中国股市日历效应及其影响因素研究

摘要

摘要正文五号宋体，首行缩进二个字符，单倍行距。300-500字。

关键词：关键词1，关键词2，关键词3

**RESEARCH ON CALENDAR EFFECT OF CHINA'S STOCK MARKET AND ITS INFLUENCING FACTORS**

**ABSTRACT**

English!

**Key words:** Key1, key2, key3

目 录

第一章 绪论 1

1.1 研究背景及研究意义 1

1.1.1 研究背景 1

1.1.2 研究意义 1

1.2 研究方法与内容安排 1

1.2.1 研究方法 1

1.2.2 内容安排 2

1.3 文献综述 3

1.3.1 国外日历效应研究文献综述 3

1.3.2 国内日历效应研究文献综述 4

1.3.3 文献总结与评价 4

第二章 中国股市中的日历效应 6

2.1 日历效应概念 6

2.2 日历效应影响因素 6

2.2.1 风险因素 6

2.2.2 投资者情绪因素 7

2.2.3 政策因素 7

2.3 本章总结 8

第三章 中国股市日历效应检验 9

3.1 日历效应检验方法 9

3.2 日历效应建模——R-Garch模型 9

3.2.1 模型选择 9

3.2.2 模型描述与解释 10

3.2.3 模型参数设定 10

3.2.4 日历效应检验步骤 11

3.3 数据选择与处理方法 11

3.3.1 数据选择 11

3.3.2 对数收益率与已实现波动率 11

3.3.3 数据描述性统计 11

3.3.4 数据分段 12

3.4 日历效应检验结果分析 12

3.4.1 模型分布假设确定结果 12

3.4.2 日历效应检验结果 14

第四章 中国股市日历效应影响因素实证分析 16

4.1 日历效应影响因素检验方法 16

4.1.1 检验方法概述 16

4.1.2 检验模型设定与解释 16

4.1.3 日历效应影响因素假设 16

4.2 日历效应影响因素变量构造 17

4.2.1 风险因素 17

4.2.2 投资者情绪因素 17

4.2.3 政策因素 18

4.2.4 影响因素变量描述性统计 18

4.3 日历效应影响因素实证分析 18

4.3.1 实证结果 18

4.3.2 实证分析 19

第五章 结论与建议 21

5.1 日历效应检验的结论 21

5.2 日历效应影响因素的结论 21

5.3 相关建议 21

参考文献 22

谢辞 23

1. 绪论
   1. 研究背景及研究意义
      1. 研究背景

自1980年以来，伴随着改革开放和社会主义市场经济发展，中国证券市场逐步成长。1990年11月26日上海证券交易所成立，同年12月1日深圳证券交易所成立，经过近30年的快速成长，上交所与深交所均已发展成为市场结构完整、规范有序运作、高效稳健运行的证券交易所。在2009年10月，深交所设立创业板，专门为自主创新及其他成长型创业企业发展提供融资服务。截至2019年2月，在上交所共有1400余家上市公司，总市值超过32万亿人民币；在深交所主板共有470余家上市公司，总市值超过7万亿人民币；在深交所创业板共有740余家上市公司，总市值超过5万亿人民币。因此，对代表中国股市整体情况的上证综指、深证成指、创业板指中的股市异象进行研究有重要的实际意义，叠加国内对三种指数综合检验日历效应及实证影响因素的研究很少，本文选择这三种股指作为中国股市日历效应的研究对象以期在揭示更完整的日历效应及其影响因素的同时为国家完善资本市场建设提供建议。

* + 1. 研究意义

本文共有两个主要目的，首先是检验中国股市的日历效应，其次是分析这类日历效应的影响因素。日历效应，指资产收益率在某些特殊的时间段内出现异常波动，且这种异常波动能在一段时间内持续存在。

检验中国股市的日历效应，是以上证指数、深证成指、创业板指作为研究对象，检验其收益率是否存在日历效应。日历效应的表现形式有多种，比如周内效应、月内效应、隔月效应、假日效应等，本文主要研究样本内的周内效应、月内效应与假日效应。例如某一资产存在“负周一效应”指某段时间内该资产收益率在周一显著为负。

现有的大量研究表明，异常波动的规则（规律）不断发生变化，检验中国股市可能存在的日历效应并以此作为中国股市的特征之一是不明智的。

Sullivan等（2001）提出基于主观感受或集体认知得到一些假设从而进行数据挖掘研究是十分危险的，容易得到表象结论而不是真实效果，并以日历效应为例实证了样本内的某一日历效应在样本外往往是不显著的。

因此，本文并非要寻找中国股市中普遍存在的某些日历效应,将之视为中国股市的特征之一，并以此作为投资策略依据以期获得超额收益、视作某类市场无效率的表现等。

由此引出本文的第二个目的：通过多种方式探究可能与这种异常现象相关的因素，还原日历效应这一表面现象之下的逻辑。

* 1. 研究方法与内容安排
     1. 研究方法

本文所选用的主要数据，即上证指数、深证成指和创业板指5分钟高频数据与日数据均来自聚宽数据（JQData），JQData是聚宽数据团队专门为金融机构、学术研究和量化研究者们提供的本地量化金融数据服务，可快速查看和计算金融数据，无障碍解决本地、Web、金融终端调用数据的需求。本文还将使用的辅助研究信息，包括股指所有成分股、股票行业、股票市值、股票基本面数据等也来自JQData。

本文将基于GARCH模型对中国股市的日历效应进行检验以及后续的影响因素分析，GARCH模型对收益率与其波动率联合建模的方法更加符合资产收益率的真实情况，采用该类方法检验日历效应更为准确。

Engle（1982）首次提出了自回归条件异方差模型（Autoregressive Conditional Heteroscedastic，ARCH），为波动率建模提供了系统框架，其认为资产收益率的扰动是序列不相关的，但不是独立的，且这类不独立性可以用扰动滞后项的简单二次函数来描述。

Bollerslev（1986）为了使ARCH模型拥有更灵活的滞后结构，类似AR过程扩展为ARMA过程将ARCH过程扩展为广义ARCH（Generalized-ARCH，GARCH）过程。

为了在模型中体现正负收益率的非对称性，Nelson（1991）与Glosten、Jagannathan和Runkle（1993）分别提出了指数GARCH模型（Exponential-ARCH，EGARCH）与门限GARCH模型（Threshold-ARCH，TGARCH）。

Hansen、Huang和Shek（2011）提出，在高频金融数据已广泛使用的背景下，现有文献介绍了许多已实现波动率的测量，例如由Andersen和Bollerslev提出的已实现波动率（1998），这类已实现波动率相比于以往收益率（扰动）平方而言，在对波动率建模以及预测上都更加实用、更具有信息性，并以此建立了已实现GARCH模型（Realized-GARCH，R-GARCH）。

结合以上各类GARCH模型的特点，本文将使用R-GARCH（Realized-GARCH）模型来检验中国股市的日历效应：首先，已实现GARCH模型对股指收益率有更好的拟合能力（Christoffersen et al.，2010）；其次，R-GARCH模型中的测度方程能识别波动的非对称性；再者，使用GARCH模型理论上贴合股票收益率的条件异方差性，且可识别波动率的聚集特点；最后，在对股指收益率拟合能力更好的模型中加入日历效应后，其检验到的日历效应更具有可信性。R-GARCH模型的参数估计结果将由R语言编程实现后得到。具体估计的模型为：（1）对周内效应与月历效应的检验模型以及（2）对假日效应的检验模型，每个模型内三个方程分别为收益率、波动率与测度方程。

（1）式中为周内效应与月历效应对应的哑变量参数向量，为星期内某一天或年内某一月的哑变量向量，（2）式中为假日效应对应的参数标量，为t交易日与t-1交易日间相隔的非交易日天数。的具体分布形式将在实证检验后确定最合适的分布。

* + 1. 内容安排

本文以上证指数、深证成指和创业板指2010年至2019年的5分钟高频收益率数据与日收益率数据作为主要样本，检验其具体的日历效应——周内效应、月内效应与假日效应，并在得到具体的日历效应后按三种方法探究与这类收益率异常波动相关的因素。

本文将所选股指按照一定方式划分为二至三个阶段进行日历效应的检验，并初步预计将全文分为以下五个部分：

（1）介绍本文的研究背景、研究目的与意义、国内外文献综述；

（2）对中国股市可能存在的日历效应进行理论分析，提出对应原假设；

（3）介绍实证检验日历效应所用到的R-EGARCH模型，并按原假设设计合适模型用以实证检验；

（4）基于第三部分的结论，探究与各股指某类日历效应相关的因素：1.将股指成分中具有同一或相近属性的股票分为一组，重新检验该日历效应是否仍然显著；2.对于可能与日历效应相关的时变因素，在R-EGARCH模型中加入该因素与日历效应的交互项；3.统计会对各股指产生重大影响的政策消息、新闻等事件的发布时间，检验其内含的日历效应是否与第三部分得到的结论相同；

（5）根据第四部分的结论进一步解释日历效应这一表面现象之下的逻辑，并为未来减弱这一收益率异常波动现象提出建议。

* 1. 文献综述
     1. 国外日历效应研究文献综述

国外的日历效应研究大致从上世纪30年代的一篇文献开始，Field（1931）最早提出在特定日期股价显著更高的情况，其对道琼斯工业指数1915年到1930年的股指收盘价利用频率统计的方式研究后，发现周六的股指收盘价显著高于周五与周一。

Cross（1973）对S&P500研究发现不仅存在显著的负周一效应，且每当前一个周五收益率为负时，周一的负效应更显著。

French（1980）利用美国、日本、加拿大、英国以及澳大利亚各国的指数研究周末效应，通过T检验的方式，发现各国指数均存在显著的负周一效应，并认为这一现象是周末休市造成的。

Gibbons和Hess（1981）在证实了S&P500与CRSP构建的指数中的负周一效应后，尝试利用平均收益率与市场收益率调整后的股指收益率消除这一现象，发现依然存在显著的负周一效应。

Lakonishok和Levi（1982）对CRSP价值加权指数进行了节假日利率调整，即对于某一交易日，该交易之前休市日为n天，该交易日之后的休市日为m天，则该交易日的收益率调整为(n+1)x-(n-m)y（其中x为股市平均溢价，y为日利率），意在对休市日的预期回报与利率结算进行调整，在排除了该等因素影响后，周一负效应与周五正效应减弱了，但依然显著存在。

Ariel（1987）利用CRSP价值加权指数发现前半月收益率显著高于后半月收益率的月历效应，并排除了来自技术原因的可能性，但并未对这一现象给出解释。

Lakonishok和Smidt（1988）基于90年的道琼斯工业指数日度收益率数据，通过T检验与线性模型发现在周、月、年的转换时点附近有异常的收益率出现。

Choudhry（2000）对1990年至1995年亚洲的新兴国家股市进行研究，利用加入哑变量的GARCH模型发现大部分国家周一收益率最低，几乎所有国家周一条件方差都最高，并将其解释为信息可用理论，即经过周末两个休市日获取的信息相对更多。

Tong（2000）为了识别“负周五/周一效应”，设计合适的计量模型对23个国家的特定股指进行研究，发现并量化了周五负收益传导至周一的效应在大部分国家存在。

Berument和Kiymaz（2001）利用1973年至1997年的S&P500指数研究周内效应，利用线性模型、均值方程加入星期哑变量的GARCH模型以及均值与波动方程均加入星期哑变量的修正GARCH模型得到了相近的结论，并将周五条件方差最高解释为宏观经济数据经常于周四、周五公布，将周三收益率最高而条件方差最低解释为该日投资者拥有周内过去两天的信息并有充分时间对未来两天作出反应。

Worthington（2010）利用线性模型考察了1985年至2005年澳大利亚市场中的周内效应、月末效应与月历效应，发现显著的负周二效应、负9月效应与月初正效应，但这类效应在1987年股市崩盘后变得难以识别，反应市场逐渐变得弱有效。

* + 1. 国内日历效应研究文献综述

国内的日历效应研究从中国股市开始趋于成熟的本世纪初开始，奉立城（2000）发现沪深两市都存在不同程度的负周二效应与正周五效应，并认为这是股票市场无效率的体现，且上海股市比深圳股市更加无效率。

陈超和钱苹（2002）对中国股票市场周内效应进行了在检验，并不赞同奉立城（奉立城，2000）数据处理的依据，认为其没有考虑到1996年末的涨跌停板制度，因此对数据重新分段并采用线性回归模型，发现周内效应在中国是一个偶然现象，并认为将这类现象与市场是否有效相关联值得怀疑。

赵留彦和王一鸣（2004）使用交叠样本方法以及GARCH模型，发现沪深两市1994年前存在负周一效应，随着1995年T+1制度实施出现了正周五效应，后期正周五逐渐弱化说明市场效率得到改进，且周一的收益率波动幅度始终显著高于其他交易日，认为这是来自周末信息的结果。

张兵（2005）使用滚动样本检验的方式，结合GARCH模型分析日历效应在中国股市一段时间的动态变化，发现某种日历效应一旦被提出, 该效应从此后就不再显著。

陆磊和刘思峰（2008）利用GARCH模型对1996年至2007年上证综指日收益率进行了节日效应的实证研究，发现不同节日的节日效应有显著差异，且并非由其他日历效应引起，并指出可能与受节日影响较大的行业或节日期间的投资者情绪有关。

邓金炉（2010）以2005年至2009年沪深300股指日收益率作为研究对象，将样本按理论分为三个稍有重叠的阶段，并发现正周一效应在总体与前两个时间段内都存在，并从报表粉饰假说与信息效应的角度尝试解释这一现象。

韩国文和刘安坤（2014）在发现沪深股市的负周一/正周五效应后，认为该现象与浓厚的投机氛围以及“政策依赖症有关”。

魏晓然（2017）对创业板指数进行了日历效应的检验，发现其存在正周三、周五以及二月效应，并通过划分大小公司以及结合Fama三因子两种方式对创业板内个股分别检验上述效应后发现，公司规模与Fama三因子对上述效应有解释作用。

孙仕倩（2018）利用GARCH族模型基于2010年至2016年的沪深300指数研究周历效应，发现存在显著为负的周四效应，并认为该现象与重大政策公布后消化时间以及投资者的羊群效应有关。

* + 1. 文献总结与评价

国外对日历效应的研究大多集中与上个世纪后期，研究的方法从最初较为简单的频率统计与最小二乘估计线性回归到引入较为复杂的ARCH模型等，但进入2000年以后高质量的研究逐渐稀少，原因可能来自于本世纪初Sullivan等人（2001）的“Dangers of data mining: The case of calendar effects in stock returns”一文，该文章以理论分析与实证分析结合的方式指出日历效应这类从主观感受出发的数据挖掘研究的危险性。国外的研究大多局限于单一的收益率数据本身，不断改变模型以探究更进一步的日历效应或其背后的原因，这确实会陷入数据挖掘陷进，得到仅存在与局部样本的过拟合特征。

国内对日历效应的研究大多停留在表面，即探究中国股市存在何种日历效应，将结果与前人的研究进行对比，而对造成日历效应的原因或与其相关的因素探究上大部分都属于主观猜测，这依然是陷入数据挖掘陷进的表现——无论何种结果总可以有相应的主观解释。

针对以上问题，本文选用相对较新的收益率数据对中国股市中的日历效应进行全面的探索与检验，并在检验完成后引入辅助数据与信息，设计相应方法以客观的方式探究与中国股市日历效应相关的影响因素。总体而言，本文具有改进模型与引入辅助数据的理论意义以及实证检验日历效应影响因素的实际意义。

1. 中国股市中的日历效应
   1. 日历效应概念

日历效应指股票的平均收益在某个特定时段显著高于其他时段的股票市场异象，如“负周四效应”指一段时间内某股票的收益率在周四显著为负。自上世纪起国内外诸多学者从传统金融学与行为金融学的角度对日历效应进行解释，并提出窗口粉饰、政策消息发布、时变风险溢价、信息效应等假说。日历效应这类市场异象的存在本身就挑战了传统的有效市场理论，有学者将之作为无效市场中寻找超额收益的途径作研究。本文提取出各类假说中的核心因素并结合现有理论进行分析，再对各因素进行量化后以实证分析的形式寻找日历效应的成因。

* 1. 日历效应影响因素

与日历效应相关的影响因素较多，现有文献表明该类异常波动来自于金融市场的风险、投资者的情绪与政府出台的金融市场相关政策，本文通过设计股市风险因素、投资者情绪因素与政策因素对上一部分得出的日历效应进行影响因素探究。

由于已实现GARCH模型中的收益率数据与已实现波动率数据为日度数据，本文选用同为日度频率的变量构造三种影响因素。

* + 1. 风险因素

本文所提到的风险因素指较为狭义的风险，主要的反映方式是投资者对目前股市所蕴含风险的一致预期。

投资者会通过近期股市的波动与走势以推断未来股市蕴含的风险，股市风险越大即股市异常波动频繁，说明近期投资者难以形成一致预期。此时投资者主要采取两种策略：依照股市常有的“波动率聚集”现象，投资者预期未来的风险较大，要求更高的收益溢价补偿，导致股票价格下跌；依照近期短期均衡价格难以确定的情况，以暂时退出股市交易的策略避免这一时期的风险，即通俗而言的“空仓”策略。

两种策略的结果是相近的，都是对风险做出规避反应。其对于股票价格的影响均是负面的，更大的风险意味着更高的贴现率，结果带来更低的股价。理论上，预测短期价格是不可能的，不同投资者对近期的同一股价走势会有不同的分析与策略，相互对冲的买卖交易使得股价小幅波动；实际中，近期的股市风险异于寻常，任何理性投资者都会要求更高的回报以补偿风险，从原先难以形成一致预期到每个投资者逐渐发现未来的风险（即重新形成一致预期）。

风险因素对日历效应的影响与风险因素对收益率的影响相近。股市中，风险与收益的关系十分明确——高风险要求高收益，基本面不发生巨大变化的情况下未来目标股价不变，要求收益率上升带来当期股价下跌。这一极度明朗的关系对研究日历效应很有帮助，因为日历效应是一种收益率异象，本文利用这一关系推导与猜测风险因素与日历效应之间的关系。

结合以上对风险因素的解释以及风险因素与日历效应的关系，该因素与日历效应的关系是：风险因素会减弱正日历效应并加强负日历效应。

某一时期某一日历效应属于市场异象，通常很细微且随着时间推移会消失又再次出现，股市风险的变化与此十分类似。股市风险因素有助于消除此类市场异象中的一部分，即正日历效应：若近期较大的股市风险伴随当期难以被观测的正日历效应，则起初投资者保守但各不相同的策略如同对冲策略般减小股市波动，当市场风险被普遍认识到后，投资者的投资策略又逐渐趋于一致，风险规避的投资者在面对较大风险时的一致策略将压低股价从而消除了正日历效应。

若此时市场处于负日历效应时段，同样的作用机制会加强原有的负日历效应，这样的现象在熊市中更为常见——不断扩大的负日历效应则会导致巨大风险中股市的“超跌”现象出现。

风险因素来自于市场本身的运作机制，它与日历效应这一市场异象之间的关系相比于其他因素可能更大，若这一因素与日历效应显著相关则从侧面证明这样的市场异象几乎不会被消除，只会不断改变形式出现于股市中。此外，本文这一部分的理论分析将参与其中的投资者作为理性人处理，不影响资本市场的运作。

* + 1. 投资者情绪因素

股票价格变化是众多投资者交易的结果。投资的主体无论是机构投资者还是个体投资者，投资的方法无论是通过主观猜测、数据分析还是量化策略，都受到投资者情绪的影响，狂热的投资情绪更容易造成股市的异常波动，一致性的狂热导致小概率事件发生。过于乐观或悲观的情绪造成显著为正或者显著为负的收益率，在一定巧合下会造成如日历效应一类的市场异象。

对股价的理论研究很多，诸多理论对投资者做出绝对理性假设，而股市泡沫的出现与破灭是投资者理性假设的反面证据，这类因素的存在让看似无懈可击的理论模型在实际预测与解释时仅能发挥极小的作用。

产生投资情绪的主要原因可归纳为两种。

第一，情绪扩散效应或羊群效应。投资者将他人行为作为参照是得出最优决策的一部分，参照对象可以是众多数人或者权威人士。对于他人而言某一策略是正确甚至最优的，但对于投资者本人而言却不一定，当这一策略不同于投资者自身策略时，面对多数人与权威人士产生自我否定并选择较为保守的从众策略。

第二，投资者自身的心理、认知偏差。投资者具有不同的投资风格，但各类不同的投资风格中必存在一种共性——所有股市投资者均是贪婪与逐利的，这是样本选择偏差的结果，针对投资者这一类样本，仅具有此类特性的人群样本会参与到股票交易中。投资者的投资情绪高涨在股市上涨与下跌时均会出现——追涨或者抄底以谋取更多的收益。

由于投资者情绪因素的存在，当股市处于某一日历效应中时，易传导的情绪因素会放大正日历效应并减弱负日历效应。来自于投资者的过度自信与损失厌恶在股市异常波动时期更容易逐级传递并放大，过度接受正面因素、拒绝负面因素导致股价长期偏离（高）于均衡价值。

我国资本市场尚未完善，数量多且金融素养较低的个体投资者众多，在该类投资者中更容易出现集体情绪化表现，该因素对日历效应的影响效果应相较于其他国家更为显著，近几年在我国市场中就出现了极端情绪带来的暴涨与暴跌。

基于以上分析，本文的观点是投资者的乐观情绪影响高于悲观情绪，乐观情绪在更多时候发挥作用，投资者情绪因素对正日历效应有显著的加强效果，投资者情绪因素对负日效应的有显著的减弱效果。

* + 1. 政策因素

任何国家出台有关金融市场政策时均会对股市造成难以预料的波动，即便政府的出发点都是维护金融市场稳定。中国政府的相关政策对中国股市影响之深远非其他国家可比，无论是投资者或是理论学者均认为政府对股市的干预过多，从股票发行上市的审核流程到二级市场交易。中国股市是政府进行宏观调控的中间目标，政府作为市场监督者也在执行市场操纵行为，其目的是为了金融市场健康、稳定、可持续地发展，但会导致市场难以形成一致的政策预期，表现为股市涨幅或跌幅过大、波动剧烈。

导致中国出现政策市的原因是多方面的。第一，在中国股市不断发展的过程中，政府出于维护资本市场稳定、有效率的目的陆续出台新政策与新方法，叠加个体投资者容易出现“羊群效应”以获得超额收益的因素，削弱了资本市场价格决定机制的作用，对政策效果影响的测度困难直接导致均衡价格变得难以确定，加剧了股市的动荡；第二，遍布于多个行业的许多大型上市公司股权由国有资本控制，政府相当于同时扮演监管者与投资者，在该类约束下所做决策未必是有利于上市公司所有者权益的最优解；第三，政府的最终目标是多元化的，保护投资者利益是众多目标中的一个，与其余目标之间存在矛盾与取舍是必然的，这同样导致如股市过于悲观时的救市政策与股市过热时的抑制政策。

政策市会加剧股市的异常波动。第一，政策本身作为一种信息具有形成时间长、信息含量大、未发布时知悉人数多等特点，不可避免地造成了信息不对称现象，为操纵市场提供途径；第二，缺乏公平的资本市场直接导致投资者投机心理过盛，股市的资金配置功能与信息传递作用被减弱，不足以作为经济活动的晴雨表；第三，政府的政策干预理论上具有减小系统性风险的功能，这是由于不同投资者对政策的理解存在差别，由此带来不同的投资策略相互之间形成对冲，中国较低的个体投资者金融素养与机构投资者的报团取暖行为均是“羊群行为”的表现，两者对一个政策的解读具有趋同性，增大了资本市场的系统性风险。

结合以上分析，本文认为政策因素会加强所有日历效应，即加强该类市场异象。

* 1. 本章总结

产生、影响、消除日历效应的因素是众多且复杂的，本文结合其他学者的分析结论将之总结为破坏市场有效性的三类因素，并叙述了各因素与日历效应的关系。

风险因素会减弱正日历效应并加强负日历效应，这一因素极可能日历效应的原因。倘若风险因素能够影响日历效应，该因素的存在会导致任何时间日历效应都无法被消除。风险因素来自于市场本身。

投资者情绪因素会加强正日历效应并减弱负日历效应，是引发正日效应的原因之一。投资者的从众行为与思想传染在社交网络极为发达的今天变得更加普遍，在非极度异常的股市中（如股灾时段），投资者情绪因素的存在是数学模型难以预测股市的重要原因之一，人的情绪结果具有非精确性与易变性特征。

政策因素在中国的资本市场对市场异象的解释力度应远大于其他国家。中国政府所出台的资本市场相关政策的执行力较强，政府参与在理论上能够与“看不见的手”共同发挥作用，使资本市场中的供求、竞争、价格机制发挥决定性作用的同时受到政府的监管与秩序维护。政策因素的存在无疑破坏了市场有效性，在非极度异常的股市中引发市场异象。

三类因素以一个整体的形式对日历效应产生影响，分别脱胎自传统金融学领域、行为金融学领域、中国的“政策市”学说。代表股市本身的特征、存在情绪化可能的投资者与政府三个与股市密切相关的因素。

1. 中国股市日历效应检验
   1. 日历效应检验方法

大量的文献表明日历效应在中国股市始终存在。不同学者运用不同研究方法、选用不同研究对象往往得到不同的结论，也从侧面证明日历效应随时间不断发生变化。本文的研究日历效应所用数据较新，且探究日历效应影响因素的模型与大部分学者不同，为了确保日历效应与其影响因素判别的一致性自行检验日历效应。

本文通过对股指收益率序列建模来检验日历效应，选用能够充分代表中国股市的上证综指、创业板指、深证成指作为主要研究对象，并选择较新的数据以期得到更符合当下的结论。本文利用Python进行数据收集与预处理，运用R语言中的rugarch包完成模型的联合估计与各项检验。本文探究日历效应为两类：（1）某种周历、月历效应，属于以随机试探的形式寻找具体可能存在的该类日历效应；（2）假日效应，休市的时间内股票暂停交易，但与股市行情高度相关的信息仍然在被随机地释放，且无法动用的购置股票所用资金的机会成本随休市时间同步增长，休市后的首个交易日股市有较高概率出现收益率的异常波动。

* 1. 日历效应建模——R-Garch模型
     1. 模型选择

本文将基于GARCH模型对中国股市的日历效应进行检验以及后续的影响因素分析，GARCH模型对收益率与其波动率联合建模的方法更加符合资产收益率的真实情况，采用该类方法检验日历效应更为准确。

Engle（1982）首次提出了自回归条件异方差模型（Autoregressive Conditional Heteroscedastic，ARCH），为波动率建模提供了系统框架，其认为资产收益率的扰动是序列不相关的，但不是独立的，且这类不独立性可以用扰动滞后项的简单二次函数来描述。

Bollerslev（1986）为了使ARCH模型拥有更灵活的滞后结构，类似AR过程扩展为ARMA过程将ARCH过程扩展为广义ARCH（Generalized-ARCH，GARCH）过程。

为了在模型中体现正负收益率的非对称性，Nelson（1991）与Glosten、Jagannathan和Runkle（1993）分别提出了指数GARCH模型（Exponential-ARCH，EGARCH）与门限GARCH模型（Threshold-ARCH，TGARCH）。

Hansen、Huang和Shek（2011）提出，在高频金融数据已广泛使用的背景下，现有文献介绍了许多已实现波动率的测量，例如由Andersen和Bollerslev提出的已实现波动率（1998），这类已实现波动率相比于以往收益率（扰动）平方而言，在对波动率建模以及预测上都更加实用、更具有信息性，并以此建立了已实现GARCH模型（Realized-GARCH，R-GARCH）。

结合以上各类GARCH模型的特点，本文将使用R-GARCH（Realized-GARCH）模型来检验中国股市的日历效应：首先，已实现GARCH模型由于添加了日内已实现波动率对股指收益率有更好的拟合能力（Christoffersen et al.，2010），相比于普通GARCH模型建模更加充分；其次，R-GARCH模型中的测度方程能识别波动的非对称性，与股市正、负向波动带来的收益率变动非对称性相符；再者，使用GARCH族模型进行建模在理论上使得模型贴合股票收益率的条件异方差性，且可识别波动率的聚集特点；最后，在对股指收益率拟合能力更好的模型中加入日历效应后，其检验到的日历效应更具有准确性。

* + 1. 模型描述与解释

R-Garch模型的具体形式由3个线性方程组成：

第一个方程为均值方程，该方程左边是股指对数收益率，方程右边是ARMA(p,q)部分加代表日历效应的其他外生变量，本文初始采用最为简单的ARMA(0,0)的形式，不对该部分作过多探究将模型复杂化，但若联合估计结果中的均值方程建模不充分则适当添加AR与MA项，是独立同分布且均值为0方差为的收益率扰动项（error项），的具体分布可根据建模需要而变化。

第二个方程为波动率方程，即对收益率扰动的对数方差进行建模，方程右边为之后q阶的对数已实现波动率以及滞后p阶的对数方差，类似GARCH模型的波动率方程，只是将收益率扰动替换为已实现波动率，该方程表明过去更大的已实现波动率与收益率的波动会导致未来更大的收益率波动，依然符合资产收益率波动率聚集现象。

第三个方程为测度方程，是对数已实现波动率表示为收益率扰动的方差与标准化收益率扰动函数的具体形式，是的杠杆函数，具体形式取，预期为负且为正，来自的负向变动导致的对数已实现波动率变动并传导至方差（将第三个方程代入第二个方程右边）的变动大于来自的正向变动。

方程之所以采用对数线性形式，是由于天然地,其中是收益率扰动项，实际也是,其期望值即日收益率的方差，自然十分接近日内已实现波动（对日收益率方差的近似），故而第三个方程扩展地写成是与的函数形式，能够更准确地测量估计。

额外加入测度方程的R-GARCH模型相比于普通GARCH模型多了已实现波动率这一桥梁，若将第三个方程代入第二个方程右边的，得到的新方程与能够反应收益率扰动正负变化带来波动非对称变化的指数GARCH模型十分接近，两者的杠杆函数略有不同。

* + 1. 模型参数设定

（1）确定R-Garch模型中均值方程与波动方程的滞后阶数

相较于ARCH模型可使用均值方程残差项平方序列的偏自相关函数来确定阶数，GARCH族模型的阶数不易确定，且高阶GARCH模型会出现不稳定的情况，对较为严格的拟合或预测任务通常通过排列组合的方式来结合贝叶斯信息准则（Bayesian Information Criterion, BIC）或者赤池信息准则（Akaike Information Criterion, AIC）确定GARCH项与ARCH项的滞后阶数。本文的重点不在于精确拟合或者预测，无需建立过于复杂的R-GARCH模型，因此所有模型的波动方程初始均设定为GARCH（1,1）的形式，仅当回归结果的均值方程残差项未通过充分建模检验时才重新设定更为复杂的模型。均值方程中的ARMA项阶数与波动率方程中的GARCH项采用同样的策略来确定。

（2）选择模型中均值方程收益率扰动所服从的分布

标准化的收益率扰动通常被认为服从标准正态分布，由于本文建模的对象是具有尖峰厚尾特点的金融时间序列，故本文首先检验何种分布更适合所选用的数据，将从标准正态分布、具有厚尾特征的学生t-分布、GARCH模型常用的广义误差分布三种分布中选择。

分布的选择遵循以下步骤：1.检验所选股指的对数收益率序列是否具有GARCH效应；2.取用某一种分布，在均值方程中不加入任何代表日历效应的外生变量情况下得到回归估计结果；3.检验R-GARCH模型是否建模充分；4.比较三种分布下标准化残差项与所用分布的QQ图以及KS检验结果并选择最优分布。

* + 1. 日历效应检验步骤

分别对上证指数、创业板指、深证成指各时段进行步骤相同的检验：

第一步，以试探的形式检验周历与月历效应，将周一至周五、一月至十二月哑变量均添加入均值方程中并回归得到估计结果，在标准化残差及其平方的Ljung-Box统计量均不显著的情况下记录均值方程中显著的周历、月历效应（称为建模充分，即通过均值方程中的ARMA项与波动方程中的GARCH项成功消除了标准化残差中的自相关与其平方的自相关），否则重新建模。

第二步，在代表周、月历效应的哑变量系数存在多个均为显著的情况下，仅记录系数绝对值最大的一个作为该股指该时段的周、月历效应。

第三步，检验假日效应，将代表本交易日与上一交易日休市天数的离散变量添加入均值方程中并回归得到估计结果，在标准化残差及其平方的Ljung-Box统计量均不显著的情况下确认休市天数变量的系数是否显著，否则重新建模，若休市天数变量的系数显著则表明存在假日效应。在建模不充分情况下，若反复重新建模至模型的波动率方程过于复杂且仍然无法通过Ljung-Box检验，则认为该股指该时段无任何日历效应。

* 1. 数据选择与处理方法
     1. 数据选择

本文所用的基础数据包括上证指数、深证成指2010年1月至2019年1月与创业板指2010年6月至2019年1月的日收盘价数据与日内五分钟高频交易数据。数据运用python通过API方式调用，来源为聚宽数据（JQData）。

* + 1. 对数收益率与已实现波动率

R-Garch模型是对收益率序列建模并引入已实现波动率的模型。本文首先将所用日收盘价数据转换为对数收益率数据，假设为股指时期的收盘价，则对数收益率：

已实现波动率（Realized Volatility, RV）最早由Andersen和Bollerslev提出，是衡量单日波动率的一项指标，本文选用该指标代理测度方程中的每日波动测度，假设为股指时期时刻的价格，则为股指时期时刻的对数收益率，那么已实现波动率：

由于本文选用5分钟高频交易数据构造已实现波动率，而股票每日交易4小时共计48个交易数据，收益率是一阶差分变量，已实现波动率最终表示为47个数据的平方和。

* + 1. 数据描述性统计

本文对各股指的对数收益率以及已实现波动率进行了描述性统计，结果如下表所示：

**表3-1 各股指对数收益率与已实现波动率描述性统计表**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  | 对数收益率 | 已实现波动率 |
| 上证综指 | 观测数 | 2697 | 2697 |
| 均值 | -0.00027 | 0.000233 |
| 方差 | 0.016275 | 0.000456 |
| 最小值 | -0.08873 | 7.5E-06 |
| 最大值 | 0.090343 | 0.006996 |
| ADF-test | \*\*\* | \*\*\* |
| 创业板指 | 观测数 | 2108 | 2108 |
| 均值 | 0.000111 | 0.000286 |
| 方差 | 0.020138 | 0.000538 |
| 最小值 | -0.09332 | 1.5E-05 |
| 最大值 | 0.06914 | 0.007281 |
| ADF-test | \*\*\* | \*\*\* |
| 深证成指 | 观测数 | 2697 | 2697 |
| 均值 | -0.00032 | 0.000301 |
| 方差 | 0.018671 | 0.000488 |
| 最小值 | -0.0861 | 1.21E-05 |
| 最大值 | 0.091615 | 0.006324 |
| ADF-test | \*\*\* | \*\*\* |

* + 1. 数据分段

日历效应在不同时段的表现不同，对数据分段研究有利于获得更准确的日历效应。本文依照牛熊市的市场风格将数据划分为3段，牛熊市的具体分界线由隐马尔科夫模型的解码过程确定。

本文将对数收益率、已实现波动率、交易量、换手率四个较能体现熊市与牛市的市场风格的变量联合作为服从多元高斯分布的观测序列，并将熊市与牛市作为隐马尔科夫模型的两个隐态，建立具有两个成分的高斯混合分布隐马尔科夫模型，通过解码过程得到每日对应的隐态（即属于熊市或牛市），获得最终的牛熊分段结果：

上证综指第1时段：2010年1月初至2014年10月末，共1168个数据。

上证综指第2时段：2014年10月初至2016年3月末，共364个数据。

上证综指第3时段：2016年3月初至2019年1月末，共716个数据。

创业板指第1时段：2010年6月初至2015年4月末，共1190个数据。

创业板指第2时段：2015年5月初至2016年4月末，共266个数据。

创业板指第3时段：2016年4月初至2019年1月末，共693个数据。

深证成指第1时段：2010年1月初至2015年4月末，共1290个数据。

深证成指第2时段：2015年4月初至2016年8月末，共351个数据。

深证成指第3时段：2016年8月初至2019年1月末，共610个数据。

* 1. 日历效应检验结果分析
     1. 模型分布假设确定结果

各类检验的结果与最终分布的确定结果如下表所示：

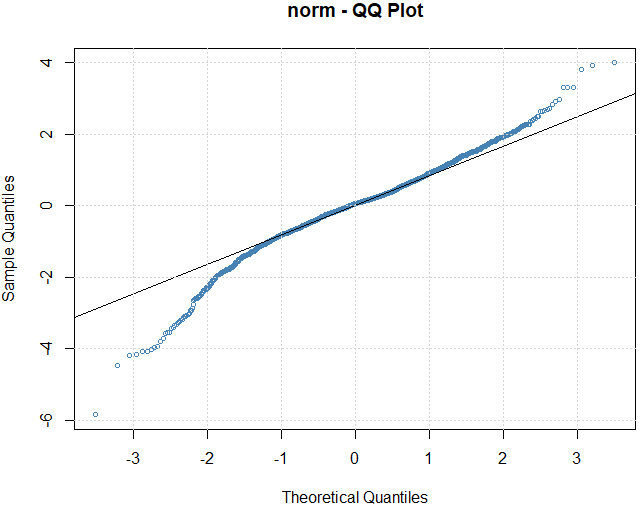
**表3-2 模型分布假设选择结果**

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 股指名称 | 观测值 | GARCH效应检验 Ljung-Box | 分布假设 | 分布参数 | KS检验 | 具体模型 | 结果 |
| 上证综指 | 2147 ln(2147)≈8 | 收益率平方 Q(8)=683.26 \*\*\* | 标准正态分布 | 无 | 0.046467 \*\*\* | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 广义误差分布 |
| t-分布 | 自由度4.6 | 0.066286 \*\*\* |
| 广义误差分布 | 均值0 方差1 自由度1.2 | 0.0159 |
| 创业板指 | 2108 ln(2108)≈8 | 收益率平方 Q(8)=687.21 \*\*\* | 标准正态分布 | 无 | 0.052258 \*\*\* | ARMA(1,1) GARCH(1,1) | 广义误差分布 |
| t-分布 | 自由度8.7 | 0.047186 \*\*\* |
| 广义误差分布 | 均值0 方差1 自由度1.5 | 0.03516 \*\* |
| 深证成指 | 2147 ln(2147)≈8 | 收益率平方 Q(8)=618.83 \*\*\* | 标准正态分布 | 无 | 0.05403 \*\*\* | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 广义误差分布 |
| t-分布 | 自由度5.6 | 0.062489 \*\*\* |
| 广义误差分布 | 均值0 方差1 自由度1.3 | 0.02062 |

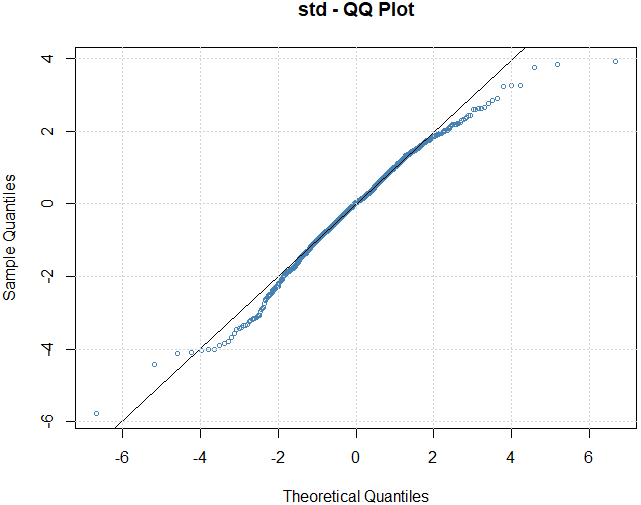
以上证综指为例，首先检验股指对数收益率与日内已实现波动率的平稳性，R-GARCH依然是线性回归模型，需避免由非平稳时间序列得到伪回归结果；其次是股指对数收益率序列的GARCH效应检验，上证综指对数收益率平方的Ljung-Box统计量在滞后阶数为8阶（ln(2147)≈8）时依然显著，说明上证综指对数收益率序列的GARCH效应在统计上是显著的，可以建立波动率模型与测度模型进行联合估计。

分别用三种分布假设进行联合估计，估计结果中的标准化残差与其平方的Ljung-Box统计量均不显著，再记录下t-分布与广义误差分布优化参数中的自由度；检验联合估计结果中的标准化残差是否服从对应理论分布，运用KS检验（Kolmogorov-Smirnov是比较一个频率分布f(x)与理论分布g(x)或者两个观测值分布的检验方法，原假设为某数据服从一个理论分布）得到结果为上证综指最合适的见面破分布假设是广义误差分布。此外，参照模型联合估计结果的标准化残差项与各分布的QQ图也能获得同样的结果：

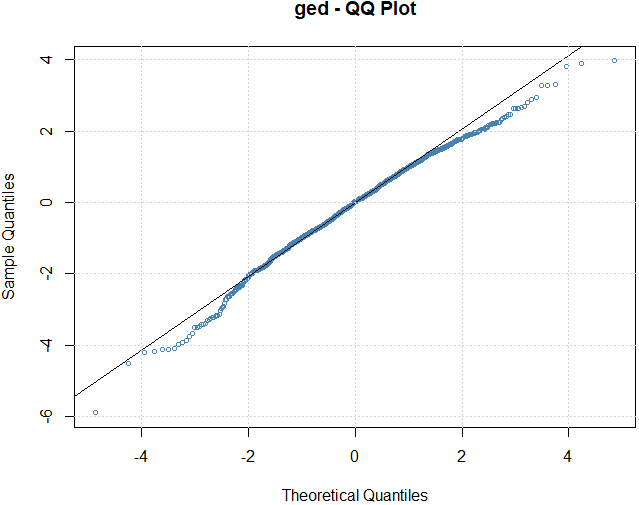
**图3-1 R-Garch模型标准化残差分布QQ图-正态分布**



**图3-2 R-Garch模型标准化残差分布QQ图-学生t分布**



**图3-3 R-Garch模型标准化残差分布QQ图-广义误差分布**



关于创业板指与深证成指与上证综指相似，结果如表3-2所示，均选择广义误差分布作为扰动项的分布假设。

* + 1. 日历效应检验结果

各股指各时段的日历效应结果如下表所示：

**表3-3 日历效应检验结果**

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 股指名称 | 模型参数 | 周历效应 | 系数 | 模型参数 | 月历效应 | 系数 | 模型参数 | 假日效应 | 系数 |
| 上证综指1 | ARMA(0,0) GARCH(4,5) | 负周四 | -0.001834 \*\*\* | ARMA(1,1) GARCH(5,5) | 正一月 | 0.003900 \*\*\* | 无法充分建模 | 无 | 无 |
| 上证综指2 | ARMA(1,1) GARCH(1,1) | 正周一 | 0.003395 \*\*\* | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 正五月 | 0.008746 \*\*\* | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 正 | 0.001582 \*\*\* |
| 上证综指3 | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 无显著 | 无 | ARMA(0,0) GARCH(5,5) | 正二月 | 0.002519 \*\*\* | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 无显著 | 无 |
| 创业板指1 | ARMA(1,1) GARCH(1,1) | 负周四 | -0.002848 \*\* | ARMA(2,2) GARCH(1,1) | 负一月 | -1.820387 \*\*\* | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 无显著 | 无 |
| 创业板指2 | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 无显著 | 无 | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 正二月 | 0.021192 \*\*\* | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 无显著 | 无 |
| 创业板指3 | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 正周五 | 0.003797 \*\*\* | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 负十二月 | -0.004574 \* | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 无显著 | 无 |
| 深证成指1 | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 负周四 | -0.002506 \*\* | ARMA(0,0) GARCH(2,2) | 正二月 | 0.004353 \*\*\* | ARMA(1,1) GARCH(1,1) | 无显著 | 无 |
| 深证成指2 | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 负周五 | -0.002087 \*\*\* | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 负一月 | -0.016451 \*\*\* | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 正 | 0.001045 \*\*\* |
| 深证成指3 | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 正周二 | 0.002738 \*\*\* | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 负十二月 | -0.004305 \*\*\* | ARMA(0,0) GARCH(1,1) | 无显著 | 无 |

以上证综指1时段（即时段2010年1月初至2014年10月末）为例，在均值方程中加入代表周一、二、四、五的哑变量，周三效应可提现在均值方程常数项中；调整均值方程与波动率方程直至建模充分，最终的模型为ARMA(0,0)-GARCH(4,5)，代表周四的哑变量回归系数为-0.001834且在0.01的显著性水平下显著（P值为0.003387），则确认上证综指该时段具有负周四效应，记录如表所示的数据以及模型的具体形式；月历效应的检验与周历效应完全相同；假日效应由于仅有一个代表休市天数的离散变量无需进行第二次联合估计。检验各股指各时段的各类效应后得到上表中的结果。

上证综指、创业板指、深证成指各时段的日历效应并不相同，参照此结果将数据按照时段拆分是正确的，也符合其他学者所得到的结论——日历效应会随时间发生变动。其中三次出现周四效应均为负效应，即周四收益率显著为负；三次出现二月效应均为正效应，即二月收益率显著为正；二次出现十二月效应均为负，即十二月收益率显著为负；各股指各时段共检验出二次正假日效应，即该交易日之前的休市天数越长收益率越高，大部分假日效应的结果均为不显著——除了上证综指的第一时段即便令波动率方程为GARCH(8,8)的形式依然无法通过充分建模的检验。

从日历效应检验的整体结果来看，各时段均有显著的日历效应，且本文仅取多个日历效应中影响最大（联合估计系数显著且最大）的一个，由此可见股票市场的该类市场异象始终存在。此外，仅在上证综指与深证成指的第2时段检验出了假日效应，该时段覆盖中国股市的一次大幅动荡，可能与出现假日效应紧密相关。

1. 中国股市日历效应影响因素实证分析
   1. 日历效应影响因素检验方法
      1. 检验方法概述

基于第三章获得的日历效益检验结果，本文通过量化第二章中影响日历效应的三种因素进行实证检验。为保证前后结果的一致性，本文不对模型进行大幅度修改或者换用其他模型进行实证检验。本文通过添加各因素与日历效应的交互项到R-Garch模型的均值方程的方式检验日历效应影响因素。

* + 1. 检验模型设定与解释

添加各因素与日历效应哑变量的交互项，均值方程变为：

其中为除所研究的日历效应外的其他日历效应哑变量（如研究正二月效应，则表示除二月以外其他月份，目的是保持与原模型的一致性，假日效应没有一项），下标用以标识某一股指某一时段，下标用以标识某一日历效应，为日历效应哑变量与股市风险指标交互项，交互项系数是主要研究对象之一。

将均值方程提取公因式后可以得到：

某一日历效应即：

则：

交互项系数是各因素对日历效应的影响值，本文仅研究其正负性，具体含义需结合日历效应进行探讨。

* + 1. 日历效应影响因素假设

结合第二章对日历效应相应因素的理论分析以及本章的模型可以得到相应的原假设：

（1）代表股市风险的指标越大，加强正日历效应并减弱负日历效应；

（2）代表投资者（乐观、狂热）情绪的指标越大，加强正日历效应并减弱负日历效应；

（3）代表政策发布数量的指标越大，加强所有日历效应。

与三个原假设对应的均值方程假设表达为：

（1），；

（2），；

（3），。

具体的检验方法与前一部分检验日历效应时相近：（1）通过加入交互项进行联合估计，适当调整模型的ARMA项与GARCH项确保建模充分；（2）记录交互项系数，结合未加入交互项时的系数与预期结果进行比较分析，得到影响日历效应的因素。

* 1. 日历效应影响因素变量构造
     1. 风险因素

风险因素变量的衡量指标选用股市平均市盈率构造。市盈率指标相较于标准差、峰度、偏度等收益率序列的高阶矩估计或者平均的贝塔系数指标具有更直观、收益与风险兼备的特点，且面向投资者更广，能够被广大中小投资者理解。基本的市盈率指标公式为：

分子是股票短期供求均衡的结果，分子越大说明近期股票价格变高，投资者近期在该股票上获得资本利得，同时也承担更高的风险；分母是股票价值的体现，是投资者对公司未来利润预测的重要基准，分母越大说明股票具有长期投资价值，相应的持有风险下降。

市盈率高低需要一个基准，相对于各类股票可以取用该股票所在行业的平均市盈率，而本文的研究对象是股票指数，因此选用当期市盈率与10个交易日前市盈率差分作为风险因素的度量。该差分值越大，说明当期相较于往期市盈率较高，股价处于高位或者股票价值较低，承担风险较大。具体计算方式为：

差分符号右边是股指平均市盈率的计算方法，将股指内所有股票看作一支股票，利用总市值除以总净利润的方式计算市盈率；若对分子、分母同时除以股指成分股总发行数量，可理解为以发行数占比为权重的加权平均股价除以加权平均每股净利润。

* + 1. 投资者情绪因素

投资者情绪因素变量选用换手率与威廉变异离散量指标进行合成。换手率代表股票在一段时间内的换手交易频率，该值越高说明股票的流动性越高、投资者对该股票的关注程度越高，股指的换手率高说明市场整体交易活跃、短期投资频繁、投机因素强；威廉变异离散量由Larry Williams所创，是将成交量作为权重的量价指标，该指标将收盘价之上的价位称为压力位、将开盘价之下的价位称为支撑位，最终结果为衡量压力位之下、支撑位之上的区域占总波动区域的百分比，该值越大，说明投资者购买意愿强、对股市为未来预期乐观。两个指标中，换手率更能体现情绪因素中的从众效应，威廉变异离散量更能体现当期投资者的乐观程度。

换手率的计算公式为：

；

威廉变异离散量的计算公式为：

。

其中，威廉变异离散量中的求和符号指过去六日加和值，本文所用的换手率为过去20日平均换手率。依据模型设定部分，仅用一个交互项研究日历效应影响因素，因此将两个指标用主成分分析法进行降维，仅取第一主成分代表量化后的投资者情绪因素。

* + 1. 政策因素

政策因素主要通过《新闻联播》的内容构造，本文计数新闻的标题与内容中包含“股市”、“证监会”、“金融”三个关键词的条数，选择《新闻联播》的新闻内容有以下优点：（1）《新闻联播》受众广，收到社会各界关注，是各类新闻的汇总处；（2）是一个新闻“筛选”平台，新闻标题与内容所表达的含义是一致、清晰的，《新闻联播》中播报的新闻是近期具有较大社会影响的。

量化政策因素的具体方法如下：（1）获取每日包含关键词的新闻条数；（2）所有数据对应的日期往后延期1日，例如二月一日的新闻条数对应日期变为二月二日，因为《新闻联播》的播报在当日股市收盘以后，并非同时或者提前进行，作为解释变量不适合具有超前的效应；（3）将新日期中的休市日对应的新闻条数依次加至后一天，例如原先周五播报的新闻在第二步中日期变为周六，属于休市日，添加至周日后再添加至周一；（4）在读取关键词时同时包含三个关键词的新闻会被重复计算，且某一新闻同时包含三个关键词的可能较大，导致数据间的差异较大，取对数值减少差异，也使数据更平稳，具体操作为平滑处理的取对数法：

与国家密切相关的重要新闻首先会在《新闻联播》中播报，与关键词相关的新闻条数增多说明政府近期对该领域关注较高、出台政策较多，引申为近期政府对资本市场的政策影响较大。

* + 1. 影响因素变量描述性统计

依照前文内容构造相应变量后，本文对量化后的三种因素指标进行了描述性统计，结果如下表所示：

**表4-1 影响因素变量描述性统计表**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  | 风险因素 | 情绪因素 | 政策因素 |
| 上证综指 | 观测数 | 2697 | 2697 | 2697 |
| 均值 | -0.048206155 | 5.16252E-16 | 2.9055579 |
| 方差 | 1.378532271 | 1.502878749 | 0.4504431 |
| 最小值 | -15.945 | -1.80273722 | 2.3142704 |
| 最大值 | 6.602 | 5.603192118 | 4.0963016 |
| ADF-test | \*\*\* | \*\*\* | \*\*\* |
| 创业板指 | 观测数 | 2108 | 2108 | 2108 |
| 均值 | 0.165844402 | 2.19411E-16 | 2.9755356 |
| 方差 | 5.500450626 | 1.046652916 | 0.3890731 |
| 最小值 | -31.22 | -3.50297409 | 2.35786 |
| 最大值 | 43.25 | 4.977782379 | 4.1037718 |
| ADF-test | \*\*\* | \*\*\* | \*\*\* |
| 深证成指 | 观测数 | 2697 | 2697 | 2697 |
| 均值 | -0.054864664 | 5.43668E-16 | 2.9055579 |
| 方差 | 1.904556672 | 1.273639859 | 0.4504431 |
| 最小值 | -16.37 | -2.07100959 | 2.3142704 |
| 最大值 | 13.59 | 4.733494947 | 4.0963016 |
| ADF-test | \*\*\* | \*\*\* | \*\*\* |

* 1. 日历效应影响因素实证分析
     1. 实证结果

按照前文的模型设定与检验方法，日历效应影响因素的实证结果如下表所示：

**表4-2 日历效应影响因素——周历效应**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 股指名称 | 周历效应 | 风险因素 | 情绪因素 | 政策因素 |
| 上证综指1 | 负周四 | -0.003027 \*\*\* | 0.007383 \*\*\* | 0.001184 \*\*\* |
| 上证综指2 | 正周一 | -0.009536 \*\*\* | 0.004435 \*\*\* | -0.002389 \*\*\* |
| 上证综指3 | 无显著 |  |  |  |
| 创业板指1 | 负周四 | -0.000984 \*\*\* | 0.003956 \*\*\* | 0.001515 |
| 创业板指2 | 无显著 |  |  |  |
| 创业板指3 | 正周五 | 0.000959 \*\*\* | 0.002835 \*\*\* | -0.004195 \*\*\* |
| 深证成指1 | 负周四 | -0.002465 \*\*\* | 0.005015 \*\*\* | 0.001586 \*\*\* |
| 深证成指2 | 负周五 | -0.002612 \*\*\* | 0.003282 \*\*\* | 0.000050 |
| 深证成指3 | 正周二 | -0.002687 \*\*\* | 0.004418 \*\*\* | -0.001651 \*\*\* |

**表4-3 日历效应影响因素——月历效应、假日效应**

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 股指名称 | 月历效应 | 风险因素 | 情绪因素 | 政策因素 | 假日效应 | 风险因素 | 情绪因素 | 政策因素 |
| 上证综指1 | 正一月 | -0.005050 \*\*\* | 0.005791 \*\* | 0.002562 \*\*\* | 无 |  |  |  |
| 上证综指2 | 正五月 | -0.005757 \*\*\* | 0.007713 \*\*\* | 0.015665 | 正 | -0.004137 \*\*\* | 0.002194 \*\*\* | -0.001129 \*\*\* |
| 上证综指3 | 正二月 | 0.003307 \*\*\* | -0.001241 \*\* | -0.000235 | 无显著 |  |  |  |
| 创业板指1 | 负一月 | -0.001602 \*\*\* | 0.008932 \*\*\* | -0.006718 | 无显著 |  |  |  |
| 创业板指2 | 正二月 | -0.003183 \*\*\* | 0.007371 \*\*\* | -0.105563 \*\*\* | 无显著 |  |  |  |
| 创业板指3 | 负十二月 | -0.002674 \*\*\* | 0.003601 \*\*\* | -0.015438 \*\*\* | 无显著 |  |  |  |
| 深证成指1 | 正二月 | -0.004206 \*\*\* | 0.005075 \*\* | 0.002261 | 无显著 |  |  |  |
| 深证成指2 | 负一月 | -0.011343 \*\*\* | 0.023819 \*\*\* | 0.072164 \*\*\* | 正 | -0.002567 \*\*\* | 0.002100 \*\*\* | 0.000139 \*\*\* |
| 深证成指3 | 负十二月 | -0.011616 \*\*\* | 0.009968 \*\*\* | 0.060204 \*\*\* | 无显著 |  |  |  |

* + 1. 实证分析

风险因素与日历效应哑变量交互项系数基本与理论分析后的假设结果相同。所进行的日历效应风险因素检验共18个，结果均显著（显著性水平为0.01）。假设中，交互项系数，满足假设的结果共有16个，占比达到88.89%。分别观察正与负日历效应，所有负日历效应与风险因素的交互项系数均为负值，与假设一致；正日历效应中有2个结果与假设相反，满足假设的结果占比达到75%。整体而言，风险因素加强负日历效应的结论相比减弱正日历效应的结论更令人信服，两个结论均具有可信性。结合代理风险因素的实际指标，股指平均市盈率相较于往期10个交易日的增加值越大，股指越高或股指成分股加权平均每股净利润越小，投资者承担风险越大或股指整体蕴含价值越低，减弱当期正日历效应、加强当期负日历效应。回顾前一小节的交互项 “”更易理解这一结果：其中即为日历效应，以负日历效应的结果为例，该变量目前为负值，并令该变量等于作为被解释变量，则“”，负的联合估计交互项系数表明风险因素增大时日历效应结果将减小，更小的负值表明加强负日历效应。

情绪因素与日历效应哑变量交互项系数基本与理论分析后的假设结果相同。所进行的日历效应情绪因素检验工18个，结果中15个在0.01的显著性水平下显著，3个在0.05的显著性水平下显著。假设中，交互项系数，满足假设的结果共有17个，占比达到94.44%，整体可信度高。结合代理情绪因素的变量含义，结果表明投资者情绪中从众效应越强、羊群行为越普遍或者投资者乐观、自信程度越高，加强当期正日历效应、减弱当期负日历效应。

政策因素与日历效应哑变量交互项系数中符合理论假设的极少，且共计18个检验中存在6个检验结果不显著，占比达到33.33%。从显著结果来看，与假设完全相反的结果较多，满足的结果总计为9个，占比达到75%。本文通过制表的方式更清晰地呈现结果：

**表4-4 政策因素对日历效应影响解析表**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 周历效应 | 月历效应 | 假日效应 | 总计 | 正效应 | 负效应 |
| 与假设相反结果 | 5 | 3 | 1 | 9 | 5 | 4 |
| 总检验数 | 5 | 5 | 2 | 12 | 7 | 5 |
| 占比 | 100% | 60% | 50% | 75% | 71% | 80% |

对于显著的结果，拆分为周、月与假日效应以及正负日历效应进行解析。将与假设完全相反的结果（即政策因素能够减弱所有日历效应）作为研究对象：（1）政策因素对周历效应的影响是完全一致的减弱，可信度较高；（2）政策因素对月历与假日效应的影响中仅有半数左右是一致的，可信度低；（3）政策因素减弱负日历效应的结论比政策因素减弱正日历效应的结论更加可信。因此该部分的结论为，实证结果表明政府的政策对股市影响越大，减弱当期周历效应与负日历效应。

（补充点记录：隐马尔科夫过程、拟极大似然估计（最起码极大似然函数）、数据的走势图、主成分分析具体结果、描述性统计平稳性检验）

1. 结论与建议
   1. 日历效应检验的结论
   2. 日历效应影响因素的结论
   3. 相关建议

参考文献

(参考文献)

谢辞

（谢辞正文）

**RESEARCH ON CALENDAR EFFECT OF CHINA'S STOCK MARKET AND ITS INFLUENCING FACTORS**

English!