核心资产尾部风险溢出效应研究

郭树华，马啸宇

（云南大学 经济学院，昆明 650500）

摘 要：本文采用分位数回归技术构建时变条件预期损失模型（ΔCoES），测算2020年4月—2021年3月间我国A股核心资产股票价格的尾部风险溢出情况，分析我国A股核心资产下跌对于市场大盘的影响。实证研究表明：核心资产指数尾部风险越大，在极端情况下对上证综指的风险溢出也越大，两者有显著的正相关性。在2020年4月—2021年3月市场下跌期间，核心资产对市场的尾部风险溢出高于同期的中证500指数。核心资产中，医疗保健行业波动最大，产生的风险溢出也最高，其次是消费类行业，这两个行业在近一年内对市场造成的下跌影响最大。

关键词：核心资产；尾部风险；溢出效应。

中图分类号：F832.5 **文献标志码：**A **文章编号：**1002—980X（2021）12—0113—14

一、引言

2020年初，中国在经历新冠疫情爆发的同时，股票市场也遭到了严重的冲击。但在国内疫情得到有效控制之后，股票市场也逐渐复苏，并在下半年开始走强，且在2021年初走出了比较强势的春节行情。其中，部分公募基金在过去一年内获得了超过80%的高额收益，此类基金的标的资产均为市场上的优质白马股，股票基本面较好，社会公众对于资产增值的需求、对于优质股票的偏好和基金投资的低门槛，导致此类基金和其基金经理受到了社会公众的广泛关注。但在2021年春节过后，这些白马股都出现了明显的估值泡沫，并在2021年3月间开始泡沫破裂，开始了价值回归过程。机构抱团白马股在下跌的同时，配置这些股票的基金净值也遭遇了大幅度回撤，同期的市场大盘也因此走势低迷。股票市场中的优质白马股属于中国的核心资产，一直以来深受机构投资者和散户青睐，此类股票的持续下行势必造成金融产品的净值大幅回撤和股民的财产损失，进而导致金融市场的风险积聚，影响我国的金融市场稳定和资本市场的深化改革。因此，研究中国核心资产收益波动对整体市场的影响，进而对其进行风险监测、管理，有利于政府进行宏观审慎监管、防范化解重大风险，守住不发生系统性风险的底线。同时有助于进行投资者教育、优化投资者资产配置，树立正确的收益与风险管理观念。

对此，本文着手分析中国核心资产的收益率波动情况及对市场的尾部风险溢出效应，与同期中证500指数进行对比，并进一步对核心资产进行行业细分，探究细分行业的尾部风险溢出。本文采用分位数回归的方法去测度中国核心资产指数尾部极端收益率，使用杠杆率、流动性、波动率等状态变量计算时变的ΔCoES指标，并对时变ΔCoES值进行标准化处理，通过细分行业和与同期指数对比等措施研究核心资产对市场的尾部风险溢出效应。本文发现，指数自身尾部风险越大，在极端情况下对上证综指的风险溢出也越大，两者有显著的正相关性。在2020年7月与2021年2月，核心资产产生了显著的负收益率，对市场的尾部风险溢出高于同期的中证500指数。在核心资产中，医疗保健行业波动最大，产生的风险溢出也最高，并在2021年2月产生了大量风险溢出；其次是消费类行业，这两个行业在近一年内对市场造成的下跌影响最大。

本文余下部分结构安排如下：第二部分从证券市场系统性风险的衡量与估计等两个方面进行文献综述，第三部分对分位数回归模型与时变ΔCoES模型进行阐述；第四部分对数据进行描述性分析及与同期指数对比、细分行业来分析中国核心资产的尾部风险溢出效应；第五部分是通过以上分析进行系统归纳总结，并提出相应的政策建议。

收稿日期：2021—07—08

基金项目：国家自然科学基金地区科学基金项目“新时代中国沿边区域开放空间格局优化与战略支撑研究”（71861034）；云南大学科学研究创新基金项目“新冠疫情冲击的市场反应研究——基于事件研究法”（2020147）

作者简介：郭树华，云南大学经济学院教授，博士研究生导师，研究方向：国际金融，投融资管理；马啸宇，云南大学经济学院硕士研究生，研究方向：金融风险管理。

二、文献综述

学术界对系统性风险的研究由来已久，但是对于系统性风险的具体定义在2008年前并无共识。著名的资产定价模型（CAPM）中认为，系统性风险是整体市场变化导致的不可分散的个体风险（Sharpe，1964）。也有学者认为系统风险是某事件爆发使得机构接连发生损失并引起系统发生累计损失的概率（Kaufman，1996）。2008年次贷危机的爆发及其产生的金融危机，使国内外学者对系统性风险有了更全面深入的认识。国际清算银行（BIS）、国际货币基金组织（IMF）及金融稳定理事会（FSB）对系统性风险的解释为："由于金融系统中部分或全部金融机构遭受冲击，这些机构无法再进行金融服务导致实体经济融资业务受阻，金融机构对整体金融系统的风险贡献增加，而产生的巨大负面影响。"

在风险的监测管理上，20世纪提出的在险价值（value at risk）模型在日常风险管理中得到了广泛的使用，但在简单易懂、方便操作的同时，也存在着不可避免的固有缺陷：一方面，VaR模型只能表示某个机构的自身风险，无法对机构间的风险传递进行测度；另一方面，VaR模型衡量的是在某一置信水平下机构的最大可能损失，但对于影响最大的极端损失事件无能为力，同时不满足次可加性，简单加总不能体现风险的分散化效果，不能作为一致性风险度量工具。因此学界针对VaR模型的弊端，构建了诸多指标模型来对风险进行度量。对于VaR模型不能估计尾部风险及不满足次可加性的问题，Artzner et al（1999）提出了ES（expected shortfall）模型，ES模型由大于VaR值的尾部损失求期望得出，有效的解决了尾部风险估计不足和不满足次可加性的问题。VaR模型不能衡量机构间风险传递这一缺陷在2008年的金融危机中表现的更加突出，针对这一问题，有学者提出了条件在险价值（CoVaR）指标，CoVaR指标计算了机构对系统的风险溢出程度，从而提供了不同机构间的比较方法，有利于对机构的系统重要性进行评价（Adrian和Brunnermeier，2008）。在CoVaR基础上，Adrian和Brunnermeier通过使用面板数据回归，构建了ΔCoVaR、Exposure-ΔCoVaR、Network-ΔCoVaR，并构建了预测性指标Forward-ΔCoVaR来解决ΔCoVaR的顺周期问题，最后两位学者提出了基于预期损失ES，可以构建条件预期损失CoES指标（Adrian和Brunnermeier，2016）。对于ES指标，很多学者也提出了相应的改进版本。比如衍生的系统预期损失SES和边际期望损失MES指标（Acharya et al，2017）。SES和MES可以衡量所有超过阈值的损失，其考虑了金融机构杠杆对系统风险的影响及金融机构对边际风险的贡献。Brownlees和Engle（2017）提出了SRISK指标，SRISK[①]由机构规模、杠杆水平和长期边际期望损失LRMES构成，用来衡量整个体系发生危机时单一机构的损失。基于Adrian和Brunnermeier对于CoES的构想，张冰洁等（2018）对CoVaR方法进行改进，将风险度量指标从VaR改成ES，将改进后的指标称为CoES，并采用该指标对我国21家金融机构的系统性风险贡献进行度量研究。李政等（2019a）对尾部风险进行了重新定义，在常规的左侧下跌区域外，对右侧上涨区域进行分析，把CoES划分为上行ΔCoES和下行ΔCoES两个指标，使用上行ΔCoES指标作为系统性风险的前瞻和预警。综合以上几个风险度量指标，大体可以分为"由上而下"和"由下而上"两类，"由上而下"是指先计算出整个系统所遭受的风险、再计算每个单独机构分到的风险，衡量的是系统对于个体的风险，如SES、MES等。"由下而上"则衡量的是个体的风险事件对于系统的风险溢出情况，代表为CoVaR、CoES等指标。

在风险指标的估计方法方面，学术界主要使用以下三种方法。第一类是广泛使用的广义自回归条件异方差模型（GARCH），高国华和潘英丽（2011）使用自回归条件异方差模型（AR-GARCH）对我国14家上市商业银行的系统性风险贡献度及其影响因素进行测算分析，王周伟等（2014）利用加权处理的方法构成了金融机构指数及银行业指数，使用了动态条件相关条件异方差模型（DCC-GARCH），分析了两个指数在2008—2012年间的风险溢出。李政等（2019a）则使用BEKK[②]多元条件异方差模型（BEKK-MGARCH），对银行、证券、保险三个行业的上行、下行ΔCoES进行计算。第二类是基于Copula连接函数的CoVaR计算方法，谢福座（2010）在国内最早使用Copula函数来对CoVaR进行估计，他使用GARCH-Copula-CoVaR模型，对日经、恒生、上证三大指数的风险溢出效应进行实证检验。刘晓星等（2011）引入了EVT极值理论，在EVT（extreme value theory）极值理论基础上使用Copula连接函数构建CoVaR模型，研究了美国股票市场对中、日、英、法等国股票市场的风险溢出效应。李竹薇等（2021）选取互联网金融和三大传统金融的行业指数，使用Copula连接函

① SRISK是作者对所提出系统性风险衡量方法的命名，表示在长期严重的市场衰退条件下，单家金融机构的预期资本不足。

② BEKK是一种多元GARCH模型，由Robert、Engle、Kenneth、Kroner四位作者在1995年的合著中提出，BEKK以首次提出该模型的四位作者名字的首字母组合命名而来，无实际数理含义。

数与自回归移动平均条件异方差模型(ARMR-GARCH),以此构建CoVaR来研究新旧四个金融行业之间的广义动态风险溢出效应。第三类是使用分位数回归法,肖璞等(2012)使用该方法,量化了我国上市银行之间的风险溢出效应及单个银行对整个银行系统的风险贡献率。周天芸等(2012)选取香港上市银行2006—2012年股价收益率为研究对象,研究中资、港资及外资三个组别的金融机构个体风险特征分析影响香港银行体系脆弱性的外生性因素和内生性因素。白雪梅和石大龙(2014)使用分位数回归法,使用6个状态变量度量了我国公开上市的27家金融机构2008—2013年的ΔCoVaR值和Forward-ΔCoVaR值。

在风险溢出的对象方面,学术界的研究主要针对以下几个领域。首先是传统的各银行对整体银行系统的风险溢出(李志辉和樊莉,2011),后续学者引入影子银行,分析影子银行对商业银行的风险溢出(李丛文和闫世军,2015)。其次是银行、证券、保险、信托等金融机构间的风险溢出(陈守东和王妍,2014),后有学者引入了房地产行业来进行分析各部门间的风险溢出(杨子晖等,2018)。最后是各国家地区、各金融市场间的风险溢出,如内地和香港两地股市和汇市4个市场两两间的风险溢出效应(周爱民和韩菲,2017),全球范围内40个股票市场的风险溢出等(刘海云和吕龙,2018)。同时还有数字经济、数字货币和碳交易等新兴领域,如对欧盟碳交易市场的碳排放权定价和碳现货和期货市场之间的相依性和风险溢出效应(庄德栋,2014),网贷平台业务风险(李苍舒和沈艳,2019),金融科技对传统商业银行造成的系统性风险(刘孟飞,2021),比特币等数字货币风险(周婉玲等,2021)。

综上所述,目前国内的大多数研究均聚焦于衡量各金融行业之间的相互溢出关系,行业层面的研究较多,但对证券市场内部溢出研究较少。在风险度量指标上,大多还是在使用CoVaR指标,而VaR系列指标对于尾部风险的估计天然不足,而学术界对于CoES及时变ΔCoES的使用较少。在使用方法上,大多倾向于使用GARCH模型和Copula函数来计算风险,但GARCH模型依赖于对残差项的分布假设,且对尾部风险的刻画不够,Copula函数则无法很好描述动态的机构间风险相关关系,分位数回归则相对简单易行,并且没有对残差项分布情况的假设,能比较好的对机构间的尾部风险相关关系进行刻画。

区别于现有文献,本文的边际贡献主要体现在研究方法和对象上。本文采用分位数回归方法,基于证券市场内部角度,研究核心资产指数波动对股票市场的影响,刻画更能有效度量尾部风险溢出的时变ΔCoES指标,并通过标准化处理分行业对尾部风险溢出进行横向对比分析。在理论价值上,本文对市场系统性风险领域的前沿指标进行创新性使用,同时对研究对象进行创新,对市场风险测度领域相关研究进行拓展丰富,为开展市场差异化监管提供理论依据。在应用方面,本文的研究结论有助于各金融机构进行风险评估及开展全面风险管理建设,并对监管机构进行系统性风险监测管理、开展投资者风险教育具有积极意义。

三、理论模型设计与数据来源

(一)分位数回归模型

分位数回归法由Koenker和Bassett在1978年提出,两位学者在中位数回归的基础上,将中位数回归推广到了一般的分位数回归。分位数回归法相对于最小二乘法和均值回归等方法,能有效地拟合回归变量在两个尾部的表现。分位数回归通过分位点q在(0,1)间进行取值,让回归变量对相应变量的不同分位点水平进行估计。分位数更侧重于描述于特定分布区域的数据特征。因此在衡量尾部损失数据的时候,分位数回归相比于其他方法更加高效、更具有针对性。在金融风险管理实践中,通常通过取较小的q值(如5%、2.5%、1%)来考察收益率左尾(损失)受其他因素影响的情况。本文研究取5%。

(二)时变ΔCoES模型

本文ΔCoES模型主要参照李政等(2019a)对下行指标ΔCoES的构建方法。主要是通过衡量当核心资产股票价格处于极端风险时,上证指数的预期损失来测度核心资产股票的风险溢出问题。ΔCoES相对于CoVaR模型来说,它能测度整个尾部风险的平均值,解决了CoVaR只能单一置信水平点上风险水平,从而对极端尾部损失估计不足的弊端。因此ΔCoES更具精准性和代表性。

运用分位数回归法计算动态CoVaR的具体计算过程如下:

$$X_t^i = \alpha_q^i + \sum_{k=1}^{n} \gamma_{q,k}^i M_{k,t-1} + \varepsilon_{q,t}^i \quad (1)$$

其中:X_t^i表示机构i在t时的对数日收益率;假设有n个状态变量;$M_{k,t-1}$表示第k个状态变量的一阶滞后项,

使用一阶滞后变量进行回归，能够避免产生状态变量的内生性问题；ε 表示随机误差项，后续公式中定义相同。通过分位数回归方法，可以得到各回归变量在 q 分位点下的回归系数 $\hat{\alpha}_q^i$ 与 $\hat{\gamma}_{q,k}^i$。利用回归系数进行计算，即可得到机构 i 在 q 分位点处的在险价值（value at risk）。

$$VaR_{q,t}^i = \hat{\alpha}_q^i + \sum_{k=1}^{n} \hat{\gamma}_{q,k}^i M_{k,t-1} \tag{2}$$

把市场大盘的对数收益率作为被解释变量，在 n 个状态变量之外，加入单个机构的对数收益率作为新的变量，估计整体的收益率情况的分位数回归系数。

$$X_t^{\text{system}|i} = \alpha_q^{\text{system}|i} + \sum_{k=1}^{n} \gamma_{q,k}^{\text{system}|i} M_{k,t-1} + \beta^{\text{system}|i} X_t^i + \varepsilon_{q,t}^{\text{system}|i} \tag{3}$$

其中：$X_t^{\text{system}|i}$ 表示在 t 时刻，金融机构 i 收益率为 X_t^i 条件下，整个金融市场的收益率；$\beta^{\text{system}|i}$ 表示机构 i 与整体市场的回归系数。根据式（3）进行分位数回归，在式（3）基础上，将机构 i 的收益率用式（2）得到的机构 i 在险价值 $VaR_{q,t}^i$ 替换，其他状态变量不变，分别乘以估计得到的分位数回归系数，得到的结果就是金融机构的条件在险价值（conditional value at risk），记为 $CoVaR$。条件在险价值 $CoVaR_{q,t}^{\text{system}|i}$ 是金融市场或单个金融机构 i 的收益率在 $VaR_{q,t}^i$ 条件下，金融市场或金融系统 System 的风险水平，计算公式如式（4）所示：

$$CoVaR_{q,t}^{\text{system}|i} = \hat{\alpha}_{q,t}^{\text{system}|i} + \sum_{k=1}^{n} \hat{\gamma}_{q,k}^{\text{system}|i} M_{k,t-1} + \hat{\beta}^{\text{system}|i} VaR_{q,t}^i \tag{4}$$

由式（4），可以算出时变的 ΔCoVaR 值，即在正常条件及极端条件下的 CoVaR 值之差，表示金融机构 i 处在极端条件下对于金融市场 System 的风险贡献度：

$$\Delta CoVaR_{q,t}^{\text{system}|i} = CoVaR_{q,t}^{\text{system}|i} - CoVaR_{50\%,t}^{\text{system}|i} = \hat{\beta}^{\text{system}|i}(VaR_{q,t}^i - VaR_{50\%,t}^i) \tag{5}$$

根据 ES 的定义，即金融机构 i 超过 $VaR_{q,t}^i$ 的所有左尾极端收益率的期望值，结合式（2）、式（4），时变条件预期损失 ΔCoES 计算过程如下：

$$\begin{aligned}\Delta CoES_{q,t}^{\text{system}|i} = CoES_{q,t}^{\text{system}|i} - CoES_{50\%,t}^{\text{system}|i} = {} & E\left(X^{\text{system}} \leqslant \hat{\alpha}_q^{\text{system}|i} + \sum_{k=1}^{n} \hat{\gamma}_{q,k}^{\text{system}|i} M_{k,t-1} + \hat{\beta}^{\text{system}|i} VaR_{q,t}^i\right) - \\ & E\left(X^{\text{system}} \leqslant \hat{\alpha}_q^{\text{system}|i} + \sum_{k=1}^{n} \hat{\gamma}_{q,k}^{\text{system}|i} M_{k,t-1} + \hat{\beta}^{\text{system}|i} VaR_{50\%,t}^i\right) = \\ & E\left[X^{\text{system}} \leqslant \hat{\beta}^{\text{system}|i}(VaR_{q,t}^i - VaR_{50\%,t}^i)\right]\end{aligned} \tag{6}$$

其中：整体金融市场的时变条件预期损失 $\Delta CoES_{q,t}^{\text{system}|i}$ 为正常条件及极端条件下整体市场 CoES 的差值，表示机构 i 在极端条件下对整体金融市场的风险贡献程度。

为了方便不同的 ΔCoVaR 值之间进行可比分析，之前的学者对 ΔCoVaR 进行了标准化处理，即令 $\%\text{CoVaR}_{q,t}^i = \dfrac{\Delta CoVaR_{q,t}^i}{VaR_{q,t}^i}$，从而去除量纲影响，得到个体对整体的风险溢出贡献水平，即风险溢出强度。本文参照此做法，对 $\Delta CoES$ 值进行标准化处理，以便于多个指数间进行横向的对比，分析多指数对市场的风险溢出影响大小。$\%CoES_{q,t}^{\text{system}|i}$ 计算方法如下：

$$\%CoES_{q,t}^{\text{system}|i} = \frac{\Delta CoES_{q,t}^{\text{system}|i}}{ES_{q,t}^i} \times 100\% = \frac{\Delta CoES_{q,t}^{\text{system}|i}}{E(X^i \leqslant VaR_{q,t}^i)} \times 100\% \tag{7}$$

其中：整体金融市场的时变条件预期损失 $\Delta CoES_{q,t}^{\text{system}|i}$ 对机构 i 的预期损失 ES 做商，得到机构 i 对整体市场无量纲风险溢出强度 $\%CoES_{q,t}^{\text{system}|i}$。

（三）状态变量选择

参照以往研究，包括 Adrian 和 Brunnermeier（2016），高国华和潘英丽（2011）及陈守东和王妍（2014）等，本文使用一系列滞后的状态变量 M_{t-1} 来反映金融市场状态，并且能较好捕捉资产收益率尾部风险的时变性。由于本文研究对象为核心资产对整体股票市场风险溢出，故选择更能反映股票市场内部情况和核心资产特点的指标作为状态变量。

1. 流动性

本文使用非流动性比率 *Amihud* 指标来度量市场的流动性水平，*Amihud* 指标数值越大，说明市场上的流动性就越紧张。*Amihud* 指标公式定义为

$$Amihud = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} \frac{|r_t|}{V_t} \tag{8}$$

其中:r_t是第t天的日收益率;V_t是第t天的成交量,并且该平均值是在所有正成交量基础上按照某一周期进行计算的,本文基于上证综指的日度数据计算非流动性比率,记为*Liquidity*。

2. 杠杆率

融资融券交易对股票市场的重要意义受到了学界的普遍认同,如李志生等(2015)认为卖空交易能抑制证券价格的非理性波动,从而促进市场的稳定。本文主要研究核心资产尾部风险,这些股票多为融资融券标的。因此本文选择沪深两市的融券余额来构建杠杆率指标,令 $Leverage = \frac{融券余额}{流通市值}$。由于中国A股市场上市公司存在着大量的限售非流通股,所以使用流通市值进行分析。

3. 波动性

股票市场的波动能够反映压力状态下对资产价值及对其他投资者行为的不确定性。故本文使用上证综指对数收益率的标准差来衡量市场的波动率水平,标准差由每日收益率与前19个交易日共20个交易日收益率数据滚动计算得出,记为*Volatility*。

(四)样本与数据来源

本文选择wind数据库中"茅指数",该指数由贵州茅台、比亚迪、招商银行、恒瑞医药等41只股票等权重编制而成。茅指数得名于茅台,由三大主线(大消费、大健康、大科技)行业中头部地位足够明显、行业业绩长期表现稳定优异、行业公认的领军企业、行业第一龙头股构成,包含了消费、医药及科技制造等领域拥有较强成长性及技术实力的部分龙头公司,这些公司多被视为A股的核心资产,故本文选择使用茅指数来作为中国股市核心资产的代表。同时,本文采用上证综合指数代表中国A股市场大盘,并选择中证500指数作为茅指数的对比变量,中证500指数成分股均为中小市值股票,与茅指数成分股不存在交叉。本文选择市场流动性、杠杆率、波动率等三个指标作为状态变量进行分位数回归分析,状态变量数据均来源于国泰安CSMAR数据库。为剔除2020年初新冠疫情在国内大规模爆发对市场造成的冲击,故本文数据选择时间为2020年4月1日—2021年3月25日,共239个交易日。

基于每个时点可获得的信息,本文采用滚动算法来计算$\Delta CoES$指标。本文选择在每个月的最后一个交易日计算$\Delta CoES$指标,滚动窗口为20个交易日,即在T时点,式(2)、式(4)、式(5)中的VaR和$CoVaR$都是基于T时点(含)之前的20个交易日的相应数据进行分位数回归计算得到的。

(五)检验分析

1. 正态性检验

本文对茅指数、中证500指数、上证综指的收盘价数据进行处理,取其对数收益率进行分析。茅指数、中证500指数和上证综指的收益率分布直方图、收益率Q-Q图(quantile-quantile plot)如图1~图6所示[③]。

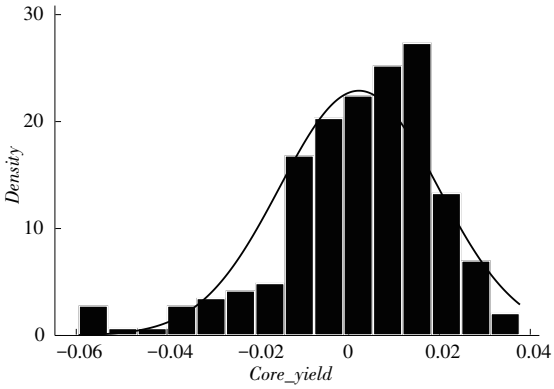


图1 茅指数对数收益率分布直方图

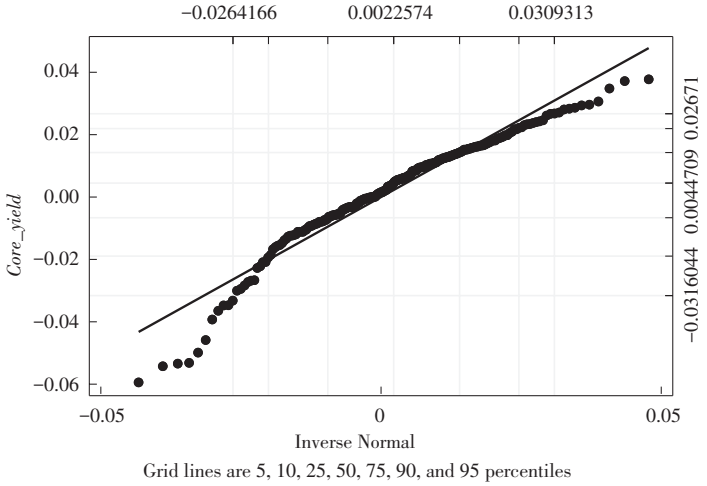


图2 茅指数对数收益率Q-Q图

③ 图中,*Density*表示密度;Inverse Normal表示逆正态分布;*Core_yield*表示茅指数对数日收益率;*Index_yield*表示上证指数对数收益率;*ZZ*500*_yield*表示中证500对数收益率;图2、图4、图6中图注Grid lines are 5,10,25,50,75,90和95 percentiles表示网格线为5、10、25、50、75、90和95分位数。

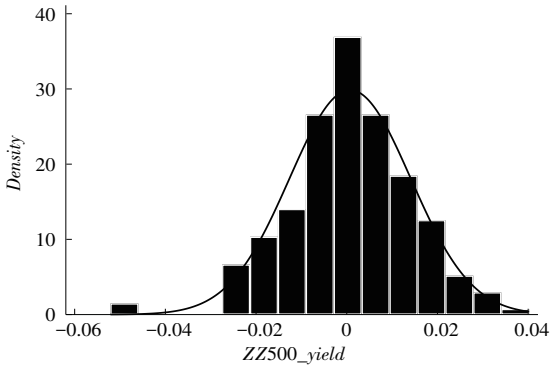


图 3　中证 500 对数收益率分布直方图

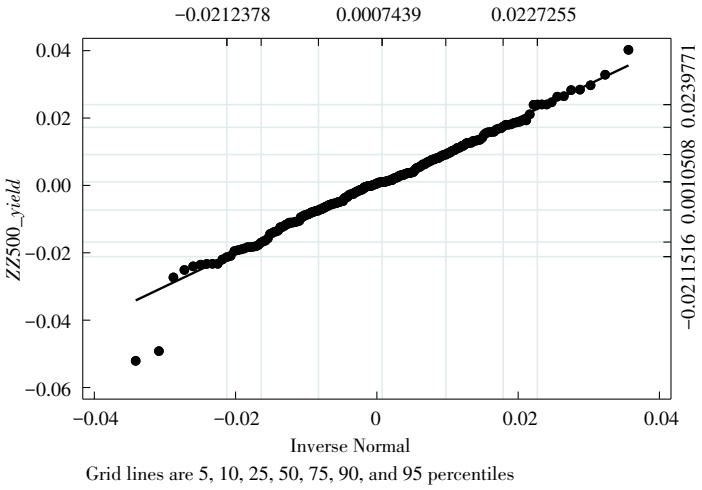


图 4　中证 500 对数收益率 Q-Q 图

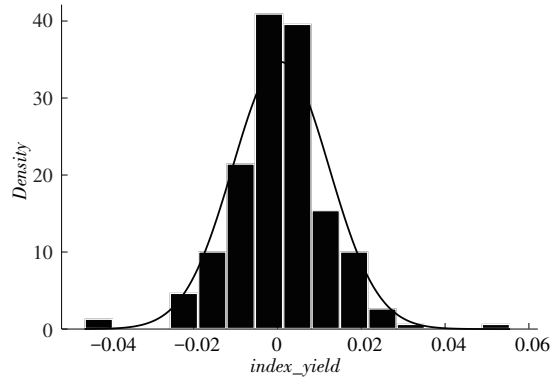


图 5　上证综指对数收益率分布直方图

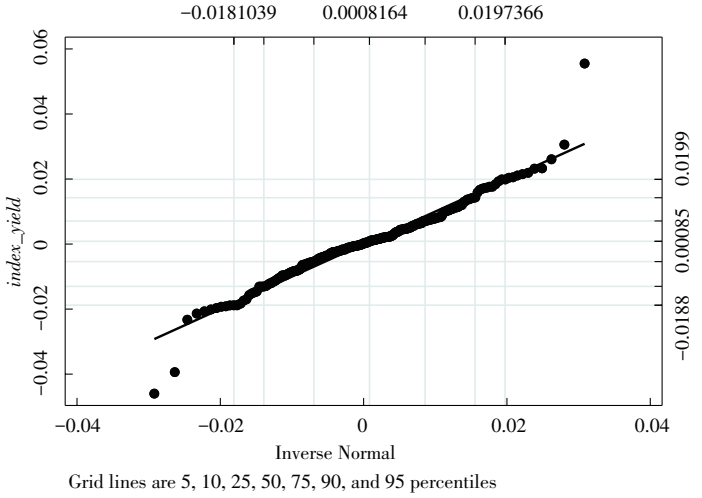


图 6 上证综指对数收益率 Q-Q 图

由茅指数、中证 500、上证综指收益率直方图和 Q-Q 图可以直观的看出，三个指数收益率的中间部分与正态分布较一致，上证指数和中证 500 指数呈现出比较明显的对称性厚尾分布，而茅指数左尾偏厚而右尾偏瘦，收益率变化具有非对称性。茅指数、中证 500、上证综指对数日收益率序列的相关描述性统计见表 1。

由描述统计表可知，三个指数对数日收益率峰度均大于 3，明显异于正态分布峰度，满足金融市场中资产收益率分布呈现尖峰的一般特征，同时茅指数的收益率偏度为−0.937。因此收益率左偏，与茅指数 Q-Q 图表现一致，收益率变化呈现非对称性。三个指数的 Jarque-Bera 统计量均远超过满足正态分布应有的临界水平。综上，可以拒绝茅指数、中证 500、上证综指对数日收益率分布满足正态分布的假设。

表 1　日收益率序列描述统计

指数	均值	标准差	偏度	峰度	Jarque-Bera 统计量	*P*
Core	0.002398	0.0171181	−0.9212863	4.437795	55.45	1.5×10^{-12}
*ZZ*500	0.0008367	0.013373	−0.2416771	4.13544	15.17	5.1×10^{-4}
Index	0.0008414	0.0113141	0.0968956	6.069784	94.22	3.5×10^{-21}

2. 平稳性检验

为了避免伪回归，确保估计结果的有效性，需要对上证综指、茅指数、中证 500 指数对数日收益率、流动性 *Amihud* 指标、杠杆率 *Leverage*、标准差 *Volatility* 进行 ADF 单位根检验。见表 2。

由表 2 可知，融券杠杆率和上证综指 20 日标准差是非平稳时间序列数据，故对其进行对数一阶差分处理

并进行ADF单位根检验,结果见表3。

表2 单位根检验结果

变量	含义	ADF	5%临界值	*P*	结论
Corey_yield	茅指数对数收益率	−14.503	−2.8638	0.00001	平稳
Index_yield	上证指数对数收益率	−14.585	−2.8638	0.00001	平稳
ZZ500_yield	中证500对数收益率	−14.49	−2.8638	0.00001	平稳
Liquidity	*Amihud*指标	−8.643	−2.8638	0.00001	平稳
Leverage	融券杠杆率	−1.123	−2.8638	0.7059	不平稳
Volatility	上证综指20日标准差	−1.988	−2.8638	0.2918	不平稳

表3 状态变量差分*ADF*检验结果

变量	含义	ADF	5%临界值	*P*	结论
d*Leverage*	杠杆率一阶对数差分	−15.296	−2.86379	0.000001	平稳
d*Volatility*	标准差一阶对数差分	−14.786	−2.86379	0.000001	平稳

四、茅指数对上证综指的尾部风险溢出分析

本节将使用分位数回归法,计算得出茅指数、中证500的静态和时变在险价值*VaR*,以及它们对上证综指的时变条件在险价值*CoVaR*和条件预期损失*CoES*,计算相应的度量系统风险的动态变量Δ*CoES*,以此对核心资产指数对整体市场的尾部风险溢出进行度量评估。

(一)茅指数、中证500指数自身尾部风险估计

根据式(2),对茅指数和中证500指数进行5%分位点的分位数回归。公式如式(9)和式(10)所示。

$$VaR_t^{Core} = \hat{\alpha}^{Core} + \hat{r}_1^{Core} Liquidity_{t-1} + \hat{r}_2^{Core} dLeverage_{t-1} + \hat{r}_3^{Core} dVolatility_{t-1} \quad (9)$$

$$VaR_t^{ZZ500} = \hat{\alpha}^{ZZ} + \hat{r}_1^{ZZ} Liquidity_{t-1} + \hat{r}_2^{ZZ} dLeverage_{t-1} + \hat{r}_3^{ZZ} dVolatility_{t-1} \quad (10)$$

茅指数尾部风险如图7所示,其中:*StaticVaR*95表示茅指数的静态在险价值*VaR*;*CoreVaR*95表示茅指数的动态在险价值*VaR*,置信水平为95%。

由图7可知,白马股的动态*VaR*值在2020年7月、8月及2021年2月初、3月均突破了全年的静态*VaR*值,在这两个时间段内,白马股产生了较大的下跌。其中两个下跌区间又有不同的特点。在2020年7月16日与24日,动态*VaR*值产生了两次大幅突破,当时的茅指数跌幅为5.95%和5.34%,其中成分股贵州茅台下跌7.9%、4.82%,其中7月24日的第二次大跌发生在7月16日第一次大跌后不久,动态*VaR*也因此给出了更大的尾部风险数值。这说明了与静态指标相比,动态指标在跟踪市场、进行实时风险侦测上有着非常优秀的表现,克服了传统静态*VaR*存在"鬼魂效应"(ghost effect)的严重弊端。在2021年3月期间,动态*VaR*值指标持续显著的走低,反映出了此时的茅指数持续走低、下跌风险不断积聚这一事实。在其他的时间段,茅指数的动态*VaR*值均在静态*VaR*值之上,说明其市场表现较好,有比较突出的正收益率。

茅指数与中证500指数尾部风险对比如图8所示,其中*ZZ*500*VaR*95表示中证500指数的动态在险价值*VaR*,置信水平为95%。

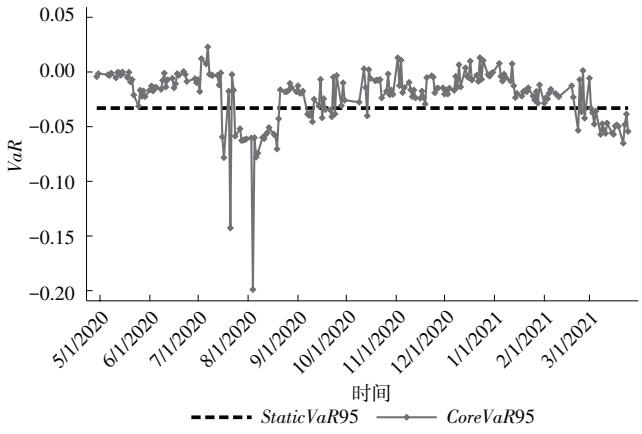


图7 茅指数在95%置信水平下的静态和时变*VaR*值

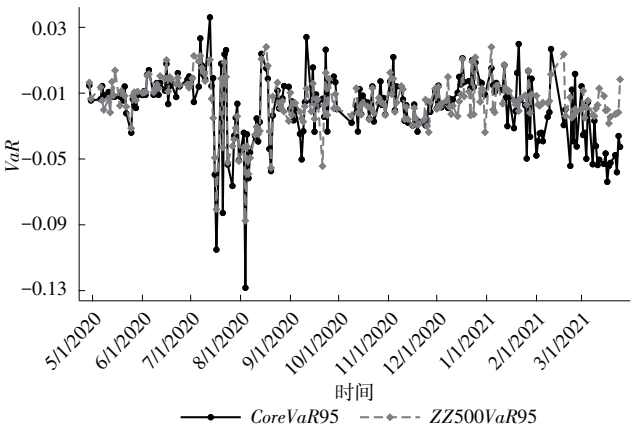


图8 茅指数与中证500指数在95%置信水平下的时变*VaR*值

与茅指数的表现相比较，中证500指数的走势相对比较平稳，波动较小。在2021年3月，中证500指数市场波动较小，而茅指数与中证500指数相比，整体波动性较高，*VaR*值明显低于中证500指数，茅指数很明显地表现出持续走低的态势，风险积聚程度也最高。两个指数呈现出“大市值-高风险”“小市值-低风险”的特点，在理论上中小市值公司股票由于流通盘较小，在相同资金作用下波动幅度会更大，风险会更高，而在2021年2、3月间事实特征与理论经验发生了背离。

（二）茅指数对上证综指的尾部风险溢出效应

1. 时变*CoVaR*值估计

基于对茅指数和中证500指数自身尾部风险值的计算，根据式（4），在5%分位点下对茅指数、中证500指数对上证指数的*CoVaR*进行分位数回归。公式为

$$CoVaR_{95\%,t}^{Index|Core} = \hat{\alpha}^{Index|Core} + \sum_{k=1}^{3} \hat{r}_k^{Index|Core} M_{t-1} + \hat{\beta}^{Index|Core} VaR_t^{Core} \tag{11}$$

$$CoVaR_{95\%,t}^{Index|ZZ500} = \hat{\alpha}^{Index|ZZ500} + \sum_{k=1}^{3} \hat{r}_k^{Index|ZZ500} M_{t-1} + \hat{\beta}^{Index|ZZ500} VaR_t^{Core} \tag{12}$$

计算结果如图9和图10所示：

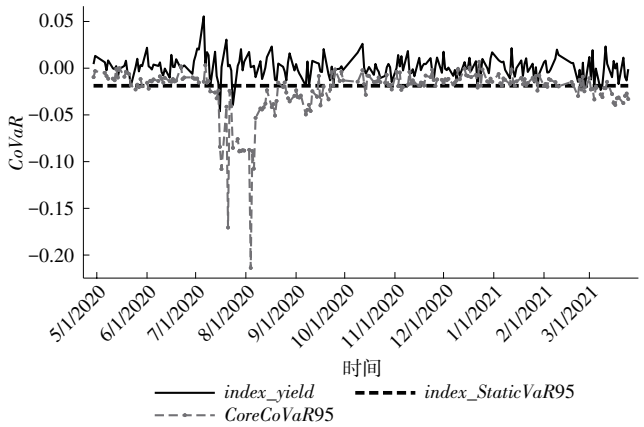


图9　茅指数对上证综指的条件在险价值

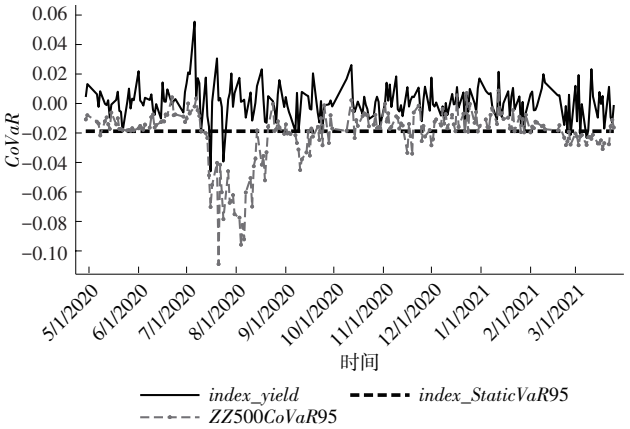


图10　中证500对上证综指的条件在险价值

本文图9为茅指数对上证综指条件在险价值*CoVaR*、上证综指收益率及*VaR*值对比图，图10为中证500指数对比图，图中横虚线为上证综指在95%条件下静态*VaR*值，由两图对比可以发现，茅指数在统计期间内共有四次*CoVaR*值超过−10%，同期中证500指数仅有一次，茅指数对上证综指风险溢出要强于中证500指数。

2. *CoVaR*值计算结果检验

本文参考Kupiec在1995年提出的对*VaR*值的失败频率检验法来检验*CoVaR*的计算效果。当实际损失大于*VaR*值时，即某个时间的对数收益率大于所计算出的*VaR*值时，称之为失败事件；当实际损失不大于*VaR*值时称之为成功事件。若样本天数为*T*，失败天数为*N*，则失败率为*P*=*N*/*T*。Kupiec（1995）提出，可以根据对失败率的检验来替代对*VaR*计算效果的检验，即通过使用似然比率检验（LR）来判断$p \leqslant p^*$，其中本文P^*取为0.05原假设H_0为：$p = p^*$并且在该原假设的条件下，统计量*LR*服从卡方分布$LR \sim \chi^2(1)$。*LR*公式如式（13）所示。

$$LR = 2\ln\left[\left(1-p\right)^{T-N} p^{N}\right] - 2\ln\left[(1-p^*)^{T-N} p^{*N}\right] \tag{13}$$

通过计算得到茅指数和中证500指数的失败天数和失败率及统计量*LR*的值，见表4。

表4　似然比率检验结果

指数名称	*LR*统计值	失败天数	样本天数	失败率
茅指数	1.748279523	7	220	0.03182
中证500指数	2.845044946	6	220	0.02727

由表4可知，茅指数和中证500指数*LR*统计值均小于$\chi^2(1) = 3.841$，不能拒绝原假设$p = p^* = 0.05$。计算得出的失败率比较契合理论水平（5%），故使用分位数回归方法计算得出的*CoVaR*值对于上证综指对数收益率序列的风险度量是比较成功的。

3. 截面维度的VaR与ΔCoVaR相关性分析

根据式(4),在50%分位点处对两个指数进行分位数回归,计算得出在正常情况下茅指数、中证500指数对上证综指的条件在险价值$CoVaR^{Index|Core}_{50\%,t}$、$CoVaR^{Index|ZZ500}_{50\%,t}$。再由式(5)及上文计算得出的$CoVaR^{Index|Core}_{95\%,t}$、$CoVaR^{Index|ZZ500}_{95\%,t}$,可得到茅指数和中证500指数在极端条件下对上证综指的尾部风险溢出值$\Delta CoVaR^{Index|i}_{95\%,t} = CoVaR^{Index|i}_{95\%,t} - CoVaR^{Index|i}_{50\%,t}$。

为分析茅指数、中证500指数的自身尾部风险及对上证综指的风险溢出之间的关系,本文对两个指数的VaR与$\Delta CoVaR$进行截面散点图及简单回归分析。如图11、图12、表5所示。

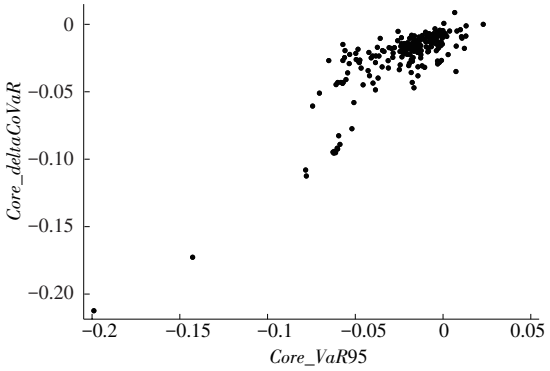


图11 茅指数VaR与$\Delta CoVaR$相关性

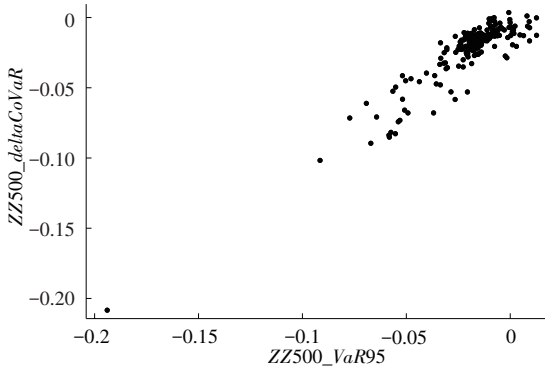


图12 中证500VaR与$\Delta CoVaR$相关性

表5 $\Delta CoVaR$与VaR回归结果

指数	变量名称	系数值	标准误	T统计量	P	R^2
Core_ΔCoVaR95	CoreVaR95	0.851716	0.0389552	21.86	0.000	0.6868
	_cons	−0.005511	0.0012921	−4.27	0.000	
ZZ500_ΔCoVaR95	ZZ500VaR95	1.014321	0.0301883	33.6	0.000	0.8382
	_cons	−0.003139	0.0008336	−3.77	0.000	

由图11、图12和表5可知,茅指数与中证500指数两者的VaR与$\Delta CoVaR$之间都具有很强的正相关性,且系数都在99%置信水平上显著,即指数自身风险VaR值越大,在极端情况下对上证综指的风险溢出也越大。同时与中证500指数相比,茅指数截面图中各个散点分布不规律,线性关系较弱,对两图左下区域进行仔细分析,相比而言图11中极端值较多,且风险溢出呈现扩大特征,茅指数传导至上证综指所造成的风险溢出值要高于茅指数自身尾部风险水平。

4. 茅指数与中证500对上证综指的尾部风险溢出分析

根据式(6)计算,茅指数、中证500指数对上证指数的$\Delta CoES$值(每个月月末统计)如图13所示。

将两个指数对上证综指的$\Delta CoES$值进行标准化处理后,得到图14。

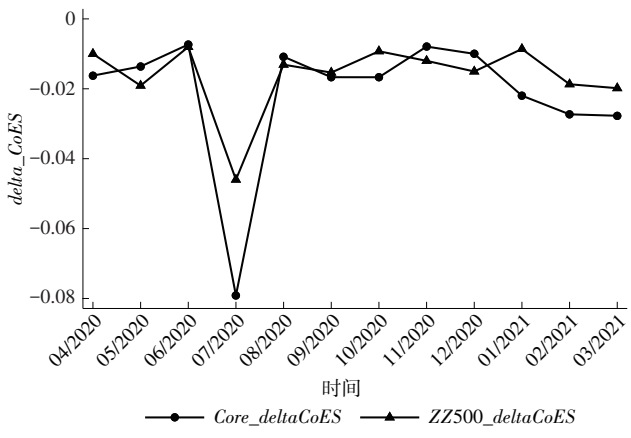


图13 茅指数、中证500对上证指数的尾部风险溢出

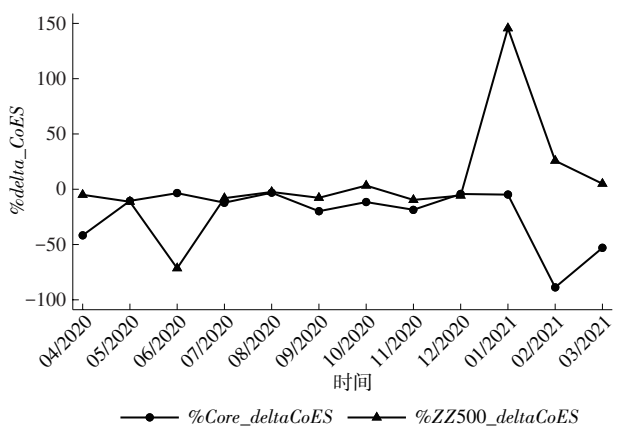


图14 茅指数、中证500指数风险溢出贡献度比较

从图14可以比较直观的看出，茅指数对于上证综指的尾部风险溢出程度在近一年内基本大于中证500指数，说明与小盘股票相比，在2020年4月初到2021年3月底，大市值股票波动对于整体市场波动贡献较大，核心资产股票的抱团下跌是大盘在2021年2月、3月表现低迷的主要原因。

系统性风险在时间维度上呈现“累积-爆发-放大”的周期性演化特征。茅指数的下跌对大盘产生了比较明显的尾部风险溢出效应，其中在2021年2月、3月间，以茅指数为代表的股市核心资产发生了持续性的下跌，带动了大盘的持续下行。其原因在于在2020年疫情得到有效控制后经济开始复苏，投资者青睐于市场中的优质资产，“以大为美”，推动以茅指数为代表的核心资产股票一路上扬，羊群效应作用下投资者通过购买含成分股基金等方式纷纷加入，在2021年春节前情绪达到了顶峰，部分基金甚至开始每日限购，加杠杆、风险偏好上升和过度风险承担使风险不断积聚，上涨产生了明显的估值泡沫，春节后，在10年期美债利率大幅提升这一导火索的影响下，泡沫开始破裂，进入风险爆发阶段，一方面核心资产估值见顶，投资者抛售股票；另一方面配置相关股票的基金净值发生大幅度回撤，基金持有人开始大量赎回，导致基金出现流动性问题，基金大量出售持仓股致使股票价格进一步下跌，由此产生了“股价下跌-市场情绪悲观-基民赎回-基金抛售-股价下跌”的正反馈循环，双重因素作用使核心资产股票在2月、3月持续性下跌，核心资产下跌通过前期形成的直接和间接关联渠道开始在整体市场上传染，并且通过投资者和金融机构行为的改变及信息关联渠道传染，表现出核心资产尾部风险的溢出效应，对整体市场产生了明显的冲击，本文的研究发现与李政等(2019b)的对风险演化的研究结论相一致。

(三)各细分行业对上证综指的尾部风险溢出效应

为探究茅指数对上证综指的具体影响，本文将茅指数中41个成分股按Wind一级行业进一步细分，分为消费、工业、医疗保健、信息技术、金融等5个行业大类，并对各行业的股票价格按照股票流通市值加权，计算出5个细分行业的指数。见表6。

茅指数行业分布饼图如图15所示。5个细分行业在95%置信水平下的动态*VaR*值与静态*VaR*如图16~图20所示，图21表示医疗保健行业与金融行业的动态*VaR*值对比。

表6　行业成分股

行业分类	成分股
消费	600519贵州茅台 000858五粮液　000568泸州老窖 603288海天味业 300999金龙鱼　600887伊利股份 000333美的集团 000651格力电器 600690海尔智家 601888中国中免 002714牧原股份 002594比亚迪
工业	300750宁德时代 600031三一重工 600900长江电力 600309万华化学 002352顺丰控股 600585海螺水泥 300124汇川技术 300014亿纬锂能 002271东方雨虹 601100恒立液压 603899晨光文具
医疗保健	600276恒瑞医药 300760迈瑞医疗 603259药明康德 300015爱尔眼科 000661长春高新 300122智飞生物 600436片仔癀　600763通策医疗
信息技术	601012隆基股份 002415海康威视 002475立讯精密 603501韦尔股份 688111金山办公 002241歌尔股份 688981中芯国际-U
金融	600036招商银行 601318中国平安 300059东方财富

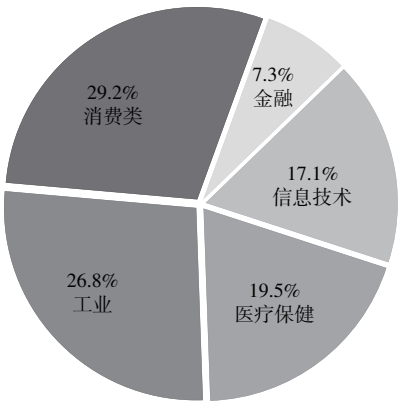


图15　茅指数行业分布占比情况

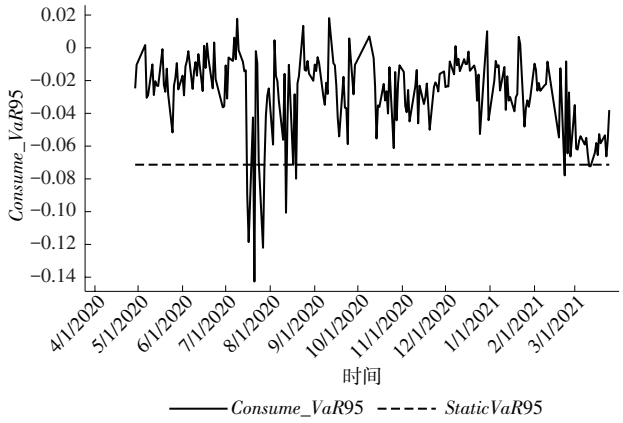


图16 消费类动态*VaR*值

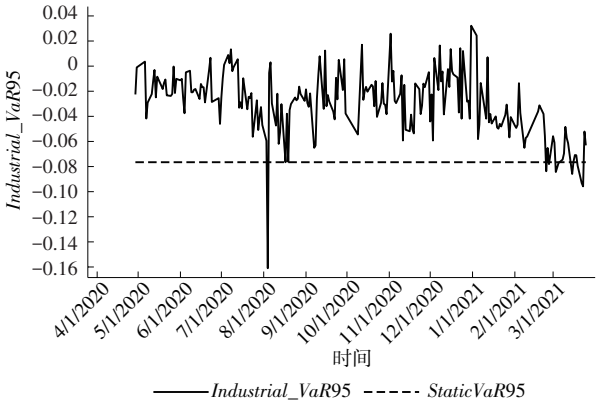


图17 工业动态*VaR*值

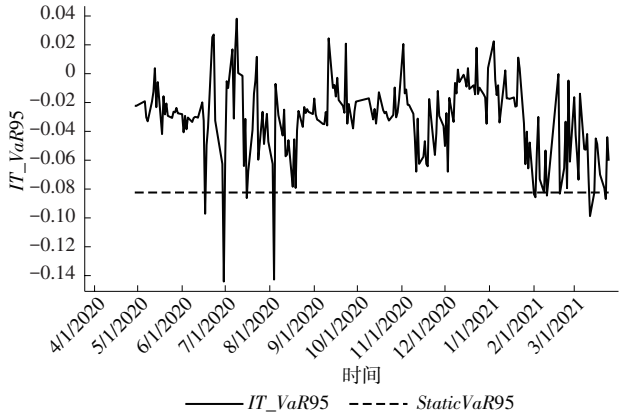


图18 信息技术行业动态*VaR*值

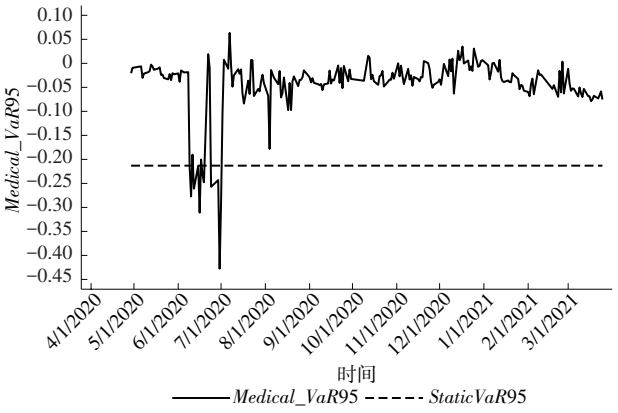


图19 医疗保健行业动态*VaR*值

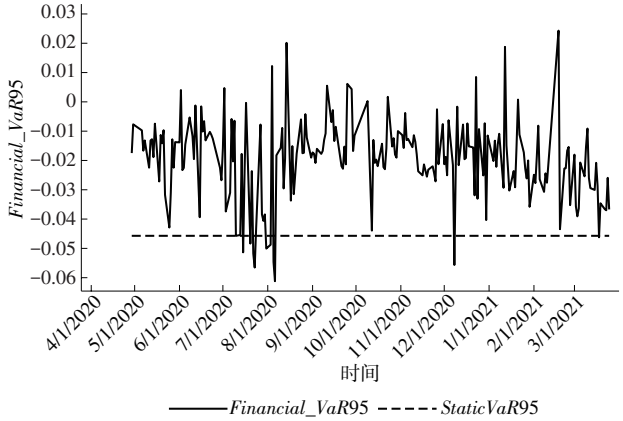


图20 金融业动态*VaR*值

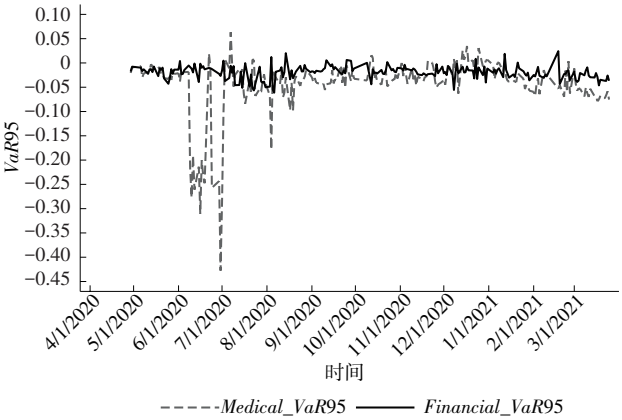


图21 医疗保健与金融对比

从上述6图可见,相对于其他行业,金融业的波动幅度较小,在整个周期内均无大幅波动。医疗行业波动在5个行业中最大,时变*VaR*呈现双峰的形态,出现尾部极端收益率次数最多,医疗保健行业因为疫情原因在2020年初逆势上行,相比于其他行业医药估值更高,风险释放较少,但随着估值见顶叠加国家医药带量采购等原因,导致行业波动幅度巨大。工业、信息技术行业与消费类在2020年7月的下跌中表现相近,而消费类的下跌则持续较久。

通过计算,茅指数5个细分行业对上证指数的尾部风险溢出Δ*CoES*值(每个月月末统计)如图22所示。

5个细分行业对上证综指的Δ*CoES*值进行标准化处理后,得到图23。

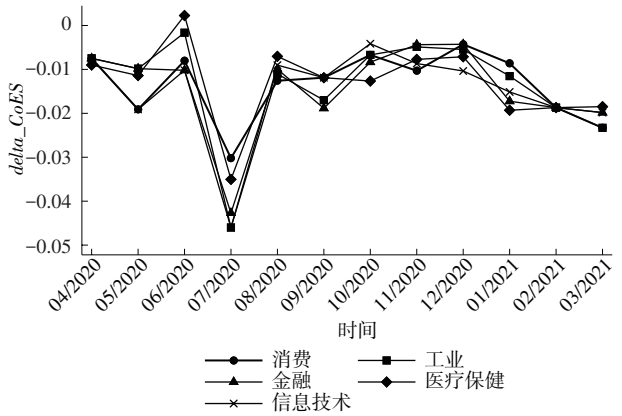


图22　各细分行业尾部风险溢出Δ*CoES*值

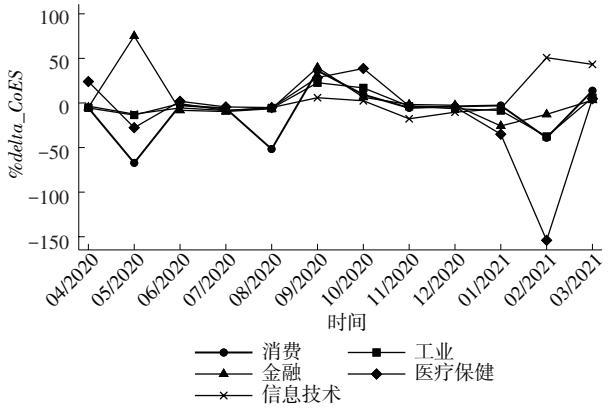


图23　细分行业风险溢出贡献度比较

对5个细分行业在一年统计期间内对上证综指风险溢出的贡献度进行加总和排名，得到表7。

表7　细分行业风险溢出总贡献度与排名

行业	风险溢出总贡献度	细分行业排名
医疗保健	−136.39509	1
消费	−124.79992	2
工业	−44.64509	3
信息技术	32.99874	4
金融	52.37134	5

由表7和图23所示，在5个行业中，医疗保健行业造成的风险溢出最大，消费行业次之，这两个行业与其他三个相比溢出明显，金融业造成的风险溢出最小，在细分行业下，仍然满足本文指数自身风险VaR值越大，对上证综指的风险溢出也越大的规律。各行业的波动性和对市场大盘风险溢出之间没有明显的关联。

五、结论与启示

本文选取2020年4月1日—2021年3月25日共239个交易日的市场交易数据，采用分位数回归方法测度中国核心资产指数尾部极端收益率，并计算时变ΔCoES指标，通过细分行业和与同期指数对比等措施研究核心资产对市场的尾部风险溢出效应，研究发现：第一，与静态指标相比，动态指标在跟踪市场、进行实时风险监测上有着非常优秀的表现，动态VaR指标克服了传统静态VaR存在“鬼魂效应”的严重弊端，具有很强的实用性。第二，指数自身尾部风险越大，在极端情况下对上证综指的风险溢出也越大，两者有显著的正相关性。在2020年7月与2021年2月、3月，核心资产指数产生了显著的负收益率，在2021年2月、3月造成了持续性的尾部风险溢出，对市场造成了较大影响。第三，与中证500指数相比，核心资产指数对于上证综指的尾部风险溢出在近一年内基本大于中证500指数。与小盘股票相比，较大市值的股票，特别是白马股的波动对于整体市场波动贡献较大，白马股的抱团下跌对大盘造成了比较大的影响。第四，在核心资产各细分行业中，医疗保健行业波动最大，产生的风险溢出也最高，并在2021年2月产生了大量风险溢出；其次是消费类行业，这两个行业在近一年内对市场造成的下跌影响最大。实验证据表明，在过去的这一年内，与中证500指数为代表的小盘股相比，白马股产生了较大的波动并对市场大盘造成了明显的尾部风险溢出。

本文的研究有助于拓展市场风险测度的研究视角，并为市场差异化监管提供理论依据。同时，以上结论为维护金融市场稳定和深化资本市场改革提供了以下几点启示。

第一，继续建立健全完善的风险评估体系。目前风险评估体系仍基于VaR模型，其存在的缺陷无法满足当下对极端损失事件和系统性风险管理的实际需求。本文所采用的条件预期损失模型（CoES方法）计算方法简便，能及时反应系统风险贡献度的变化趋势和极端尾部损失，能有效应用于系统性风险监测，开展全面风险管理。

第二，做好风险监测与干预，降低风险溢出。由于投资者“羊群效应”，会产生流动性匮乏造成的正反馈循环，引发严重后果。对此监管部门应当作好风险监测和干预，并采取必要措施降低风险溢出。市场情绪高涨时，应限制对相关基金的开仓、限制每日申购限额，同时积极进行风险提示。在市场下行时，进行必要的赎回限制，做好投资者心理建设，防止踩踏，形成恶性正反馈循环。

第三，做好投资者教育管理。投资者的个人理性会导致集体的非理性，做好投资者教育管理对于防范控制股市风险具有重大意义。首先，要做好风险教育和知识培训，构建适宜的投资方向和资产配置结构，做好

收益风险权衡;其次,在高风险领域要加强投资者识别,提高准入门槛,使用更严格审慎的投资者风险评估系统,根据市场环境变化对投资行为进行实时管理。

当然,本文也有未竟之处。本文理论模型通过引入流动性、波动率、杠杆率等因子分析尾部风险溢出,未来研究可以尝试引入其他更加贴合短期市场和行为金融理论的因子,如投资者情绪等。另外一个重要的研究方向则可以在模型中引入神经网络分析,进而更好拟合金融市场内的非线性变化。最后,在实证分析方面,本文着重研究以茅指数为代表的核心资产对市场的风险溢出。然而,更多有关行业和更长时间的数据有待收集并进行实证分析,以此更准确把握核心资产对整体市场的尾部风险溢出。

参考文献

[1] 白雪梅, 石大龙, 2014. 中国金融体系的系统性风险度量[J]. 国际金融研究(6): 75-85.

[2] 陈守东, 王妍, 2014. 我国金融机构的系统性金融风险评估——基于极端分位数回归技术的风险度量[J]. 中国管理科学, 22(7): 10-17.

[3] 高国华, 潘英丽, 2011. 银行系统性风险度量——基于动态CoVaR方法的分析[J]. 上海交通大学学报, 45(12): 1753-1759.

[4] 李苍舒, 沈艳, 2019. 数字经济时代下新金融业态风险的识别、测度及防控[J]. 管理世界, 35(12): 53-69.

[5] 李丛文, 闫世军, 2015. 我国影子银行对商业银行的风险溢出效应——基于GARCH-时变Copula-CoVaR模型的分析[J]. 国际金融研究(10): 64-75.

[6] 李政, 梁琪, 方意, 2019a. 中国金融部门间系统性风险溢出的监测预警研究——基于下行和上行ΔCoES指标的实现与优化[J]. 金融研究(2): 40-58.

[7] 李政, 鲁晏辰, 刘淇, 2019b. 尾部风险网络、系统性风险贡献与我国金融业监管[J]. 经济学动态(7): 65-79.

[8] 李志辉, 樊莉, 2011. 中国商业银行系统性风险溢价实证研究[J]. 当代经济科学, 33(6): 13-20, 122.

[9] 李志生, 杜爽, 林秉旋, 2015. 卖空交易与股票价格稳定性——来自中国融资融券市场的自然实验[J]. 金融研究(6): 173-188.

[10] 李竹薇, 刘森楠, 李小凤, 等, 2021. 互联网金融与传统金融之间的广义动态风险溢出——基于Copula-ARMA-GARCH-CoVaR的实证研究[J]. 系统工程, 39(4): 126-138.

[11] 刘海云, 吕龙, 2018. 全球股票市场系统性风险溢出研究——基于ΔCoVaR和社会网络方法的分析[J]. 国际金融研究(6): 22-33.

[12] 刘孟飞, 2021. 金融科技与商业银行系统性风险——基于对中国上市银行的实证研究[J]. 武汉大学学报(哲学社会科学版), 74(2): 119-134.

[13] 刘晓星, 段斌, 谢福座, 2011. 股票市场风险溢出效应研究: 基于EVT-Copula-CoVaR模型的分析[J]. 世界经济(11): 145-159.

[14] 王周伟, 吕思聪, 茆训诚, 2014. 基于风险溢出关联特征的CoVaR计算方法有效性比较及应用[J]. 经济评论(4): 148-160.

[15] 肖璞, 刘轶, 杨苏梅, 2012. 相互关联性、风险溢出与系统重要性银行识别[J]. 金融研究(12): 96-106.

[16] 谢福座, 2010. 基于GARCH-Copula-CoVaR模型的风险溢出测度研究[J]. 金融发展研究(12): 12-16.

[17] 杨子晖, 陈雨恬, 谢锐楷, 2018. 我国金融机构系统性金融风险度量与跨部门风险溢出效应研究[J]. 金融研究(10): 19-37.

[18] 张冰洁, 汪寿阳, 魏云捷, 等, 2018. 基于CoES模型的我国金融系统性风险度量[J]. 系统工程理论与实践, 38(3): 565-575.

[19] 周爱民, 韩菲, 2017. 股票市场和外汇市场间风险溢出效应研究——基于GARCH-时变Copula-CoVaR模型的分析[J]. 国际金融研究(11): 54-64.

[20] 周天芸, 周开国, 黄亮, 2012. 机构集聚、风险传染与香港银行的系统性风险[J]. 国际金融研究(4): 77-87.

[21] 周婉玲, 李强, 董耀武, 2021. 比特币和莱特币价格波动及风险溢出效应研究[J]. 科技和产业, 21(2): 136-140.

[22] 庄德栋, 2014. 欧盟碳市场相依结构和风险溢出效应对碳排放权价格波动影响研究[D]. 广州: 华南理工大学.

[23] ACHARYA V V, PEDERSEN L H, PHILIPPON T, et al, 2017. Measuring systemic risk[J]. CEPR Discussion Papers, 29(1002): 85-119.

[24] ADRIAN T, BRUNNERMEIER M K, 2008. CoVaR: A method for macroprudential regulation[R]. New York: Federal Reserve Bank of New York.

[25] ADRIAN T, BRUNNERMEIER M K, 2016. CoVaR[J]. American Economic Review, 106(7): 1705-1741.

[26] ARTZNER P, FDELBAEN, EBER J M, et al, 1999. Coherent measures of risk[J]. Mathematical Finance, 9(3): 203-228.

[27] BROWNLESS C, ENGLE R F, 2017. SRISK: A conditional capital shortfall measure of systemic risk[J]. Review of Financial Studies, 30(1): 48-79.

[28] KAUFMAN G G, 1996. Bank failures, systemic risk, and bank regulation[J]. Cato Journal, 16(1): 17-45.

[29] KOENKER R, BASSETT G W, 1978. Regression quantiles[J]. Econometrica, 46(1): 211-244.
[30] KUPIEC P H, 1995. Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models[J]. Journal of Derivatives, 3: 73-84.
[31] SHARPE WILLIAM F, 1964. Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk[J]. Journal of Finance, 19(3), 425-442.

Research on the Tail Risk Spillover Effect of Core Assets

Guo Shuhua, Ma Xiaoyu
(School of Economics, Yunnan University, Kunming 650500, China)

Abstract: Based on the quantile regression theory, a time-varying conditional expected loss model (ΔCoES) was constructed to measure the tail risk spillover of China's A share core assets stock prices from April 2020 to March 2021, and the impact of core assets' price falling on the whole market was analyzed. The empirical research shows that the greater the tail risk of the core assets index, the greater the risk spillover to the Shanghai Stock Exchange (SSE) composite index in extreme cases, and the two have a significant positive correlation. During the April 2020 to March 2021, when the market declines, the tail risk spillover of core assets to the market was higher than that of the China Securities Index (CSI) 500 during the same period. Among core assets, the healthcare sector is the most volatile and generates the highest spillovers, followed by the consumer sector, these two sectors have contributed the most to the market's decline over the past year.

Keywords: core assets; tail risk; spillover effect