析指标

指标技术分析是技术分析的另一种重要方法。主要运用数学统计或数学计算方法，从已经发生的事件(数据)中寻找一般规律，并用这些规律来预测未来运动的变化，并用图表表示出来。下面介绍本文用到的技术指标。

1) 移动平均(MA)

移动平均线可以滤除随机波动，从而反映价格的总体运动趋势。一般认为，当短期移动平均线向上穿越中期和长期移动平均线时(形成金叉)表示价格处于上涨趋势，是买入信号；而当短期移动平均线向下穿越中、长期移动平均线时(形成死叉)表示价格处于下跌趋势，是卖出信号。

计算公式： $MA(n)_t = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_{t-i+1}$ ，其中 C_t 为第 t 日的收盘价。

2) 指数平滑异同移动平均线(MACD)

MACD 是通过计算两条不同速度(不同参数)的平滑移动平均线之间的离差值来研判股市行情的一种技术指标。它的基本原理是利用慢速平滑移动平均线和快速移动平均线聚合和分离的征兆功能，加以双重平滑运算，从而判断股票买进和卖出的时机。

设定 12 日为快速移动平均线(12 日 EMA)，EMA 平滑系数为 0.1547；设定 26 日为慢速移动平均线(26 日 EMA)，EMA 平滑系数为 0.0769。

设定离差值 $DIF = 12 \text{ 日 EMA} - 26 \text{ 日 EMA}$ 其中：

12 日 EMA = $0.1547 \times (\text{今日平均指数} - 12 \text{ 日平均指数}) + 12 \text{ 日指数平均值}$

26 日 EMA = $0.0769 \times (\text{今日平均指数} - 26 \text{ 日平均指数}) + 26 \text{ 日指数平均值}$

MACD 的计算公式为：

$MACD = \text{平滑系数 } 0.2 \times (\text{今日离差值} - \text{昨日离差平均值}) + \text{昨日离差平均值}$

离差平均值 MACD 反映的是平均后的离差值, 所以 MACD 和 DIF, 应配合股市观察。如果 DIF 向上突破 MACD 和 0 轴线时, 说明买盘大, 投资者可加入多头部队, 但应适当控制购股节奏。如果 DIF 向下跌破 MACD 和 0 轴线时, 说明卖方多。投资者在抛出股票时, 要考虑股价底线可能来临了, 应考虑低价购进一些股票, 待股价上涨时再卖出。总之, 当 DIF 和 MACD 发生背离时, 投资者既不要悲观也不要乐观, 更需要理智和冷静以决策投资行动。

3) 能量潮指标(OBV)

一般认为成交量是股价走势的先行指标, 也是技术分析的基础和关键。成交量 VOL(Volume)是反映一段时间内成交的股数, 是股市资金状况的重要指标。

能量潮 OBV 是一种以成交量与股价涨跌为依据计算出来的指标。主要用于判定价与量之间的内在联系, 从而预测股价的未来走势。

计算方法

若当日股价上涨则: 当日 $OBV = \text{前一日 } OBV + \text{当日成交量}$

若当日股价下跌则: 当日 $OBV = \text{前一日 } OBV - \text{当日成交量}$

4) 乖离率指标(BIAS)

乖离率又成偏离率, 是衡量股价与移动平均线之间远近程度的技术指标, 观测股价偏离移动平均线的程度, 以此决定投资者的买卖行为。

$BIAS = [(\text{当日收盘价} - N \text{ 日移动平均股价}) / N \text{ 日移动平均股价}] \times 100\%$

乖离率与移动平均线一致时, 偏离为 0。如果乖离率为正值, 乖离率在移动平均线的上方, 说明行市呈上升趋势。如果乖离率为负值, 乖离率在移动平均线的下方, 说明股市有下跌的趋势。一般讲, 乖离率偏离移动平均线的界定范围大体在 $-15\% \sim 15\%$, 即: 当乖离率在 $0 \sim 15\%$ 时, 可适当卖出股票, 否则股票的价格有可能要反跌了; 当乖离率在 $-15\% \sim 0$ 时, 可适当买入股票, 股票有可能反弹。

5) 相对强弱指标(RSI)

相对强弱指数(RSI)是通过比较一段时间内的平均收盘涨数和平均收盘跌数来分析市场的意向和实力, 从而做出未来市场的走势。

$RSI = [\text{上升平均值} / (\text{上升平均值} + \text{下跌平均值})] \times 100$

上升平均值是在周期内升幅的平均值, 而下跌平均值则是在同周期内跌幅的平均值。RSI 指数根据个人使用习惯, 设定周期各有不同, 通常为 6 天、9 天、

14 天等。周期短则较敏感，周期长则反应迟钝。

受计算公式的限制，不论价位如何变动，强弱指数的值均在 0 与 100 之间。强弱指数保持高于 50 表示为强势市场，低于 50 表示为弱势市场，多在 70 与 30 之间波动。通常当指数上升到 80 时，表示股市已有超买现象，超过 90 时，则表示市场已严重超买，股们极有可能在短期内反转回调；当强弱指数下降至 20 时，表示股市有超卖现象，如果持续下降至 10 以下则表示市场已严重超卖，股价极可能止跌回升。每种类型的股票超买超卖值是不同的。

6) 人气指标(AR)

股市中买卖双方的气势主要反映在每日股指最高点、最低点及开市点三者之间的关系上。人气买卖指标(AR)指标是利用一定周期内三者的差异及比值反映出股市强弱、买卖气势的指标。

$$AR = \left[\frac{\sum (\text{今日最高股指} - \text{昨日开盘股指})}{\sum (\text{今日开盘股指} - \text{今日最低股指})} \right] \times 100\%$$

分析 AR 指标需和其他技术指标配合共同研究和判断股票行市。AR 值在 80%~120%之间波动时，表明多空双方处于胶着状态，股市近期内不会有很大的反转。若 AR 趋近 150%时，表明在此周期内股指可能已到顶部，投资者可适时卖出股票。如果 AR 向下趋近 40%时，表明在此周期内股指已探底部，反弹的行情很大，投资者可适量买入股票。

2.3.2 时间序列分析法

时间序列是按照时间顺序、排列出预测对象的有关的历史统计数据。时间序列表现了预测对象在一定时期内发展、变化的过程，反映着与测定对象发展变化的特点、规律和趋势。如果预测对象未来发展变化的特点、规律和趋势不改变，就可以根据时间序列选择适当数学模型，推算出预测对象未来发展变化的量值。事实上，证券市场行情演化的发展是千变万化的，时间序列所反映的特点、规律和趋势只能在较短的时间范围内做出有效的预测。因此，时间序列法只适用于短期预测。

该类方法把股价或股价指数看作变化的时间序列，通过建立时间序列相关辨识模型来预测未来变化。常见的时间序列分析法主要建立在自回归模型(AR)、移动平均模型(MA)、自回归—移动平均模型(ARMA)和齐次非平稳模型

(ARIMA), 通过对选择模型的参数和辨识模型的系数实现对时间序列的拟合, 进而用拟合好的模型对未来进行预测。

时间序列分析法依赖于股票价格间的线性关系, 局限性相当明显。这是因为, 我们所处的客观世界是复杂的, 我们所接触的绝大多数时间序列往往是由随机信号和由确定性非线性系统产生的信号的混合体, 完全的随机信号几乎不存在, 完美的线性关系同样很少。

2.3.3 灰色预测法

灰色预测法是一种对含有不确定因素的系统进行预测的方法。灰色系统是介于白色系统和黑色系统之间的一种系统。白色系统是指一个系统的内部特征是完全已知的, 即系统的信息是完全充分的。而黑色系统是指系统的内部信息对外界来说是一无所知的, 只能通过他同外界的联系来加以观测研究。灰色系统内部的一部分信息已知的, 另一部分信息时未知的, 系统内各因素间具有不确定的关系。例如, 在我国经济体制有计划经济体制向市场经济体制转轨过程中, 整个宏观系统就是一个灰色系统, 宏观经济的发展即受到国家宏观政策等确定因素的影响, 又受到是经济中一些不确定因素的影响, 并且是向经济中很多攻关经济变量的稳步增长隐含一定的指数变化趋势。因此就可以利用灰色预测模型对经济进行预测。

灰色预测是对即含有一定信息又含有不确定信息的系统进行预测, 就是在一定范围变化的, 与事件有关的灰色过程进行预测。尽管灰色过程中所显示的现象是随机的, 但毕竟是有序的, 因此这一数据集和具备潜在的规律。灰色预测通过鉴别系统因素之间发展趋势的相异程度, 即进行关联分析, 并对原始数据进行生成处理来寻找系统变动的规律, 生成有较强规律性的数据序列, 然后建立相应的微分方程模型, 从而预测事物未来的发展趋势的状况。灰色预测用等时距观测对象特征的一系列数量值构造灰色预测模型, 预测未来某一时刻的特征量, 或达到某一特征量的时间。

2.3.4 神经网络预测法

神经网络指的是一些表面上建立在大脑的工作方式的基础上的数学模型。基于神经网络的股票预测方法, 主要是用神经网络进行股票价格的数据学习训

练，然后使用训练模型去进行股价预测。

神经网络具有强大的非线性映射能力，同时可对于背景知识不清晰的环境做出输入输出的响应，因此在金融时间序列的预测中得到广泛应用。神经网络预测方法主要包括前馈型BP神经网络预测方法，径向基函数神经网络预测方法，自回归神经网络预测方法。

2.3.5 其他预测方法

市场调整法和专家评估预测法是常用的两种定性预测方法。市场调整法的理论基础是假设市场指数收益率就是每只股票当日的正常收益率。但是，个股收益率往往受到股票市场公告的影响，所以，这种假设使用的空间很有限。专家评估预测法则是以专家为信息的索取对象，由专家直观地对预测对象进行分析评估，再对结果进行统计处理以获得预测结果的预测方法，包括：专家意见汇总预测法、头脑风暴法、德尔菲法和派生德尔菲法。

定量预测方法有：时间序列平滑法、随机时间序列预测法、回归分析法、趋势曲线模型法、马尔可夫预测法和判别分析预测法等。

2.3.6 股市预测中存在的问题

1) 对于股票市场这个多变量非线性动态系统，还没有较好的建模方法，同时，股票市场还具有一定程度的不确定性。因此，对那些试图用建立精确模型的方法来进行股价预测的方法，其预测效果必然不会理想。

2) 股价自身以及影响股价的各变量之间呈现非线性特性，因此要求有强大的处理非线性问题的能力。现有的比较成熟的技术大多是解决线性问题和单变量非线性问题，在线性情况下，有很多有效的变量选择方法(如逐步回归、主成分分析)，而非线性模型下不能简单套用，且至今仍无针对非线性模型的有效变量选择方法，大多仍近似应用线性模型类方法。对于复杂的、一般性的多变量非线性问题缺乏有效的分析工具。虽然非线性数学为描述非线性动力学系统提供了一些工具，但实际应用于股价实证分析仍有不少问题。股票市场中各种因素之间的相关性错综复杂，主次关系不定，数量关系难于提取，因此应用常规的预测方法对股市做出定量的分析也非常困难；对股票市场进行预测时，需要处理的信息量和计算量往往十分巨大，对预测算法的性能要求也非常高，一般

的预测方法基于线性或者近似线性的假设，很难满足对股票市场进行精确预测的要求。

3) 股价数据中含有较多噪声。股价指数编制的不合理性、机构大户的造市行为以及诸多外在因素的冲击影响，会造成股市的强烈波动，使得股价(指数)表现为高噪声且存在许多“奇异点”。“奇异点”的存在会大大影响系统性能，导致求解过程振荡甚至无法收敛。在线性条件下，可设计各种滤波器将其滤除，但在非线性条件下却不能轻率处理，因为它们可能代表一类模式或结构变化的先兆。数据的这种特性要求预测系统具有较强的鲁棒性。

4) 股价系统的主体是具有主观能动性的投资者。投资者商业行为的复杂性和对未来事件的影响能力使得预测误差相当大，并且随着时间的增加而急剧升高。与其他物理系统不同，在股价系统中，对样本数据的最后匹配并不能保证最好的预测，即建模数据的最小误差准则并不是提高预测精度的最好准则，一种预测方法过去和现在的表现不能说明其未来的预测结果。

2.4 本章小结

本章介绍了证券预测理论以及预测股票多种方法，分析股票指数研究现状，着重研究证券投资理论、影响股票价格的因素及技术分析和理论分析原理。

每一种分析方法都是从不同角度对市场加以研究，对市场本质的不同反映。投资者应该综合各种方法的优点，在不同的场合应用相应的方法。

通过基本面分析可以预测长期趋势，了解应购买何种股票，而技术分析让研究着把握具体购买时机，运用定量方法可以在综合各种经济环境因素之后，对股票的价格进行预测。

第3章 基于灰色理论的股票指数预测分析

灰色系统理论是我国著名学者邓聚龙 1982 年创立的,它以“部分信息已知,部分信息未知”的“小样本,贫信息”不确定性系统为研究对象,主要通过“部分”已知信息的生成、开发、提取有价值的信息实现对系统运行行为的正确认识和有效控制^[14]。

3.1 灰色系统理论的概况

3.1.1 灰色理论的产生及应用

灰色系统理论是我国控制论专家邓聚龙教授于 1982 年创立的。1982 年,北荷兰出版公司出版的《系统与控制通讯》(Systems&Control Letters)杂志刊载了我 国学者邓聚龙教授的第一篇灰色系统论文“灰色系统的控制问题”(the Control Problems of Grey Systems);同年,《华中工学院学报》刊载了邓聚龙教授的第一篇中文灰色系统论文“灰色控制系统”。这两篇开创性论文的公开发表标志着灰色系统理论这一新兴横断学科开始问世。

这一理论刚一诞生,就受到国内外学术界和广大实际工作者的极大关注,不少著名学者和专家给予充分肯定和支持,许多中青年学者纷纷加入灰色系统理论的研究行列,以极大的热情开展理论探索及在不同领域中的应用研究工作。短短几年的时间,它已迅速地渗透到经济、气象、生态、水利、生物、军事、医学、教育、水电能源、地质勘探、交通运输、过程控制、环境保护等众多领域,其理论研究和应用研究都有了很大的进展。一批新兴边缘学科如灰色水文学、灰色地质学、灰色育种学、区域经济灰色系统分析、灰色哲学……应运而生。我国科技工作者主持的一大批灰色系统理论研究课题获得了国家和省、市科学基金资助。据统计,全国各地有 160 多项灰色系统理论及应用成果获得国家和省、部级奖励;2002 年,我国灰色系统学者获系统与控制世界组织奖。2003 年 8 月在爱尔兰利墨瑞克召开的第 32 届计算机与工业工程国际会议,为灰色系统理论安排了 4 场专题会议。灰色系统理论成为许多重要国际会议关注、讨论

的热点,这对于世界系统科学界同行进一步了解灰色系统理论无疑会起到积极作用^[15-17]。

3.1.2 灰色理论的主要内容

灰色系统理论经过 20 年的发展,现已基本建立起一门新兴学科的结构体系。其主要内容包括以灰色代数系统、灰色方程、灰色矩阵等为基础的理论体系,以灰色序列生成为基础的方法体系,以灰色关联空间为依托的分析体系,以灰色模型(GM)为核心的模型体系,以系统分析、评估、建模、预测、决策、控制、优化为主体的技术体系。灰色系统方法包含:灰分析,灰聚类,灰建模,灰预测,灰决策,灰控制,灰评估等。

灰色模型按照五步建模思想构建,通过灰色生成或序列算子的作用弱化随机性,挖掘潜在的规律,经过差分方程与微分方程之间的互换实现了利用离散的数据序列建立连续的动态微分方程的新飞跃。

灰色预测是基于 GM 模型作出的定量预测,按照其功能和特征可分成数列预测、区间预测、灾变预测、季节灾变预测、波形预测和系统预测等几种类型。

灰色组合模型包括灰色经济计量学模型(G-E)、灰色生产函数模型(G-C-D)、灰色马尔可夫模型(G-M)、灰色时序组合模型等。

灰色决策包括灰靶决策、灰色关联决策、灰色统计、聚类决策、灰色局势决策和灰色层次决策等。

灰色优化技术包括灰色线性规划、灰色非线性规划、灰色整数规划和灰色动态规划等。

灰色投入产出则是以灰色投入产出优化模型为核心的方法体系。

灰色博弈模型包括基于纯策略的灰矩阵博弈模型和基于混合策略的灰矩阵博弈模型等。

灰色控制的主要内容包括本征性灰色系统的控制问题和以灰色系统方法为主构成的控制,如灰色关联控制和GM(1,1)预测控制等。

3.2 灰色关联分析

3.2.1 灰色关联的概念及思想

一般的抽象系统都包含有许多影响因素，多种因素共同作用的结果决定了系统的发展态势。我们希望从众多的因素中判断出，哪些是主要因素、哪些是次要因素；哪些因素对系统的发展影响大，哪些因素对系统发展影响小；哪些因素对系统发展起推动作用需要强化发展，哪些因素对系统发展起阻碍作用需加以抑制，这些都是系统分析中人们普遍关心的问题。

灰色关联分析方法的基本思想是根据序列曲线几何形状的相似程度来判断其联系是否紧密，曲线越接近，相应序列之间的关联度就越大，反之就越小。灰色关联度是定量的比较或描述系统之间或系统中各因素间相对变化的情况，也就是在发展过程中随时间而相对变化的情况，用它们变化的大小、方向与速度的接近程度来衡量它们之间关联性大小。如果两者在发展过程中，相对变化基本一致，则认为两者关联度大；反之，两者关联度就小。可根据序列之间的关联度来定量判断两序列之间的关联程度。

目前关于计算关联度的计算方法很多，如绝对关联度、相对关联度、灰色斜率关联度、灰色点关联度、B型关联度、面积关联度等等。在本文中只用到绝对关联度的概念，所以本文只阐述了绝对值关联度的重要基本理论^[18]。

3.2.2 灰色关联度

定义 设系统行为序列 $X_0 = (x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(n))$ 为系统特征序列，且

$$X_1 = (x_1(1), x_1(2), \dots, x_1(n))$$

.....

$$X_i = (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n))$$

.....

$$X_m = (x_m(1), x_m(2), \dots, x_m(n))$$

为相关因素序列。给定实数 $r(x_0(k), x_i(k))$ ，若实数

$$r(X_0, X_i) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n r(x_0(k), x_i(k))$$

满足

1) 规范性

$$0 < r(X_0, X_i) \leq 1, \quad r(X_0, X_i) = 1 \Leftrightarrow X_0 = X_i$$

2) 整体性

对于 $X_i, X_j \in X = \{X_s \mid s = 0, 1, 2, \dots, m; m \geq 2\}$, 有

$$r(X_i, X_j) \neq r(X_j, X_i), \quad i \neq j$$

3) 偶对对称性

对于 $X_i, X_j \in X$, 有

$$r(X_i, X_j) = r(X_j, X_i) \Leftrightarrow X = \{X_i, X_j\}$$

4) 接近性

$$|x_0(k) - x_i(k)| \text{ 越小, } r(x_0(k), x_i(k)) \text{ 越大}$$

则称 $r(X_0, X_i)$ 为 X_i 与 X_0 的灰色关联度, $r(x_0(k), x_i(k))$ 为 X_i 与 X_0 在 k 点的关联系数, 并称以上四点为灰色关联四公理。

定理 设系统行为序列

$$X_0 = (x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(n))$$

$$X_1 = (x_1(1), x_1(2), \dots, x_1(n))$$

$$\dots\dots\dots$$

$$X_i = (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n))$$

$$\dots\dots\dots$$

$$X_m = (x_m(1), x_m(2), \dots, x_m(n))$$

对于 $\varepsilon \in (0, 1)$, 令

$$r(x_0(k), x_i(k)) = \frac{\min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)| + \varepsilon \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \varepsilon \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}$$

$$r(X_0, X_i) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n r(x_0(k), x_i(k))$$

则 $r(X_0, X_i)$ 满足灰色关联四公理, 其中 ε 称为分辨系数。 $r(X_0, X_i)$ 称为 X_i 与 X_0 的灰色关联度。

按照以上定理中定义的算式可得灰色关联度的计算步骤如下:

第一步：求各序列的区间像

设一个系统特征序列 $X_0 = (X_0(1), X_0(2) \cdots X_0(n))$ ，一系列因素序列为 $X_1, X_2 \cdots X_m$

在本文研究的预测系统中，采用了归一化处理。其算法如下：求出数列中的最大值和最小值，用数列中的每个值减去最小值，然后除以最大值与最小值之差。

表达式如下：

$$X'_i = \frac{X_i(k) - \min X_i(k)}{\max X_i(k) - \min X_i(k)}; k = 1, 2 \cdots n; i = 0, 1 \cdots m;$$

第二步：求差序列

$$\Delta_i(k) = |X'_0(k) - X'_i(k)|, i = 1, 2, \cdots m$$

第三步：求两极最大差与最小差。

$$M = \max_i \max_k \Delta_i(k), \quad m = \min_i \min_k \Delta_i(k)$$

第四步：求关联系数

$$r_{0i}(k) = \frac{m + \xi M}{\Delta_i(k) + \xi M}, \xi \in (0, 1) \quad k = 1, 2 \cdots n; i = 0, 1 \cdots m;$$

第五步：计算关联度

$$r_{0i} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n r_{0i}(k) \quad i = 0, 1 \cdots m$$

ξ 为分辨系数，在本预测系统中取 $\xi = 0.5$ ；

3.3 灰色几种模型

3.3.1 灰色 $GM(1,1)$ 模型

灰色预测模型称为 GM 模型， G 为 grey 的第一个字母， M 为 model 的第一个字母。 $GM(1,1)$ 表示一阶的，一个变量的微分方程型预测模型。 $GM(1,1)$ 是一阶单序列的线性动态模型，主要用于时间序列预测^[19-20]。

(1) $GM(1,1)$ 预测模型

设给定原始时间序列 $x^{(0)}(t)$ 有 n 个观测值, $x^{(0)}(t) = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$

$GM(1,1)$ 模型算法步骤如下:

1) 数据处理: 将原始数据列 $x^{(0)}(t)$ 做累加生成, 即 $x^{(1)}(t) = \sum_{i=1}^t x^{(0)}(i), t=1, 2, \dots, n$, 得到一个新序列 $x^{(1)}(t) = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$

2) 建立 $GM(1,1)$ 模型的动态微分方程: $\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = \mu$ 式中: a 为发展灰数,

μ 为内生控制灰数;

3) 构成数据矩阵 B 与数据列 Y_n :

设 \hat{a} 为待估参数向量, $\hat{a} = \begin{bmatrix} a \\ \mu \end{bmatrix}$, 利用最小二乘法求解可得 $\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y_n$

$$\text{其中: } B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}[x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)] & 1 \\ -\frac{1}{2}[x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}[x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n)] & 1 \end{bmatrix} \quad Y_n = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]^T;$$

4) 建立时间响应模型 $\hat{x}^{(1)}(t)$: $\hat{x}^{(1)}(t) = (x^{(0)}(1) - \frac{\mu}{a})e^{-at} + \frac{\mu}{a}$;

5) 将时间响应离散化: $\hat{x}^{(1)}(k+1) = (x^{(0)}(1) - \frac{\mu}{a})e^{-ak} + \frac{\mu}{a}$;

6) 将 k 值代入离散模型式计算预测累加值 $\hat{x}^{(1)}(t)$;

7) 将预测累加值还原为预测值: $\hat{x}^{(0)}(k) = \hat{x}^{(1)}(k) - \hat{x}^{(1)}(k-1)$;

8) 模型检验

9) 当 $t = N, N+1, \dots, N+q+1$ 即可得到 q 步预测。

(2) $GM(1,1)$ 模型检验

1) 残差检验

按预测模型进行计算 $\hat{x}^{(1)}(t)$ ，并进行累减生成 $\hat{x}^{(0)}(t)$ ，然后计算原始序列 $x^{(0)}(t)$ 与 $\hat{x}^{(0)}(t)$ 的绝对误差序列和相对误差序列：

$$\Delta^{(0)}(i) = |x^{(0)}(t) - \hat{x}^{(0)}(t)|, i = 1, 2, \dots, n$$

$$\Phi(i) = \frac{\Delta^{(0)}(i)}{x^{(0)}(t)} \times 100\%, i = 1, 2, \dots, n$$

2) 关联度检验

$$\text{关联系数: } \eta(i) = \frac{\min \Delta_i^{(0)} + \rho \max \Delta_i^{(0)}}{\Delta_i^{(0)} + \rho \max \Delta_i^{(0)}}$$

$$\text{关联度: } r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \eta(i), i = 1, 2, \dots, n$$

以关联度计算方法得到 $\hat{x}^{(0)}(t)$ 与原始序列 $x^{(0)}(t)$ 的关联系数，再计算出其关联度，据经验，当 $\rho = 0.5$ 时，关联度 r 大于 0.6 就满意了。

3) 后验差检验

$$\text{原始序列标准差: } s_1 = \sqrt{\frac{\sum [x^{(0)}(t) - \bar{x}^{(0)}]^2}{n-1}}$$

$$\text{绝对误差标准差: } s_2 = \sqrt{\frac{\sum [\Delta^{(0)}(i) - \bar{\Delta}^{(0)}]^2}{n-1}}$$

方差为绝对误差标准差与原始序列标准差之比: $C = \frac{s_2}{s_1}$

小误差概率: $P = p\{|\Delta^{(0)}(i) - \bar{\Delta}^{(0)}| < 0.6745s_1\}$ ，评判标准见下表 3.1

表 3.1 评判标准

精度等级		好	合格	勉强合格	不合格
要求	P	>0.95	>0.80	>0.70	≤0.70
	C	<0.35	<0.60	<0.65	≥0.65

若此模型经残差检验、关联度检验、后验差检验都能通过，则可以用所建模型进行预测。否则，需要进行残差修正。

3.3.2 灰色新陈代谢模型

设原始数据序列为： $x^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n))$ ，设 $x^{(0)}(n+1)$ 为最新信息，将 $x^{(0)}(n+1)$ 置入 $x^{(0)}$ ，称用 $x^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n), x^{(0)}(n+1))$ 建立的 $GM(1,1)$ 模型为新息模型。

在原始数据序列中，置入新信息数据 $x^{(0)}(n+1)$ ，同时去掉最老信息 $x^{(0)}(1)$ ，用序列 $(x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n+1))$ 作为原始序列 $x^{(0)}$ ，建立 $GM(1,1)$ 模型，如此反复，依次递补，直到完成预测目标，即为灰色新陈代谢模型。

在任何一个灰系统的发展过程中，随着时间的推移，将会不断地有一些随即扰动或驱动因素进入系统，使系统的发展受到影响。因此需要随时将每一个新得到的数据置入 $x^{(0)}$ 中，建立新息模型；另一方面，随着系统的发展，老数据的信息意义将逐渐降低，在不断补充新数据的同时，及时地去掉老数据，建立的新陈代谢模型更能反映系统目前的特征。尤其是随着量变的积累，发生质变时，与过去的系统相比，早已是面目全非，去掉根本不可能反映信息的老数据，显然是合理的。

3.3.3 灰色马尔可夫模型

灰色模型可以预测系统趋势，当样本表现出强波动性时，可进一步建立灰色马尔可夫模型，其中转移矩阵可以弥补灰色模型的弱随机性、弱波动性的缺点，该模型的关键是确定状态空间和估计转移概率^[21-23]。

1) 马尔可夫链

设有随机过程 $\{x_n, n \in T\}$ (T 表示时刻的集合) 和离散的状态集 $I = \{i_0, i_1, \dots\}$ ，若对任意的整数 $n \in T$ ，条件概率满足：

$P\{x_{n+1} = i_{n+1} \mid x_0 = i_0, x_1 = i_1, \dots, x_n = i_n\} = P\{x_{n+1} = i_{n+1} \mid x_n = i_n\}$ 则称 $\{x_n, n \in T\}$ 为马尔可夫链，并记： $P_{ij}^{(k)} = P\{x_{m+k} = j \mid x_m = i\}$, ($i, j \in I$) 表示在时刻 m ，系统处于状态 i 的条件下，在时刻 $m+k$ ，系统处于状态 j 下的概率。将 $p_{ij}^{(k)}$ 依次排序，可得 k 阶转移概率矩阵 $P^{(k)}$ ：

$$P^{(k)} = \begin{bmatrix} P_{11}^{(k)} & P_{12}^{(k)} & \dots & P_{1n}^{(k)} \\ P_{21}^{(k)} & P_{22}^{(k)} & \dots & P_{2n}^{(k)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ P_{n1}^{(k)} & P_{n2}^{(k)} & \dots & P_{nn}^{(k)} \end{bmatrix}$$

2) 状态空间的确定

对于一个符合马尔可夫非平稳随机序列，其任一状态区间 Q_i 表示为： $Q_i = [Q_{1i}, Q_{2i}]$ ，其中 $Q_{1i} = Y(k) + A_i$ ， $Q_{2i} = Y(k) + B_i$ ($i = 1, 2, \dots, n$)； $A_i = a_i \bar{y}$ ， $B_i = b_i \bar{y}$ ， \bar{y} 为原始数据均值。

状态划分数目 m 和常数 a_i, b_i 的确定，可以依据研究对象的实际意义、样本数据的多少选取。即状态 Q_i 具有动态性。其中怎样选取划分状态 Q_i ，是研究问题的重点和难点。本文是取灰色模型拟合曲线为中心上下对称的等宽条形带，各条形带宽度不随时间变化，每个条形区域构成一个状态。因此序列波动性越大，样本容量越大，则状态越多，条形带的宽度越小。

3) 估计状态转移矩阵

设数据序列由状态 Q_i 经 m 步转移到状态 Q_j 的概率为 $m_{i,j}^{(m)}$ ，状态 Q_i 出现的次数为 m_i ，则可如下估计出 m 步转移概率： $P_{i,j}^{(m)} = \frac{m_{i,j}^{(m)}}{m_i}$ ，这里对于出现观测的状态，转移矩阵的估计等于频率，对于那些没有观测落入的状态，记样本估计为零，不影响模型的拟合与预测。

在实际中，一般只要考察一步转移概率矩阵 P ，设预测对象处于 Q_k 状态，考察 P 中的第 k 行，若 $\max_j p_{kj} = p_{kl}$ ，则可认为下一时刻系统最有可能由 Q_k 状态转向 Q_l 状态。若遇到矩阵 P 中第 k 行有两个或两个以上概率相同或相近时，则状态的将来转向难确定。此时，需要考察两步或 n 步转移概率矩阵 $P^{(2)}$ 或 $P^{(n)}$ （其中 $n \geq 3$ ）。

4) 计算预测值

确定预测对象未来的状态转移后，即确定了预测值变动的灰区间 $[Q_{1i}, Q_{2i}]$ ，

可以用该区间中位数 $\hat{y}(k)$ ，得到系统模拟值： $\hat{y}(k) = \frac{(Q_{1i} + Q_{2i})}{2}$ 。

3.4 灰色模型在股票指数预测中的应用

3.4.1 灰色理论在股指分析中应用的可行性

目前,灰色系统理论得到了极为广泛的应用,不仅成功地应用于工程控制、经济管理、社会系统、生态系统等领域,而且在复杂多变的农业系统,如在水利、气象、生物防治、农机决策、农业规划、农业经济等方面也取得了可喜的成就。灰色系统理论在管理学,决策学、战略学、预测学、未来学、生命科学等领域展示了极为广泛的应用前景。同样,灰色系统理论在证券分析领域也有很多应用。

中国证券市场是一个不完全有效的市场。所谓完全市场是指假设市场价格可用于估计任何不确定性支付的现值,假如这个假设对一个市场是有效的,称该市场为一个完全市场。也即意味着在一个完全有效的市场内,所有的信息为广大投资者了解,每种股票的市场价格及其波动均能正确的反映其内在价值和变化。很显然,现实的市场状况并非如此理想。主力资金的运作、各种突发事件以及供求关系的变化使得证券的价格总是不断的波动,不能正确的反映证券的内在真实价值。更有甚者,某些资金为追求不正当的高额利润,对一些股票肆意进行恶意炒作,甚至于挺而走险、弄虚作假。最典型的实例莫过于银广厦 A,其东窗事发以后,股价从 30.77 元开始,连续 15 个跌停,创造了中国股市最长的连续跌停记录,众多投资于银广厦的个人、机构、乃至证券投资基金都损失惨重。同样我国的证券市场也并非是完全无效的。宏观经济动态、各上市公司的基本面信息、年报和半年报的公布、发布的各种公告、每天的成交量和价格,以各个投资咨询机构、证券分析专家提供的投资分析报告和建议等等都为投资者提供了一定的分析依据和评判信息。正因为如此,可以这样认为,中国的证券市场是一个部分信息已知,部分信息未知的不完全有效的市场。如果已知“部分信息已知,部分信息未知”的系统称为灰色系统,中国证券市场具有灰色系统的特征,因此运用灰色预测的方法对证券价格的走势进行分析是可行的。

3.4.2 灰色马尔可夫模型在股指分析中应用

目前灰色模型用于预测时,最常用的是常规 $GM(1,1)$ 模型。但是用此模型进行预测时存在不足之处。这是因为此模型建模序列只考虑现实时刻 $t=n$ 过去的全

体数据,随着时间的推移,未来的一些扰动因素将不断地对系统产生影响。因此,用这种模型进行预测,精度较高的仅仅是最近的几个数据,越往未来发展,该模型的预测意义就越弱。为了弥补上述缺陷,引入了灰色新陈代谢 $GM(1,1)$ 模型。一方面它继承了常规 $GM(1,1)$ 模型的优点;另一方面它能够及时将相继不断进入系统的扰动因素考虑进去。用灰色新陈代谢模型进行预测时,不是建立一个模型一直预测下去,而是由已知数列建立的 $GM(1,1)$ 模型预测一个值,然后把这个预测值补加到已知数列中,同时去掉最早期的一个数据,保持数列等维。接着再建立 $GM(1,1)$ 模型,预测下一个数据,并补加到数列中,同时去掉最早期的一个数据,这样新陈代谢,逐个预测,依次递补,直到完成预测目标为止。它的这种建模方法,克服了常规 $GM(1,1)$ 建模的不足。

使用 GM 模型对证券走势作分析预测,不是简单的套用公式计算,针对不同的预测要求和预测环境应当选取合适的 GM 预测模型和预测所需的数据,这对预测的准确性有较大的影响。 GM 模型对于有明确趋势性的数据,预测的效果较好,而对于频繁振荡的数据,预测的效果就受到明显的影响,这是由于 GM 模型自身的机理所决定的。灰色理论认为,系统的行为现象尽管是朦胧的,数据是杂乱的,但它毕竟是有序的,是有整体功能的,因此杂乱无章的数据后面必然潜藏着某种规律,而灰数的生成,就是从杂乱无章的数据中去开拓、发现、生成、寻找这种内在规律。证券市场作为一个复杂的系统,影响它的因素方方面面、不可尽数。希望把所有因素对证券市场的影响都完全反映出来,的确是不现实的。很多因素对于趋势的影响是无法预见的。而我国证券市场目前容量较小、法规不健全、发展不成熟,股价波动剧烈,因此若直接对波动较大的股票价格序列建模是值得商榷的;另一方面最简单的 $GM(1,1)$ 模型的解为指数型曲线,因而不具有指数规律、随机性波动较大的股票价格序列进行预测,其预测值就会偏高或偏低,影响了预测精度。

针对股票的波动性,一些学者提出了马尔可夫模型,该模型适应于随机波动性较大的预测问题。但是单纯的马尔可夫模型预测要求对象不仅具有马氏链的特点,而且具有平稳性的特点。这与客观世界经济问题是大量随时间变化和呈某种变化趋势的非平稳过程不符。所以本文提出了灰色马尔可夫模型,马尔可夫链预测对象是一个随机变化的动态系统,其预测是根据状态之间的转移概率来预测未来系统的发展,所以马氏链适合于随机波动性较大的预测问题,符合中国股票市场的情况,在这一点上弥补了灰色预测的局限。但马尔可夫过程

要求无后效性，且要具有平稳过程特点。因此，在本文中我们将股票价格的运行作为一个部分信息已知，部分信息未知的灰色系统来处理，综合考虑其趋势性和随机波动性，将这一随机时间序列分解为由灰色模型拟合的趋势变动序列和马尔可夫链，在两者的基础上建立灰色马尔可夫模型，把它用于股票价格分析中取得了比较好的效果。并把灰色 $GM(1,1)$ 模型，新陈代谢 $GM(1,1)$ 模型和灰色马尔可夫模型做了比较分析。

3.4.3 实证分析

在本文中选取从 2006 年 3 月 16 日到 2006 年 4 月 12 日总 20 个交易日的上证指数，由于收盘价是影响股票价格的最主要的因素，我们选取 20 个交易日的收盘价建立 $GM(1,1)$ 模型预测，来预测后面 5 个交易日的收盘价格。从图中我们可以看出数据具有上升的趋势，但同时数据具有波动性。

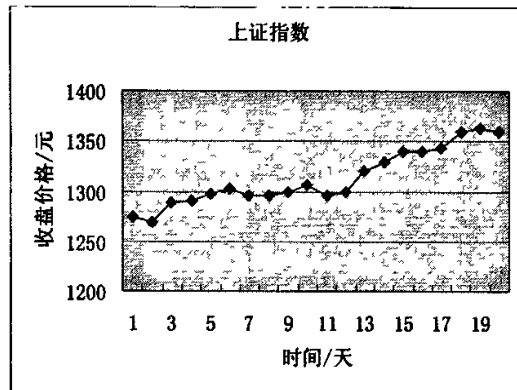


图 3.1 上证指数的收盘价格

从表 3.2 和表 3.3 中的数据可以看出，灰色马尔可夫模型对于波动性数据预测精度更高，同时灰色新陈代谢 $GM(1,1)$ 模型比一般的 $GM(1,1)$ 的模型更能反映上证指数的变化趋势。以下用灰色马尔可夫模型建模，它的步骤如下：

步骤一：建立灰色 $GM(1,1)$ 模型，求出 $\hat{Y}(k)$ 曲线， $Y(k) = x^{(0)}(k+1)$

对上证指数 20 个交易日的收盘价格建立灰色 $GM(1,1)$ 模型，得到时间响应式：

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = 355778.060283 e^{0.003573 \cdot k} - 354503.870283$$

$$Y(k) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(0)}(k+1) = 1268.9 e^{0.003573 \cdot k}$$

步骤二：划分状态，建立状态转移概率矩阵^[24]

经过多次试验采用划分三种状态如下图所示：红色表示的原始的上证指数在 20 个交易日的数据。 $\bar{y}=1313.161$

$$\begin{aligned} Q_1: Q_{11} &= 1268.9 e^{0.003573 \cdot k} + 0.01 \bar{y} & Q_{21} &= 1268.9 e^{0.003573 \cdot k} \\ Q_2: Q_{12} &= 1268.9 e^{0.003573 \cdot k} & Q_{22} &= 1268.9 e^{0.003573 \cdot k} - 0.01 \bar{y} \\ Q_3: Q_{13} &= 1268.9 e^{0.003573 \cdot k} - 0.01 \bar{y} & Q_{23} &= 1268.9 e^{0.003573 \cdot k} - 0.02 \bar{y} \end{aligned}$$

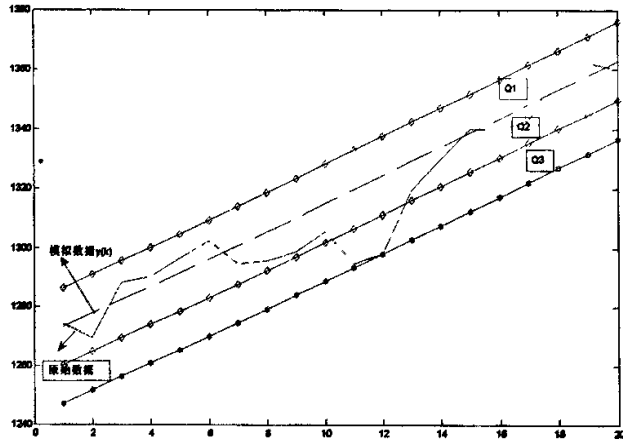


图 3.2 状态转移

步骤三：计算模拟值：确定预测对象未来的状态转移后，即确定了预测值变动的灰区间 $[Q_{1t}, Q_{2t}]$ ，可以用该区间中位数 $\tilde{y}(\hat{k})$ ，得到系统模拟值：

$$\tilde{y}(\hat{k}) = \frac{1}{2} \times (Q_{1t} + Q_{2t}) = \tilde{y}(\hat{k}) + \frac{1}{2} \times (A_t + B_t)$$

计算转移矩阵并预测，经计算，落入三个状态的原始样本数据分别为：

$M_1 = 8$, $M_2 = 10$, $M_3 = 2$ 。由状态 Q_i 一步转移到状态 Q_j 的原始数据样本数距

阵 $M_y(i)$ 及由此构成的状态转移概率矩阵 $P(i)$ 如下：

$$M_y(i) = \begin{bmatrix} 6 & 6 & 0 \\ 6 & 8 & 2 \\ 0 & 2 & 2 \end{bmatrix}, \quad P(i) = \begin{bmatrix} 3/4 & 3/4 & 0 \\ 3/5 & 4/5 & 1/5 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

根据上面的 $P(1)$ 矩阵就可以预测股票价格未来的转移状态。我们知道在 4 月 12 日的股票价格处在 Q_2 状态, 由上面理论可知, 4 月 13 日上证指数处于 Q_2 状态, 我们计算出模拟值为: 1361.2, 用同样的方法可以预测下面 5 个交易日的价格。

从表中数据看出, 马尔可夫模型的预测精度最高, 对于随机波动性大的数据预测, 效果更好。灰色马尔可夫模型重点是采用转移矩阵进行预测的, 随着预测数据的增多, 预测精度呈下降趋势, 这说明灰色马尔可夫模型适合短期预测; 预测的正确与否, 与划分的状态也有很大的关系。这难免会引起预测的误差, 一般预测样本不多的情况下, 状态可以划分相应少一些, 反之, 可把状态增加一些。灰色新陈代谢 $GM(1,1)$ 预测精度也比较高, 它反映了证券的时变性。由于该模型不断利用新的数据较为准确的预测数据替换旧的数据, 从而克服了原模型随时间推移预测准确度下降的缺陷, 能较为准确的反映上证指数的变化趋势。总之灰色马尔可夫模型方法有其应用价值, 为投资者短期预测提供理论意义^[17]。

表 3.2 $GM(1,1)$ 与灰色新陈代谢 $GM(1,1)$ 模型及灰色马尔可夫模型的误差分析

日期	实际数据	$GM(1,1)$	相对误差	新陈代谢 $GM(1,1)$	相对误差	灰色马尔可夫	相对误差
4 月 13 日	1332.33	1362.78	0.02285	1362.78	0.02285	1361.2	0.02167
4 月 14 日	1359.54	1367.66	0.00597	1367.18	0.00562	1366.1	0.00483
4 月 15 日	1378.61	1372.56	0.004388	1373.2	0.003924	1372.5	0.004432
4 月 16 日	1385.11	1377.47	0.005516	1379.35	0.004159	1378.3	0.004917
4 月 17 日	1396.7	1382.4	0.010238	1386.12	0.007575	1385.9	0.007733

表 3.3 $GM(1,1)$ 与灰色新陈代谢 $GM(1,1)$ 模型及灰色马尔可夫模型的性能比较

模型类型	平均绝对误差	平均绝对百分比误差	均方误差
$GM(1,1)$ 模型	13.31	0.0098	16.07
新陈代谢 $GM(1,1)$	11.97	0.0088	15.23
灰色马尔可夫模型	11.83	0.0087	14.67

3.5 本章小结

本章介绍了灰色理论、灰色 $GM(1,1)$ 模型、灰色新陈代谢模型及灰色马尔可夫模型等内容，重点分析了灰色马尔可夫模型，并将灰色马尔可夫模型进入股市中，其中灰色马尔可夫模型的状态的划分问题是研究过程的一个难点问题，本文利用 `matlab` 编程工具有效的解决了这一问题。实证分析表明该模型适合随机波动性较大的预测问题，并为投资者短期预测提供理论意义和参考价值。

第4章 基于灰关联—BP 网络的股票指数预测分析

常见的神经网络预测方法神经网络自上世纪 90 年代再次复兴以来,因为人工神经网络广泛的适应能力、学习能力和映射能力,在多变量非线性系统的建模方面取得了惊人的成就^[25],成为新兴的预测时间序列的方法。人工神经网络模型具有巨量并行性,存储分布性,结构可变性,高度非线性,自学习性和自组织等特点,而且可以逼近任何连续函数。目前广泛应用神经网络作为非线性函数逼近模型以及混沌时间序列的预测上,神经网络的最大优点是不需依赖于模型,所以非常适合用于股票市场的预测。国内外都有过一些利用神经网络预测分形市场证券指数的先例,常见的方法和流程是:利用某种算法的神经网络(比如 BP 算法,小波算法等)。将预测样本前某一段时期内的数据作为训练样本,训练单个神经网络。最后,将测试样本代入进行预测。

本章将神经网络方法基本原理和 BP 算法,并结合灰色关联分析技术应用于证券预测中。

4.1 神经网络基本介绍

人工神经网络是由大量处理单元广泛互联而成的网络,是对人脑的抽象、简化和模拟,反映人脑的基本特征。人工神经网络的研究是从人脑的生理结构出发来研究人的智能行为,模拟人脑信息处理的功能。

人工神经网络是由简单的处理单元所组成的大量并行分布的处理机,这种处理机具有存储和应用经验知识的自然特征,它与大脑的相似之处概括为两个方面:一是通过学习过程利用神经网络从外部环境中获取知识;二是内部神经(突触权值)用来存储获取的知识信息^[26-28]。

4.1.1 生物神经元模型

神经元是脑组织中的基本单元,其结构如图 4.1,神经元由三部分组成:细胞体、树突和轴突。每部分具有各自的功能,且相互之间互补。

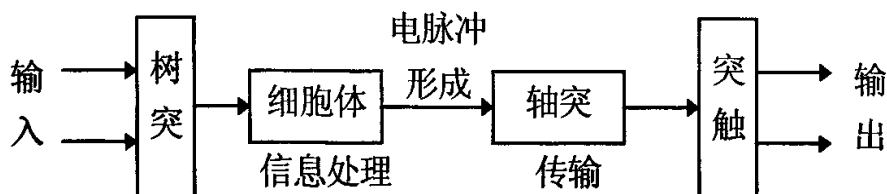


图 4.1 生物神经元模型

据神经生物学家研究的结果表明，人的大脑一般有 $10^{10} \sim 10^{11}$ 个神经元。每个神经元都由一个细胞体，一个连接其他神经元的轴突和一些向外伸出的其它较短分支——树突组成。轴突的功能是将本神经元的输出信号(兴奋)传递给其它神经元。其末端的众多神经末梢使得兴奋可以同时传送给多个神经元。树突的功能是接受来自其它神经元的兴奋。神经元细胞体将接受到的所有信号进行简单地处理(如：加权求和，即对所有的输入信号都加以考虑且对每个信号的重视程度——体现在权值上——有所不同)后由轴突输出。神经元的树突与另外的神经元的神经末梢相连的部分称为突触。

树突是细胞的输入端，通过细胞体之间连接的节点——“突触”接收四周细胞传出的神经冲动；轴突相当于细胞的输出端，其端部的众多神经末梢为信号的输出端子，用于传出神经冲动。

神经元具有兴奋和抑制两种状态。当传入的神经冲动使细胞膜电位升高到阈值(约为 40mV)时，细胞进入兴奋状态，产生神经冲动，并由轴突输出。相反，当传入的神经冲动使细胞膜的电位下降到低于阈值时，细胞进入抑制状态，没有神经冲动输出。

4.1.2 人工神经元模型

人工神经元模型是利用数学模型模拟生物神经元的基本数学单元。它有三个基本要素：

- 1) 一组连接权(对应于生物神经元的突触)，连接强度由各连接上的权值表示，权值为正表示激励，为负则表示抑制。
- 2) 一个求和单元，用于求取各输入信息的加权和(线性组合)。
- 3) 一个非线性激励函数，起非线性映射作用并限制神经元输出幅度在一定的范围之内(一般限制在 $[0, 1]$ 或 $[-1, +1]$ 之间)。

此外还有一个阈值 θ_k (或偏置 $b_k = -\theta_k$)。以上作用可以用数学式表达为

$$u_k = \sum_{j=1}^p \omega_{kj} x_j \quad v_k = u_k - \theta_k \quad y_k = \phi(v_k)$$

式中 x_1, x_2, \dots, x_p 为输入信号, $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{kp}$ 为神经元 k 的权值, u_k 为线性组合结果, θ_k 为阈值。 $\phi(\cdot)$ 为激励函数, y_k 为神经元 k 的输出。可以把输入的维数增加一维, 从而把阈值 θ_k 包含进去, 如

$$u_k = \sum_{j=0}^p \omega_{kj} x_j \quad y_k = \phi(u_k)$$

此外增加了一个新的连接, 其输入为 $x_0 = -1$ 或 $(+1)$, 权值为: $w_{k0} = \theta_k$ 或 (b_k) 。

激励函数 $\phi(\cdot)$ 可以有如下几种形式:

$$1) \text{ 阈值函数 } \phi(u) = \begin{cases} 1, u \geq 0 \\ 0, u < 0 \end{cases}$$

$$2) \text{ 分段线性函数 } \phi(u) = \begin{cases} 1, u \geq 1 \\ \frac{1}{2}(1+u), -1 < u < 1 \\ 0, u \leq -1 \end{cases}$$

$$3) \text{ Sigmoid 函数 } \phi(u) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha u)} \text{ 参数 } \alpha \text{ 可控制其斜率}$$

4.1.3 人工神经网络的类型

1) 根据神经网络的拓扑结构主要分为前馈型网络和反馈型网络。

前馈型网络的各神经元接收前一层的输入, 并输出给下一层, 没有反馈。节点分为两类, 即输入单元和计算单元, 每一计算单元可有任意多个输入, 但只有一个输出(它可耦合到任意多个其它节点成为其输入)。前馈网络可分为不同的层, 第 i 层的输入只与第 $i-1$ 层输出相连, 输入和输出节点与外界相连, 而其它中间层则称为隐层。

反馈型网络所有节点都是计算单元, 同时也可接受输入, 并向外界输出。若总单元数为 n , 则每一节点有 $n-1$ 个输入和 1 个输出。

神经网络(Neural Networks, 简称 NN)的工作过程主要分为两个阶段, 第一个阶段是学习期, 此时各计算单元状态不变, 各连线上的权值通过学习来修改。第二阶段是工作期, 此时连接权固定, 计算单元状态变化, 以达到某种稳定状态。

2) 根据神经网络的学习过程主要分为有监督学习和无监督学习两种。

在有监督学习中, 网络的训练所基于的训练样本由输入矢量和目标矢量构成。在学习和训练的过程中, 神经网络不断将实际输出结果与目标输出进行比较, 按照一定的规则或算法对网络权值和阈值进行自动调节, 从而使网络的输出逐渐接近目标输出。最典型的有监督学习算法是 BP (Back Propagation)算法即误差反向传播算法。

无监督学习是一种自组织学习过程, 不需要提供外界学习样本。这种学习仅仅根据网络的输入调整网络的权值和阈值, 学习的过程中, 网络只须响应输入信号的激励, 按照某种规则反复调节网络权值和阈值, 直到最后形成某种有序的状态。大多数这种类型的算法都是要完成每种聚类操作, 学会将输入模式分为有限的几种类型。

4.2 BP 网络及其学习算法

BP 神经网络(Back-Propagation Network)通常是指基于误差反向传播算法(BP 算法)的多层前馈神经网络。它是由 D. E. Rumelhart 和 J.L. McClelland 及其研究小组在 1986 年研究并设计出来的。

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, 经各隐层逐层处理后, 传向输出层。若输出层的实际输出与期望的输出(教师信号)不符, 则转入误差的反向传播阶段。误差反传是将输出误差以某种形式通过隐层向输入层逐层反传、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权值的依据。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。

4.2.1 BP 神经网络结构

BP 神经网络是一种前馈型神经网络，它具有一个输入层，一个或多个隐层，一个输出层。隐层和输出层上的每个神经元对应与一个激活函数和阈值，每一层上的神经元都通过权重与相邻层上的神经元相连。在实际使用的多层前馈网络中，只有一个隐层的网络结构最为普遍。理论上已经证明，一个三层的神经网络可以以任意精度逼近一个非线性连续函数。

4.2.2 BP 学习算法原理

网络学习公式推导的指导思想是：对网络权值(w_{ij}, T_{hi})修正与阈值(θ)修正，使误差函数(E)沿负梯度方向下降。BP 网络三层节点表示为，输入节点 x_j 、隐节点 y_i ，输出节点 o_i 。

输入节点与隐节点间的网络权值为 w_{ij} ，隐节点与输出节点间的网络权值为 T_{hi} 。当输出节点的期望输出为 t_i 时，BP 模型的计算公式为：

(1) 隐节点的输出

$$y_i = f\left(\sum_j w_{ij}x_j - \theta_i\right) = f(\text{net}_i)$$

$$\text{其中 } \text{net}_i = \sum_j w_{ij}x_j - \theta_i$$

(2) 输出结点输出

$$o_i = f\left(\sum_h T_{hi}y_i - \theta_i\right) = f(\text{net}_i)$$

$$\text{其中 } \text{net}_i = \sum_h T_{hi}x_i - \theta_i$$

(3) 输出节点的误差公式

$$\begin{aligned} E &= \frac{1}{2} \sum_i (t_i - o_i)^2 = \frac{1}{2} \sum_i \left(t_i - f\left(\sum_h T_{hi}y_i - \theta_i\right) \right)^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_i \left\{ t_i - f\left[\sum_h T_{hi}f\left(\sum_j w_{ij}x_j - \theta_i\right) - \theta_i\right] \right\}^2 \end{aligned}$$

①对输出节点的公式推导

$$\frac{\partial E}{\partial T_{ii}} = \sum_{k=1}^n \frac{\partial E}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial T_{ii}} = \frac{\partial E}{\partial O_i} \frac{\partial O_i}{\partial T_{ii}}$$

E 是多个 O_k 的函数，但只有一个 O_i 与 T_{ii} 有关，各 O_k 间相互独立。其中，

$$\frac{\partial E}{\partial O_i} = \frac{1}{2} \sum_k -2(t_k - O_k) \bullet \frac{\partial O_k}{\partial O_i} = -(t_i - O_i)$$

$$\frac{\partial O_i}{\partial T_{ii}} = \frac{\partial O_i}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial T_{ii}} = f'(net_i) \bullet y_i$$

则

$$\frac{\partial E}{\partial T_{ii}} = -(t_i - O_i) \bullet f'(net_i) \bullet y_i$$

②对隐节点的公式推导

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \sum_i \sum_j \frac{\partial E}{\partial O_i} \frac{\partial O_i}{\partial y_i} \frac{\partial y_i}{\partial w_{ij}}$$

E 是多个 O_i 的函数，针对某一个 w_{ij} ，对应一个 y_i ，它与所有 O_i 有关，其中

$$\frac{\partial E}{\partial O_i} = \frac{1}{2} \sum_k -2(t_k - O_k) \bullet \frac{\partial O_k}{\partial O_i} = -(t_i - O_i)$$

$$\frac{\partial O_i}{\partial y_i} = \frac{\partial O_i}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial y_i} = f'(net_i) \bullet \frac{\partial net_i}{\partial y_i} = f'(net_i) \bullet T_{ii}$$

$$\frac{\partial y_i}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial y_i}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial w_{ij}} = f'(net_i) \bullet x_j$$

则

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = -\sum_i (t_i - O_i) f'(net_i) \bullet T_{ii} \bullet f'(net_i) x_j = \sum_i \delta_i \bullet T_{ii} \bullet f'(net_i) x_j$$

设隐节点误差

$$\delta_i' = f'(net_i) \bullet \sum_l \delta_l T_{li}$$

则

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = -\delta_i' x_j$$

由于权值的修正 ΔT_{li} 、 Δw_{ij} 正比于误差函数沿梯度下降，有

$$\Delta T_{li} = -\eta \frac{\partial E}{\partial T_{li}} = \eta \delta_i y_i$$

$$\delta_i = (t_i - O_i) \bullet f'(net_i)$$

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \eta' \delta_i x_j$$

$$\delta_i = f'(net_i) \sum_l \delta_l T_{li}$$

③基于公式汇总

1) 对输出节点:

$$\delta_i = (t_i - O_i) \bullet f'(net_i)$$

2) 权值修正:

$$T_{li}(k+1) = T_{li}(k) + \Delta T_{li} = T_{li}(k) + \eta \delta_i y_i$$

3) 对隐节点

$$\delta = f'(net_i) \bullet \sum_l \delta_l T_{li}$$

4) 权值修正

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \Delta w_{ij} = w_{ij}(k) + \eta' \delta_i' x_j$$

(4) 阈值的修正

阈值 θ 也是一个变化值，在修正权值的同时也修正它，原理同权值对修正一样。

1) 对输出节点的公式推导:

$$\frac{\partial E}{\partial \theta_i} = \frac{\partial E}{\partial O_i} \frac{\partial O_i}{\partial \theta_i}$$

其中

$$\frac{\partial E}{\partial O_i} = -(t_i - O_i)$$

$$\frac{\partial O_i}{\partial \theta_i} = \frac{\partial O_i}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial \theta_i} = f'(net_i) \bullet (-1)$$

则

$$\frac{\partial E}{\partial \theta_i} = (t_i - O_i) \bullet f'(net_i) = \delta_i$$

由于

$$\Delta \theta_i = \eta \frac{\partial E}{\partial \theta_i} = \eta \delta_i$$

则

$$\theta_i(k+1) = \theta_i(k) + \eta \delta_i$$

2) 对隐节点的公式推导:

$$\frac{\partial E}{\partial \theta_i} = \sum_j \frac{\partial E}{\partial O_j} \frac{\partial O_j}{\partial y_i} \frac{\partial y_i}{\partial \theta_i}$$

其中

$$\frac{\partial E}{\partial O_i} = -(t_i - O_i)$$

$$\frac{\partial O_i}{\partial y_i} = f'(net_i) \bullet T_{ji}$$

$$\frac{\partial y_i}{\partial \theta_i} = \frac{\partial y_i}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial \theta_i} = f'(net_i) \bullet (-1) = -f'(net_i)$$

则

$$\frac{\partial E}{\partial \theta_i} = -\sum_l (t_l - O_l) f'(net_l) \bullet T_{li} \bullet f'(net_i) = \sum_l \delta_l T_{li} \bullet f'(net_i) = \delta_i'$$

由于

$$\Delta \theta_i = \eta' \frac{\partial E}{\partial \theta_i} = \eta' \delta_i'$$

则

$$\theta_i(k+1) = \theta_i(k) + \eta' \delta_i'$$

(5) BP 模型计算公式

1) 输出节点的输出 O_i 计算公式:

输入节点的输入: x_j

隐节点的输出:

$$y_i = f\left(\sum_j w_{ij} x_j - \theta_i\right), \text{ 其中连接权值 } w_{ij}, \text{ 节点阈值 } \theta_i。$$

1) 输出层 (隐节点到输出节点间) 的修正公式:

输出节点的期望输出: t_i

误差公式:

$$\delta_i = (t_i - O_i) \bullet O_i \bullet (1 - O_i)$$

权修正值:

$$T_{li}(k+1) = T_{li}(k) + \eta \delta_i y_i \text{ 其中, } k \text{ 为迭代次数。}$$

阈值修正:

$$\theta_i(k+1) = \theta_i(k) + \eta' \delta_i'$$

3) 隐节点层 (输入节点到隐节点数) 的修正公式:

误差公式:

$$\delta_i' = y_i(1 - y_i) \sum_j \delta_j T_{ji}$$

权值修正:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \eta \delta_i' x_j$$

阈值修正:

$$\theta_i(k+1) = \theta_i(k) + \eta \delta_i'$$

4.2.3 BP 预测的基本步骤

可用于预测的神经网络方法很多,不同方法所涉及的参数与处理问题的具体方法不尽相同。但还是可以概括出神经网络用于预测的一些基本步骤的^[29-31]。

(1)数据的确定。包括数据的预处理和数据的划分。数据的预处理的目的是去掉数据中本不应包含的野值、使数据更准确以及满足不同的神经网络方法对数据的取值区间等的特殊要求等。数据的划分目的是将不同组的数据用于不同的地方,这样可以减少数据的使用量。不同组的数据将分别完成参数的训练,效果的检验等不同的目的。

(2)模型的确定。在这一步,首先要选择合适的神经网络方法,如多层感知器、径向基函数或支持向量机等网络;其次要确定网络的结构,不同的数据网络方法要确定的参数是不同的,如在多层感知器中,需要确定的网络参数包括输入输出节点数、隐层个数以及各隐层的节点数、转移函数的类型等;最后要进行参数的训练,如网络的权值等。

(3)参数的检验。按照一定的性能度量指标,用检验数据对模型的预测效果做出评价,确定模型的泛化能力以及预测的效果等,从而决定此模型是否可用。此外,运用不同类型的性能度量指标,如误差类指标、趋势类指标或者利润类指标等,还可以对于模型今后的修改做出有益的参考。

(4)预测结果的输出与应用。预测的目的是能够对未来价格的发展方向有一定的了解,以便作为实际投资行为的参考,因此最终应将预测结果应用到实际中^[32]。

4.3 基于 GRA(灰关联)与 BP 网络的股票指数预测方法的应用

由于股票指数价格的变化呈现出指数规律,而且股票指数价格受到多种因素的影响,这些因素中都有部分信息已知,部分信息未知的特征。因此,我们可以通过灰色关联分析筛选出重要的因素。而神经网络因为其广泛的适应能力和学习能力,在非线性的预测方面取得了广泛的应用。它只利用观察到的数据,可以从训练过程中通过学习来抽取和逼近隐含的输入和输出的非线性关系。本文研究设计了一种基于灰色关联理论的 BP 神经网络预测系统,仿真实验表明系统用于股票建模和预测时取得很好的效果^[33-34]。

4.3.1 神经网络在股指分析中应用的可行性

根据技术分析者的假设,证券的价格运动存在其内在的运动趋势,因而可以将其看作一个复杂的非线性系统,也即:股市具有复杂的非线性动力学特性。传统的统计方法和时间序列模型对其也无能为力。而神经网络作为非线性动力学系统,具有动力学特性与时间序列的动态特性相吻合的良好特征。同时神经网络有自我学习的能力,能够解决信息不十分明确,知识背景不十分清楚的应用问题。因而,对于股市或类似的非线性经济系统的走势研判或其相应的预测决策,采用神经网络这种强有力的非线性工具对股市运动趋势进行分析和研究具有较大的可行性。

4.3.2 基于 GRA 与 BP 网络的股票指数预测方法的基本思路

- 1) 通过适当地选取稳定期的股票样本数据。
- 2) 收集常用技术指标,作为候选输入变量,采用灰色关联分析(GRA)^[14]来筛选这些候选变量,确定哪些是影响股价变动的关键因素。
- 3) 选取 BP 网络的输入变量:在常用一次性参数的基础上,加入用灰色关联分析筛选后的技术指标。
- 4) 训练 BP 网络,然后用 BP 网络预测股价。

4.3.3 股票指数数据选择

- 1) 原始样本的选取

股票市场是一个很不稳定的动态变化过程,不仅受国内外经济因素的影响,而且受到庄家的炒作、政府的调控等因素的影响。因此,研究所选取的是在股价波动较为平稳的市场下,即没有或少有暴涨和暴跌等不稳定现象的样本数据。否则,如果样本很“特殊”,就只能抽取到某些特定的规律,而降低了网络的泛化能力。我们采用的数据是2005年12月12日~2007年1月9日的上证指数“数据来源于光大证券”共260个数据作为例子说明本方法。采用这个指数有两个原因:一是在上海证券交易所的股价指数序列中,这个指数具有最大样本数;二是这个指数可以最大程度地反映市场整体价格水平,产生的信号对投资者的影响最为强烈。三是指数能够比较准备的反映国内股市行情动态,具有较高的预测价值和较好的可预测性。

2) 样本向量的确定

目前股市上技术分析经常被用来预测股市,而且取得一定的效果。技术分析的精髓是总结经验找规律,然后才是使用这些规律。为了从大量的市场行为中找到有规律的东西,显然没有必要考虑市场行为的所有信息,只需部分地、重点地记录下市场行为的某些方面就可以了。技术指标是技术分析重要的分支。因此,可以将技术指标作为输入变量。选取的指标过多会使数据庞杂,增加系统负荷,降低网络性能;反之,选取的指标过少又难以刻画股票市场的特点。

4.3.4 数据预处理

输入变量处理分为两步分析:(1)收集常用的技术指标,作为候选输入变量;(2)采用灰色关联分析来筛选这些候选变量,确定哪些是影响股价变动的关键因素。

本研究选取的技术指标如下 Y_1 到 Y_6 :能量潮OBV,相对强弱指标RSI(14),移动平均线MA(5)和MA(10),指数平滑异同移动平均MACD(12,26,9),平均成交量10。 Y_0 为每日股票收盘价,将这6个技术指标与待预测日的前5日股票收盘价进行灰色关联分析,得出灰色关联度: $r_{01}=0.935$, $r_{02}=0.987$, $r_{03}=0.988$, $r_{04}=0.975$, $r_{05}=0.872$, $r_{06}=0.959$,可以得出比较顺序如下:

$r_{03} > r_{02} > r_{04} > r_{06} > r_{01} > r_{05}$, 灰色关联度越大对每日股票收盘价影响越大。

4.3.5 预测分析与结果对照

预测分为两种情况，第一种情况选择的输入变量是：开盘价，最高价，最低价，收盘价，成交量，移动平均线 MA(5)，相对强弱指标 RSI(14)。第二种情况选择的输入变量是：开盘价，最高价，最低价，收盘价，成交量，能量潮 OBV，相对强弱指标 RSI(14)，移动平均线 MA(5) 和 MA(10)，指数平滑异同移动平均 MACD(12,26,9)，平均成交量 10。

以上两种情况的相同点是输出变量都是股票的收盘价格，不同点是第一种情况选择了由灰色关联分析筛选后的技术指标，做为 BP 网络的输入变量。第二种情况选择全部的技术指标做为 BP 网络的输入变量。

本文选取的上证指数共有 260 组数据，其中前 230 组数据用作 BP 网络的学习样本，后 30 组数据用作预测和检验样本。

用 matlab 仿真结果如下：从图 4.2 预测效果图可知，灰关联 BP 网络拟合效果比 BP 网络预测的效果好。从图 4.3 误差曲线可知，灰关联 BP 网络的均方误差为 $MSE=0.2462$ ，BP 网络的均方误差为 $MSE=0.4140$ ^[35-36]；用灰关联 BP 网络预测的误差范围小，系统的均方误差也比纯粹用 BP 网络预测得到的均方误差小，拟合效果也比较好。因此用灰色关联分析筛选的技术指标可以优化 BP 网络的输入参数结构，增大股票预测的信息并且提高股价预测的精度。

4.4 本章小结

本章介绍了神经网络理论及 BP 算法，主要介绍了神经网络的特征、分类和应用等；BP 网络的特点和学习规则，从数学角度描述了 BP 网络算法的工作和学习过程，同时引入了灰色关联分析，来优化网络的参数。实证分析的仿真结果表明，通过灰色关联 BP 神经网络得到的实际值和预测值具有比较好的拟合效果，把它运用于股票市场变化趋势的预测是可行的。但也发现预测中存在的问题^[37-40]。

第一：对模型参数的选择需要认真考虑，参数个数选择过多，各个参数之间的信息独立性较差，交叉重叠的信息也使得神经网络的结构过于庞大，过于复杂，从而加大网络的训练难度，导致网络不收敛。

第二：股票是一个不断变化的动态系统，随着时间的推移，网络系统必须

结合新数据重新被训练，以适应变化的情况。因此对原始数据进行有效的预处理来反映股市的特征，是预测系统中的一个重要环节。

第三：风险因素也是模型中的重要因素。股价的变化是受政治、经济、社会因素的综合反映。股价对上信息的变化及其敏感。但在本文中并没有考虑到这些风险因素的影响，因此股价在以上因素的影响下必然会带来预测误差的剧烈变化。所以可以考虑增加风险因素，来改进模型的适应能力。

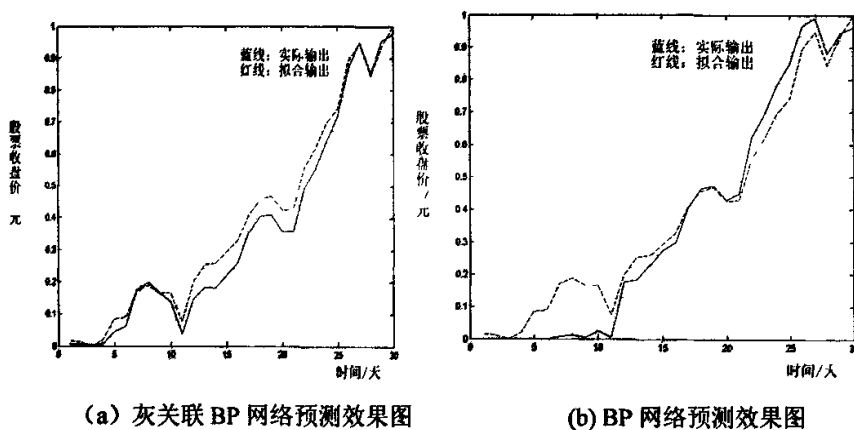


图 4.2 灰关联 BP 网络预测效果图和 BP 网络预测效果图

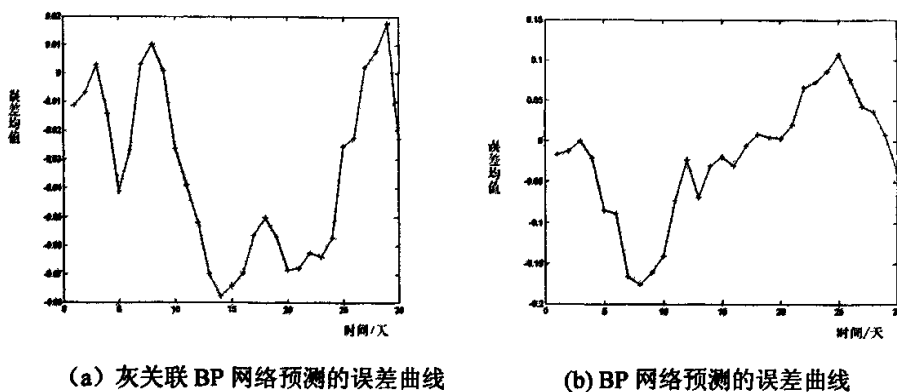


图 4.3 灰关联 BP 网络预测误差曲线和 BP 网络预测的误差曲线

第5章 总结

本文的研究工作为灰色系统方法、神经网络技术与技术分析的进一步结合,并进行有效的证券预测分析奠定了基础。系统模型的提出依靠完整的理论体系,模型的理论依据可靠,可行性强。实证研究的结果表明了系统的有效性和在实际应用中的优势。提出了灰色系统方法与神经网络技术相结合的证券预测分析系统模型。以 BP 神经网络为基础网络结构,采用灰色关联分析对神经网络的输入参数进行优化,进而提高了网络学习、训练效率和预测精度。

在证券市场中(本文特指股票的二级市场),股票价格是最基本的特征量,但它总受政治、经济及各种市场技术等多方面因素的影响,但具体的影响因素和影响程度的信息是不完全的。所以我们可以把股票市场当作一个灰色系统来进行处理,股票价格即为系统行为特征量。灰色预测以其样本数据需要少、原理简单、运算方便、短期预测精度高、可检验、自适应力强等优点而逐渐为人们所重视。

神经网络是一种适应度非常高的非线性系统。我们相信,随着证券市场的不断规范化,不断成熟以及证券从业人员的素质的不断提高,这种方法以及与其他方法相结合而产生的新的方法的实际应用会越来越广泛。神经网络模型在金融时间序列预测领域具有广阔的应用前景^[41]。

神经网络的未来发展趋势是与统计模型、灰色理论、遗传算法以及模糊理论等相关技术的更有机的结合,这样可以克服神经网络模型所具有的自身所固有的一些缺点,进一步增强神经网络模型在实际预测中的应用能力。

论文主要完成以下工作:

(1) 查阅了大量的中外文献资料,对股票预测方法的进行了研究。介绍了股票预测传统方法和灰色理论方法以及神经网络方法,分析了灰色理论和神经网络理论在股票价格预测中的可行性。

(2) 将灰色理论引入到证券分析中,运用灰色 $GM(1,1)$ 模型,灰色新陈代谢模型,灰色马尔可夫模型来预测股票价格指数。在用灰色马尔可夫模型预测过程中,划分状态,建立状态转移概率矩阵是研究过程中的一个难点。本文采取的方法是用 matlab 编程工具确定状态空间。实证分析表明灰色马尔可夫模型在股票指数短期预测中精度最高,对于随机波动性大的数据预测,效果更好。

(3) 建立灰色理论和神经网络理论结合的预测系统, 引入灰色关联思想优化网络参数。对包含各种因素的输入变量进行筛选, 使用于 BP 神经网络的输入参数大大减少, 不但成倍地减少了网络的训练时间, 而且获得了更佳的预测精度。以上证综合指数为例, 使用灰色关联分析法对 6 个技术指标进行分析, 提取出影响收盘价的 2 个主要因素, 然后将 2 个主要因素和常用的一次性参数指标一起带入 BP 神经网络进行仿真。仿真结果表明, 经过灰色关联分析法筛选的输入变量用于 BP 神经网络运行时间大大减少, 预测精度明显提高。

综上所述, 本论文对灰色理论和神经网络的组合在股票指数预测应用中进行初步探讨, 也为将来在该领域继续深入研究打下了扎实的基础。

然而, 在股票预测研究问题上, 仍然有待在多个方面深入研究和探索, 未来的工作也很艰巨, 未来的工作包括:

(1) 进一步研究 BP 网络的几个问题: 隐层神经元个数的确定方法, 针对不同的数据对象, 如何选择网络结构; 学习算法的快速性和收敛性; 样本数据的选取、预处理和数据滤波等。我们只能期待将来这些理论能够更加成熟, 带给我们更多、更好的数量分析工具。

(2) 样本数据的选择问题, 本文使用的样本数据全为技术指标, 范围具有局限性, 以后研究需要考虑到公司的财务指标, 这样会更准确的反映预测的效果。

(3) 单一的预测方法有局限性, 如何利用多种方法(传统的和现代的)综合进行定性和定量的预测, 也是以后研究的重点问题。

参考文献

- [1] 蒋锐. 证券预测学. 北京: 中国物资出版社, 2004.10.
- [2] 胡杉杉, 党佳瑞, 蓝伯雄. 中国证券市场的可预测性研究. 财经科学, 2001.5:28-31.
- [3] 王开国等. 中国证券市场发展与创新研究. 上海人民出版社, 2002.
- [4] 梁慧稳, 王慧敏. 经济预测方法系统研究. 现代管理科学, 2002.6:28-31.
- [5] 邓聚龙. 灰色理论基础. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002.
- [6] 赵宏, 邹雯, 汪浩. 证券市场预测的神经网络方法. 系统工程理论与实践, 1997(6).
- [7] 黄永兴. 我国股价指数的时间序列模型. 安徽工业大学学报, 2002, 19(4):336—340.
- [8] 詹姆斯 D 汉密尔顿著. 时间序列分析. 刘明志等译. 中国社会科学出版社, 1999.
- [9] 胡保国. 关于我国股价指数的思考. 价格月刊, 1997 (8).
- [10] 查正洪. 上证综合指数的统计分析与预测. 上海海运学院报, 1999(12).
- [11] 中国证券协会. 证券市场基础知识. 中国财政经济出版社, 2004.
- [12] 何孝星. 证券投资理论与实务. 清华大学出版社, 2004.
- [13] 陈之大, 贺学会. 证券投资技术分析. 成都: 西南财经大学出版社, 1996.
- [14] 刘思峰, 党耀国, 方志耕等. 灰色系统理论及其应用(第三版). 北京: 科学出版社, 2004.
- [15] Julong Deng, Gray Ctrole, System. Huazhong Insitute of Tech Press. 1985
- [16] Julong Deng, Basic Method of Gray System. Huazhong Institute of Tech Press. 1987
- [17] Sifeng Liu. Theory and Application of Gray System Science Press. 1999.
- [18] Jun-Bin Huang, Jin Yin, Zu-De Zhou, Ding-Fang Chen. "Stock share analysis based on Gray System Relevance Theory." Proceedings of the First International Conference on Machine Learning and Cybemetics, Beijing, 4-5 November 2002.
- [19] 高飞. 股票灰色预测. 山东人民出版社, 1993.
- [20] 刘星, 迟建新, 宿成建, 刘礼培. 股票价格指数灰色系统预测与分析. 数量经济技术经济研究, 2003(8).
- [21] 许双魁. Markov 过程在股市分析中的应用. 西北大学学报, 1999(4).
- [22] 岑咏霆. 马尔柯夫链预测法的模糊模型预测, 1991.4.
- [23] 陈海明, 段进东. 灰色—马尔柯夫模型在股票价格预测中的应用. 经济问题, 2002(8).
- [24] 刘志俭等. Matlab 应用程序接口用户指南. 北京: 科学出版社, 2002.
- [25] 陈虹, 刘志远, 解小华. 非线性模型预测控制的现状与问题. 控制与决策, 2001.7: 385-389.

- [26] 周春光,梁艳春. 计算智能. 吉林大学出版社, 2001,42-52.
- [27] 吴简彤,王建华. 神经网络技术及其应用. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社, 1997.
- [28] 冯冬青,吴杰. 基于神经网络的价值预测方法研究. 计算机工程, 2005,31 (6) :160—162.
- [29] K.J.Hunt.Neural Networks for Nonlinear Internal Modal Control,IEEE Proceeding 1991.
- [30] Donaldson.Forecasting Combining with Neural Networks. Joural of Forecasting, 1999(15).
- [31] 龙建成,李小平.基于神经网络的股票市场趋势预测.西安电子科技大学学报,2005(3).
- [32] 尹念东. BP 神经网络的应用设计.信息技术.2003,27 (6):18-20.
- [33] 欧阳林群.GA 神经网络在证券市场预测中的应用研究. 武汉理工大学学报“信息与管理工程版”,2006,28(11):160—163.
- [34] 李焕荣、李瑛.基于神经网络的股票指数预测.技术经济管理研究,1998(4).
- [35] 闻新,周露,李翔等. MATLAB 神经网络仿真与应用. 北京: 科学出版社, 2003.
- [36] 许东,吴铮. 基于 MATLAB6. x 的系统分析与设计—神经网络(第二版). 西安电子科技大学出版社,2002.
- [37] Sheng-Chai Chi, Hung-Pin, and Chun-Hao Cheng,” A Forecasting Approach for Stock Index Future Using Grey Theory and Neural Networks.” School of Management Science.
- [38] Lawrence Kryzanowski,Michael Galler,David W.Wright,Using Artificial Neural Networks to Pick Stocks,Financial Analysts Journal,July~August 1993.
- [39] Jatinder N.D.Gupta,Randall S. Sexton,Comparing back propagation with a genetic algorithm for neural network training,The International Journal of Management Science, 27(1999) 679-684.
- [40] An-Sing Chena, Mark T. Leungb, Hazem Daoukc. Application of neural networks to an emerging financial market: forecasting and trading the Taiwan Stock Index. Computers & Operations Research ,30 (2003) 901-923.
- [41] K.J.Hunt.Neural Networks for Nonlinear Internal Modal Control,IEEE Proceeding 1991.

致 谢

本论文的研究工作是在桂预风教授的精心细致指导下完成的。在读研期间，恩师从学习、生活各方面给予我无微不至的关怀，在论文的选题，研究和撰写过程中倾注了大量的心血和汗水。桂老师渊博的知识、严谨的治学态度和高尚的人格给我留下了极其深刻的印象。在论文完成之际，谨向桂老师表达诚挚的敬意和衷心的感谢。

感谢理学院的各位老师：肖新平教授、王仲君教授、金升平教授、唐湘晋副教授、唐伟敏副教授、毛树华老师、李宇光老师、童仕宽老师、方永红老师、张建红老师。他们在我学习期间都曾从不同方面给予过关心和帮助。

感谢李刚、陶剑锋、吴新林、李福琴、彭娟娟等师兄师姐给予的帮助；感谢同窗周鹏、莫春玲、鲁胜强、胡静、陶流玉、况红梅、刘珊、晏先浩等同学的帮助；感谢冯飞、吴红艳、田武锋等师弟师妹的帮助。他们在学习和生活上，给了我集体的温暖和无私的帮助，伴我度过了最难忘的读研生活。

最后我要感谢我的家人，多年来，他们的支持和鼓励一直伴随着我，与我共度难关，使我顺利完成学业。

在学业即将完成之际，我不禁想起老师们的诲人不倦，同学们的友爱互助，一切的一切都永远留在脑海里面。新的路程也即将起航了，新的目标也出现了，新的定位也开始了。不断努力学习，不断挑战自己并超越自己。

攻读硕士学位期间发表论文及参加科研项目情况

发表论文

- [1] 唐娜, 桂预风, 李宝. (已录用), 灰色马尔可夫模型应用于股指分析, 第五届中国不确定性系统年会.
- [2] 桂预风, 唐娜, 鲁胜强. (待发), 基于灰关联和神经网络理论的股票价格指数预测方法, 武汉理工大学学报.

参加科研项目

- [1] 2006 年 10 月—2007 年 5 月, 参与国务院发展研究中心课题“我国六大产业大中型工业企业技术创新活动开展情况”.
- [2] 2005—2007, 参与国家自然科学基金项目“基于矩阵分析的灰序列生成预测建模及应用研究”.