

硕士专业
学位论文

基于投资者情绪的因子波动率管理策略优化研究

陈立焕

廣西大學

二〇二四 年 六月

分类号 F830
密级 公开

学校代码 10593
学号 2102391008

硕士专业学位论文

基于投资者情绪的因子波动率管理策略优化研究

Research on optimization of factor volatility management
strategy based on investor sentiment

作者姓名: 陈立焕

指导教师: 谢军

合作导师:

专业名称: 金融

研究方向: 金融市场与金融投资

所在学院: 经济学院

论文答辩日期 2024 年 5 月 28 日 学位授予日期 2024 年 6 月 19 日

答辩委员会主席 曾海舰

基于投资者情绪的因子波动率管理策略优化研究

摘要

波动率是衡量风险的指标或参数，一直被市场投资者和学界研究人员关注。自Moreira和Muir（2017）提出的波动率管理模型以来，基于多因子模型的波动率管理策略是近几年的学者一直研究的热点问题之一。策略是利用因子收益率的波动率去改变对美股市场的多因子投资组合风险暴露权重，当因子风险较高时，降低风险暴露权重，当因子风险较低时，提高风险暴露权重，能提高因子策略的夏普比率。该模型策略对研究多因子选股投资组合具有十分重大意义，基于波动率管理的多因子投资组合的在美股市场表现优异，同时许多学者基于波动率管理模型，提出更多的优化策略，例如将波动率模型中的历史波动率替换成下行波动率。国内学者也研究了波动率管理策略在A股市场的表现，但是表现一般。

本文利用2003年—2022年的A股市场数据，研究了A股市场上波动率管理策略的优化方法，分析了投资者情绪指数与因子波动率的相关性，创新性地提出投资者情绪能预测因子未来波动率，并给出基于投资者情绪进行优化的因子波动率管理策略，基于投资者情绪的因子波动率管理提高了波动率管理策略在A股市场的表现。具体的优化方法是在原波动率管理模型（2017）的基础上将模型的历史波动率和下行波动率替换成未来波动率（因子未来风险）。然后使用AR, ARMA, ARFIMA时间序列模型，并把投资者情绪综合指数作为预测未来波动率的重要影响变量，对因子的未来波动率进行时间序列预测模型预测，从而动态管理因子投资组合风险，最后进行模型绩效分析。研究结果表明，相比于未优化前，优化过后的波动率管理策略在A股市场的表现有所提高，具体体现为单因子和等权重分配的多因子投资组合的夏普比率都有很大程度的提高，未优化的因子与优化后的因子进行时间序列回归得到显著的 α 值（主动管理投资组合得到的超额收益），扩展了因子投资组合在均值-方差框架下的有效边界。

本文的研究发现通过使用预测因子未来风险的手段，并加入投资者情绪后的因子波动率管理策略能够提高其在A股市场的适应性。本文的研究结果丰富了波动率管理模型方面的理论，对于投资者在现实中构建因子投资组合进行风险的动态管理时具有投资参考价值。

关键词：波动率管理模型 下行波动率 投资者情绪 投资组合

Research on optimization of factor volatility management strategy based on investor sentiment

ABSTRACT

Volatility is an index or parameter to measure risk, which has been concerned by market investors and academic researchers. Since the volatility management model proposed by Moreira and Muir (2017), the volatility management strategy based on multi-factor model has been one of the hot issues studied by scholars in recent years. The strategy is to use the volatility of factor rate of return to change the risk exposure weight of the multi-factor portfolio on the US stock market. When the factor risk is high, the risk exposure weight is reduced; when the factor risk is low, the risk exposure weight is increased, which can improve the Sharpe ratio of the factor strategy. This model strategy is of great significance for the study of multi-factor stock selection portfolio. The multi-factor portfolio based on volatility management performs well in the US stock market. Meanwhile, many scholars have proposed more optimization strategies based on the volatility management model, such as replacing the historical volatility in the volatility model with the downward volatility. Domestic scholars have also studied the performance of volatility management strategies in the A-share market, but the performance is not good.

Based on the A-share market data from 2003 to 2022, this paper studies the optimization method of volatility management strategy in the A-stock market, analyzes the correlation between investor sentiment index and factor volatility, innovatively proposes that investor sentiment can predict the future volatility of factor, and puts forward A factor volatility management strategy optimized based on investor sentiment. The factor volatility management based on investor sentiment improves the performance of the volatility management strategy in the A-share market. The specific optimization method is to replace the historical volatility and downside volatility of the model with future volatility (factor future risk) on the basis of the original volatility management model (2017). Then AR, ARMA and ARFIMA time series models are used, and the investor sentiment composite index is taken as an important influencing

variable to predict the future volatility, and the future volatility of factors is predicted by time series prediction model, so as to dynamically manage the risk of factor portfolio, and finally the model performance is analyzed. The research results show that compared with the pre-optimization, the performance of the optimized volatility management strategy in the A-share market has improved, which is reflected in the Sharpe ratio of both single-factor and multi-factor portfolios with equal weight allocation has increased to A large extent. The time series regression between the unoptimized factor and the optimized factor gives a significant α value (the excess return from the actively managed portfolio), which extends the effective boundary of the factor portfolio under the mean-variance framework.

This paper finds that by using the method of predicting the future risk of factors and adding investor sentiment to the factor volatility management strategy, it can improve its adaptability in the A-share market. The research results of this paper enrich the theory of volatility management model, and have investment reference value for investors to construct factor portfolio for dynamic risk management in reality.

Key words: volatility management model; downside volatility; investor sentiment; portfolio

目 录

第一章 绪论.....	1
1.1 研究的背景和意义.....	1
1.2 国内外文献综述.....	2
1.2.1 多因子定价理论简述.....	2
1.2.2 波动率管理模型理论简述.....	3
1.2.3 投资者情绪与股票收益、风险相关理论简述	5
1.2.4 现有文献不足之处.....	6
1.3 创新之处.....	7
1.4 论文框架.....	7
第二章 模型与理论基础	9
2.1 波动率管理模型和理论.....	9
2.2 时间序列模型.....	11
2.2.1 ARMA 模型	12
2.2.2 ARFIMA 模型	12
2.3 六因子模型.....	13
2.3.1 因子的构建.....	13
2.3.2 因子的波动性.....	14
第三章 投资者情绪指数与因子波动率相关性分析	16
3.1 投资者情绪综合指数的构建	16
3.2 投资者情绪综合指数与因子波动率的关系分析	16
3.2.1 历史波动率与投资者情绪综合指数相关性分析	17
3.2.2 下行波动率与投资者情绪综合指数相关性分析	17
3.3 投资者情绪综合指数和因子波动率进行 VAR 检验	18
3.3.1 VAR 检验	19
3.3.2 格兰杰检验.....	20
3.3.3 脉冲响应分析.....	20
第四章 基于投资者情绪的因子波动率管理策略研究	24
4.1 MM 波动率管理模型缺陷分析	24
4.1.1 MM 波动率管理 α 分析	24
4.1.2 MM 波动率管理的夏普比率分析	25
4.2 基于投资者情绪的因子波动率管理策略构建	26
4.3 不同时间序列模型下基于情绪的波动率管理策略的实证分析	27
4.3.1 时间序列模型预测数据的平稳性检验	28
4.3.2 AR(1)模型下优化后波动率管理策略分析	31

4.3.3 AR(3)模型下优化后波动率管理策略分析	32
4.3.4 ARMA 模型下优化后波动率管理策略分析.....	33
4.3.5 ARFIMA 模型下优化后波动率管理策略分析	34
4.4 模型绩效的进一步分析.....	36
4.4.1 单因子投资组合累计收益率.....	36
4.4.2 多因子投资组合夏普比率.....	40
4.5 样本外检验.....	41
4.5.1 历史波动率的样本外结果.....	41
4.5.2 下行波动率的样本外结果.....	42
第五章 结论及展望	43
5.1 结论.....	43
5.2 不足之处以及展望.....	44
参考文献.....	46

第一章 绪论

1.1 研究的背景和意义

根据投资组合理论，投资组合的收益可以分成 α 和 β 两部分。在广义的投资组合理论中，主动管理投资组合得到的超额收益可以表示 α 收益；通过暴露于市场风险获得的投资组合收益为 β 收益。随着 APT (Arbitrage pricing theory) 的提出以及风险因子模型 (risk factor model) 的发展和流行，投资界对 α 和 β 的定义也发生着变化。如今，越来越多的学者认为 β 是投资组合收益率中可以被一个或者多个风险因子解释的部分；而剩余的无法被这些 β 对应的风险解释的部分才是 α 。

投资组合理论是一种重要的管理投资工具，其中包括了如何管理风险。风险因子描述的是一揽子股票所共同承担（或者暴露于的）的某一方面的系统性风险。投资组合的收益取决于其暴露于特定风险因子的系统性风险，即投资组合在特定风险因子上的表现决定了其收益。投资组合能够获利的关键是其有效且稳定的暴露于相应风险因子所带来的系统性风险溢价。

波动率管理策略的研究在因子投资组合和风险管理理论方面做出了巨大贡献，也给投资者在构建投资组合方面提供了现实投资参考价值。由于股票的收益率由因子的收益率驱动，而因子收益率在时序上有波动性。因此，因子择时的就是在因子收益率高的时候赋予它更高的权重，而在因子收益率低的时候赋予它更低的权重，获得投资组合不同 α 和 β 值，使得投资组合产生超额收益。波动率管理模型是在因子投资方面对风险权重进行管理，提高因子投资组合的收益。因此本文研究国内A股市场的波动率管理投资策略十分有意义。

讨论投资者情绪作用下的风险管理相关研究尚且不多。Long (1990) 提出的“情绪是影响资产定价的系统性风险”、Baker和Wugler (2006) 认为投资者情绪是一种基于反映投资者投资风险及预期收益的信息而产生的信念。王美今与孙建军 (2004) 的研究中发现，投资者情绪变化对沪深两市的收益产生显著影响，同时也明显地对收益波动进行反向修正，最终通过风险奖励的方式影响收益。峰源 (2022) 认为投资者情绪反映了投资者对市场的乐观或悲观程度，表现了投资者对市场未来的预期，是影响投资人交易行为的重要因素。市场价格的波动，资产风险的变动会左右投资者的情绪，根据行为金融理论，投资者的情绪波动也会影响市场价格走势，经典的羊群效应现象说明了情绪会左右市场波动。

可见，市场风险与投资者情绪存在很大的相关性，投资者情绪可以预测因子的未来风险。因此，研究A股市场波动率管理策略的优化——基于投资者情绪预测因子未来波动率（未来风险）非常有意义。换言之，本文研究将基于投资者情绪并使

用时间序列预测模型对因子未来风险进行预测，通过这种优化方法提高波动率管理策略在A股市场的表现。

1.2 国内外文献综述

与本文研究相关的文献主要集中在多因子定价理论、波动率管理模型及投资者情绪的相关研究，下面对这三方面的文献进行详细综述。

1.2.1 多因子定价理论简述

William (1964)根据投资组合理论提出了资本资产定价模型（CAPM），其作为现代金融学理论的基石之一，将风险资产的超额收益率与它所承担的系统性风险直接挂钩起来，这一模型实际上可以理解为仅包含市场风险因子的多因子模型。Ross（1976）提出的套利定价模型，在资本资产定价模型的基础上将风险因子的数量由单个扩充到多个，利用多个风险因子的组合对资产的超额收益率进行解释说明。70年代以来学界的大量研究发现了除市场风险因子以外的显著的异象，金融市场存在较为显著的规模效应，Banz（1981）利用纽约证券交易所（NYSE）1926至1975年的数据计算分析发现市值较小的公司的股票往往存在更高的超额收益率；Statt（1980）发现账面市值比较高的公司，股票的预期超额收益率也要更高；基于他们的研究，Fama和French（1993）将套利定价模型中不确定的多个因子确定下来，具体为市场风险溢价因子（MKT）、规模因子(SMB)和账面市值比因子（HML），构建了Fama和French三因子模型，这一模型也成为了多因子模型的研究的先河。随着股票市场的不断发展，市场中出现了更多的异象，传统的三因子模型对这些现象的解释能力较差，学界也不断提出新的因子对传统的三因子模型加以改进，以增强对于市场的解释力。Jegadeesh和Titman（1993）发现采用增大股票池中过去表现优秀的部分的头寸、持有过去表现较差的股票的空头的方法，能够获取显著的超额收益，对这一超额收益进行进一步分析可以发现这一超额收益的来源不属于市场的系统性风险或者延迟反应，这一超额收益被总结为动量效应，引发了学界以及业界的广泛讨论。Carhart（1997）将研究对象设置为权益共同基金，发现了类似的结果，并将这一因子同Fama-French三因子结合起来，建立了Carhart四因子模型，他的实证结果表明了四因子模型对于风险资产的超额收益率的解释能力要强于传统的CAPM、Fama-French三因子模型。动量因子（MOM）也成为了一个具有相当地位的定价因子。Fama和French（2015）将盈利因子和投资因子加入进来，提出了Fama-French五因子模型。多因子的定价模型对投资者们分析收益的来源、做出投资决策产生了深远的影响，对因子的拓展以及改善也在不断发展。Stambaugh和Yuan（2017）从行为金融学的角度拓展了传统的四因子模型，加入了管理因子和表现因子。管理因子反映了股票收益中无法被传统三因子模型解释的超额收益，主要由于股票发行量与公司管理决策相关。表现因子则捕捉了股票超额收益中的错误定价因素。Fama和French（2018）在五因子模型基础上引入了动量因子，提出了FF六因子模型。Daniel

(2020) 则在市场因子基础上加入了长周期行为因子和短周期行为因子, 以应用行为金融学于资产定价, 捕捉过度自信和有限注意力导致的错误定价。有限注意力主要表现在短时间尺度的异象, 而过度自信则主要表现在长时间尺度的异象。

国内的陈浪南(2000)利用A股的沪市的股票的历史数据检验了CAPM的表现, 他们的实证结果认为个股的超额收益率与股票市场的超额收益率之间的相关性并不显著。陈小悦(2000)和顾娟(2003)也得到了类似的结论, 他们的结果也认为资本资产定价模型对于我国市场不具备足够的解释能力。对于Fama-French三因子模型, 范龙振和余世典(2002)利用我国股票市场数据, 发现我国股票市场的这些定价因子的效应存在显著性。刘维奇(2010)则将视角转向股票对于定价模型的效用的影响, 股改后Fama-French三因子模型对于我国股票市场的拟合效果有了较大程度的提升。王源昌(2010)在传统的Fama-French三因子模型的基础上进行了改进, 引入了市盈率、换手率, 这两个指标有效提高了模型对于股票超额收益的解释能力。高春亭(2016)分析了Fama-French五因子模型在我国股市的表现, 全面分析了规模、账面市值比、盈利和投资等因子对股票收益率的影响, 并且将Fama-French五因子模型同CAPM模型、Fama-French三因子模型的表现进行比较, 发现它对于我国市场的解释能力是更强的。胡蒙爱(2017)也得到了类似的结论, 将1995年7月至2016年6月A股作为样本数据, 使用5*5的方法构建计算因子, 计算分析因子的收益的来源。李志冰和杨光(2017)则也是着重于关注股改前后Fama-French因子模型对于我国股票市场的解释力度的区别, 他们使用1994年至2015年我国A股股票市场的数据进行实证研究, 发现了股权分置改革之前, 市场风险溢价因子(MKT)的影响力度更大, 而盈利因子、投资因子的影响力度较小, 而股权分置改革之后这两个因子的解释能力得到了显著的增强, Fama-French五因子模型的适用性也随之增强了许多。

总之, 无论是四因子、五因子模型、FF六因子模型还是长周期行为因子、短周期行为因子等因子, 研究方向基本是定价、收益方面, 缺乏对因子风险的相关讨论。在研究因子投资组合定价既要考虑收益的同时也要讨论因子风险的大小, 而因子的波动率管理策略的研究弥补了这方面内容。

1.2.2 波动率管理模型理论简述

Moreira和Muir(2017)首次提出波动率管理模型, 在多因子的背景下, 将因子收益率的月度标准差(波动率)作为风险度量, 利用波动率去改变对美股市场的多因子投资组合风险暴露权重, 当因子风险较高时, 降低风险暴露权重, 当因子风险较低时, 提高风险暴露权重, 能提高因子策略的夏普比率, 该策略在美股市场被实证有很好的表现。Moreira和Muir(2017)在单因子和多因子的背景下, 利用前一期波动率倒数对市场、规模、价值、动量等因子进行管理, 实证证明了管理后的因子组合优于未管理的因子组合。

随着越来越多的因子被发掘，基于因子背景下的风险管理、波动率择时、预测风险的模型已经被学术界多次研究和讨论。Barroso和Clara(2015)研究发现，在动量因子（MOM）的背景下，以动量因子（MOM）收益率的月波动率为风险目标，于交易日前的历史波动率调整因子的风险暴露头寸，能够显著提高动量策略的表现。Moreira和Muir(2017)最先开始基于八个因子的背景下，系统地研究了波动率择时策略下的因子投资组合的表现，并提出波动率管理模型。Moreira和Muir(2017)不仅从实证证明因子背景下的波动率管理模型在美股市场的优异表现，也从理论研究中，对波动率择时策略产生的超额收益的原因进行了分析，得出完整的结论。

Moreira和Muir(2017)的波动率模型引发了学术界高度的关注和讨论。紧接着Qiao（2018）在波动率模型背景下，提出用下行波动率替换已实现波动率，实证证明了均值-方差框架中下行波动率管理的投资组合在美股市场的优点：加入下行波动率管理的投资组合会提高切线组合的夏普比率，并将有效边界扩展到更理想的区域。事实证明，下行波动率在投资组合管理中很有用，而上行波动率在相同背景下对投资者并无裨益，这进一步优化波动率模型的风险管理。

为了进一步研究波动率管理策略的可能性，Sing（2019）提出预测因子未来风险的手段，改变因子投资组合的风险暴露头寸。通过这种技术，均值方差投资者可以根据均值-方差权衡的吸引力调整分配管理投资组合的波动性，分数集成的ARMA（ARFIMA）模型提供了比简单历史平均波动率更好的扩展输入。那么波动率管理策略只是对因子投资组合有效吗？Cederburg和Doherty（2020）使用103种股票投资组合策略，分析了在美股市场实时投资者的波动率管理投资组合的价值。在直接比较中，波动率管理的投资组合并没有系统性地优于相应的非管理投资组合。但是与Moreira和Muir（2017年）一致，波动率管理投资组合在回归中往往表现出显著的正阿尔法值，说明通过波动率管理可以扩展投资组合的有效边界，管理一般的股票投资组合也是有效。

进行投资组合管理的投资者或者基金经理非常关注收益和风险，成本也是重要的影响因素。Barroso和Detzel（2021）研究交易成本、套利风险和卖空障碍是否可以解释波动率管理股票投资组合的在美股市场的异常回报。即使用六种成本缓解策略，在交易成本之后，除市场回报外，资产定价因素的波动性管理通常会产生异常回报，并显著降低夏普比率。相比之下，波动率管理市场投资组合的异常回报率对交易成本稳健，并集中于最容易套利的股票，即套利风险低、卖空障碍大的股票。为了探究波动率管理策略是否存在特异性，即波动率管理策略在A股市场和美股的表现差异。Hai（2022）构建了三个目标波动率策略，以分析哪种策略可以显着提高因子投资组合的回报和夏普比率。因子波动率的动态目标波动率策略可以提高美国股市中大多数因子投资组合的表现。在中国A股市场，市场产生的波动率可以预测大多数因子投资组合的回报风险。以市场历史的波动率为目标波动率的动态止损策略，

可以显著提高策略的性能。波动率管理策略在不同的市场也存在不一样的效果和表现。

可见,当前因子波动率管理策略的文献更多是在原有波动率管理模型上探究构建的因子模型在不同市场不同行业的表现,注重考察模型的有效性,缺乏对模型的优化方面的探究。对风险管理过度依赖过去的信息,具有前瞻性,预测未来风险的波动率管理方法的相关研究领域的力度尚且不足。

1.2.3 投资者情绪与股票收益、风险相关理论简述

首次出现“投资者情绪”这个名字是由Soit和Stat于1963年在美国杂志Investor Wisdom提出,开创了对投资者情绪的理论研究。Baker和Wugler(2006)指出,投资者情绪是基于投资者对风险和预期收益的信念而产生的信息。long(1990)认为,投资者情绪是指交易者在当前信息下,主观信念与客观信念之间的偏差。许多研究表明,投资者情绪与市场收益和风险密切相关,影响股市收益的系统性因素,与股价波动和收益相关。Shleifer(1997)认为,投资者情绪是由于投资者不恰当地运用贝叶斯法则而形成的信念或预期。国内外学者已经发现,投资者情绪与股市收益、风险存在相关性。Lee(2002)指出,投资者情绪会影响价格,情绪变化会影响收益波动。Brown和Cliff(2004)认为,情绪水平和变化量与市场收益强相关。Sang和Hoon(2019)发现,情绪与短期股票收呈正相关。Timothy(2019)的研究表明,投资者情绪高涨时,个股的收益率与市场收益率的相关性更强。Asgari和Najafi(2020)研究发现,投资者情绪直接影响股票收益。Dunham和Garcia(2020)研究公司层面的投资者情绪对公司股票流动性的影响,发现投资者情绪的改善或恶化会导致公司股票流动性减少或增加。Ugurlu(2021)发现,股票价格和投资者情绪在短期和长期内存在积极的双向关系。

王美今与孙建军(2004)的研究中发现,投资者情绪变化对沪深两市的收益产生显著影响,同时也明显地对收益波动进行反向修正,最终通过风险奖励的方式影响收益。杨春鹏(2008)的研究发现,投资者情绪的变动会对股票市场收益率产生影响,黄德龙(2009)的研究结果也证实了情绪上涨会带动股市收益率的提高。张宗新和王海亮(2013)的研究显示,投资者情绪越高涨,股市收益率波动越大,股价偏离程度也更大,而姚远等(2019)的研究发现,积极乐观的情绪伴随着较高的股市收益率。李长治(2020)研究发现,美国投资者情绪对中国股市收益率的影响,在短期内是负面的,但长期来看是积极的。周文龙(2020)的研究显示,股市收益率的波动主要受投资者情绪影响,而谢世清(2021)的研究发现,投资者情绪与股市收益率和波动性之间有着密切的关系。综上所述,投资者情绪波动对股市的波动和收益率有着重要影响。

国外通常利用换手率、IPO发行数量、首日收益率等变量构建投资者情绪指标。Singh和Nanda(2002)利用IPO发行数量和首日收益率来构建投资者情绪指数研究市

场情绪与价格波动的关系。Baker和Wurgler（2007）则在此基础上，利用换手率、IPO发行数量等构建情绪相关指数。国内也常通过构造指数来衡量投资者情绪。易志高、茅宁（2009）根据6个单项指标构建了中国股票市场投资者情绪综合指数。尹海员（2020）选取了IPO首日收益率等四个变量构建情绪指数，研究了投资者情绪在不同国家间的传染性和依赖性。童元松（2021）则选择新增开户数、市盈率和换手率构建投资者情绪指标，并发现股市波动性受短期投资者情绪影响。

可见当前文献更多地关注了投资者情绪与市场的收益，风险的关系。情绪是影响市场波动的重要因素，投资者进行股票市场投资的时候在乎的是收益与风险，当进行投资组合管理时风险的分配就十分重要，如果能找到模型或者策略利用构建的情绪指标更好地管理投资组合，那么对投资者来说就十分有意义。目前的文献只是关注如何构建有效的投资者情绪指标，并没有利用这些指标数据去提高市场投资组合的表现，缺乏基于投资者情绪对因子风险进行调整的研究。

1.2.4 现有文献不足之处

现有文献不足之处在于：一方面有关多因子定价的文献无论是四因子、五因子模型、FF六因子模型还是长周期行为因子、短周期行为因子等定价因子，研究方向基本是定价、收益方面，缺乏对因子风险的相关讨论。在研究因子投资组合定价既要考虑收益的同时也要讨论因子风险的大小，而因子的波动率管理策略的研究弥补了这方面内容。另一方面有关因子波动率管理策略的文献更多是在原有波动率管理模型上探究构建的因子模型在不同市场不同行业的表现，注重考察模型的有效性，缺乏对模型的改进优化方面的探究。对风险管理过度依赖用过去的信息，具有前瞻性，预测未来风险的波动率管理方法的相关研究领域的力度尚且不足。有关投资者情绪和指数的构建的相关文献更多地关注了投资者情绪与市场的收益，风险的关系，情绪是影响市场波动的重要因素，投资者进行股票市场投资的时候在乎的是收益与风险，当进行投资组合管理时风险的分配就十分重要，如果能找到模型或者策略利用构建的情绪指标更好地管理投资组合，那么对投资者来说就十分有意义。目前的文献只是关注如何构建有效的投资者情绪指标，并没有利用这些指标数据去提高市场投资组合的表现，缺乏基于投资者情绪对因子风险进行调整的研究。因此、研究基于投资者情绪的波动率管理策略的优化研究可以弥补这方面研究领域的空白。

总的来说，最新的国外学者研究波动率管理的论文内容多以不同的角度批判模型是否真实有效，缺乏对模型策略的优化研究，也没有考虑到投资者情绪作为影响市场风险重要因素。国内的文献只研究了波动率管理策略在A股市场的表现，模型效果一般，由于国内文献在模型的优化研究内容方面存在空白。把投资者情绪考虑加入波动率管理模型，如果这种方法能提高波动率管理策略在A股市场的表现，这将对有关波动率管理策略在A股市场的研究具有十分重大意义。

1.3 创新之处

目前国内外研究波动率管理策略都是基于因子模型上对风险度量（因子波动率）进行改良，Qiao（2018）在波动率模型的背景下，提出用下行波动率替换历史波动率，这种方法提高了波动率管理模型在美股市场的表现。Sing（2019）使用时变方差缩放，构成的风险度量更为准确。时变方差缩放是一种技术，通过该方法，均值方差投资者可以通过根据均值方差权衡的吸引力调整分配来管理投资组合的波动性。

本文对波动率管理策略研究的创新之处在于：不仅关注了模型优化的新方法（关注预测模型对因子投资组合收益的影响），而且也相对于国内学者研究因子方面首次使用的FF六因子模型，首次使用时间序列模型，研究波动率管理策略在A股市场的表现。最重要的是首次提出情绪能够预测因子未来波动率，利用投资者情绪综合指数优化波动率管理模型。情绪是影响市场股票价格走势重要因素，在对因子未来波动预测的过程中，将情绪考虑为重要影响因素，能对波动率管理模型进行进一步优化。在使用时间序列预测模型时把投资者情绪设为影响变量，来对因子未来风险进行预测，有效地进行投资组合的权重分配，从而提高波动率管理策略在A股市场上的表现。

1.4 论文框架

第一部分为绪论，介绍基于投资者情绪研究波动率管理策略的选题背景和意义，国内外文献综述包括多因子定价理论、波动率管理模型理论、投资者情绪理论，创新之处，研究框架。主要是介绍波动率管理模型的来源，意义以及国内外研究的方向和成果。

第二部分为模型和理论阐述，阐述波动率管理模型和理论基础、时间序列预测模型，讲述国内外学者实证了波动率管理策略作用不同市场因子投资组合的效果。介绍FF六因子的构建方法，因子收益率存在的波动性。

第三部分为投资者情绪指数与因子波动率相关性分析，介绍投资者情绪综合指数的构建，本文利用A股市场的数据实证投资者情绪综合指数与因子的波动率是否存在相关性，是否存在互相影响的逻辑关系。

第四部分为实证部分，本文首先探究基于FF六因子的波动率管理模型在A股市场的基本表现，分析MM波动率管理因子的不足，包括 α 分析，夏普比率分析。其次，对数据进行预处理，包括平稳性检验，白噪声检验。然后基于投资者情绪使用不同的时间序列模型优化波动率管理策略。最后是模型绩效的进一步分析和样本外检验，对两种目标波动率的滚动预测值和原样本数据进行对比，预测值与真实值的相似程度，探究预测效果。第五部分是结论及展望。第六部分是参考文献。

下面是基于投资者情绪指数计算因子波动率管理策略的论文框架图1-1。

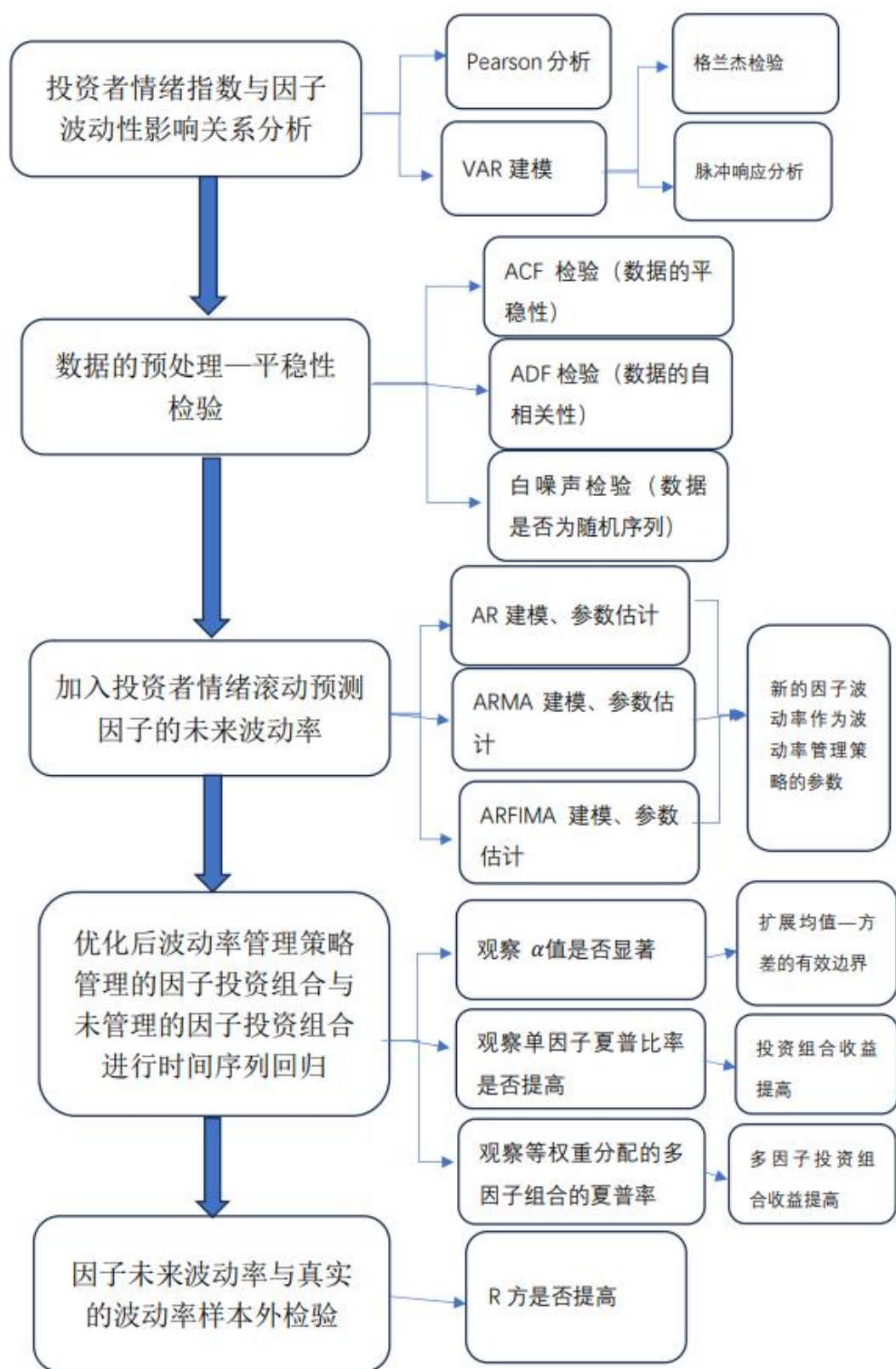


图 1-1 论文框架

第二章 模型与理论基础

本章首先展示Moreira和Muir (2017)波动率管理模型的计算公式,波动率管理模型在美股市场的有效性,介绍基于波动率管理模型的因子投资策略(因子波动率管理策略)产生显著的 α 值会扩展因子投资组合的均值-方差有效边界。其次介绍ARMA、ARFIMA时间序列预测模型,阐述本文用到的FF六因子构建方法和因子收益率存在的波动性,为后续章节实证分析提供计算方法和理论依据。

2.1 波动率管理模型和理论

为了有效地对因子投资组合进行风险管理的原因,Moreira和Muir (2017)在其经典论文中首次提出对因子进行调整的模型如下:

$$f_{t+1}^{\sigma} = \frac{c}{\hat{\sigma}_t^2(f)} f_{t+1} \quad (2-1)$$

f_{t+1} 表示为因子的超额收益率, $\hat{\sigma}_t^2(f)$ 为因子日度数据下的月度历史方差, c 为常数确保 f_{t+1}^{σ} 和 f_{t+1} 整体风险不变。

波动率管理构建的投资组合是按其上月历史方差的倒数来衡量每月的回报,当因子投资组合近期的因子月度方差高的时候降低了风险敞口。从均值-方差投资者的角度来进行我们的分析,根据均值-方差权衡的吸引力调整分配, μ_t 是投资组合超额收益, $\frac{\mu_t}{\sigma_t^2}$ 近似历史方差的逆来代替条件风险-回报权衡,这种投资管理的策略的动机来自于一个均值-方差投资者的投资组合问题,决定投资多少风险投资组合。最优投资组合权重与风险回报权衡的吸引力成正比,由此可以决定投资组合的权重比:

$$w_t \propto \frac{E[f_{t+1}]}{\sigma_t^2(f)} \quad (2-2)$$

Moreira和Muir (2017)不仅通过实证证明了波动率管理模型的有效性,也从理论上证明该模型在因子投资组合能够产生超额收益。设因子投资组合的总价值为 R_t ,根据“随机游走”理论,假设一般情况下市场的股票价格是无法预测,且符合布朗运动。那么 R_t 也符合布朗运动,就有:

$$dR_t = (r_t + \mu_t)dt + \sigma_t dB_t \quad (2-3)$$

其中 μ_t 就表示 t 时刻的因子投资组合的超额收益, r_t 是 t 时刻市场上的无风险利率, σ_t 是因子投资组合的在 t 时刻收益率的波动率即风险,收益的波动也符合布朗运动, B_t 为布朗运动。

那么经过管理后的因子投资组合的 R_t^{σ} 就有:

$$dR_t^{\sigma} = r_t dt + \frac{c}{\sigma_t^2} (dR_t - r_t dt) \quad (2-4)$$

由于 $E[dR_t - r_t]/dt = E[\mu_t]$ 及 $E[dR_t^{\sigma} - r_t dt]/dt = cE\left[\frac{\mu_t}{\sigma_t^2}\right]$

因此, $\beta = \frac{c}{E[\sigma_t^2]}$, 而 α 为:

$$\begin{aligned}
\alpha &= E[dR_t^\sigma - r_t dt]/dt - \beta E[dR_t - r_t dt]/dt = cE\left[\frac{\mu_t}{\sigma_t^2}\right] - \frac{c}{E[\sigma_t^2]} cE[\mu_t] \\
&= cE\left[\frac{\mu_t}{\sigma_t^2}\right] - \frac{c}{E[\sigma_t^2]} \left(E\left[\frac{\mu_t}{\sigma_t^2}\right] E[\sigma_t^2] + \text{cov}\left(\frac{\mu_t}{\sigma_t^2}, \sigma_t^2\right) \right) \\
&= -\text{cov}\left(\frac{\mu_t}{\sigma_t^2}, \sigma_t^2\right) \frac{c}{E[\sigma_t^2]} \quad (2-5)
\end{aligned}$$

由此得出两个结论：

1、 α 值（截距）同因子收益/风险与风险的协方差有关

2、正的阿尔法值说明了存在风险溢价，当波动率管理后因子投资组合未管理的因子投资组合回归产生显著的正阿尔法值时，说明了策略能改善投资组合风险和收益。Qiao（2020）使用49个行业的美股数据构建的8个因子投资组合，波动率策略调整后，得到显著的 α 值，即基于下行波动率管理的组合不能被原始投资组合或波动率管理的投资组合所覆盖和解释，则说明了存在某些投资组合在风险一定的条件下获得更高的回报率。Qiao（2020）论文实证了波动率管理策略在美股市场下所构建的因子投资组合，无论在单变量还是多变量环境中，历史波动率、下行波动率管理的投资组合都可以通过扩大投资机会集合的方式为投资者提供了实际价值。

图2-1引用Qiao（2020），解释波动率管理模型管理因子投资组合后，如何扩大因子投资组合的均值-方差有效边界。

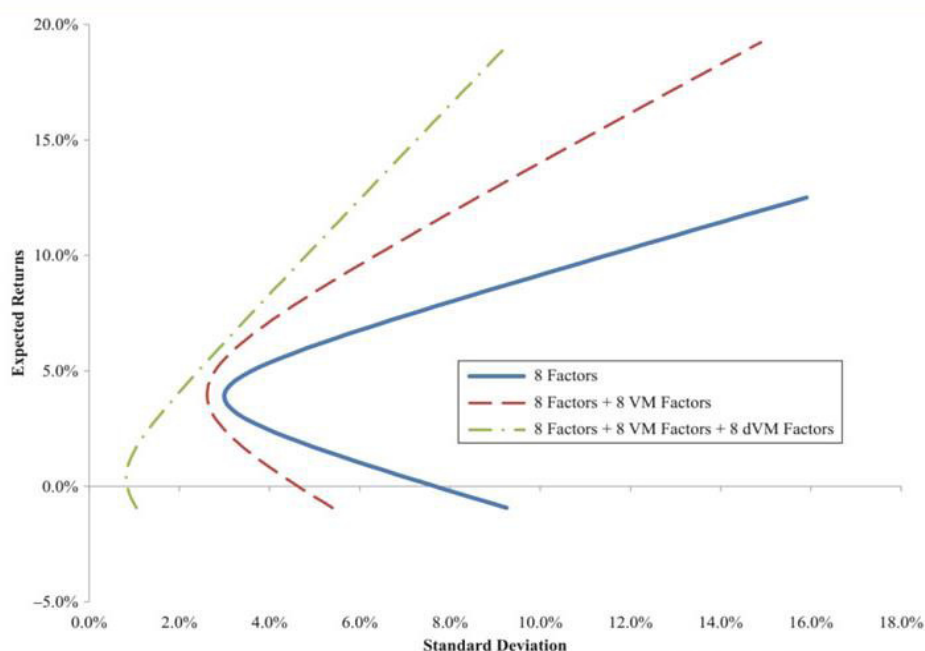


图 2-1 不同因子投资组合的后验均值-方差有效边界

图2-1展示了不同因子投资组合的后验均值-方差有效边界，实线所示的边界基于原始的49个行业的美股数据所构建的8个因子投资组合，虚线描绘了加入波动率管理的行业组合后所形成的有效边界，点划线描绘了在此基础上添加下行波动率管理的组合后所构建的有效边界。与49个行业的美股数据构建的8个因子投资组合相比，

尽管基于波动率管理的投资组合扩大了投资机会，但加入由下行波动率管理的行业组合进一步扩展了波动较低且收益较高的区域。Moreira和Muir（2017）的原始投资组合和波动率管理的投资组合相比，下行波动率管理的投资组合扩大了投资者的机会，加入下行波动率管理的投资组合能够提高切线组合的夏普比率。

在美股市场的背景下、下行波动率替代历史波动率的方法能够提高波动率管理策略管理投资组合的表现，但是在A股市场的表现差强人意，为了探究因子投资组合背景下波动率管理策略在中国股票市场的表现是否存在优化的可能性，将时间序列预测模型和投资情绪加入波动率管理模型，观察是否存在显著的 α 值，提高因子投资组合的夏普比率。国外文献多次对波动率管理的波动率策略提出了各种改进方法和验证模型的优异性，主流的优化策略还是改变因子的风险度量的变量，Qiao（2020）提出的下行风险后，波动率管理模型在美股市场表现更优异，在A股市场的下行波动率管理组合的表现提高。Sing（2019）提出用时间序列模型预测因子投资组合的未来风险，为波动率管理模型的优化提供了新思路。

本文的研究将利用时间序列模型预测因子未来风险的新思路，结合投资者情绪，探究波动率管理策略的因子投资组合在管理前后的相对表现。在选取时间序列模型时，考虑到在一定的周期内历史风险与未来风险存在短期记忆性或者长期记忆性，时间序列数据可能不平稳，为了避免过度差分，本文引入ARFIMA模型。

2.2 时间序列模型

本文将对因子风险（因子未来波动率）的预测采用时间序列预测模型，分别是AR、ARMA、ARFIMA模型，以下图 2-2是本文采用时间序列模型分析过程需要的具体步骤的框架图。

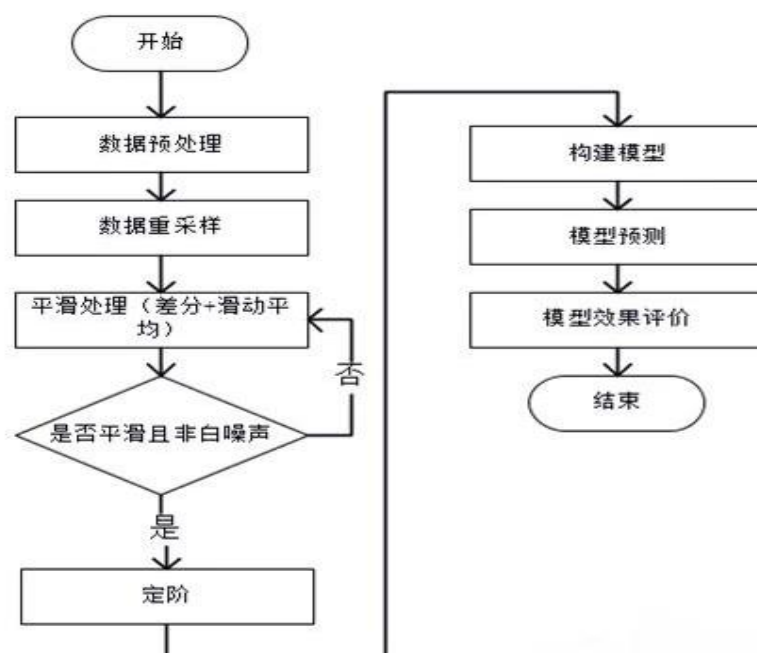


图 2-2 时间序列预测模型计算流程

2.2.1 ARMA 模型

ARMA模型是一种时间序列分析模型，用于预测未来时间序列数据的走势。ARMA代表自回归移动平均模型（Autoregressive Moving Average Model）。ARMA模型结合了自回归（AR）模型和移动平均（MA）模型的特性。

在ARMA模型中，自回归部分（AR）表示当前时间点的观测值与过去若干时间点的观测值之间的线性关系，而移动平均部分（MA）表示当前时间点的观测值与过去若干时间点的误差项之间的线性关系。

ARMA模型的一般形式ARMA(1,1)模型为：

$$X_t = \phi_0 + \phi_1 X_{t-1} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} \quad (2-6)$$

或

$$X_t - \phi_1 X_{t-1} = \phi_0 + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} \quad (2-7)$$

其中 $|\phi_1| < 1, |\theta_1| < 1, -\phi_1 \neq \theta_1$ 。 $\{\varepsilon_t\}$ 是独立同分布零均值白噪声列， ε_t 与 X_{t-1}, X_{t-2}, \dots 独立。

2.2.2 ARFIMA 模型

ARFIMA模型是自回归分数移动平均模型（Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average Model）的缩写。ARFIMA模型是ARMA模型的扩展，允许时间序列数据呈现长期记忆性质，即在时间序列数据中存在长期依赖性。长期记忆过程：越来越多的实证研究发现，股票收益率序列的各个观测值之间并非是不相关的，相反地，其相关性的一种表现方式就是收益率序列的自相关函数呈现出缓慢的衰减模式，比如以双曲线形式衰减到零，这种现象称之为长期记忆性，通俗地说，长期记忆性指高阶自相关。若一个时间序列具有长期记忆性，则说明该序列的观测值之间不是独立的，用历史事件可以长期持续影响未来。若金融时间序列存在长期记忆性，那么现代投资理论、资产定价模型以及建立在有效市场理论假设下的经济理论将面临严重挑战。

ARFIMA模型包含三个部分：自回归部分（AR）、分数差分整合部分（Fractional Integration）和移动平均部分（MA）。分数差分整合部分是ARFIMA模型的核心，它引入了分数阶差分的概念，允许时间序列数据在整合过程中呈现非整数阶的差分。

ARFIMA模型的优势：时间序列模型都是建立在相距较远的两个观测值之间完全独立或者几乎独立的假设基础上的，这些模型反映的时间序列的自相关函数呈指数率迅速衰。ARFIMA模型通过时间序列进行分形差分参数 d 反映了时间序列的长期记忆过程，而差分过的 ARMA 部分又反映了短期记忆过程，综合考虑了时间序列过程的长、短期记忆特性。因此，ARFIMA模型既优于ARMA模型，又优于FDN模型，迄今为止，它是分析时间序列长期记忆特性最有效的工具之一。

ARFIMA (p, d, q) 过程可以定义如下：

$$\theta(L)(1-L)^d RV_{i,t} = c_0 + \phi(L)\varepsilon_t \quad (2-8)$$

其中 $\varphi(L) = 1 - \sum_{j=1}^p \varphi_j L^j$; $\theta(L) = 1 - \sum_{k=1}^q \theta_k L^k$; $p = 0, 1, 2, \dots$; $q = 0, 1, 2, \dots$; $d \in (-0.5, 0.5)$ 。

Granger和Joyeux (1980) 研究了ARFIMA(p, d, q)模型的记忆性: 当 $d < 0.5$, 并且所有的根均落在单位之外时, ARFIMA 过程为平稳并且是可逆的, 否则是非平。当 $d \in (0, 0.5)$, ARFIMA 过程的自相关函数 P 均为正数。当 $d \in (0, 0.5)$ 时, ARFIMA 过程表现出长期记忆性, 或者长期正向依赖性; 当 $d \in (0, -0.50)$ 时, ARFIMA 过程的自相关系数均为负数, ARFIMA 过程表现出间断记忆性, 或者长期负向依赖性。当 $d=0$ 时, ARFIMA过程表现出短期记忆性。

2.3 六因子模型

2.3.1 因子的构建

Fama 和 French (1993) 将套利定价模型中不确定的多个因子确定下来, 具体为市场风险溢价因子 (MKT)、规模因子(SMB)、账面市值比因子 (HML), 构建了 Fama-French三因子模型, 这一模型也成为了多因子模型的研究的先河。随着股票市场的不断发展, 市场中出现了更多的异象, 传统的三因子模型对这些现象的解释能力较差, 学界也不断提出新的因子对传统的三因子模型加以改进, 以增强对于市场的解释力, Fama和French (2015) 将盈利因子和投资因子加入进来, 提出了 Fama-French五因子模型。Carhart (1997) 建立了Carhart 四因子模型, 他的实证结果表明了四因子模型对于风险资产的超额收益率的解释能力要强于传统的 CAPM、Fama-French三因子模型。动量因子 (MOM) 也成为了一个具有相当地位的定价因子。Fama和French (2018) 将动量因子加入五因子模型, 提出了FF六因子模型。本文是以Fama 和 French (2018) 的六因子模型 (FF六因子) 来研究波动率管理策略, 以下是FF六因子的构建方法的简述。

1、市场风险溢价因子 (MKT), 又称市场风险因子 (RM-RF) 市场均衡利率 (RM) 减去市场无风险利率(RF)得到, 市场风险指在股票市场大盘走势的波动引起不确定性, 这种不确定性的产生的风险应该有补偿, 就是超额收益, 也叫风险溢价。

2、市值因子 (SMB), 由市值低的股票池的收益率和市值高的股票池的收益率进行划分计算得来, 体现的是规模效益即市值因子变大时, 小规模的公司或者市值低的企业收益率相对于市值高的企业率要大。

3、账面市值比因子 (HML), 低估值的股票收益大于高估值的股票收益。从而估值的角度去解释股票收益。

4、盈利因子 (RMW), 将企业的盈利能力高低划分, 高盈利的股票组合收益率与低盈利的股票组合收益率相减, 从盈利的角度去解释股票的收益。

5、投资因子（CMA），把股票按企业高低的投资比例进行排列划分，用低比例投资的股票组合收益率减去高比例投资的股票组合收益率，从企业投资水平去解释股票收益。

6、动量因子（MOM），依据过去一段时间(最常见的是12个月)的涨跌幅从大到小排序，做多前10%的股票，做空后10%股票，换言之，做多过去12个月涨得最厉害的股票，做空过去12个月跌得最厉害或涨得最少的股票。动量因子（MOM）又叫惯性因子，人们认为股票的涨幅具有一定的惯性，涨的股票有继续上涨的趋势，反之跌的股票有持续下跌的倾向。

2.3.2 因子的波动性

为了更直观地展示因子收益率存在的波动性，通过SAS软件画出FF六因子（MRK溢价因子，SMB市值因子 HML账面价值比因子、RMW盈利因子、CMA投资因子、MOM动量因子）在时间序列上的月收益率变化图像，图2-3展示了六因子时间序列收益波动。其中FF六因子的日度数据和月度数据来自国泰安数据库，数据时间为1993年2月03日到2022年2月28日。

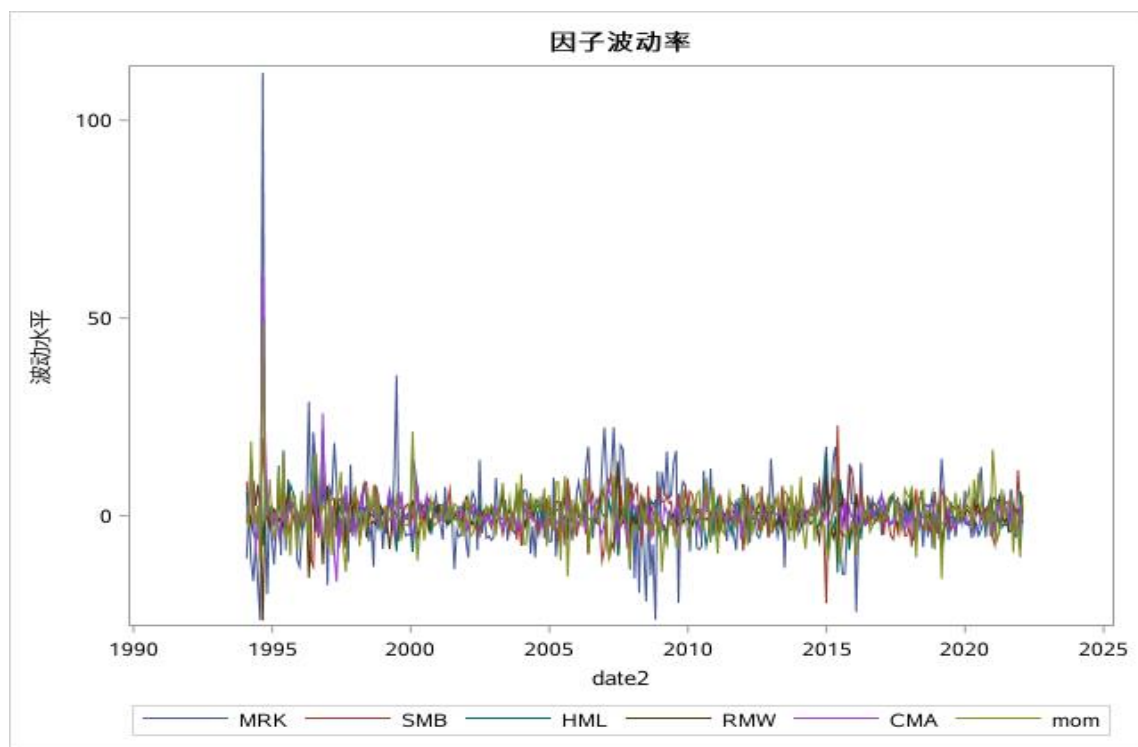


图2- 3 因子的波动率

图2- 1是按照不同因子划分的时间序列收益率图，显示了1993-2022年期间每个月因子收益的波动曲线，展示了因子在时间序列上具有很高的波动性，因子之间的存在共同运动趋势。收益往往伴随着风险，一般来讲风险越大时可能产生的收益也就越大，投资者想要目标收益，进行风险管理就十分重要，收益的波动也就造成了风险的存在。多因子模型是目前国内外研究投资组合的重要议题，投资组合的风险如何进行管理一直都是投资者和学者的研究范畴。股票市场上，风险一般是用收益

率的波动来进行衡量，衡量波动率的主要指标是收益的方差。通常情况下波动率是作为投资组合不可缺少的风险代表，波动率的大小影响投资组合的收益率。

风险因子在很多个市场都被证明了长期有效，即可以获得长期的风险溢价。然而，对投资来说，人们关心的是未来而非过去。如果不能搞清楚这些风险因子获取超额收益的内在驱动力，那么即便它们在历史上有效也是枉然，也不能保证它们在以后仍然会有效。在这方面，国际上有着大量的研究。主流的观点是：系统性风险和系统性错误是这些风险因子获取超额收益的两大主要驱动力。此外，机构投资者的投资限制也是造成某些风险因子有效的原因。通过波动率管理策略可以对因子投资进行风险管理。

第三章 投资者情绪指数与因子波动率相关性分析

本章首先介绍了投资者情绪综合指数（CICSI）的构建，然后进行投资者情绪指数与因子波动率相关性分析，目的是实证投资者情绪综合指数与因子的波动率之间存在相关性，存在互相影响的逻辑关系。如果投资情绪能够预测因子的未来波动率，这将为第四章的实证分析（投资者情绪加入时间序列预测模型来预测FF六因子的未来波动率，以此来优化波动率管理策略）提供了合乎逻辑的解释。

3.1 投资者情绪综合指数的构建

伴随着金融产品的发展和大数据时代的来临，越来越多能够反映投资者情绪的指标可以被提取和观测。为了综合各个指标的信息，提高投资者情绪对市场走势的可预测性，易志高和茅宁（2009）构建了投资者情绪的综合指数(CICSI)。本文使用的投资者情绪由易志高和茅宁（2009）构建，投资者情绪综合指数的月度数据来自国泰数据库，时间段为2003年2月至2022年2月。易志高和茅宁基于封闭式基金折价、交易量和上市首日收益、消费者信心指数、新增投资者开户数这6个单项情绪指标，构建了能够更好衡量中国股市投资者情绪的综合指数(CICSI)，同时控制了经济基本面对情绪的影响。投资者综合指数是用主成分分析法设计的。投资者情绪综合指数（CICIS）的计算公式为：

$$CICSI_t = 0.231DCEF_t + 0.224 UURN_{t-1} + 0.257 IPON_t + 0.322IPOR_t + 0.268 CCI_t + 0.405 NIA_{t-1} \quad (3-1)$$

变量分别是封闭式基金折价（DCEF）、交易量（UURN）、上市首日收益（IPOR）、消费者信心指数（CCI）、新增投资者开户数（NIA）。

易志高和茅宁(2009)认为投资者情绪具有预测市场状况的能力，说明了投资者情绪会影响股票市场的收益率波动。Fama和French（2018）构建的六因子模型被证实能够很好地解释市场收益率，那么认为投资者情绪与FF六因子会存在相关性是合理的。为了验证投资者情绪能够预测因子未来的波动率，下面将进行投资者情绪综合指数与因子波动率的相关性分析。

3.2 投资者情绪综合指数与因子波动率的关系分析

上一小节介绍了投资者情绪综合指数的构建，由于后续需要将投资者情绪作为预测因子未来波动率的重要影响因素，本节需要论证投资者综合指数（CICIS）是否与因子波动率之间存在相关性。下面分别对因子的波动率（历史波动率、下行波动率）与投资者情绪综合指数进行相关性分析。

3.2.1 历史波动率与投资者情绪综合指数相关性分析

由于因子的收益率的波动率只有正值，借鉴Sing和Hung（2022）的方法，我们对投资者综合指数取绝对值。下面将投资者情绪综合指数同六因子的历史波动率进行Pearson相关性分析，结果如表3-1。

表格3- 1 投资者情绪综合指数与六因子的历史波动率相关性分析

因子的历史波动率	MRK	SMB	HML	RMW	CMA	MOM	CIC SI
MRK	1						
p 值	<.0000						
SMB	0.562	1					
p 值	<.0001	<.0000					
HML	0.498	0.850	1				
p 值	<.0001	<.0001	<.0000				
RMW	0.620	0.867	0.752	1			
p 值	<.0001	<.0001	<.0001	<.0000			
CMA	0.672	0.692	0.624	0.763	1		
p 值	<.0001	<.0001	<.0001	<.0001	<.0000		
MOM	0.330	0.608	0.601	0.573	0.535	1	
p 值	<.0001	<.0001	<.0001	<.0001	<.0001	<.0000	
CIC SI	0.138	0.274	0.347	0.190	0.273	0.195	1
p 值	0.038	<.0001	<.0001	0.004	<.0001	0.0031	<.0000

表3-1的结果表明，因子之间的Pearson相关系数都在0.3-0.8的范围内，P值<0.0001。六因子之间的波动率之间都呈现出各种程度显著的正相关性。SMB市值因子，MHL账面价值比因子，CMA投资因子与投者情绪相关性系数显著，六因子的历史波动率与投者情绪的Pearson 相关系数都小0.5存在弱的正向相关性。说明存在投资者情绪影响因子投资组合的历史风险的可能性，为下文时间序列预测模型能把投资者情绪作为预测因子投资组合未来风险的变量做了初步解释。同王美今和孙键军（2009）发现投资者情绪显著影响着沪深两市的收益，波动风险的结论相似。市场收益能够被因子收益所解释，市场风险也能够在一定程度下被因子风险解释，投资者情绪进而会影响因子风险。

3.2.2 下行波动率与投资者情绪综合指数相关性分析

上一节分析了历史波动率与投资者情绪综合指数相关性，由于Qiao（2020）验证了下行波动率比历史波动率更能代表因子风险，本节将投资者情绪综合指数与六因子的下行波动率进行Pearson相关性分析，结果如表3-2。

表格3- 2 投资者情绪综合指数与六因子的下行波动率的相关性分析

因子的下行波动率	MRK	SMB	HML	RMW	CMA	MOM	CIC SI
MRK	1						
p 值	<.0000						
SMB	0.409	1					
p 值	<.0001	<.0000					
HML	0.394	0.469	1				
p 值	<.0001	<.0001	<.0000				
RMW	0.431	0.356	0.528	1			
p 值	<.0001	<.0001	<.0001	<.0000			
CMA	0.572	0.557	0.495	0.574	1		
p 值	<.0001	<.0001	<.0001	<.0001	<.0000		
MOM	0.312	0.441	0.431	0.384	0.535	1	
p 值	<.0001	<.0001	<.0001	<.0001	<.0001	<.0000	
CIC SI	0.216	0.266	0.399	0.201	0.273	0.261	1
p 值	0.001	<.0001	<.0001	0.002	<.0001	<.0001	<.0000

表3-2结果表明，因子之间的Pearson相关系数都在0.3-0.6的范围内,P值<0.0001,六因子之间的下行波动率之间都呈现出显著的正相关性。投资者情绪与六因子的下行波动率之间的Pearson相关系数都小于0.5，其中SMB市值因子，MHL账面价值比因子，MOM动量因子的相关性系数显著，存在弱的正向相关性。下行波动率除CMA因子外其他因子与投资者情绪的相关性相比历史波动率提高了，初步说明了在考虑情绪的背景下，下行风险比历史风险更合适作为波动率管理模型的输入项，也证明了因子波动率与投资者情绪存在正向的相关关系。为了探究投资者情绪与六因子之间是否存在因果关系，将进一步对因子波动率和投资者情绪进行VAR检验。

3.3 投资者情绪综合指数和因子波动率进行 VAR 检验

本节将探究因子波动率和投资者情绪综合指数这两个变量之间存在的影晌关系，验证得到的结论将有助于解释为什么后续波动率管理策略要加入投资者情绪。本节选择了VAR模型，其优点在于无需为某个变量是内生还是外生操心，VAR模型中所有的变量都是内源性的，因为VAR模型可通过估计全部内生变量的动态关系，故我们选择了VAR模型。向量自回归模型（vector autoregressive model，简称VAR模型）是非结构性方程组模型，由Sims于1980年提出。该模型不以经济理论为基础，采用多方程联立的形式，在模型的每一个方程中，内生变量对模型的全部内生自变量的滞后项进行回归，进而估计全部内生变量的动态关系，常用于预测相互联系的时间序列系统以及分析随机扰动对变量系统的动态冲击。

图3-1展示的是MRK因子收益率的历史波动率与综合投资者情绪指数走势图。从数据走势图中可以看出，二者走势在一些区间呈现出较强的一致性，直观上解释

了构建的投资者情绪综合指数能够作为预测未来股票受益率波动率的重要变量。于是我们可以通过进一步的分析来深入研究二者之间的关系。

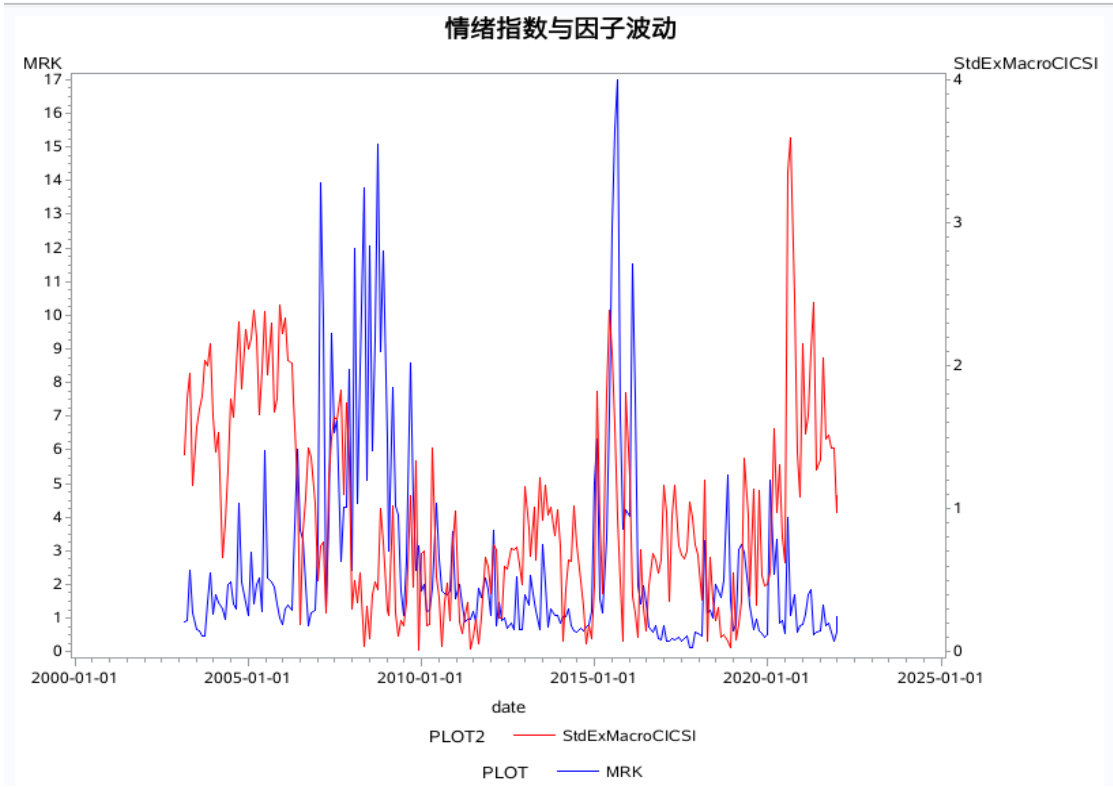


图3-1 MRK因子收益率的历史波动率与投资者情绪综合指数走势

3.3.1 VAR 检验

VAR模型要求数据是平稳的，因此需要六因子的波动率和投资者情绪综合指数进行ADF检验，本文具体操作通过SAS完成，因子波动率数据（历史、下行波动率）和投资者情绪综合指数数据（CICSI）的平稳性检验结果如下。

表格3-3 ADF检验

波动率	MKT	SMB	HML	RMW	CMA	MOM
历史波动率的t值	-2.797	-7.968	-3.427	-6.025	-7.120	-4.106
P值	0.058	0.000	0.010	0.000	0.000	0.001
下行波动率的t值	-2.864	-3.635	-2.745	-4.187	-5.108	-3.547
P值	0.049	0.005	0.0646	0.001	0.000	0.006
CICSI的t值	3.561	4.367	3.894	5.364	4.146	2.984
P值	0.006	0.001	0.004	0.000	0.000	0.043

如果P值小于0.05说明数据是平稳的，表格3-3表明除了MKT因子的历史波动率和HML因子的下行波动率外，其余的数据均为平稳性序列。MKT因子的历史波动率和HML因子的下行波动率的P值接近0.05，进行差分处理即可建立VAR模型。因此，下面对因子的波动率与投资者情绪综合指数进行VAR检验。

对六因子收益率的波动率（历史，下行波动率）与投资者情绪综合指数（CICSI）进行VAR的结果如表格3- 4所示。在六因子的波动率作为被解释变量的方程中，如果投资者情绪综合指数系数显著不为0，这说明六因子的波动率的大小受投资者情绪综合指数的影响。

表格3- 4 六因子VAR检验

历史波动率	MRK	SMB	HML	RMW	CMA	MOM
CICSI	0.223**	0.136**	0.083***	0.080***	0.029***	0.318***
t值	1.93	1.96	2.00	2.40	2.03	3.64
下行波动率	MRK	SMB	HML	RMW	CMA	MOM
CICIS	-0.008	0.023	0.006	0.027***	0.058***	0.110***
t值	-015	0.74	0.46	2.56	2.25	3.88

表格3-3所展示历史波动率下MRK溢价因子，SMB市值因子与投资者情绪综合指数的系数值弱显著为正，HML账面价值比因子、RMW盈利因子、CMA投资因子、MOM动量因子与投资者情绪综合指数的系数显著为正。在下行波动率下，RMW盈利因子、CMA投资因子、MOM动量因子与投资者情绪综合指数的系数显著为正。由此可见无论是历史波动率、还是下行波动率，大部分因子波动率与投资者情绪综合指数存在影响关系。

3.3.2 格兰杰检验

为了进一步研究投资者情绪与六因子的波动率的因果关系，采用格兰林检验，格兰林检验用于检验一组时间序列是否为另外一组时间序列的原因，以验证投资者情绪综合指数与六因子收益率的波动率是否具有相互影响的内在逻辑联系。

表格3- 3 格兰杰检验结果

原假设	卡方	P值	是否拒绝原假设
投资者情绪综合指数不是六因子历史波动率的原因	33.74	0.013	拒绝
投资者情绪综合指数不是六因子下行波动率的原因	33.78	0.013	拒绝

通过SAS编程计算，得到的检验结果表格3-4可以看出，在5%显著性水平上，接受备择假设，无论是历史波动率还是下行波动率，显著性P值都小于0.05，说明六因子收益率的波动率与投资者情绪综合指数具有内在的逻辑联系，这为基于投资者情绪的时间序列模型能够更好地预测因子未来风险提供了合理解释。

3.3.3 脉冲响应分析

通过构建VAR模型，分析脉冲响应函数图，我们可以了解VAR模型中变量之间的动态关系。这将有助于解释系统中变量之间的联动效应，预测变量的未来行为。图3-2展示了六因子的波动率（历史波动率，下行波动率）的脉冲响应结果。

由图3-2可知，当投资者情绪综合指数给六因子收益率的波动率一个正向冲击之后，短时间内六因子收益率的波动率产生了较为剧烈的正向反应，但长期而言，波动较为平缓。这说明投资者情绪对因子收益率的波动率的短期影响强于长期，因子收益率的波动率对投资者情绪短期内的反应较为强烈，但消化迅速。这也体现出投资者情绪综合指数是六因子收益率的波动率的格兰杰原因。脉冲响应结果分析，图3-2是投资者情绪综合指数对六因子历史波动率的正交化脉冲响应。（其中var1-var6分别表示MRK溢价因子，SMB市值因子 HML账面价值比因子、RMW盈利因子、CMA投资因子、MOM动量因子的波动率）。

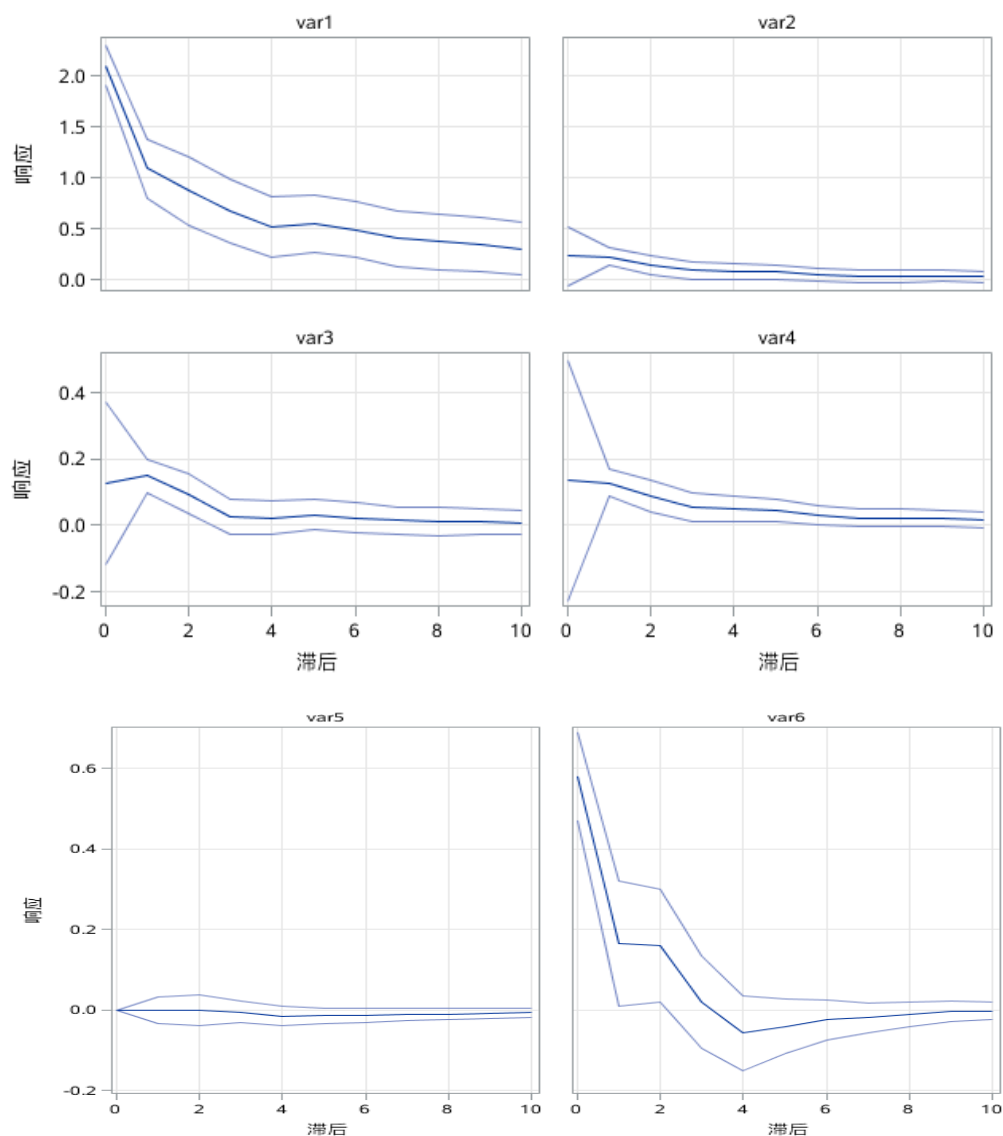


图 3-2 投资者情绪综合指数与六因子历史波动率的正交化脉冲响应

脉冲响应图3-2结果展示，可以分析出投资者情绪综合指数对MRK溢价因子，SMB市值因子的历史波动率产生短期长期正向冲击，说明投资者情绪综合指数产生了持久稳定的影响。投资者情绪综合指数对HML账面价值比因子、RMW盈利因子、CMA投资因子、MOM动量因子的历史波动率产生了短期冲击，在滞后6期之后已经

逐渐收敛于0了，只是产生了短期影响，进一步说明了情绪能够影响因子收益的历史波动率，可以作为预测未来波动的关键指标。

投资者情绪综合指数的构建是包含封闭式基金折价（DCEF）、交易量（UURN）、上市首日收益（IPOR），这些指标都与A股市场的股票收益率息息相关，因此也解释了为什么投资者情绪综合指数指标与六因子收益率的波动率会存在影响关系。下面是分析六因子收益率的下行波动率对投资者情绪综合指数的正交化脉冲响应。

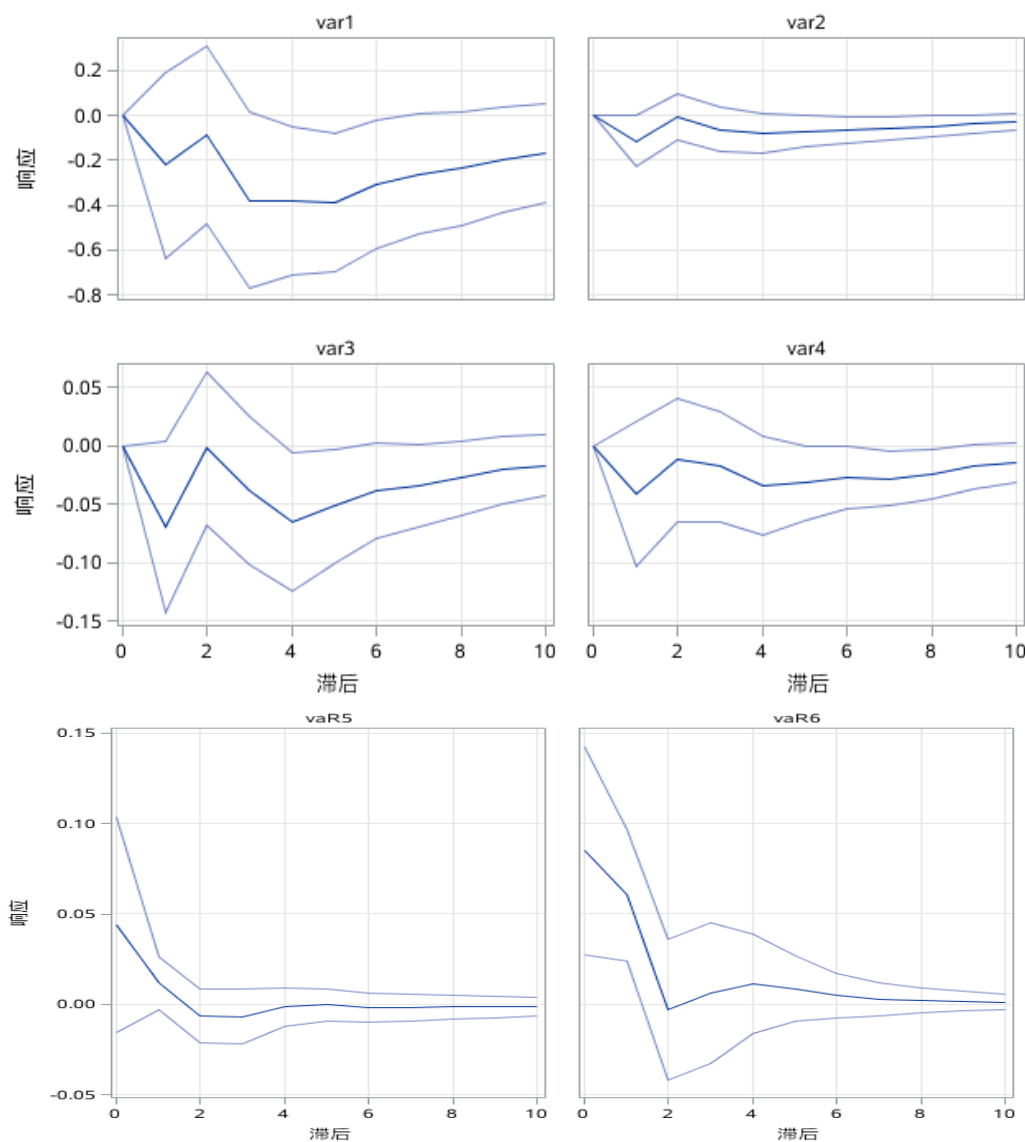


图3-3 投资者情绪综合指数与六因子下行波动率的正交化脉冲响应

由脉冲响应图3-3，可以得到分析得出投资者情绪综合指数对MRK溢价因子的历史波动率产生短期和长期正向冲击，说明投资者情绪综合指数产生了持久稳定的影响。投资者情绪综合指数对SMB市值因子、HML账面价值比因子、RMW盈利因子、CMA投资因子、MOM动量因子的历史波动率产生了短期冲击，在滞后6期之后已经逐渐收敛于0了，只是产生了短期影响，进一步说明了情绪能够影响因子收益的下行波动率，作为预测未来波动的关键指标。

本小节的研究结果与王美今和孙键军（2004）分析了中国股市收益，收益波动，投资者情绪之间的影响关系得到的结果相似。本文结果表明通过对六因子波动率（历史，下行波动率）与投资者情绪综合指数相关性分析，格兰杰检验，var脉冲响应分析结果验证了投资者情绪综合指数影响当前或未来的波动率。由于六因子是六种不同的股票投资组合收益率，很好解释了市场的超额收益率。而六因子的波动率在一定程度上反映市场风险，因此投资者情绪可视为预测未来波动率的一个重要指标。另一方面，在对未来波动率进行预测时，把投资者情绪综合指数作为重要的影响变量，将很好地降低波动预测值和真实值的误差。因此，本章的结论将给第四章的投资者情绪综合指数能够加入时间序列预测模型预测因子的未来波动提供合乎逻辑的解释。

第四章 基于投资者情绪的因子波动率管理策略研究

上一章验证了投资者情绪与六因子的波动率之间存在互相影响关系，其结论给本章研究基于投资者情绪的因子波动率管理策略（优化后的波动率管理策略）提供了情绪能够预测因子风险的有效依据。本章首先分析Moreira和Muir (2017)波动率管理模型（后文简称MM波动率管理模型）在A股市场的不足，这将解释了本文为什么要优化Moreira和Muir (2017)波动率管理模型。其次将探索如何构建基于投资者情绪的因子波动率管理策略（优化后的波动率管理策略），并给出不同时间序列模型下基于投资者情绪管理策略的绩效分析。最后是模型绩效的进一步分析和样本外检验。

4.1 MM 波动率管理模型缺陷分析

本节首先研究MM波动率管理策略在A股市场的表现，分析非管理因子对MM波动率管理因子的时间序列回归结果，观察MM波动率管理策略管理后的因子投资组合是否能完全解释非管理因子投资组合，能否获得显著的 α 值，提高因子投资组合的夏普比率。

为了直观观察数据特征，下面进行FF六个因子的波动率（历史、下行波动率）的描述性统计，表格4-1是计算六因子月度收益率的均值和两种风险度量变量的月度波动率均值。

表格4-1 六因子的描述性统计表

	MKT	SMB	HML	RMW	CMA	MOM
M	0.834	0.891	0.209	-0.047	0.315	0.321
$\hat{\sigma}_t$	7.411	0.967	0.683	0.667	0.604	1.811
$\hat{\sigma}_u$	1.046	0.485	0.321	0.323	0.296	0.607
样本数	228	228	228	228	228	228

表格4-1展现的因子分别是A股市场的MRK溢价因子，SMB市值因子、HML账面价值比因子、RMW盈利因子、CMA投资因子、MOM动量因子。历史波动率均值定义为 $\hat{\sigma}_t$ ，下行波动率的均值定义为 $\hat{\sigma}_u$ ，M为收益率均值。根据描述性统计表格4-1，可以看出下行波动率的均值比历史波动率均值的低，通过波动率管理模型公式（2-1）可以知道，波动率越大其作为倒数调整的杠杆比率就会增大，进行波动率模型管理调整后本质是放大了风险调整杠杆。

4.1.1 MM 波动率管理 α 分析

本节将进行非管理因子对MM波动率管理因子的 α 分析，探究MM波动率管理策略管理后的因子投资组合是否能完全解释非管理因子投资组合，Qiao (2020)认为如果不能完全解释（回归产生的 α 显著），则说明存在风险溢价，MM波动率管理策略能改善非管理因子投资组合的风险和收益。回归的模型如下：

$$f_{t+1}^\sigma = \alpha + \beta f_{t+1} + \epsilon_{t+1} \tag{4-1}$$

f_{t+1}^σ 是管理策略因子的月度收益率，通过公式（2-1）调整风险权重计算出来。 f_{t+1} 是因子月度收益率。下面是使用两种风险度量的变量（历史、下行波动率）代入（4-1）公式进行回归，研究MM波动率管理是否让因子投资组合产生风险溢价和夏普比率的变化。表格4-2为MM波动率管理后六因子与未管理前的六因子回归结果，括号内为百分5%水平下的t统计值。

表格4-2 MM波动率管理后六因子与未管理前的六因子回归结果

	MKT	SMB	HML	RMW	CMA	MOM
管理历史	0.622	0.609	0.669	0.643	0.505	0.648
波动率 β	(14.56)	(4.00)	(16.40)	(15.41)	(10.73)	(15.63)
管理下行	0.851	0.842	0.879	0.879	0.788	0.845
波动率 β	(29.72)	(28.35)	(33.37)	(34.08)	(23.56)	(29.13)
管理历史	0.261	0.428	0.141	0.456***	-0.464	1.055***
波动率 α	(0.59)	(-1.96)	(1.03)	(3.06)	(-1.07)	(4.10)
管理下行	0.41	-0.201	0.133	0.207***	-0.056	0.704***
波动率 α	(1.39)	(-1.42)	(1.51)	(2.25)	(-0.35)	(3.92)
样本数	228	228	228	228	228	228

表格4-2展示了在选择两种的波动率（历史、下行波动率）中，六因子的回归系数都显著为正，盈利因子（RMW），动量因子（MOM）的两种MM波动率管理后的正阿尔法都较为显著，说明波动率管理的因子不能完全被原始因子所解释，正阿尔法说明产生了风险溢价，进而能够提高因子投资组合的夏普比率。市场风险溢价因子（MKT）和账面价值比因子(HML)的正阿尔法值不显著为正，说明改善效果不佳。市值因子（SMB）、投资因子（CMA）出现显著的负阿尔法值说明了策略恶化了投资组合，由此可见MM波动率管理策略在A股表现一般。与Qiao（2020）在美股市场的研究结论不一样，使用两种波动率的MM波动率管理策略能在美股市场表现优异，在美股市场证实了没有基于情绪的波动管理策略对因子存在一定的有优化作用。但是在A股市场表现差强人意，这与国内学者研究波动率管理策略的结论相似。

4.1.2 MM 波动率管理的夏普比率分析

衡量投资组合收益的一个有名的标准就是夏普比率（Sharpe ratio）。市场投资者明白，投资光看收益是不够的，还要看承受的风险，也就是收益风险比。夏普比率描述的正是这个概念，即每承受一单位的总风险，会产生多少超额的报酬。本节观察没有基于情绪的因子波动率管理策略的效果，计算投资组合的夏普比率，夏普比率是衡量投资组合优异的重要指标，夏普比率越大说明单位风险下收益越高，反之收益越低。

下面是通过计算出两种风险度量（历史波动率，下行波动率）下的未管理的因子 f_{t+1} 和MM波动率管理策略管理后的因子 f_{t+1}^{σ} 的夏普比率的大小对比. 单因子背景下夏普比率计算公式为：

$$SR = \frac{E(f_{t+1})}{\hat{\sigma}_t^2(f)} \quad (4-2)$$

其中 $\hat{\sigma}_t^2(f)$ 为单因子投资组合的期望收益率， $\hat{\sigma}_t^2(f)$ 为单因子投资组合的风险(方差)。

表格 4-3非管理因子与MM波动率管理因子的夏普比率（SR）

	MKT	SMB	HML	RMW	CMA	MOM
未管理SR	0.0964	0.1414	0.0188	0.0337	-0.0190	0.0016
管理历史波动率SR	0.1283	-0.0545	0.0750	0.1401	-0.0825	0.0239
管理的下行波动率SR	0.1386	0.0261	0.0807	0.0905	-0.0413	0.0506

表格 4-3展示在使用两种目标波动率后，MM波动率管理模型后的因子投资组合中，账面市值比因子（HML），盈利因子（RMW），动量因子（MOM）的夏普比率相比于未管理的因子的夏普比率存在提高。结果也实证了策略能产生显著的正阿尔法值的同时会使得夏普比率能够提高，产生负的阿尔法值会使得夏普比率下降，MM波动率管理策略在A股市场存在效果，但是效果并没有Moreira和Muir(2017) 波动率管理模型在美股市场上表现那么完美。因此需要寻找适合A股市场的波动率管理策略。

4.2 基于投资者情绪的因子波动率管理策略构建

上一节的结论表明MM波动率管理策略在A股市场的表现一般，无法体现出波动率管理策略的价值。为了寻找适合A股市场的波动率管理策略，并结合了第三章得出的结论情绪能够影响因子未来波动率，本节提出了基于投资者情绪的因子波动率管理策略的构建方法。本文使用的FAMA六因子（MRK溢价因子、SMB市值因子、HML账面价值比因子、RMW盈利因子、CMA投资因子、MOM动量因子）的好处在于，国内已有学者实证了这些因子很大程度解释我国A股市场的收益率，这些因子代表的投资组合能够产生超额收益，具有代表性。下面介绍基于投资者情绪的因子波动率管理策略（优化后的波动率管理策略）的计算方法。

在Moreira and Muir (2017)提出的波动率管理模型公式（2—1）的基础上，本文提出基于投资者情绪的波动率管理模型（优化后的波动率管理模型）公式如下：

$$f_{t+1}^{\sigma} = \frac{c}{\hat{\sigma}_t^2(f^p)} f_{t+1} \quad (4-3)$$

其中 $\hat{\sigma}_t^2(f^p)$ 是 $\hat{\sigma}_t^2(f)$ 基于投资者情绪的时间序列预测模型下的预测值。 f_{t+1} 表示为因子i的超额收益率， $\hat{\sigma}_t^2(f)$ 为因子日度数据的无条件的月已实现方差, c为常数确保 f_{t+1}^{σ} 和 f_{t+1} 整体风险不变。例如将市值因子（SMB）的月收益率作为模型的 f_{t+1} ，日

收益率的月度方差作为 $\hat{\sigma}_t^2(f)$ ，按照一定比例固定窗口通过时间序列模型滚动预测未来风险 $\hat{\sigma}_t^2(f)$ ， $\frac{f_{t+1}}{\hat{\sigma}_t^2(f^p)}$ 作为调整投资组合的杠杆比例，计算出 f_{t+1}^1 为月度数据的收益率，令 f_{t+1} 和 f_{t+1}^1 的整体风险不变（保证投资组合管理前后整体风险不变），计算出常数 c 获得 $\frac{c}{\hat{\sigma}_t^2(f^p)}f_{t+1}$ 值，进而得到了波动率管理过后的因子投资组合收益率。

本文选择的目标波动率是两种风险度量变量，一是历史波动率（因子的月度方差）、下行波动率（下行方差），下面是目标波动率的计算公式。

1、历史波动率公式：

$$\hat{\sigma}_t^2(f) = \sum_{d=1/22}^1 \left(f_{t+d} - \frac{\sum_{d=1/22}^1 f_{t+d}}{22} \right)^2. \quad (4-4)$$

其中 f_t 是因子的日度收益率， $\hat{\sigma}_t^2(f)$ 是因子的月度历史波动率。

2、下行波动率公式：

$$\hat{\sigma}^2(f) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (4-5)$$

$\hat{\sigma}^2$ 是因子的月方差，下行方差可以用 $\hat{\sigma}_u^2$ 表示：

$$\hat{\sigma}_u^2(f) = \frac{1}{N_u} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \cdot 1_{x_i > \bar{x}} \quad (4-6)$$

N_u 因子每个月日收益率个数， x_i 为因子的 i 日的日收益率， \bar{x}^2 为因子的每个月的日收益率平均值。 $1_{x_i > \bar{x}}$ 表示要求 x_i 大于 \bar{x}^2 。

为了实施动态的波动率风险管理策略，使用预测的风险 $\hat{\sigma}_t^2(f^p)$ ，从时间序列模型来扩展投资组合的风险敞口，使其随着时间的推移保持恒定的风险，通过计算出的常数值 c ，使得未管理的 f_{t+1} 投资组合整体风险与管理的 f_{t+1}^σ 投资组合风险一致目标。 f_{t+1} 是未管理的投资组合（或普通策略）的回报， f_{t+1}^σ 是规模化或风险管理策略的回报， $\hat{\sigma}_t^2(f^p)$ 是对投资组合长期平均波动水平的估计。根据 $\frac{c}{\hat{\sigma}_t^2(f^p)}$ 比率可以实时实施对投资组合进行杠杆化和去杠杆化，因为这种投资组合调整技术仅取决于事前信息。调整后的投资组合将比未调整的投资组合具有更平滑的波动性，并与对冲基金等机构投资者在现实世界中的表现相匹配。

4.3 不同时间序列模型下基于情绪的波动率管理策略的实证分析

本节采用不同时间序列模型（AR、ARMA、ARFIMA）对FF6因子波动率进行固定窗口滚动预测。观察不同时间序列模型下优化后的波动率管理策略在A股市场的表现。时间序列预测模型对在时间上具有长短期记忆的数据序列具有很好的效果，Sing（2019）在研究波动率管理模型时已经提出时变方差缩放改进波动率管理模型，运用时间序列预测方法，来预测未来风险，进而改变因子投资组合的风险暴露头寸，证明了该方法在美股市场扩展了目标波动率的输入，有更好的表现。在时间序列模型中选择了相对简单的模型进行研究，观察将情绪加入预测模型的波动率管理策略的表现。使用分数差分ARMA（ARFIMA）好处在于，ARFIMA解释了波动性时间序列中的长记忆，并已成功用于预测各种金融资产的波动性。

Barroso和Clara（2015）的波动率管理投资组合的研究，使用了投资组合前期方差的简单指标或横截面代理（如RD），也仅使用最近的历史数据来计算回报。鉴于大量的时间序列文献表明波动率是高度可预测的，使用事前（预测）波动率而不是简单的事后（历史）波动率代理对投资组合波动率进行详细分析是研究中合乎逻辑的下一步。投资者情绪是影响股市价格波动的重要因素，一般情况下市场的情绪越大市场的收益波动也就越大。本节使用不同时间序列模型下优化波动率管理策略的思路是在原有波动率管理策略的基础上，对两种不同风险度量变量（历史波动率，下行波动率）进行不同时间序列模型滚动预测，加入情绪变量作为影响变量，产生新的风险度量变量。本文研究用的情绪是投资者情绪综合指数（CSIC）。

本节滚动预测因子未来波动率的步骤是对因子的历史波动率以50个月为初始样本，样本长度为228个月，预测下一月方差（波动率）得到新一个月的方差（波动率）预测值，将样本更新至下一期，长度不变，再预测下一期的方差（波动率），从而得到基于情绪的新的因子风险度量变量。下面将基于投资者情绪对因子月度风险进行不同时间序列模型的滚动预测，而基于投资者情绪的AR（1）模型可以用以下方程（4-7）描述。

$$RV_{i,t+1} = \alpha + \beta_1 RV_{i,t} + \beta_2 |CSIC| + \varepsilon_t \quad (4-7)$$

其中 $RV_{i,t}$ 是因子月度波动率，CSIC是情绪指标， α 为回归截距， β_1 , β_2 回归相关性系数， ε_t 为误差。 $|CSIC|$ 是取绝对值，由于风险是用因子的月度方差进行衡量，没有负值，借鉴Sing（2019）的方法，回归需要对情绪指标取绝对值，避免回归误差过大。以下使用AR, ARMA, ARFIMA时间序列模型，并把投资者情绪指标作为预测未来波动率的重要影响变量，对未来波动率进行预测。在使用时间序列预测模型前对数据必须进行平稳性检验。

4.3.1 时间序列模型预测数据的平稳性检验

本节使用了时间序列预测模型，时间序列预测模型的使用是要求数据进行平稳性检验，检验数据是否存在自相关性，是否是具有平稳性，是否是白噪声。使用SAS软件分别进行ACF检验、ADF检验、白噪声检验。通过这些检验，才能进行数据的时间序列预测模型固定窗口滚动预测。因此，下面将对FF6因子波动率（历史、下行波动率）的数据进行平稳性检验。

1、ACF检验

ACF检验是用来检验时间序列数据在时间序列上是否存在自相关性。自相关系数如果长期大于0，说明时间序列具有很强的长期自相关性，如果短期衰减迅速，说明时间序列具有短期的自相关性。将对FF6因子的波动率（历史波动率、下行波动率）进行ACF（自相关）检验。

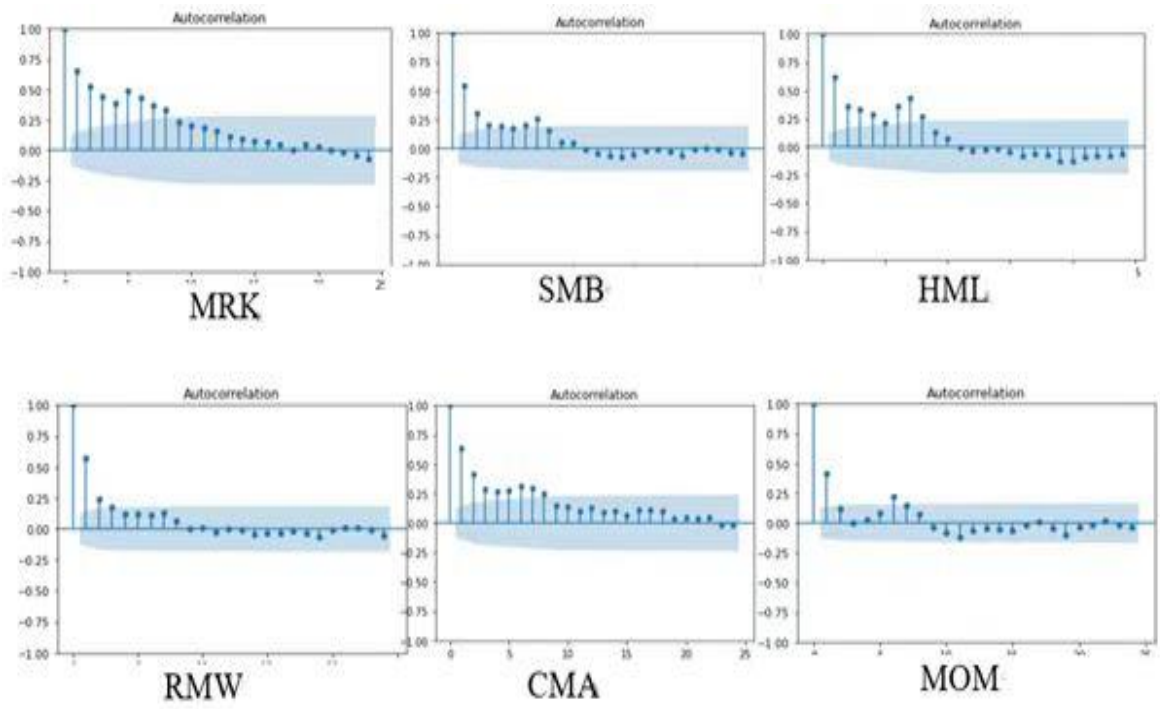


图4-1 六因子的历史波动率的自相关性ACF图

图4-1ACF检验结果表明，观察到六因子的历史波动率中溢价因子MRK，投资因子CMA的风险具有长期自相关性，且溢价因子MRK的ADF衰减缓慢：时间序列有明显的趋势属于非平稳序列。HML账面价值比因子、RMW盈利因子、CMA投资因子、MOM动量因子风险为平稳序列：ACF衰减迅速。MOM因子风险具有短期自相关性。下面是对FF6因子的下行波动率进行ACF检验，结果展示图 4-2 。

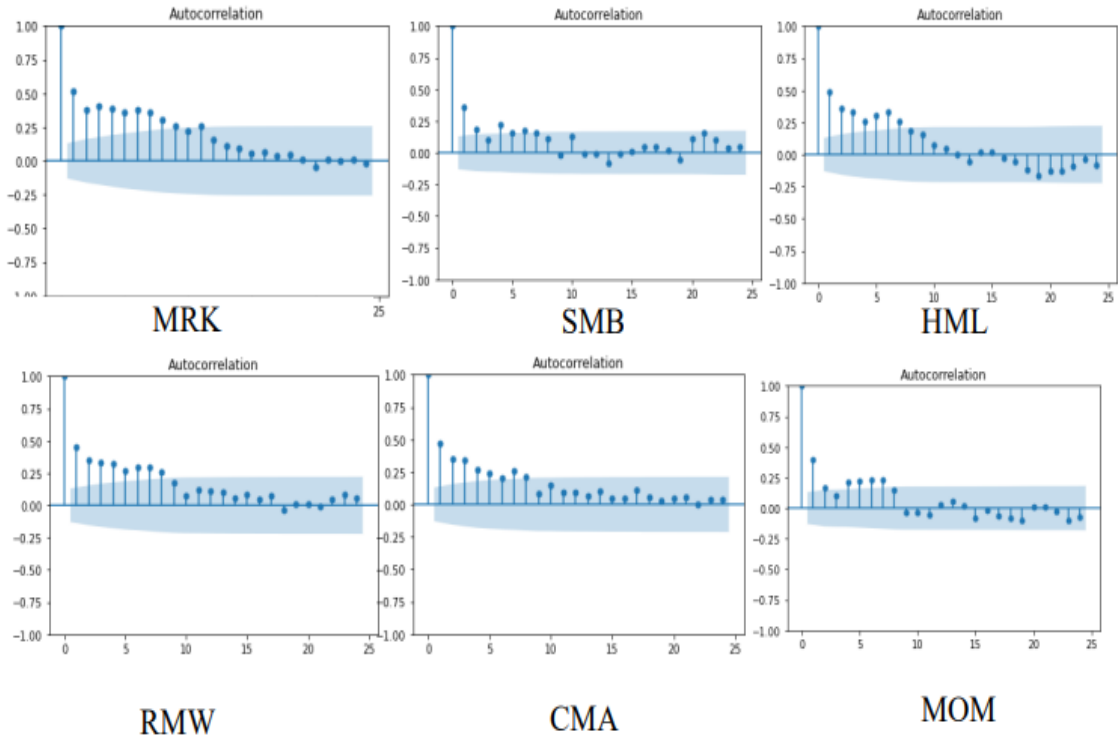


图 4-2 六因子的下行波动率的自相关性ACF图

通过ACF检验,图 4-2观察到六因子的下行波动率中MRK溢价因子、RMW盈利因子、CMA投资因子风险具有长期自相关性,且MRK盈利因子风险ADF衰减缓慢:时间序列有明显的趋势属于非平稳序列。SMB市值因子、RMW盈利因子、CMA投资因子、MOM动量因子风险的ACF衰减迅速为平稳序列。SMB市值因子、MOM动量因子风险具有短期自相关性。

2、ADF检验

ADF检验是单位根检验。用来检验序列中是否存在单位根,因为存在单位根就是非平稳时间序列了,会使回归分析中存在伪回归。下面进行的平稳性检测中,如果单位根ADF检验统计量对应的p值大小显著小于0.05,那么该序列判断为平稳序列,反之为非平稳并且非平稳数据一定不是白噪声数据。

表格4-4 历史波动率ADF检验

历史波动率 $\hat{\sigma}_t^2$	MKT	SMB	HML	RMW	CMA	MOM
T值	-2.797	-7.968	-3.427	-6.025	-7.120	-4.106
P值	0.058	0.000	0.010	0.000	0.000	0.001
样本数	228	228	228	228	228	228

表格4-4展示了ADF检验计算结果,六因子的历史波动率 $\hat{\sigma}_t^2$ 的时间序列数据除了MKT因子外,其他五因子波动率的P值大小显著小于0.05,判断为平稳的时间序列数据。而MKT因子波动率的P值为0.0585显著大于0.05,其为非平稳序列,要进行差分处理后才能进行有效预测。

表格4-5下行波动率ADF检验

下行波动率 $\hat{\sigma}_u^2$	MKT	SMB	HML	RMW	CMA	MOM
T值	-2.864	-3.635	-2.745	-4.187	-5.108	-3.547
P值	0.049	0.005	0.066	0.001	0.000	0.006
样本数	228	228	228	228	228	228

表格4-5展示了ADF检验计算,六因子的历史波动率 $\hat{\sigma}_t^2$ 的时间序列数据P值大小显著小于0.05,判断为平稳的时间序列数据。而MKT因子波动率的P值为0.09接近于0.05。为了结果更好准确,也需要进行差分处理。

3、白噪声检验

白噪声检验是用来检验时间序列数据是否为纯随机数据,如果检验结果的p值小于0.05,得到的时间序列是平稳非白噪声序列,如果p值大于0.05则是白噪声,即时间序列是完全随机的,过去的行为对未来的发展没有丝毫影响,故而没有必要再深入分析了,则没有研究的意义了。

表格4-6 历史波动率白噪声检验

历史波动率 $\hat{\sigma}_t^2$	MKT	SMB	HML	RMW	CMA	MOM
T值	98.41	68.49	86.70	74.21	92.68	40.39
P值	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
样本数	228	228	228	228	228	228

表格4-6结果展示，通过白噪声检验计算六因子的历史波动率 $\hat{\sigma}_t^2$ 的时间序列数据全为非白噪声的时间序列数据，因此是非纯随机序列。

表格4-7下行波动率白噪声检验

下行波动率 $\hat{\sigma}_u^2$	MKT	SMB	HML	RMW	CMA	MOM
T值	62.49	29.50	54.22	46.81	51.89	36.75
P值	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
样本数	228	228	228	228	228	228

表格4-7结果展示，通过白噪声检验计算六因子的下行波动率 $\hat{\sigma}_u^2$ 的时间序列数据全为非白噪声的时间序列数据，因此是非纯随机序列。说明了MRK溢价因子、SMB市值因子、HML账面价值比因子、RMW盈利因子、CMA投资因子、MOM动量因子的历史波动率为平稳非白噪声序列。因此下一节可以使用时间序列预测模型。

4.3.2 AR(1)模型下优化后波动率管理策略分析

AR(1)模型是指ARMA(1,0)模型，本文已经在4.2章节提出了基于投资者情绪的波动率模型公式(4-3)，AR(1)模型是用来预测因子的未来波动率，在预测的同时加入投资者情绪作为影响变量，即使用公式(4-7)，并利用SAS软件建模预测得到新的因子未来波动率，把新的因子未来波动率代入公式(4-3)即得到AR(1)模型下优化后波动率管理策略。目的是通过这种优化方法来提高波动率管理模型在A股市场的表现，得到单因子投资组合的超额收益(α 值)，夏普比率。

通过SAS软件，只考虑自回归预测时，得到最优的模型参数估计值 $p=1$ ，即AR(1)模型，因此下面将进行AR(1)模型下优化后波动率管理策略。表格4-8展示了AR(1)模型下优化后波动率管理策略的回归结果，回归公式如下：

$$f_{ar(1)}^{\sigma} = \alpha + \beta f + \epsilon \quad (4-8)$$

其中 $f_{ar(1)}^{\sigma}$ 是AR(1)模型下基于投资者情绪的波动率管理策略得到的因子投资组合月收益率， f 是未管理的因子投资组合收益率。AR(1)模型滚动预测过程：将六因子波动率的数据前50个月为初始样本，总样本的长度为288，固定窗口滚动预测下一月风险，得到新的风险度量变量。加入投资者情绪后的AR(1)模型预测得到新的两种风险度量变量（历史波动率 $\hat{\sigma}_t^2$ ，下行波动率 $\hat{\sigma}_u^2$ ），通过优化的波动率管理公式(4-3)进行杠杆化缩放得到 $f_{ar(1)}^{\sigma}$ 后，再经过公式(4-8)回归得到 β 系数和 α 值，因子的夏普比率(SR)通过公式(4-2)计算。

表格 4-8 AR（1）模型

	MKT	SMB	HML	RMW	CMA	MOM
$\hat{\sigma}_t^2(\beta)$	0.850 (24.35)	0.811 (20.89)	0.784 (19.02)	0.838 (23.15)	0.836 (22.99)	0.873 (26.95)
$\hat{\sigma}_u^2(\beta)$	0.952 (33.68)	0.986 (65.01)	0.970 (43.65)	0.990 (78.32)	0.967 (41.11)	0.988 (71.83)
$\hat{\sigma}_t^2(\alpha)$	0.192 (0.72)	-0.337 (1.80)	0.130 (0.94)	0.208 (1.83)	-0.159 (1.89)	0.584*** (3.29)
$\hat{\sigma}_u^2(\alpha)$	0.463*** (2.66)	-0.150*** (-2.00)	0.248*** (2.97)	0.071*** (2.04)	0.018 (0.39)	0.377*** (5.13)
$\hat{\sigma}_t^2(\text{SR})$	0.107	0.044	0.053	0.094	-0.084	0.107
$\hat{\sigma}_u^2(\text{SR})$	0.169	0.120	0.068	0.034	0.018	0.104

备注： $\hat{\sigma}_t^2(\beta)$ 、 $\hat{\sigma}_t^2(\alpha)$ 、 $\hat{\sigma}_t^2(\text{SR})$ 分别是选择历史波动率后，基于情绪的波动率管理策略管理后因子投资组合收益率的回归系数、截距项、夏普比率； $\hat{\sigma}_u^2(\beta)$ 、 $\hat{\sigma}_u^2(\alpha)$ 、 $\hat{\sigma}_u^2(\text{SR})$ 分别是选择下行波动率后，基于情绪的波动率管理策略管理后因子投资组合收益率的回归系数、截距项、夏普比率。

表格 4-8 是加入情绪后AR（1）模型的回归结果。观察发现，两种风险度量变量（历史、下行波动率）下，经过基于投资者情绪的波动率管理策略优化后动量因子（MOM）的正阿尔法值显著，溢价因子（MKT）、账面价值比因子（HML）、盈利因子(RMW)的 $\hat{\sigma}_t^2(\alpha)$ 正值显著。除了SMB因子外，两种风险度量下的优化波动率管理策略管理过后的六因子的夏普比率相比与MM波动率管理的夏普比率有各种程度的提高，说明了AR（1）将情绪考虑在内的波动率管理策略针对风险溢价因子（MKT）、账面市值比因子（HML），盈利因子（RMW），动量因子（MOM）效果显著。

4.3.3 AR(3)模型下优化后波动率管理策略分析

AR（3）模型是指ARMA(3,0)，上一节是对AR模型参数估计P=1，本节为了观察时间序列模型参数的变动（从P=1到P=3）是否引起优化后波动率管理策略效果的变化，进行AR(3)模型下优化后波动率管理策略分析。本文已经在4.3章节提出了基于投资者情绪的波动率模型公式（4-3），AR（3）模型是用来预测因子的未来波动率。下面在预测的同时加入投资者情绪作为影响变量，并使用SAS软件建立AR（3）预测模型，预测得到新的因子未来波动率，把新的因子未来波动率代入公式（4-3），即得到AR（3）模型下优化后波动率管理策略。目的是通过这种优化方法来提高波动率管理策略在A股市场的表现，得到单因子投资组合的超额收益（ α 值），夏普比率。本节进行AR（3）模型下优化后波动率管理策略的回归分析。回归公式如下：

$$f_{ar(3)}^\sigma = \alpha + \beta f + \epsilon \tag{4-9}$$

其中 $f_{ar(3)}^\sigma$ 是AR（3）模型下基于投资者情绪的波动率管理策略得到的因子投资组合月收益率， f 是未管理的因子投资组合月收益率。滚动预测过程：将六因子的波

动率前50个月为初始样本，总样本的长度为288，固定窗口滚动预测下一月风险，得到新的风险度量变量。模型预测得到新的两种风险度量变量（历史波动率 $\hat{\sigma}_t^2$ ，下行波动率 $\hat{\sigma}_u^2$ ），通过优化的波动率管理公式（4-3）进行缩放得到管理因子 $f_{ar(3)}^\sigma$ ，再经过公式（4-9）回归得到 β 系数和 α 值，因子的夏普比率（SR）通过公式（4-2）计算。

表格 4-9 AR（3）模型

	MKT	SMB	HML	RMW	CMA	MOM
$\hat{\sigma}_t^2$ (β)	0.774 (18.14)	0.816 (20.91)	0.778 (18.59)	0.834 (22.75)	0.833 (22.60)	0.871 (26.64)
$\hat{\sigma}_u^2$ (β)	0.904 (31.90)	0.936 (40.30)	0.955 (48.77)	0.951 (46.43)	0.951 (46.55)	0.974 (65.13)
$\hat{\sigma}_t^2$ (α)	-0.049 (-0.15)	-0.361** (1.92)	0.127 (0.90)	0.199 (1.72)	-0.141 (-1.66)	0.589*** (3.28)
$\hat{\sigma}_u^2$ (α)	0.046 (0.22)	-0.088 (-0.79)	0.187*** (2.83)	0.129*** (2.00)	-0.053 (-1.14)	0.319*** (3.90)
$\hat{\sigma}_t^2$ (SR)	0.068	0.036	0.051	0.094	-0.075	0.108
$\hat{\sigma}_u^2$ (SR)	0.093	0.011	0.083	0.072	-0.041	0.059

备注： $\hat{\sigma}_t^2$ (β)、 $\hat{\sigma}_t^2$ (α)、 $\hat{\sigma}_t^2$ (SR) 分别是选择历史波动率后，基于情绪的波动率管理策略管理后因子投资组合收益率的回归系数、截距项、夏普比率； $\hat{\sigma}_u^2$ (β)、 $\hat{\sigma}_u^2$ (α)、 $\hat{\sigma}_u^2$ (SR) 分别是选择下行波动率后，基于情绪的波动率管理策略管理后因子投资组合收益率的回归系数、截距项、夏普比率。

表格 4-9 是AR（3）模型下的回归结果。观察发现，两种风险度量变量（历史、下行波动率）下，经过基于投资者情绪的波动率管理策略优化后动量因子（MOM）依然表现优异（获得显著 α 值），基于投资者情绪的波动率管理策略优化后的账面价值比因子（HML）的 $\hat{\sigma}_t^2$ (α) 的正值弱显著，HML账面价值比因子，RMW盈利因子的 $\hat{\sigma}_u^2$ (α) 的正值显著。除了SMB因子外，两种风险度量下基于投资者情绪的AR(3)模型优化管理过后的六因子的夏普比率相比与AR（1）模型产生的夏普比率有各种程度的下降，说明了时间序列模型参数的变动（从P=1到P=3）会引起优化后波动率管理策略效果的变化。AR(3)模型将情绪考虑在内的波动率管理策略针对账面市值比因子（HML），盈利因子（RMW），动量因子（MOM）效果有所下降。

4.3.4 ARMA 模型下优化后波动率管理策略分析

ARMA模型是用来预测因子的未来波动率，下面在预测的同时加入投资者情绪作为影响变量，并使用SAS软件建立ARMA预测模型，预测得到新的因子未来波动率，把新的因子未来波动率代入公式（4-3），即得到ARMA模型下优化后波动率管理策略。目的是通过这种优化方法来提高波动率管理策略在A股市场的表现，获得单因子投资组合的超额收益（ α 值），更高的夏普比率。

ARMA模型考虑自回归（AR）模型和移动平均（MA），通过SAS软件得到最优的模型参数估计值 $p=1, q=1$, 即ARMA(1,1)模型。本节将进行ARMA（1,1）模型下优化后波动率管理策略的回归分析。回归公式如下：

$$f_{\text{ARMA}(1,1)}^{\sigma} = \alpha + \beta f + \epsilon \quad (4-10)$$

其中 $f_{\text{ARMA}(1,1)}^{\sigma}$ 是ARMA（1,1）模型下基于投资者情绪的波动率管理策略得到的因子投资组合月收益率， f 是未管理的因子投资组合月收益率。计算过程是加入投资者情绪后ARMA(1,1)模型滚动预测得到新的两种风险度量变量（历史波动率 $\hat{\sigma}_t^2$ ，下行波动率 $\hat{\sigma}_u^2$ ），通过优化的波动率管理公式（4-3）进行缩放得到管理因子 $f_{\text{ARMA}(1,1)}^{\sigma}$ 后，再经过公式（4-10）回归得到如下结果。

表格 4-10 ARMA（1,1）模型

	MKT	SMB	HML	RMW	CMA	MOM
$\hat{\sigma}_t^2 (\beta)$	0.809 (20.21)	0.813 (20.70)	0.776 (19.00)	0.842 (22.93)	0.819 (20.97)	0.879 (26.40)
$\hat{\sigma}_u^2 (\beta)$	0.881 (28.34)	0.943 (45.91)	0.957 (45.61)	0.917 (39.72)	0.922 (42.22)	0.976 (61.62)
$\hat{\sigma}_t^2 (\alpha)$	0.239 (0.78)	-0.395*** (-2.08)	0.160 (1.16)	0.217 (1.86)	0.107 (-1.19)	0.562*** (3.11)
$\hat{\sigma}_u^2 (\alpha)$	0.1045 (0.43)	-0.119 (-1.19)	0.147*** (2.07)	0.182*** (2.44)	-0.065 (-1.26)	0.313*** (3.56)
$\hat{\sigma}_t^2 (\text{SR})$	0.108	0.033	0.063	0.099	-0.065	0.107
$\hat{\sigma}_u^2 (\text{SR})$	0.096	0.072	0.089	0.091	-0.034	0.059

备注： $\hat{\sigma}_t^2 (\beta)$ 、 $\hat{\sigma}_t^2 (\alpha)$ 、 $\hat{\sigma}_t^2 (\text{SR})$ 分别是选择历史波动率后，基于情绪的波动率管理策略管理后因子投资组合收益率的回归系数、截距项、夏普比率； $\hat{\sigma}_u^2 (\beta)$ 、 $\hat{\sigma}_u^2 (\alpha)$ 、 $\hat{\sigma}_u^2 (\text{SR})$ 分别是选择下行波动率后，基于情绪的波动率管理策略管理后因子投资组合收益率的回归系数、截距项、夏普比率。

表格 4-10 展现了ARMA模型下的回归结果。观察发现两种风险度量变量（历史、下行波动率）下，经过基于投资者情绪的波动率管理策略优化后动量因子（MOM）依然表现优异（获得显著 α 值），基于投资者情绪的波动率管理策略管理后的 HML 账面价值比因子、RMW盈利因子的 $\hat{\sigma}_u^2 (\alpha)$ 都产生了显著正值。SMB市值因子产生了 $\hat{\sigma}_t^2 (\alpha)$ 的负值且呈弱显著。两种风险度量下的ARMA（1,1）优化波动率管理策略管理过后的六因子的夏普比率相比与MM波动率管理策略产生的夏普比率有各种程度的提高。SMB市值因子依旧无法通过波动率管理策略获得收益，这一点和Moreira and Muir（2017）结论一致。

4.3.5 ARFIMA 模型下优化后波动率管理策略分析

通过4.4.1小节的ACF检验结果表明，因子投资组合波动率的时间序列数据存在一定的自相关记忆性，因此本节采用ARFIMA模型。ARFIMA模型是用来预测因子

的未来波动率,下面在预测的同时加入投资者情绪作为影响变量,并使用SAS软件建立ARFIMA模型预测得到新的因子未来波动率,把新的因子未来波动率代入优化的波动率管理策略(4-3),即得到ARFIMA模型下优化后波动率管理策略。目的是通过这种优化方法来提高波动率管理策略在A股市场的表现,得到单因子投资组合的超额收益(α 值),夏普比率。

通过SAS软件,进行时间序列模型的参数定价,得到最优的模型参数估计值 $p=1, d=0.3, q=1$,即ARFIMA(1,0.3,1)模型。ARFIMA(1,d,1)模型可以用以下公式表示:

$$\theta(L)(1-L)^d RV_{i,t} = c_0 + \phi(L)\varepsilon_t \quad (4-11)$$

其中 d 表示分数差分的阶数,并且是非整数(分数)值。如果 d 介于0和0.5之间,则ARFIMA过程表现出长记忆,如果 d 介于-0.5和0之间,则表现出反持久性。如果 d 的绝对值小于0.5,则该过程既稳定又可逆。ARFIMA模型是差分数值取非整数,针对具有长短期记忆的时间序列数据。ARFIMA模型综合考虑了数据的长短期的记忆性,是分析时间序列具有长短期记忆的特征的有效工具。下面是ARFIMA模型下优化后波动率管理的回归分析,回归公式如下:

$$f_{\text{ARFIMA}}^\sigma = \alpha + \beta f + \epsilon \quad (4-12)$$

其中 f_{ARFIMA}^σ 是ARFIMA(1,0.3,1)模型下基于投资者情绪的波动率管理策略得到的因子投资组合月收益率, f 为未管理的因子投资组合月收益率。具体做法为ARFIMA(1,0.3,1)模型滚动预测得到新的两种风险度量变量(历史波动率 $\hat{\sigma}_t^2$,下行波动率 $\hat{\sigma}_u^2$),通过代入公式(4-3)进行缩放得到管理因子 f_{ARFIMA}^σ 后,再经过公式(4-12)回归得到 β 系数和 α 值,因子的夏普比率(SR)通过公式(4-2)计算。

表格 4-11 ARFIMA(1,0.3,1)模型

	MKT	SMB	HML	RMW	CMA	MOM
$\hat{\sigma}_t^2$ (β)	0.966 (56.67)	0.940 (41.79)	0.789 (47.22)	0.970 (60.20)	0.984 (85.03)	0.989 (99.68)
$\hat{\sigma}_u^2$ (β)	0.980 (73.51)	0.973 (58.45)	0.982 (78.76)	0.999 (123.98)	0.996 (119.48)	0.987 (94.13)
$\hat{\sigma}_t^2$ (α)	0.192 (1.48)	-0.295*** (-2.71)	0.132** (1.95)	0.037 (0.73)	-0.036 (-1.35)	0.246*** (4.72)
$\hat{\sigma}_u^2$ (α)	0.068*** (2.66)	-0.143 (-1.79)	0.115*** (2.74)	0.064*** (2.57)	0.030 (-1.61)	0.167*** (2.92)
$\hat{\sigma}_t^2$ (SR)	0.132	0.121	0.064	0.003	0.008	0.090
$\hat{\sigma}_u^2$ (SR)	0.156	0.115	0.152	0.091	-0.030	0.162

备注: $\hat{\sigma}_t^2$ (β)、 $\hat{\sigma}_t^2$ (α)、 $\hat{\sigma}_t^2$ (SR)分别是选择历史波动率后,基于情绪的波动率管理策略管理后因子投资组合收益率的回归系数、截距项、夏普比率; $\hat{\sigma}_u^2$ (β)、 $\hat{\sigma}_u^2$ (α)、 $\hat{\sigma}_u^2$ (SR)分别是选择下行波动率后,基于情绪的波动率管理策略管理后因子投资组合收益率的回归系数、截距项、夏普比率。

表格 4-11是ARFIMA (1,0.3,1) 模型的回归结果。观察发现, 经过基于投资者情绪的波动率管理策略优化后动量因子 (MOM) α 值的依然表现优异。经过基于投资者情绪的波动率管理策略优化后的HML账面价值比因子的 $\hat{\sigma}_t^2(\alpha)$ 呈现弱显著。SMB市值因子的 $\hat{\sigma}_t^2(\alpha)$ 产生了负值显著, HML账面价值比因子和RMW盈利因子的 $\hat{\sigma}_u^2(\alpha)$ 产生了正值显著。两种风险度量下的优化波动率管理策略管理过后的六因子的夏普比率相比与MM波动率管理策略产生的夏普比率有些提升有些下降, 说明了ARFIMA(1,0.3,1)优化的波动率管理策略效果表现相比于AR (1) 效果有所下降, 也反映了因子投资组合的风险更有短期的记忆性。

通过四个不同的时间序列模型下基于情绪的波动率管理策略的实证结果来看, 将投资者情绪考虑为影响因子投资组合风险的重要因素, 使用时间序列模型预测未来波动率后的波动率管理模型相比于没有基于情绪的MM波动率管理有更好的表现。基于投资者情绪的因子波动率管理策略能够提高因子投资组合在A股的表现。

4.4 模型绩效的进一步分析

上一节分析了不同时间序列模型下基于情绪的波动率管理策略在A股市场的表现, 是否提高 α 的显著性, 因子投资组合的夏普比率大小来判断优化效果。根据投资组合理论, 还存在其他衡量投资组合成绩的指标, 本节将对优化模型绩效的进一步分析。投资组合理论是一种重要的管理投资工具, 其中包括了如何管理风险, 产生超额收益。因子投资组合风险描述的是一揽子股票所共同承担 (或者暴露于的) 的某一方面的系统性风险。相应的, 因子投资组合收益理解为围绕该因子构建的投资组合中股票的共性收益 (即系统性风险溢价)。该投资组合如果赚钱, 那么靠的是其在该风险因子上的暴露, 靠的是该风险因子在时间维度上所带来的有效而稳定的风险溢价。 α 值可以表示主动管理投资组合得到的超额收益, 衡量一个投资组合的绩效好与坏还可以通过投资组合持有期的累计收益表示。

4.4.1 单因子投资组合累计收益率

为了直观对比经过多种模型优化后的波动率管理策略的因子投资组合的效果变化, 下面分别计算出2003-2022持有期的六个因子投资组合的累计收益走势图像。根据4.3小节的实证结果, 采用下行波动率的因子投资组合会有更好的表现, 因此本小节的波动率都采用下行波动率进行计算。通过SAS软件画出不同时间序列模型下基于情绪的波动率管理 (优化后的波动率管理策略) 的因子投资者组合累计收益图。

图 4-3展示的是基于AR (1) 模型优化的波动率管理后的因子投资组合累计收益率, 依次为MRK溢价因子、SMB市值因子、HML账面价值比因子、RMW盈利因子、CMA投资因子、MOM动量因子的波动率 (蓝色曲线为未管理的因子投资组合, 红色曲线为基于投资者情绪的波动率管理管理后因子投资组合)。

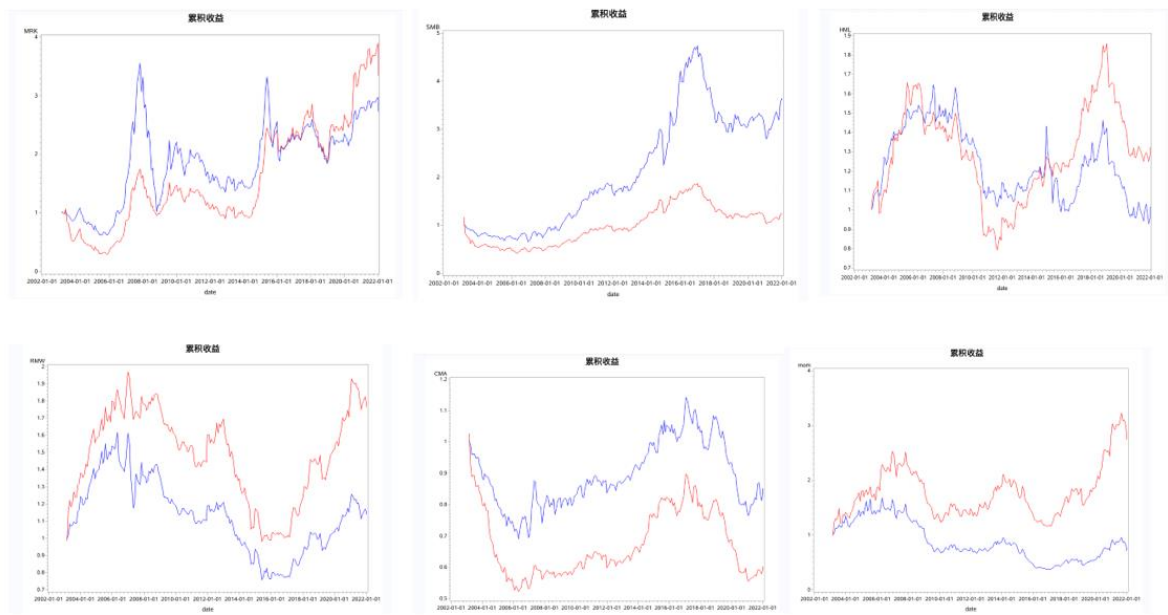


图 4-3 AR（1）模型累计收益率

图 4-3 AR（1）模型累计收益率图结果来看，SMB市值因子，CMA因子的基于投资者情绪的波动率管理策略未跑赢未管理的因子投资组合，而其他四个因子在持有期内累计收益都优于未管理因子投资组合。说明了因子投资组合在经过优化的波动率管理策略能够在持有期提高一定的收益率。

AR(3)模型优化后的波动率管理因子投资组合的累计收益的计算方法和AR(1)一样，并且为了与AR(1)对比，图4-4还画出了AR(3)模型优化后的波动率管理因子投资组合的累计收益结果进行对比。

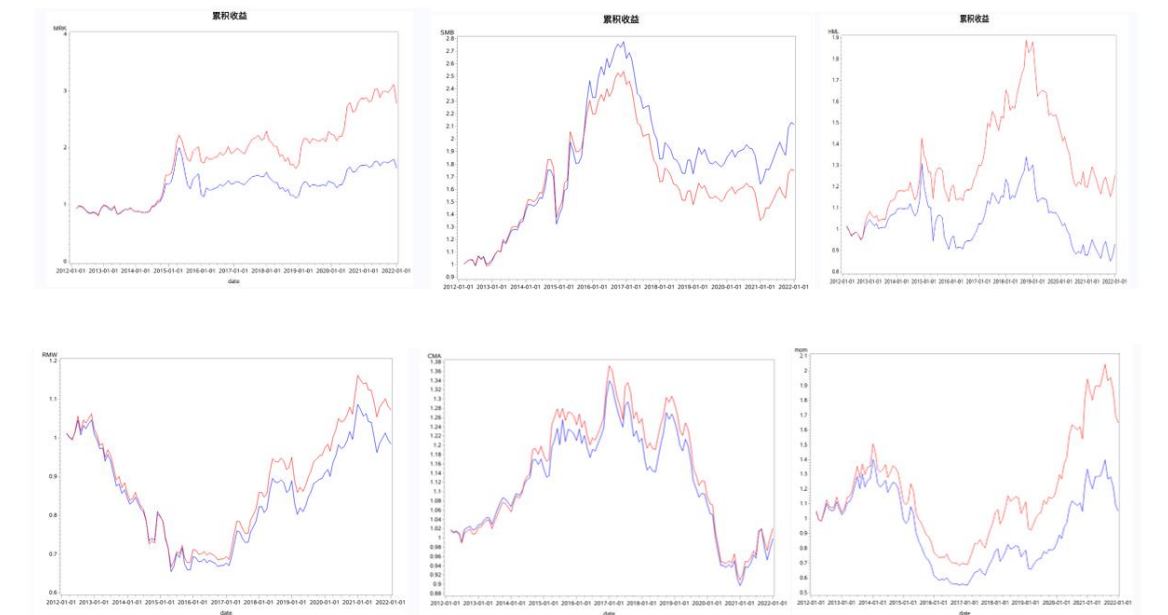


图 4-4 AR(3)模型的累计收益

图4-4结果显示，SMB市值因子的优化的波动率管理策略持有期产生的累计收益未跑赢未管理策略，而MRK溢价因子，HML账面价值比因子、RMW盈利因子、

CMA投资因子、MOM动量因子在持有期内累计收益都优于未管理因子，相比于AR(1)模型，AR(3)提高了CMA投资因子的表现。

下面将展示的是ARMA(1,1)模型优化的波动率管理的因子投资组合累计收益率图，绿色曲线是未管理的波动率策略，红色曲线为优化的波动率管理策略。

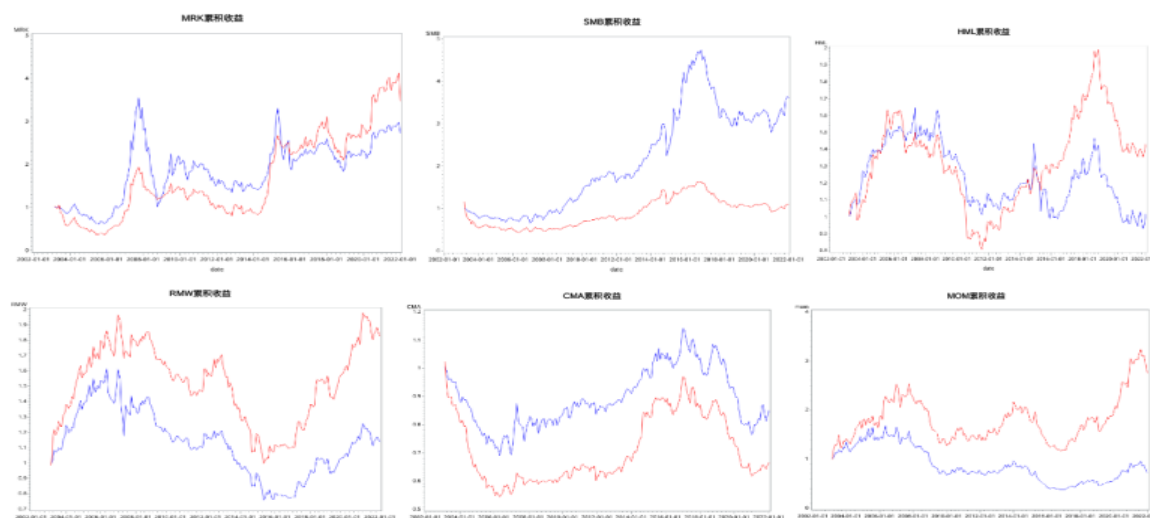


图 4-5 ARMA(1,1)模型的累计收益

图 4-5展示的ARMA(1,1)模型优化的波动率管理因子投资组合的累计收益结果来看，SMB市值因子，CMA投资因子的优化的波动率管理策略未跑赢未管理策略，而其他四个因子在持有期内累计收益都优于未管理因子。说明了优化后的策略对因子投资组合累计收益有效果，结果和AR(1)相同。而ARIFMA(1,0.3,1)模型优化的波动率管理因子投资组合累计收益图得出结果与AR(1)、ARMA(1,1)相似，不再展示。持有期内不同的时间序列预测模型下基于投资者情绪的波动率管理策略的累计收益率效果对比来看，优化策略都无法很好地改善SAM市值因子，CMA因子投资组合的累计收益，可能是由于中国A股的市场风险溢价因子(MKT)，投资因子(CMA)本身的特性决定了波动率管理对其无效。

下面将从股票市场制度角度方面解释和探究为什么基于投资者情绪的因子波动率管理策略能够管理因子投资组合的风险。Moreira和Muir(2017)提出波动率管理模型在美股市场的表现十分优越，后续学者也通过不同的检验方法解释市场表现。国内也有学者仿照Moreira和Muir(2017)的波动率管理模型，其得出波动率管理策略在A股市场的表现很一般，与美股表现不同，一方面的原因这是由于这两个股票市场的差异性导致。美股交易实行T+0制，可以做日内交易，即在当天交易时间段内可以自由买卖，交易次数及涨跌幅均无限制。A股交割实行T+2制，即当天成交的股票，会在交易日之后第二个工作日进行资金和股票的交收而A股交易实行T+1制，即当天买入的股票，需要等到下一个交易日才能卖出。当天卖出股票的资金也需要等到下一个交易日才能取出。美国股市则完全是市场机制，无涨跌幅度限制，但跌幅过高会出现熔断停盘现象，A股没有熔断机制，但在中国股市中，股票无论是涨幅还是

跌幅当日都不能超过10%。A股的投资者主要分为机构和个人，而美股的投资主要还是华尔街投资机构。两个市场的交易方式、涨跌幅限制、投资主体等很多方面的不同，解释了波动率管理策略在A股市场的适应性表现与在美股市场的表现不同。

下面将通过比较中美股市指数（标普500 Vs 沪深300）的波动率，解释波动率管理策略在A股市场的适应性表现与在美股市场的表现不同的原因，选取了2010.01-2019.09这段时间，来比较两者的表现。两者都是选取价格指数，不包括分红，且都是用本币计价。会发现a股指数的累计收益波动率远远高于美股指数，前者大约是后者的两倍左右。



图4-6 标普500 Vs 沪深300的累计收益

波动率很高，就是股市在短时间内大起大落，因此很难让人对股票究竟应该值什么价格做出理性判断。图4-6展示了2007/08年，上证指数在2年左右，从2000多点涨到6000点左右，然后又跌回到3000点。2015年，短短一年内，股市从2000点涨到5000点，又暴跌至3000点。a股的这种过山车行情，是它有别于美股的重要特点之一。有些股民，把中国股市归结为“牛短熊长”，而把美国股市归结为“慢牛行情”。从k线图表面上来看，这种描述有一定道理。现象背后的原因可以用投资者情绪理论来解释，我们可以把股市中股民的思考和行为习惯，分为两大类：高涨情绪和低迷情绪的，高涨情绪是股民买了股票后，如果价格上涨了，股民会感觉更好。因为这代表股民之前的决策是正确的。股价上涨，提高了股民对自己投资决策的信心，让股民更加确信自己是对的，并且鼓励股民接下来加仓，再去买更多，是高涨情绪的一个典型表现。中国有2亿散户股民，除了具有专业知识和技能的投资者，绝大部分股民，只是在被情绪左右。情绪左右就是说，炒股是一种社会行为，股民们去炒股，主要就是因为别人也在炒，而不是自己对股票有多少研究，或者能从股市中赚多少钱，容易被他人情绪影响。和高涨情绪相反的，是低迷情绪。低迷情绪的意思是，价格下跌后，股民反而更开心，因为这样股民就可以以更低的价格买进更多的股票了，如果一个市场中大部分人都是高涨情绪，那个市场的动量惯性就比较强，更容易在上

涨时疯涨，烂股票卖黄金价，在下跌时猛跌，好股票都跌到白菜价。股市价格最后回归基本面价值，需要有足够多的套利投资者入场，在下跌过度时掏底，在上涨过度时卖空，以平衡那些高涨情绪，追涨杀跌的投资者。

这个框架，可以为中国股市波动性远高于美国股市提供解释：如果股市中的很多参与者，知识有限，没空或者没能力做尽职调查，对自己的投资能力信心不足，同时套利者不足，那么就会被情绪影响投资行为，导致股市大起大落。以上进一步说明中国股票市场的波动率管理策略存在很大的发掘潜力，A股市场的收益波动会受投资者情绪的影响，那么基于投资者情绪的波动率管理模型的优化策略会进一步提高因子投资组合在A股市场的表现。

4.4.2 多因子投资组合夏普比率

夏普比率是衡量投资组合优异的重要指标，夏普比率越大说明单位风险下收益越高，反之收益越低。4.3小节是在单因子投资组合的背景下来计算出因子投资组合夏普比率，也可以理解为计算了一个投资组合的夏普比率，本小节将在多因子的背景计算投资组合的夏普比率。选择这六个因子的多因子投资组合观察是否会产生更高的夏普率，进行简单模拟以等权重分配计算的多因子投资组合收益，应用Qiao（2018）组合夏普比率的计算公式：

$$SR_6 = \sqrt{\mu' \Sigma^{-1} \mu}$$
 (4—9)

SR_6 为六因子组合整体的夏普比率， μ 为因子的超额收益， Σ^{-1} 为六因子收益率的协方差矩阵。六因子投资组合夏普比率是以等权重分配计算的单位收益。

表格4-11 等权重分配多因子投资组合夏普比率

	历史波动率	下行波动率
未管理的 SR_6	0.324	0.398
MM波动率管理的 SR_6	0.334	0.375
基于情绪的AR(1)管理后 SR_6	0.310	0.485
基于情绪的AR(3) 管理后 SR_6	0.277	0.352
基于情绪的ARMA(1,1) 管理后 SR_6	0.394	0.307
基于情绪的ARFIMA(1,0.3,1) 管理后 SR_6	0.446	0.399

表格4-11展示了多种模型优化后波动率管理策略的多因子投资组合的夏普比率，MM波动率管理策略并未很好地提高多因子投资组合的夏普比率，选择历史波动率的基于情绪的ARMA(1,1)、ARFIMA(1,0.3,1)模型和选择下行波动率的基于情绪的AR(1)，ARFIMA(1,0.3,1)模型能提高多因子投资组合的夏普比率。现实投资中管理多因子投资组合可以采用不同的权重分配，或许存在更好的权重分配方式提高投资组合夏普比率，而本小节的结果进一步实证了基于投资者情绪的波动率管理策略在A股市场的表现会更好。

4.5 样本外检验

上一节在样本内计算了优化后的波动率管理策略在A股的表现，使用时间序列预测模型的好处是通过使用时间序列预测模型中的预测因子风险来衡量因子投资组合的风险敞口，从而使其在一段时间内保持恒定风险，根据预测因子的风险大小对因子投资组合的权重进行分配，从而达到管理因子投资组合风险目的；不好的地方在于过度依赖历史数据，过去的信息会存在前瞻性，得到的预测结果可能会脱离真实结果。为了避免这种情况，本章节将进行样本外检验，目的是在样本外观察因子真实波动率与预测的因子未来波动率偏离程度。

参考Sing（2019）的研究方法，下面是计算在基于情绪下的时间序列预测的波动率与真实波动率的相似度，进行样本外检验，将样本外的预测值和因子收益率当月波动率的真实值进行比较。

本节使用的样本外检验R平方的计算公式如下：

$$R_{i, OOS}^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^{T-1} (\hat{\alpha}_t + \hat{\beta}_t RV_{i,t} - RV_{i,t+1})^2}{\sum_{t=1}^{T-1} (\overline{RV}_{i,t} - RV_{i,t+1})^2} \quad (4-13)$$

其中 $\hat{\alpha}_t$ ， $\hat{\beta}_t$ 是时间序列模型的估计参数， $RV_{i,t}$ 是i因子在t时刻的波动率， $(\hat{\alpha}_t + \hat{\beta}_t RV_{i,t})$ 就可以理解为预测值， $RV_{i,t+1}$ 是i因子在t+1时刻的波动率， $\overline{RV}_{i,t}$ 是波动率滚动预测数据的均值，也就是i因子的t时刻前的序列求平均值，这个是与预测值同步的。

4.5.1 历史波动率的样本外结果

依据公式(4-10)，表格5-1给出了时间序列模型预测因子的历史波动率的样本外结果展示，负值表示预测值和真实值差距大，R平方越接近于1，说明预测值逼近真实值，预测性高。在ARFIMA(1, d, 1)模型中，d=0.3。滞后一期表示的是因子的波动率选用滞后一期的历史波动率。

表格5-1 历史波动率的样本外检验

历史波动率	MKT	SMB	HML	RMW	CMA	MOM
滞后一期	0.3266	0.1413	-3.1706	0.5648	-3.0204	-6.6861
AR(1)	0.6831	0.3617	0.4969	0.4212	0.6261	0.1915
AR(3)	0.6439	0.3739	0.5942	0.4389	0.5624	0.1732
ARMA(1,1)	0.6410	0.2809	0.5283	0.5283	0.4883	0.4883
ARFIMA(1,d,1)	0.6562	0.3569	0.3698	0.5789	0.5586	0.1576

表格5-1可以看到：HML账面价值比因子、CMA投资因子、MOM动量因子的滞后一期波动率的样本外R方为负值，可预测性低，说明当用滞后一期的波动率代替当前风险管理投资组合时，模型效果将减弱。除了盈利因子RM外，ARMA(1,1)，ARFIMA(1, d, 1)的样本外R方都大于滞后一期的R方，其他因子的基于情绪的时间序列模型预测效果能改善波动率管理模型的表现，其中MRK溢价因子，SMB市值因子、CMA投资因子进行差分后，样本外R方能提高。

4.5.2 下行波动率的样本外结果

依据公式(4-13)，表格5-2给出了时间序列模型预测因子的下行波动率的样本外结果。其中，负值表示预测值和真实值差距大，R平方越接近于1，说明预测值逼近真实值，预测性高。在ARFIMA(1, d, 1)模型中，d=0.3。滞后一期表示的是因子的波动率选用滞后一期的下行波动率。

表格5-2下行波动率的样本外检验

下行波动率	MKT	SMB	HML	RMW	CMA	MOM
滞后一期	0.9272	-0.1565	-3.6932	-2.5191	0.1609	-0.0661
AR(1)	0.9155	-0.0241	0.4054	0.0117	0.6217	-0.1516
AR(3)	0.8465	-0.0459	0.4267	-0.2131	0.5508	-0.1999
ARMA(1,1)	0.9734	-0.2614	0.2836	0.0282	0.6072	0.4376
ARFIMA(1,d,1)	0.7851	-0.1026	0.3659	-0.4327	0.4323	-0.1463

表格5-2展示了SMB市值因子、HML账面价值比因子、RMW盈利因子、MOM动量因子的滞后一期波动率的样本外R方为负值，SMB因子的R方都为负值。除了市值因子SMB外，ARMA(1,1)，ARFIMA(1,d,1)的样本外R方都大于滞后一期策略的R方且预测效果提升，其他因子的时间序列模型预测效果能改善波动率管理模型的表现，其中MRK溢价因子，HML账面价值比因子、RMW盈利因子、CMA投资因子进行差分后，样本R方能提高。

样本外R方的检验能够保证避免波动管理策略的目标波动率输入项所产生的误差过大，避免波动率管理模型失真。当进行时间序列预测时，把情绪剔除时，直接简单通过历史风险进行预测未来风险，误差将变大。这是因为如果只是对历史波动率的过去信息去预测未来信息，得到的预测值只是包含过去，未来风险与过去风险存在一定的记忆性，但未来的风险受影响因素很多，包括宏观的经济政策，微观的日常事件发生，黑天鹅事件等等。

根据定义，在t时间段缩放投资组合收益的正确理论方法应该是使用相应的t时间波动率（必须预测），而不是根据前一个时间段的实际波动率或横截面离散度计算的简单代理。测试表明，可以使用多种时间序列预测模型，并把情绪考虑为重要影响要素来预测波动率进行因子风险的缩放，而不是简单的历史波动率代替。测试表明，加入投资者情绪的时间序列预测模型的预测波动率的方法产生了更高的回报率和夏普比率。研究表明，基于情绪波动率预测模型的选择会显著影响因子投资组合收益。本文只选了情绪作为未来风险的重要影响要素，实证结果证明了将情绪加入因子投资组合的未来风险预测，将预测风险作为波动率管理模型的新因子风险，进而优化模型，提高在A股市场的表现。

第五章 结论及展望

5.1 结论

波动率是衡量风险的指标，同时也是投资组合择时的重要参数，一直被市场投资者和学界研究人员关注。本文沿用了Moreira and Muir（2017）的波动率管理模型，在主流的六因子背景下，研究了该模型在A市场的表现，观察是否提高了六因子投资组合择时后的表现。重点研究了因子波动率管理策略的优化方法，结合投资者情绪理论和时间序列预测模型优化因子投资组合的风险度量的变量，在均值-方差理论和投资组合定价理论的基础上观察基于投资者情绪的因子波动率管理策略在A股市场的表现。

首先，本文分析了Moreira and Muir（2017）的波动率管理模型的不足。本文分别使用具有代表性的FF六因子（MRK溢价因子、SMB市值因子、HML账面价值比因子、RMW盈利因子、CMA投资因子、MOM动量因子）收益率的波动率（历史波动率和下行波动率）去改变因子投资组合风险暴露权重，当因子风险较高时，降低风险暴露权重，当因子风险较低时，提高风险暴露权重，以获得显著的阿尔法值，提高因子策略的夏普比率。结果是只有RMW盈利因子的表现有所提高，与国内学者的研究结论相似。

其次，重点研究了因子波动率管理策略的优化方法，分析投资者情绪与因子波动率之间存在的相关性，对两者的数据进行了平稳性检验并构建了VAR模型，结果验证了投资者情绪与六因子波动率之间存在互相影响的关系，也证明了因子波动率的时间序列数据是平稳的和使用时间序列模型预测因子未来风险时加入投资者情绪是可行的。然后分别分析了不同时间序列模型（AR、ARMA、ARFIMA）下基于投资者情绪的波动率管理模型的表现，结果表明选择两种风险度量变量（历史、下行波动率）后，A(1)，ARFIMA(0,0.3,0)模型优化后有五个因子（MRK溢价因子，SMB市值因子，HML账面价值比因子、RMW盈利因子、MOM动量因子）获得显著 α 值（主动管理投资组合得到的超额收益），而且这五个因子投资组合的夏普比率都有不同程度的提高。AR(3)和ARMA(1,1)模型优化后有三个因子（HML账面价值比因子、RMW盈利因子、MOM动量因子）的阿尔法 α 值显著，夏普比率比未管理的因子有所提高。

再次，计算了基于投资者情绪的波动率管理累计收益图，直观对比观察管理前后的因子投资组合的效果变化，结果表明AR(1)，ARMA(1,1)，ARFIMA(1.0,3,1)模型下有四个因子（MRK溢价因子、HML账面价值比因子、RMW盈利因子、MOM动量因子）的管理后的累计收益大于未管理的。AR(3)模型下有五个因子（MRK溢价因子、HML账面价值比因子、RMW盈利因子、CMA投资因子、MOM动量因子）管

理后的累计收益大于未管理的。然后是模型绩效的进一步分析,结果表明无论是单因子,还是多因子的背景下,优化后的波动率管理策略相比未优化的更胜一筹。

最后,进行样本外检验,将样本外的预测值和因子收益率当月波动率的真实值进行比较,观察基于情绪下的时间序列预测的波动率与真实波动率的相似度 R^2 。检验结果表明在AR、ARMA、ARFIMA预测模型下有五个因子(MRK溢价因子、SMB市值因子、HML账面价值比因子、RMW盈利因子、MOM动量因子)的波动率的预测值和真实值相似度 R^2 对比滞后一期的都有所提高,验证了基于情绪的预测模型的可行性。总的来说,本文的研究发现通过预测因子的未来风险,加入投资者情绪的波动率管理策略提高了其在A股市场的表现。

5.2 不足之处以及展望

受制于本人学识及精力,研究发现本文存在一些不足之处。

第一,本文用的是FAMA六因子(MRK溢价因子、SMB市值因子、HML账面价值比因子、RMW盈利因子、CMA投资因子、MOM动量因子)代表了六种投资组合,因子数量还不够多,因为目前解释中国股票市场收益的因子数量有限,随着越来越多的国内外学者发现更多的市场异象,能解释中国股市市场收益的许多因子被进一步挖掘,或许会存在波动率策略管理后表现更好的因子投资组合,为投资者在波动率管理策略下提供更多的可产生超额收益的投资组合。因子的月度数据样本不够大,由于A股市的历史不长,构建的六因子月度数据和投资者情绪综合指数月度数据统一样本长度只有228。相较于美股市场可构建的月度因子数据长度一千多,样本量不够大,进行因子风险预测容易产生偏差,即使将其作为新的风险的波动率管理策略的投资组合收益表现提升,也无法有效进行投资组合风险权重管理。

第二,时间序列预测过程中,对因子未来风险预测不仅仅可以使用时间序列AR模型,也可以采用其他的预测模型,而这些模型是否能优化因子波动率管理策略尚未研究。

第三,现实投资者进行波动率管理策略需要对投资组合频繁地调整杠杆,就需要对投资组合不断地进行做多,做空买卖。这个过程会面临很多的障碍例如交易市场存在的限制,交易时间、交易量、交易成本的限制,频繁调整投资组合权重就意味着产生很高的交易成本,当把交易成本考虑在内的波动率管理的投资组合收益率是否能战胜未管理的投资组合收益。

因此,作者认为,未来的改进方向可以围绕上述三点展开。一方面随着越来越多的国内外学者发现更多的市场异象,能解释中国股市市场收益的许多因子被进一步挖掘,投资者在波动率管理策略下提供更多的可产生超额收益的投资组合。Stambaugh和Yuan(2017)从行为金融学的角度在市场因子和规模因子的基础上加入了管理因子和表现因子,构建了四因子模型。Daniel(2020)在市场因子的基础上

加入了长周期行为因子、短周期行为因子等新的因子。未来的学者可以通过更多的因子模型进行更深入的实证和理论分析。

本文的回归模型用的是月频数据，增大样本长度的方法，还可以改用周频数据进行滚动回归预测。随着A股市场的发展，未来能为学者提供更多的样本数据。时间序列预测过程中，对因子未来风险预测不仅仅可以使用时间序列AR模型，也可以采用其他的预测模型。ARCH模型，GARCH模型也特别适用于波动性的分析和预测，这也给研究波动率管理相关领域的学者提供新思路。

现实投资者进行波动率管理策略需要对投资组合频繁地调整杠杆，就需要对投资组合不断地进行做多，做空买卖，因此策略的进行需要大量资金，只适合机构投资者，并不合适散户。中国股市的投资者又以散户交易为主，是否能发现存在适用于中国散户交易的波动率管理模型，且当把交易成本考虑在内的波动率管理的投资组合收益率是否能战胜未管理的投资组合收益，是值得学者继续深入研究。近几年，随着A股市场的不断发展，市场制度不断完善，波动率管理策略在A股市的研究方法需要不断的尝试和优化。

参考文献

- [1] Asgari H, Najafi H. The Linkage between Sentiments and Stock Market Dynamics; New Evidence from Iran[J].The Journal of Business Administration Research, 2020, 9(2): 29.
- [2] Brown GW. Volatility, Sentiment, and Noise Traders[J]. Financial Analysts Journal, 1999, 52(2): 82-90.
- [3] Baker M, Wurgler J. Investor Sentiment and the Cross-section of Stock Returns[J]. The Journal of Finance, 2006, 5 (61): 1645-1680.
- [4] Brown GW, Cliff MT. Investor sentiment and the near-term stock market[J]. Journal of Empirical Finance, 2004, 11(1): 1-27.
- [5] Fama E, French K R. The Cross-section of Expected Stock Returns. Journal of Finance, 1992, 5(47): 427- 465.
- [6] Barroso and Santa-Clara. Momentum has its moments[J]. the Journal of Financial Economics, 2015, 116(1): 111-120.
- [7] Cederburg O'Doherty MS and Wang F, et al. On the performance of volatility managed portfolios[J] Journal of Financial Economics, 2020, 138(1): 95-117.
- [8] Chi Y, Qiao X, Yan S, et al. Volatility and returns: Evidence from China[J]. International Review of Finance, 2020, 65(1): 55-89
- [9] Fama E, French K R. The Cross-section of Expected Stock Returns. Journal of Finance, 1992(47): 427- 465.
- [10] Fama E, French K R. factor asset pricing model[J]. The Journal of Financial Economics, 2015, 116(1): 1-22.
- [11] Hou K. Mo H et al. An augmented q-factor model with expected growth[J].Review of Finance, 2021, 25(1): 1-41.
- [12] Qiao X and Yan S, et al. Downside volatility-managed portfolios[J].Journal of Portfolio Management, 2020, 46(7): 13-29.
- [13] Moreira and Muir. Volatility-managed portfolios[J].The Journal of Finance, 2017,72(4): 1611-1644.

- [14] Pedro Barroso, Andrew Detzel. Do limits to arbitrage explain the benefits of volatility-managed portfolios? [J]. Journal of Financial Economics, 2021, 2(3): 16-43
- [15] An-Sing Chen and Hung-Chou Chang, Time-varying Variance Scaling: Application of the Fractionally Integrated ARMA Model[J]. The North American Journal of Economics and Finance, 2019, 7(47): 1-12
- [16] Daniel K, Hirshleifer D, Sun L. Short and long horizon behavioral factors[J]. The Review of Financial Studies, 2020, 33(4): 1673-1736.
- [17] Malcolm Baker, Jeremy C Stein. Market liquidity as a sentiment indicator[J]. Journal of Financial Markets, 2003, 7(3): 271-299.
- [18] Qiu L X, Welch I. Investor Sentiment Measures. Working paper. Brown University, 2004.
- [19] Stambaugh R F, Yuan Y. Mispricing factors[J]. The Review of Financial Studies, 2017, 30(4): 1270-1315.
- [20] Sayim M, Rahman H. The Relationship Between Individual Investor Sentiment, Stock Return and Volatility: Evidence from the Turkish Market [J]. International Journal of Emerging Markets, 2015, 10(3): 504-520.
- [21] Schmeling M. Investor Sentiment and Stock Returns: Some International Evidence[J]. Journal of Empirical Finance, 2009, 16(3): 394-408.
- [22] Tetlock P C. Giving Content to Investor Sentiment: The Role of Media in the Stock Market [J]. The Journal of finance, 2007, 62(3): 1136-1169.
- [23] Thomas F Cooley, Stephen F Leroy. A Theoretical Macro-econometrics: A Critique [J]. Journal of Monetary Economics, 1985, 16(3): 283-308.
- [24] Yuhui Den. Investor Sentiment and Mispricing of Assets--from Behavioral Finance Perspective [J]. The Frontiers of Society, Science and Technology, 2019(7): 44-51.
- [25] Zilong Li, Su sheng Wang, Mingzhu Hu. International investor sentiment and stock returns: Evidence from China[J]. Investment Analysts Journal, 2021, 50(1):
- [26] Dunham L M, Garcia J. Measuring the effect of investor sentiment on liquidity[J]. Managerial Finance, 2020, 47(1): 59-85.

- [27] Marouen A M, Kamel N, Abdelkader D et al. Investor sentiment and the risk-return tradeoff[J]. International Journal of Financial Engineering, 2020, 07 (04):1-20.
- [28] Rosenberg B, Reid K, Lanstein R. Persuasive evidence of market inefficiency[J]. The Journal of Portfolio Management, 1985, 11(3): 9-16.
- [29] Reinganum J F. On the Diffusion of New Technology: A Game Theoretic Approach[J]. The Review of Economic Studies, 1981, 48(3): 395-405.
- [30] Sharpe W F. A Simplified Model for Portfolio Analysis[J]. Management Science, 1963, 9(2): 277-293.
- [31] Sloan R G. Do stock prices fully reflect information in accruals and cash flows about future earnings? [J]. The Accounting Review, 1996, 71(1): 289-315.
- [32] Stambaugh R F. and Yuan Y. Mispricing factors[J]. The Review of Financial Studies, 2017, 30(4): 1270-1315.
- [33] Haritha P H, Uchil R. Impact of investor sentiment on decision-making in Indian stock market: an empirical analysis[J]. Journal of Advances in Management Research, 2020, 17(1): 66-83.
- [34] Peterkort R F, Nielsen J F. Is the book-to-market ratio a measure of risk?[J].Journal of Financial Research, 2005, 28(4): 487-502.
- [35] Qiao F. Replicating anomalies in China[J].Available at SSRN 3263990, 2019.
- [36] Qiao X, Yan S, Deng B. Downside Volatility-Managed Portfolios[J].The Journal of Portfolio Management, 2020, 46(7): 13-29.
- [37] Reinganum M R. Misspecification of capital asset pricing: Empirical anomalies based on earnings'yields and market values[J].Journal of financial Economics, 1981, 9(1): 19-46.
- [38] Rouwenhorst K G. International momentum strategies[J].The journal of finance, 1998, 53(1): 267-284.
- [39] Rouwenhorst K G. Local return factors and turnover in emerging stock markets[J].The journal of finance, 1999, 54(4): 1439-1464.
- [40] Schwert G W. Size and stock returns and other empirical regularities[J].Journal of financial Economics, 1983, 12(1): 3-12.

- [41] Stattman D, Book values and stock returns. The Chicago MBA: A Journal of Selected Papers, 2015, 4(1): 25-45.
- [42] Titman S, Wei K C J, Xie F. Capital investments and stock returns[J]. Journal of financial and Quantitative Analysis, 2004, 39(4): 677-700.
- [43] Wang F, Yan X, Zheng L. Should Mutual Fund Investors Time Volatility?[J]. Financial Analysts Journal, 2021, 77(1): 30-42.
- [44] Wang Y, Di Iorio A. The cross section of expected stock returns in the Chinese A-share market[J]. Global finance journal, 2007, 17(3): 335-349.
- [45] Xing Y. Interpreting the value effect through the Q-theory: An empirical investigation[J]. The Review of Financial Studies, 2008, 21(4): 1767-1795.
- [46] Zhang H, Dynamic Beta. Time-Varying Risk Premium and Momentum[J]. Time-Varying Risk Premium and Momentum, 2004, 6(2): 136-152.
- [47] Tibshirani R. Regression shrinkage and selection via the lasso[J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), 1996, 58(1): 267-288.
- [48] Wold H. Estimation of Principal Components and Related Models by Iterative Least Squares[J]. Multivariate Analysis, 1966, 1(2): 55-87.
- [49] Zhou G. Analytical GMM tests: Asset pricing with time-varying risk premiums[J]. The Review of Financial Studies, 1994, 7(4): 687-709.
- [50] Fama EF., French KR. Choosing factors[J]. Journal of Financial Economics, 2018, 128(2): 234-252.
- [51] 易志高, 茅宁. 中国股市投资者情绪测量研究: CICS 的构建 [J]. 金融研究, 2009 (11): 174-184.
- [52] 刘冰玉. 波动率管理策略对 FF 五因子的优化研究[D]. 华中科技大学, 2019.
- [53] 张辛培. 基于因子的波动率管理策略研究[D]. 华中科技大学, 2021.
- [54] 王美今, 孙建军. 中国股市收益、收益波动与投资者情绪[J]. 经济研究, 2004(10): 75-83.
- [55] 程昆, 刘仁和. 投资者情绪与股市的互动研究[J]. 上海经济研究, 2005(11): 86-93.
- [56] 关筱谨, 张骏, 刘彦迪. 媒体关注度、投资者情绪与股票市场波动 [J]. 统计与决策, 2022, 38(24): 143-148.

- [57] 韩立岩, 伍燕然. 投资者情绪与 IPOs 之谜——抑价或者溢价[J]. 管理世界, 2007(3): 51-61.
- [58] 黄德龙, 文凤华, 杨晓光. 投资者情绪指数及中国股市的实证[J]. 系统科学与数学, 2009(1): 1-13.
- [59] 胡昌生, 池阳春. 投资者情绪、资产估值与股票市场波动[J]. 金融研究, 2013(10): 181-193.
- [60] 赵胜民, 闫红蕾, 张凯. Fama-French 五因子模型比三因子模型更胜一筹吗——来自中国 A 股市场的经验证据[J]. 南开经济研究, 2016(2): 41-59.
- [61] 周亮. 基于分位数回归的多因子选股策略研究[J]. 西南大学学报(自然科学版), 2019, 41(01): 89-96.
- [62] 左浩苗, 郑鸣, 张翼. 股票特质波动率与横截面收益: 对中国股市“特质波动率之谜”的解释[J]. 世界经济, 2011(5): 117-135.
- [63] 李志冰, 杨光艺, 冯永昌, 等. Fama-French 五因子模型在中国股票市场的实证检验[J]. 金融研究, 2017(06): 195-210.
- [64] 潘莉, 徐建国. A 股市场的风险与特征因子[J]. 金融研究, 2011(10): 140-154.
- [65] 宋光辉, 董永琦, 陈杨炀. 中国股票市场流动性与动量效应——基于 Fama-French 五因子模型的进一步研究[J]. 金融经济研究, 2017(01): 38-52.
- [66] 王春丽, 刘光, 王齐. 多因子量化选股模型与择时策略[J]. 东北财经大学学报, 2018(05): 81-87.
- [67] 王源昌, 汪来喜, 罗小明. F-F 三因子资产定价模型的扩展及其实证研究[J]. 金融理论与实践, 2010(6): 45-50.
- [68] 王志强, 吴风博, 黄芬红. 中国股市波动率异象的存在性、持续性和差异性[J]. 财经问题研究, 2014(9): 45-53.
- [69] 杨高飞, 王志强, 熊海芳. 动量崩溃与目标波动率动态停时风险管理[J]. 投资研究, 2018, (4): 107-124.
- [70] 常峰源. 投资者情绪对股票流动性同步性的影响研究[J]. 价格理论与实, 2022(09): 146-149.
- [71] 胡昌生, 夏郭效. 投资者情绪累积效应与股票价格波动[J]. 统计与决策, 2023, 39(05): 152-157.