

耿立艳◎著

智能金融波动率模型 及其实证研究



科学出版社

智能金融波动率模型 及其实证研究

耿立艳 著

教育部人文社会科学研究青年基金项目（编号：11YJC790048）

中国博士后科学基金资助项目（编号：2015M571194）

河北省人文社会科学重点研究基地——工程建设管理研究中心

河北省软科学研究基地

资助出版

科学出版社

北京

内 容 简 介

《智能金融波动率模型及其实证研究》将智能预测理论中的灰色系统理论、支持向量机理论、模糊推理技术与传统金融波动率模型有机融合,构建智能金融波动率模型,并结合我国金融市场进行实证研究。本书突破了学科之间的界限,融合了金融理论与智能预测理论,内容紧扣当前关于金融波动率预测研究的前沿问题,不仅包括基于先进智能预测方法的理论模型,还包括对理论模型的实证检验。

本书可作为金融领域的理论研究者、管理者和投资者的参考书,也可作为高校相关专业本科生和研究生的教材。

图书在版编目(CIP)数据



中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2015) 第 208804 号

责任编辑: 魏如萍 / 责任校对: 李雪雪
责任印制: 霍 兵 / 封面设计: 黄华斌

科学出版社 出版

北京东黄城根北街 16 号

邮政编码: 100717

<http://www.sciencep.com>

中国科学院印刷厂 印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2015 年 9 月第 一 版 开本: 720×1000 1/16

2015 年 9 月第一次印刷 印张: 9 3/4

字数: 196 000

定价: 56.00 元

(如有印装质量问题, 我社负责调换)

前 言

现代金融理论通常以波动率度量金融资产的风险，波动率在金融衍生品定价、投资组合、风险管理、对冲投资策略中扮演着重要的角色。因此，波动率的估计和预测一直是经济学家研究的热点。在一定条件下，传统金融波动率模型对资产收益波动率的预测是较为成功的。为进一步提高波动率的预测精度，本书将智能预测理论中的灰色系统理论、支持向量机（support vector machines, SVM）理论、模糊推理技术与传统金融波动率模型相结合，构建了智能金融波动率模型。通过对中国金融市场的实证研究，以不同的预测性能评价指标检验了智能金融波动率模型的有效性和适用性。

本书共分 7 章，各章内容概括如下。

第 1 章：介绍研究背景及意义，对国内外相关领域的研究现状进行综述并指出存在的问题，最后给出本书主要内容及所做的创新性工作。

第 2 章：分别介绍传统金融波动率模型和智能预测理论中的灰色系统理论、SVM 理论及模糊推理技术，为后续章节的建模奠定理论与方法基础。

第 3 章：以灰色模型-广义自回归条件异方差（grey model generalized autoregressive conditional heteroskedasticity, GM-GARCH）类模型为基础，针对 GM(1, 1) 模型在适用条件和参数求解算法方面的局限性，将残差灰色（RGM(1, 1)）模型、SVM 模型、粒子群算法优化的无偏灰色预测（PSOUGM(1, 1)）模型分别与 GARCH 类模型结合，构建灰色金融波动率模型，并通过对中国股市的实证分析，检验三种新模型的有效性和适应性。

第 4 章：将 SVM 应用于金融波动率预测研究中，分别构建灰色支持向量机

(grey support vector machines, GSVM) 模型和小波支持向量机 (wavelet support vector machines, WSVM) 模型, 通过对中国基金市场的实证分析, 分别验证两种模型的有效性。

第 5 章: 将最小二乘支持向量机 (least squares support vector machines, LSSVM) 引入波动率预测研究中, 分别构建基于 LSSVM 的带外生解释变量的条件自回归极差 (conditional autoregressive range with exogenous variables, CARRX) 模型 (LSSVM-CARRX 模型) 和基于自适应惯性权重粒子群优化 (adaptive inertia weight particle swarm optimization, AIWPSO) 算法优化的 LSSVM 波动率预测模型 (LSSVM-AIWPSO 模型)。通过对中国股市的实证分析, 检验两模型的波动率预测性能。

第 6 章: 将 TSK (Takagi-Sugeno-Kang) 模糊模型与传统 GARCH 模型、GM-GARCH 类模型结合, 构建基于 TSK 模糊模型的非线性 GARCH 模型和基于 TSK 模糊模型的非线性组合预测模型。通过对中国外汇市场和中国股市的实证分析, 比较两种新模型与各自基准模型的样本外波动率预测性能。

第 7 章: 对全书研究内容进行总结, 并对今后的研究前景进行展望。

本书得到教育部人文社会科学研究青年基金项目 (编号: 11YJC790048)、中国博士后科学基金资助项目 (编号: 2015M571194)、河北省人文社会科学重点研究基地——工程建设管理研究中心、河北省软科学研究基地的资助。

由于作者水平有限, 本书难免存在不足和疏漏, 敬请广大同行和读者批评指正。

耿立艳
2015 年 6 月
于石家庄铁道大学

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 国内外研究现状及存在的问题	5
1.3 研究内容及创新点	11
第 2 章 传统金融波动率模型及智能预测理论	14
2.1 传统金融波动率模型	14
2.2 灰色系统理论	26
2.3 支持向量机理论	34
2.4 模糊推理技术	44
2.5 本章小结	53
第 3 章 灰色金融波动率模型及其实证研究	55
3.1 RGM-EGARCH 模型及其实证研究	56
3.2 SVMGM-GARCH 模型及其实证研究	64
3.3 PSOUGM-GARCH 类模型及其实证研究	71
3.4 本章小结	81
第 4 章 支持向量机金融波动率模型及其实证研究	83
4.1 灰色支持向量机模型及其实证研究	84
4.2 小波支持向量机模型及其实证研究	91
4.3 本章小结	99

第 5 章 最小二乘支持向量机金融波动率模型及其实证研究	100
5.1 LSSVM-CARRX 模型及其实证研究	101
5.2 LSSVM-AIWPSO 模型及其实证研究	108
5.3 本章小结	116
第 6 章 TSK 金融波动率模型及其实证研究	117
6.1 TSK-GARCH 模型及其实证研究	118
6.2 TSK 非线性波动率组合模型及其实证研究	127
6.3 本章小结	133
第 7 章 总结与展望	135
7.1 研究总结	135
7.2 研究展望	137
参考文献	139

第 1 章

绪 论

1.1 研究背景及意义

1.1.1 研究背景

经济全球化在 20 世纪后半叶以前所未有的速度迅猛推进，世界经济逐渐步入全球化的轨道。金融不仅是配置社会资源的最重要手段，也是调配经济命脉的供血系统。由于金融在现代经济中的核心地位，金融全球化已成为经济全球化发展最主要的表现形式和最本质的内容。金融全球化既是经济全球化的核心，又具有自身发展的规律。金融全球化的主要表现为资本流动全球化、货币系统全球化、金融市场全球化、金融机构全球化、金融监管全球化。

从长期来看，金融全球化极大地提高了世界金融市场的效率，对有效地配置资源、提高各国人民的生活水平有着积极的意义。但金融全球化也使国际资本的流动越来越脱离实体经济的运行，导致资本大规模无序流动，使一些经济体部分丧失宏观经济决策的独立性和宏观经济的控制能力，也给世界带来经济失衡和金融不稳的风险。首先，经济和金融的全球化发展、国际资金的大规模流动，使各

国很难实施独立的经济政策，经济生活中的虚拟和泡沫成分加大，增加了金融风险发生的可能性。其次，经济和金融的全球化发展，使各国经济金融相互影响、相互制约，为金融危机的扩大和蔓延提供了条件。最后，在经济和金融全球化发展的同时，国际联合监管体系并没有得到同步发展，全球化的飞速发展和国际联合监管的相对落后，使监管的有效性大大降低，加大了金融危机产生的可能性。

自 20 世纪 70 年代布雷顿森林体系崩溃以来，由于国际金融市场利率、汇率波动的加剧，市场风险成为金融机构面临的重要风险。而进入 20 世纪 90 年代以来，国际金融市场更是危机四伏、风波迭起。1994 年，墨西哥比索贬值，引发一起波及全球的金融危机。1997 年，亚洲金融危机给东南亚、东亚国家的经济带来沉重打击。1999 年和 2002 年，分别由巴西和乌拉圭金融动荡引起的拉美金融危机冲击了拉丁美洲国家的金融市场和经济发展。2008 年，从美国开始爆发的金融危机引发了全球性经济危机和衰退。这些金融波动都伴随着汇率动荡、货币贬值、股市暴跌、公司破产、银行倒闭等现象的发生。纵观全球，伴随金融创新、开放与发展进程而来的是金融波动的加剧和风险的产生、暴露，对于金融风险的防范已经成为国际金融市场发展中的首要问题。

随着我国改革开放的不断深入，特别是在加入世界贸易组织之后，我国的经济和金融更深、更广泛地融入全球化的世界经济。同时，我国也明显地感到国际金融的全球化发展对我国银行风险直接或间接的影响。在我国市场经济初创阶段，金融市场基础十分脆弱，资产安全性很差。我国股市虽然起步较晚，但也在不断产生泡沫。2007 年我国的金融市场完全开放之后，金融市场变得更加活跃和复杂，金融业面临的国际竞争进一步加大。这种金融市场背景决定了我国必然长期面对大范围金融市场频繁活动和价格暴涨暴跌频发的局面，因此必须对我国面临的日益增加的金融市场价格波动风险（简称金融风险）威胁有足够清醒的认识。

为抵御和减轻这些金融风险，最主要的措施可归结为两个方面。一方面，从金融生态环境自身建设层面上加强相关政策制度的制定和实施，搞好金融风险设防，这对于减轻损失具有极为重要的作用。另一方面，从科学技术层面上加强金融风险的定量分析和评估、定量预测和控制。金融市场预测最重要的价值在于提前采取必要的防范措施，这对于减轻和消除金融风险、保持社会稳定具有重要意

义。随着国民经济的快速发展,金融风险问题作为各类风险的集中表现显得尤为突出和重要,因此,必须进一步加大对金融市场风险预测研究的投入^[1]。

随着金融风险规避策略和金融资产定价研究的深入,多种衍生金融产品不断出现,推动着金融创新和金融市场的飞速发展,并产生了金融领域的一个新学科——金融工程。金融工程将工程思维和方法引入金融领域,综合地采用各种工程技术方法(主要有数学建模、数值计算、网络图解、仿真模拟等),设计、开发和实施新型金融产品,创造性地解决各种金融问题。在金融领域风险的规避与定价方面,Markowitz 的资产组合模型第一次把数理工具引入金融研究,从而能够对风险进行定量的检验和预测^[2]。在 Markowitz 工作的基础上,Sharp、Lintner、Mossin 各自独立地研究了任一证券组合收益率与某个共同因素的关系,从而推导出资本资产定价模型(capital asset pricing model, CAPM)^[3~5]。Black 和 Scholes 建立了期权定价模型(B-S 模型),期权定价理论是金融理论研究的又一大突破,并迅速在金融实践中得到应用^[6]。此后,Ross 建立了套利定价理论(arbitrage pricing theory, APT),研究了多时期证券市场的均衡定价、非对称信息下的金融市场等问题^[7]。这些金融理论的发展为分析金融市场波动性提供了理论依据。

学者们通过对众多金融时间序列数据的长期分析,发现了金融时间序列数据存在的共同统计特征。第一,资产价格通常是非平稳的,有单位根的存在,而资产价格收益通常是平稳的。第二,资产价格收益序列通常表现出无自相关或很小的自相关性,但其平方序列的自相关性经常被拒绝,表明收益序列的观测值之间存在非线性关系。收益序列的波动率呈现“聚集性”特征,较大波动发生在更长的时期,低收益往往伴随着小波动值。这些现象都与依时间变化的条件变量有关。第三,资产价格收益序列的“厚尾”分布及正态性假设通常被拒绝,收益序列中存在的无条件超峰度可能与条件方差中的时频变差有关。第四,资产价格收益序列经常呈现出“杠杆效应”^[8],即股价的变动倾向于与波动率的变化呈负相关。收益序列具有偏斜的无条件经验分布,表明正态分布假设是不合适的。第五,不同证券的波动率常常一起变动,表明金融市场与某些共同因素之间的联系可以解释条件二阶矩阵中的时频变差。尽管学者们早已认识到金融时序的这些统计特性,但 20 世纪 80 年代以前,学者们一直采用传统计量经济学模型[如多元线性回归模

型、自回归移动平均(autoregressive moving average, ARMA)模型等]对金融资产收益进行建模及分析。80年代以后,随着现代计量经济学的发展,研究者们才开始真正研究金融资产收益的波动性特征。因此,现代计量经济学方法为分析金融市场的波动性提供了方法基础。

1.1.2 研究意义

在经历了2007年金融投资产品价格持续高涨、2008年金融危机之后,中国金融投资市场,特别是证券市场普遍低迷,使金融和证券投资市场的发展进入一个较为艰难的阶段。从稳定性来看,中国金融投资市场的稳定程度比美国和中国香港成熟市场的稳定程度都要差,主要表现在股市涨跌的幅度较大以及发生较大涨跌幅度的频率较高,这些都使中国金融市场的投资风险大大高于其他成熟市场的投资风险。如果不能正确理解、度量市场风险,并对风险进行有效的定价,就会降低经济活动中的资产配置效率,从而增大整体经济运行的成本。不仅是商业部门,政府部门也希望能有更好的方法来理解和度量市场风险。因此,发现、防御和减轻金融市场风险对中国来说是一个无法回避的重要问题,其发展战略和技术路线已引起相关学术领域的关注。

金融资产收益的波动率是对未来金融资产价格走势不确定性的一种度量。现代金融理论经常以波动率来衡量金融资产的风险。一般而言,波动率越大,预期收益与实际收益的差异越大,也就是风险越大。波动率在金融衍生品定价、投资组合、风险管理、对冲投资策略中扮演着重要的角色。当投资者进行投资时,首先要考虑金融资产组合的固有风险与收益,然后选择与其风险承受能力相对应的金融资产组合,此时波动率是选择过程中对风险的数量化度量;当研究者对资产进行定价时,波动率是CAPM的一个重要变量;当基金经理对冲日常风险而需要决定对冲比率时或当风险管理者计算金融风险时,都需要估计波动率;当市场监管者对市场运行质量进行评估时,市场的波动率是一个重要的指标。总之,资产组合理论、CAPM、APT模型及B-S模型都离不开对波动率的准确度量,而且波动率对企业的投资与财务杠杆决策、消费者的消费行为和模式、经济周期及

相关宏观经济变量等，都具有重要影响。另外，波动率还与金融市场的功能与稳定性密切相关，是体现金融市场质量和效率的最简洁和最有效的指标之一。波动率预测已经成为现代金融理论的一个重要研究领域，对波动率预测方法的研究也显得尤为重要。

长期以来，国内外学者不断提出各种预测方法对金融市场的波动率进行实证分析和预测，希望从中获得有益的启示和可以遵循的规律性。早期的波动率预测方法以统计理论为基础，一般要求数据样本具有很好的分布规律性，而当代金融市场是一个复杂的开放型系统，受到诸如政治、经济等众多确定和不确定性因素的影响，导致金融数据呈现复杂的随机性和非线性特点，统计型方法在波动率预测方面很难有较大突破。

近些年来，为了提高波动率的预测精度，智能预测方法被引入金融波动率预测领域，以智能方法为基础的金融波动率模型也越来越成为学术界关注的焦点。目前有关波动率智能预测方法的研究成果通常是将传统智能预测方法应用于波动率预测中，然而传统智能预测方法本身具有一些难以克服的局限性，从而限制了预测精度的提高。本书开展智能金融波动率模型及其实证研究，旨在对现有智能预测方法进行改进和修正，以进一步提高对金融市场未来波动率的预测的准确性，为理论研究者、管理者和投资者提供理论及方法指导。因此，本书具有重要的理论价值和实际应用价值。

■ 1.2 国内外研究现状及存在的问题

1.2.1 国内外研究现状

1. 基于统计学的金融波动率模型

早在 20 世纪 60 年代，学者们就已认识到金融市场上金融资产价格的变化特

征。Mandelbrot^[9]和 Fama^[10]的研究发现,金融资产价格变化常常出现“波动聚集”现象,即大幅度的波动聚集在某一时间,而小幅度波动聚集在另一段时间上。这种金融变量随市场波动的现象是常见的,其特点已被证实为一种带普遍性和规律性的现象。而传统分析中所采用的计量模型,如多元线性回归、ARMA 模型等都采用残差值为零且独立同方差的假设,不能客观和准确地描述金融资产价格与收益行为随时间变化的情况和特征。

为了较准确地刻画资产收益的波动聚集性(异方差)特征,Engle 于 1982 年开创性地提出了自回归条件异方差 (autoregressive conditional heteroskedasticity, ARCH) 模型,并将该方法成功地应用于英国通货膨胀指数的波动率研究^[11]。在此之后的几十年里,ARCH 模型的各种变化形式及各方面的应用成果不断涌现,并成为现代经济计量学飞速发展的一个重要领域^[12]。ARCH 模型的发展经历了两次突破,第一次突破是由 Bollerslev 提出的广义自回归条件异方差 (generalized autoregressive conditional heteroskedasticity, GARCH) 模型^[13]。大量文献证实,GARCH 模型在一定条件下对金融资产收益波动率的预测是较为成功的。从此以后,几乎所有的 ARCH 模型新成果都是在 GARCH 模型的基础上得到的。Hagerman^[14]和 Lau 等^[15]学者相继发现,金融资产收益的分布具有两大特征:①有偏性,且偏度往往大于零,即概率分布是不对称的,而且是偏向右边,这说明收益本身对波动率的影响具有非对称性,即负的金融资产收益引起波动率增大的幅度要大于同样的正收益的效应,这种现象被称为杠杆效应。②尖峰厚尾性,且其峰度往往要远大于 3。也就是说,收益序列剧烈波动,其分布不再服从正态分布。尽管 GARCH 模型能较好地刻画波动率的聚集性特征,并能有效消除收益中尖峰厚尾的影响,但它很难解释收益的杠杆效应。为此,学者们提出了不同的非对称 GARCH 模型来描述金融市场中的杠杆效应,如 Nelson 提出的指数 GARCH (exponential GARCH, EGARCH) 模型^[16]、Engle 和 Ng、Sentana 提出的二次 GARCH (quadratic GARCH, QGARCH) 模型^[17,18]、Zakoian、Glosten 等提出的门限 GARCH (threshold GARCH, TGARCH) 模型,又称为 GJR-GARCH (Glosten Jagannathan Runkle-generalized autoregressive conditional heteroskedasticity) 模型^[19,20]。另外,Engle 和 Kraft、Bollerslev 等还将单变量 ARCH 模型扩展为向量 ARCH 模型^[21,22]。ARCH 模型发展的第二次突破是由于

长记忆在经济学上的研究取得突破,分整研究被证明能更有效地刻画一些长记忆性经济和金融现象。例如,Ding 和 Granger 提出的长记忆 ARCH 模型^[23]、Baillie 等、Bollerslev 和 Milkelsen 提出的分数单整 GARCH 模型,即 FIGARCH(fractionally integrated GARCH)模型和 FIEGARCH(fractionally integrated EGARCH)模型^[24,25],而柯珂和张世英提出的分整增广 GARCH 均值(GARCH-mean, GARCH-M)模型较好地包容了文献中出现的 ARCH 类模型^[26,27]。

此外,不以 ARCH 模型为基础度量波动率的方法也已见诸文献。波动率的相关估计量可以从交易单位时间内的最高价和最低价获得。Parkinson 证明,对于具有不变方差和连续时间参数的随机游走过程,方差的高低估计量比基于同样数目的期末观测值的样本方差更为有效^[28]。在 Parkinson 的研究基础上,Chou 提出了利用极差度量波动率的条件自回归极差(conditional autoregressive range, CARR)模型^[29]。同样的,具有随机波动率的期权定价公式^[30]的近期发展已经证实了期权价值和标的证券方差之间的正相关关系,这可以用来评定证券价格的波动率。最后,在给定时点上资产之间价格收益信息的分布,也可以用来量化市场波动率。

由于计算机技术的发展和资产交易数据记录的丰富,近来关于波动率研究的文献转向了对实现波动率或高频数据的建模和分析。Mert 最早提出使用高频数据——5 分钟、30 分钟、60 分钟等日内交易价格的变化来给出资产日收益的波动率估计。如果波动率的样本路径是连续的,则通过使用更高的采样频率可以给出尽可能精确的波动率估计值。事实上,这一假设相当于认为波动率是可以被观测的。随后,Taylor 和 Xu^[31]、Andersen 等^[32,33]利用日内高频数据估计了波动率。Barndorff-Nielsen 和 Shephard^[34]给出了高频数据波动率模型更为全面的介绍。以往波动率都是无法观测到的,它们隐含在价格曲线或收益曲线中,只能通过收益曲线的时间序列来估计随机波动率模型的参数,进而预测波动率以及评价各种波动率模型。高频估计能得到准确的波动率估计值,因而可以把波动率的高频估计当做一个观测到的时间序列,以此为基础,波动率的实证检验和预测研究都得到大大拓展。

值得注意的是,目前的高频数据模型都是假定市场微观结构没有产生影响,

采样频率可以无限地小等，而实证研究中已有很多证据表明，市场微观结构存在很多影响因素，如股票市场在接近开市和收市时有比较大的波动等。Bandi 和 Russel^[35]讨论了给定微观结构干扰下最优的采样频率问题，这一方面的研究还需要进一步深入^[36]。

在所有金融波动率模型中，最经典、应用最广泛的是 GARCH 类模型，通常用极大似然估计(maximum likelihood estimation, MLE)法或伪极大似然估计(quasi-maximum likelihood estimation, QMLE)法来估计 GARCH 类模型参数。在一些实际应用中，也用到广义矩方法(generalized method of moments, GMM)。GARCH 模型在非条件分布中产生了厚尾，虽然与条件正态性相符合，但它并不能完全解释许多金融数据中表现出来的高峰度。许多学者还使用了自由度待估计的学生 t 分布。其他已经在 GARCH 模型估计中使用过的密度包括正态-泊松混合分布^[37,38]、正态-对数正态混合分布^[39]、广义误差分布^[16]和贝努里-正态混合分布^[40]。Vries 提出将一个条件平稳分布的类 GARCH 过程用于波动率聚集性建模，它具有厚尾和非条件平稳分布的特征。Bollerslev 和 Wooldridge 发展了稳健的拉格朗日乘数(Lagrange multiplier, LM)来检验均值和方差联合参数化的充分性^[41]。他们的检验以约束 QMLE 估计量求值的对数似然函数(log likelihood function, LLF)梯度为基础，可以用简单的辅助回归计算出来——求条件均值与方差的一阶导数即可。结果显示，在大多数情况下，稳健检验统计量要比非稳健沃尔德(Wald)检验和似然比(likelihood ratio, LR)检验更受欢迎。

使用非参数方法可以得到不依赖于具体函数形式假定的条件方差估计值。Pagan 和 Schwert、Pagan 和 Hong 使用了非参数核估计量和非参数灵活傅里叶形式(flexible fourier form, FFF)估计量^[42,43]。另一个可供选择的非参数估计量，是利用序列展开式得到条件方差的总体近似值。在现有的许多序列展开式中，Gallant 提出的 FFF^[44]在金融学中得到广泛的应用。在股价下跌时期，用核函数或傅里叶序列得到的条件波动率的非参数估计值与通过 GARCH、EGARCH 模型得到的参数估计值是不同的。特别的，超乎预期的大的负收益，将导致波动率的大幅度增加。对于大的冲击，参数估计调整得慢，而且这种冲击效应具有持续性。当非参数方法对大的反向冲击做出高度的非线性反应时，参数方法则利用它的持续性的一面。

2. 基于智能方法的金融波动率模型

随着信息科学和计算机技术的发展,智能预测理论与方法引起了学者们的关注,并被应用于传统金融波动率模型中,以提高模型的预测精度。人工神经网络(artificial neural network, ANN)就是这样一种方法,它是一种非线性非参数模型,能够灵活地逼近任意的非线性函数,无需提前设定数据的分布函数和大样本要求。根据这一特性,学者们提出了各种形式的 ANN-GARCH 模型,用于波动率的预测研究^[45~48]。结果表明,ANN 凭借其强大的非线性逼近能力,能够降低因假定有误而引起的预测误差。但 ANN 由于理论上的缺陷经常会遇到过拟合、局部极小值和维数灾难等问题。SVM 是一种新型的神经网络,由于 SVM 能够克服 ANN 的局限性,学者们将 SVM 引入金融波动率预测中。Perez-Cruz 等、Gavrishchaka 和 Ganguli 分别提出了基于 SVM 的 GARCH 模型和基于 SVM 的波动率模型^[49,50],他们得出了相似的结论,即 SVM 方法的引入提高了原模型的波动率预测精度。近年来得到长足发展的模糊理论也被应用于金融时序的预测中,而用于波动率预测研究的文献较少,目前见到的有:Chang 将自适应神经模糊推理系统(adaptive neuro-fuzzy inference system, ANFIS)与 GARCH 模型相结合,提出了 ANFIS-GARCH 模型预测股价指数^[51];Yu 和 Wang 运用 TSK 模糊系统预测已实现波动率^[52];Hung 将 GARCH 模型融入模糊理论,建立了自适应 Fuzzy-GARCH 模型,并采用粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法估计 GARCH 模型的参数^[53]。实证结果表明,这些模型都取得了不错的效果。针对金融数据中包含的随机性因素和非线性因素可能会影响到 GARCH 类模型的预测效果这一问题,Tseng 等、Wang 提出了将灰色预测模型与 GARCH 类模型相结合的混合波动率模型——GM-GARCH 模型和 GM-EGARCH、GM-GJR-GARCH 模型,用以提高模型的预测性能^[54~56]。实证研究表明,灰色预测模型的引入提高了 GARCH 类模型的短期预测精度。

1.2.2 存在的问题

高频率的数据能够为实际的波动率提供精确的估计,并且较之低频率数据,

能够提供更为精确的预测。在发达国家，高频金融数据可以获得，较之低流动性的市场，测量间隔将会较长。然而，目前中国金融市场发展得并不十分完善，在数据的质量方面存在一定差距，给科学研究带来了难度，从而使人们对预测效果的真实性与客观性提出一定质疑。鉴于此，本书仅对低频金融波动率模型进行研究。

传统的低频金融波动率模型是在数学理论和假设的基础上通过演绎推理的方法建立起来的，建模之前一般需要事先假定金融数据服从某种具体的函数分布，然后根据历史数据找出最优参数。这些假定的正确与否对于预测准确性影响很大。金融市场是一个复杂的开放型系统，受到国内外政治、经济、市场及企业自身等各种确定性和不确定性因素的影响，而且各个因素之间的相关关系错综复杂，这使金融时间序列具有信噪比低、随机性、复杂性、非正态等独特的特征，人们难以准确设定其函数分布。虽然有研究表明，条件波动率的非参数估计量具有比 GARCH 模型、EGARCH 模型、CARRX 模型的参数估计量更好的解释能力，在解释非对称性方面尤其如此。但与参数方法相比，非参数估计量属于无效估计量。

现有智能预测方法在一定程度上提高了波动率的预测精度，但仍存在以下局限性。

(1)灰色模型由于本身存在一些理论上的缺陷，在预测波动性比较大的金融数据时难以获得较为理想的预测结果。对灰色模型进行适当修正，提高金融数据的预测精度，有待进一步探索。

(2)SVM 参数的选取对预测精度及泛化能力有重要影响，现有参数选取方法多建立在经验和试凑的基础上，耗时较多，寻找其他确定最佳参数的方法是十分重要的研究内容。

(3)模糊推理方法在金融波动率预测方面的研究成果还比较少，因此，模糊推理方法在波动率预测方面的有效性有待进一步研究。