

全国中文核心期刊



湖北省优秀期刊

武汉金融

W U H A N F I N A N C E

2023 8
总第284期

央行担保品框架扩容与企业债务期限结构

澳大利亚退出收益率曲线控制政策的启示

ISSN 1009-3540



中国金融学会
《武汉金融》杂志社 主办

目录 Contents

2023 8
总第 284 期

货币政策研究 • Research on Monetary Policy

- 03 央行担保品框架扩容与企业债务期限结构
王少林 赖力琦
- 15 澳大利亚退出收益率曲线控制政策的启示
纪森 李宏瑾
- 23 美国利率和资产负债表变化对中国各部门杠杆率的影响研究
李程 游弋

金融稳定 • Financial Stability

- 33 基于分位数因子分析方法的系统性金融风险测度
杨光艺 王植

绿色经济 • Green Economy

- 41 低碳经济下的企业环境绩效及其作用机制
——基于低碳城市试点的准自然实验
项东 赵嘉敏 郝艳



主 编 曾 涛
副 主 编 胡 瑾
执行副主编 陈 波
主 任 高文丽
值 班 主 任 熊 源
广告部主任 吴俊伟
法 律 顾 问 覃森垓
技 术 编 辑 邓雅娜 胡松林 葛倩文

本刊声明

- 本刊从未委托任何单位或个人征集稿件,刊发文章不收取任何费用。
- 本刊与中国知网、万方数据、维普数据等网站有合作,作者投稿一经本刊采用,如无特别声明,均视为同意接受以上网站的数字传播与发行。
- 本刊版权属于《武汉金融》杂志社所有,其他媒体转载本刊文章,须注明“摘自《武汉金融》”字样,否则即侵权。
- 本刊拒绝一稿多投;文责自负。

主管单位: 中国人民银行武汉分行
主办单位: 中国金融学会
《武汉金融》杂志社

本刊编委会(以姓氏笔画为序)

顾问 王 信
主 任 林建华
编 委
邓 红 毛卫东 王广勤 王赫敏
厉文世 叶圣利 叶永明 白 凯
白俊伟 冯 春 江文波 刘方明
刘元瑞 刘 波 刘崇文 刘学生
闵乙桢 张小春 张文清 张雪松
李少民 李 民 李 征 杨 建
杨宝宏 吴少新 余明桂 陈志猛
陈建新 陈维青 宋清华 周永华
周诚君 单增建 赵 军 俞 群
徐长生 阮建全 黄 宋 黄 鹤
苗 亮 谭梦湘 魏 超

出版单位:《武汉金融》编辑部
发行单位:武汉长融传媒有限责任公司
国际标准刊号:ISSN1009-3540
国内统一刊号:CN42-1593/F
邮发代号:中国书店家协会邮发天理事
印刷单位:武汉新鸿业印务有限公司
广告许可证号:4201004001161
每册定价:23.00元
编辑部电话:(027)87327462
发行部电话:(027)87327153
广告部电话:(027)87327290
本刊地址:武汉市武昌中南路69号
邮 编:430071
投稿平台: <http://yhqy.cbpt.cnki.net>

50 企业ESG表现、机构投资者与组织韧性

刘成 徐向真

59 绿色信贷政策与企业环境治理

陈琪 任笑颖

数字金融 • Digital Finance

70 数字金融能否平抑经济波动?

——基于动态随机一般均衡模型的研究

孙振华 易小丽

80 数字金融对企业财务风险的影响

——基于我国A股上市公司的经验数据

金丹 庞晓晗

基于分位数因子分析方法的系统性金融风险测度

■ 杨光艺 王桢

摘要:尾部风险是系统性金融风险爆发的重要导火索,而常用于系统性金融风险测度的因子分析方法一般是从均值角度进行构建。为从尾部视角构建更加及时有效的系统性金融风险指标,本文选取了122个申万二级行业指数的日度收益率,采用分位数因子分析方法,构造了金融市场的尾部风险因子。通过与均值风险因子进行比较发现:(1)尾部风险因子在风险事件刻画和风险预警方面均具有优势;(2)其优势在于尾部风险因子除包含水平信息以外,还具有风险信息;(3)其风险信息不仅对未来市场价格信息具有边际的预测能力,还是风险预警能力的主要来源。本文的研究结果将有助于提升我国的系统性金融风险预警效率,为维护金融稳定提供参考。

关键词:金融稳定;系统性金融风险;风险预警;尾部风险因子;分位数因子分析

中图分类号:F832.59 文献标识码:A 文章编号:1009-3540(2023)08-0033-0008

基金项目:江苏省教育厅高校基础科学(自然科学)研究面上项目“数字金融防范化解系统性金融风险的作用机理与对策研究”(22KJD630003);江苏省高校哲学社会科学研究一般项目“注册制改革背景下投资者管理的协同效应、保护机制和路径研究”(2022SJYB0368)。

一、引言

自2008年全球金融危机爆发以来,防范化解系统性金融风险成为各国政府金融工作中的重点内容,对于金融规模早已达到世界第二的我国金融市场而言,做好系统性金融风险防范化解工作更显得尤为重要。在2017年第五次全国金融工作会议上,我国将防控金融风险与服务实体经济和深化金融改革共同列为金融工作的三项任务。在此次会议上,习近平总书记还指出“要把主动防范化解系统性金融风险放在更加重要的位置,科学防范,早识别、早预警、早发现、早处置,着力防范化解重点领域风险,着力完善金融安全防线和风险应急处置机制”。

系统性金融风险预警指标的构建与测度作为防范化解系统性金融风险的基本前提和重要内容,受到了广泛的关注。其中,金融压力指数因其便捷性和直观性,逐渐成为监管层参考的系统性金融风险指标。该指标率先由Illing等^[1]提出。在此体系构建框架的指导下,金融监管机构和学者基于不同的维

度和方法,构建了适应于各地的金融压力指数。例如,欧洲系统性风险委员会采用ESRB-CISS研究方法构建了系统性压力综合指数^[2];Cardarelli等^[3]利用17个国家的数据,采用等方差权重的方法构建了金融压力指数;Balakrishnan等^[4]基于同样的方法构造了发展中国家的金融压力指数。国内研究中,陶玲等^[5]选取了金融机构、股票市场、债券市场、货币市场、外汇市场、房地产市场、政府部门共7个维度,采用因子分析的方法构建了系统性金融风险综合指数。此外,清华大学国家金融研究院金融与发展研究中心课题组^[6]和范云朋^[7]借鉴了欧洲系统性风险委员会采用的ESRB-CISS方法,分别选取了不同的维度,构建了适应于我国的系统性金融风险综合指数。

虽然金融压力指数构造简便,且有利于动态的、长期跟踪的风险监测,但仍存在一定的局限性。首先,目前金融压力指数构建方法大多为等方差权重法、主成分分析法和因子分析法等。这些方法在刻画系统性金融风险的过程中,由于过于简单,无法刻画金融市场的某些特征,尤其是系统性金融风险防

作者简介:杨光艺(1991—),男,博士,南京审计大学金融学院讲师;王桢(2000—),女,中央财经大学金融学院硕士研究生。

范中最为关键的尾部特征^[8]。另外,Benoit等^[9]指出这一类的综合指数法在指标选取、权重设置和阈值设定等方面存在主观性。

为刻画系统性金融风险中的尾部风险,大部分文献采用“自上而下”的逻辑,将宏观的系统性金融风险分解至微观的金融机构,再基于微观金融机构的尾部风险进行构造。其中,比较经典的微观层面的系统性金融风险指标有风险在值VaR^[10]、期望损失ES^[11-13]、边际期望损失MES^[14,15]、系统期望损失SES^[14,16]、DIP^[17]、LRMES^[18,19]、SRISK^[18,20]、 ΔCoVaR ^[21,22]等。

但是,2008年次贷危机的爆发让学者和金融监管机构意识到微观审慎下的合成谬误问题。因此,构建一个既考虑系统性金融风险尾部特征,同时又兼顾宏观审慎视角的系统性金融风险指标,成为本文关注的重点。相比于传统的因子分析法,Chen等^[23]提出的分位数因子分析法(后文简称QFM)为这一问题提供了解决思路。该方法融合了尾部风险刻画中常采用的分位数分析方法和宏观视角下常用于降维的因子分析方法。并且,厚尾、状态相关等金融市场的典型特征在大量的金融实证研究中被验证,这表明传统的基于正态分布假设的均值模型难以描绘市场。例如,Su等^[24]指出金融市场的厚尾特征会影响VaR的估计结果。另外,大量的实证结果也表明金融市场存在较为明显的状态相关,即市场机制在尾部情形和正常情形存在明显差异^[25,26],而基于分位数的方法则可以通过绘制不同分位数水平上的市场运行机制,使研究者更加清楚地理解市场风险在极端情形下的影响机制。

此外,对系统性金融风险进行监测预警是构建系统性金融风险指标的重要目标^[27,28]。而金融压力指数的构造一般采用宏观经济数据,这一类数据除了更新频率较慢以外,还存在较为严重的时滞性。例如,我国的月度CPI数据一般在次月的10号左右才发布。在数字金融快速发展的时代,金融脱媒趋势愈发明显,风险传播速度大幅加快,风险传导渠道呈现出网络化和复杂化的特征。数据的时滞会严重影响这一类金融压力指数的预警效果。

股票市场作为宏观经济的晴雨表^[29],不仅具有先行指标的作用,其高频的数据源也为及时高效的风险预警提供了支撑。基于此,本文采用日度的申万二级行业指数收益率数据构建了尾部风险因子,用以进行系统性金融风险预警。通过与均值风险因

子进行比较,发现尾部风险因子包含一部分额外信息,这一部分额外信息不仅对未来市场的收益率具有显著的预测效果,还对未来市场风险具有显著的预警能力。

本文的边际贡献体现在以下几个方面:(1)基于金融风险的尾部属性以及金融市场厚尾、状态相关等特征,本文首次将分位数因子分析的方法应用于系统性金融风险的刻画,并且实证检验验证了该方法相比于传统因子分析在风险事件刻画和风险预警能力方面的优势。(2)相比基于因子分析构造的金融压力指数或系统性金融风险测度体系,本文提出的尾部风险因子具有更高的频率,更加符合数字金融时代下系统性金融风险“早识别、早预警、早发现、早处置”的防范要求。

二、QFM模型介绍

(一)传统因子模型的局限

因子分析方法是实证研究中最常用的、具有较强解释力的降维分析方法,同时也是系统性金融风险测度领域最常用的方法^[5,7]。但是,考虑到金融市场的特征,传统的因子分析面临一系列问题,以因子分析的基本公式(1)为例。

$$X_{it} = \lambda_i f_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中, $\{X_{it}\}_{i=1}^N$ 为N个可观测变量, $f_t = [f_{t1}, \dots, f_{tr}]$ 为因子项, r 为因子个数, $\lambda_i = [\lambda_{i1}, \dots, \lambda_{ir}]$ 为变量 X_{it} 在因子 f_t 上的载荷。 ε_{it} 为个体效应,通常假设为与因子 f_t 不相关的弱相关过程。例如,大部分的研究假设为布朗运动过程。

但是,这样的假设却难以解释金融市场的实际现象。例如,大量研究发现股票市场的收益率呈现较为显著的厚尾性和波动时变性特征^[30-32]。此外,越来越多的研究还发现在尾部情形下,市场的表现与正常情形下的表现存在较大差异。例如,Ando等^[33]基于60多个国家的金融市场数据,指出公有因子结构随着分位数的变化而变化,并且分位数水平上的公有因子结构不同于均值水平上的公有因子结构。而在因子分析的假设下,变量 X_{it} 的分布主要取决于 ε_{it} ,且模型中并未包含分位数相关(quantile-dependence)的假设,导致该模型无法捕捉到在不同分位数水平上的信息差异。

并且,对于系统性金融风险的测度而言,尾部风险的测度是其关键,而市场运行机制在尾部情形与

正常情形相比又存在巨大差异,导致均值层面上的因子分析法在系统性金融风险测度方面存在明显的缺陷。

(二)QFM模型

应对上述限制最直接的解决办法就是将均值层面的因子分析方法转为分位数层面的因子分析方法。Chen等^[23]提出的分位数因子分析方法QFM为构建尾部的系统性金融风险测度提供了最便捷的工具。该方法可以在整个分布上提炼因子,构建出分位数相关的风险因子,基于该方法构造的尾部风险因子更加符合系统性金融风险的内涵。式(2)给出了QFM的基本模型。

$$X_{it} = \lambda_i'(\tau)f_t(\tau) + u_{it}(\tau) \quad (2)$$

其中, X_{it} 为N个可观测变量,时间跨度 t 为1到 T , τ 为不同的分位数水平,个体项 $u_{it}(\tau)$ 满足 $Q_{u_{it}(\tau)}[\tau|f_t(\tau)] = 0$, $f_t = [f_{t1}, \dots, f_{t(r)}]$ 为模型的 $r(\tau)$ 个因子, $\lambda_i = [\lambda_{i1}, \dots, \lambda_{i(r)}]$ 为各变量在各因子上的载荷,其中,因子的个数 $r(\tau)$ 同样可以随着分位数 τ 的变化而变化。

首先,从QFM模型的假设来看,QFM模型可以在任意分位数水平上构建因子。其中,在尾部构建的因子,相比于传统的均值层面上的主成分因子,更加符合金融风险的内涵。例如,当 τ 取0.01或者0.05时,则可以构建对应市场1%和5%的尾部风险因子,有助于更加准确地刻画系统性金融风险的尾部特征。

其次,从QFM模型的假设还可以看到,因子的数量、因子值以及因子载荷均可以随着分位数的变化而变化,使基于QFM模型构造的分位数因子能够更加契合金融市场中的状态特征。

此外,在模型计算方面,QFM方法同样具有优势,使其能够更加适应金融市场的厚尾特征。具体而言,QFM与分位数回归一样采取的是一阶形式的目标优化函数,而因子分析方法采取的是二阶形式的目标优化函数,而二阶形式相比于一阶形式具有平方的扩大效应,增大了异常值在目标优化中的重要程度,削弱了因子分析方法等均值方法处理尾部异常值的能力。根据Chen等^[23]的随机模拟结果,QFM在厚尾分布上确实具有更强的稳健性。

(三)QFM的估计

对于任一分位数 τ 而言,待估参数包括因子值

和载荷 $\theta = (\lambda_1', \dots, \lambda_N', f_1', \dots, f_T')$ 。其中,载荷 $\Lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_N)$ 为变量 X 在因子上的载荷, $F = (f_1, \dots, f_T)$ 为 $t=1$ 到 $t=T$ 期的因子值。在因子数确定为 $r(\tau)$ 的情况下,待估参数个数为 $M = (N + T) \times r(\tau)$ 。需要注意的是,与因子分析方法一样,QFM面临 λ_i 和 f_i 无法同时识别的问题。因此,为了对模型参数进行估计,对QFM进行了式(3)的假设。

$$\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T f_t f_t' = I, \quad (3)$$

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i \lambda_i' \text{ 为对角阵,且对角元素是非增的。}$$

QFM模型的估计原则与分位数回归的估计原则一致,最小化一阶目标函数式(4),其中 $\rho_\tau(u) = (\tau - 1\{u \leq 0\})u$ 。

$$M_{NT}(\theta) = \frac{1}{NT} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \rho_\tau(X_{it} - \lambda_i' f_t) \quad (4)$$

但是,最小化式(4)并没有显式解,因此,QFM的估计采用了迭代的思路,具体的步骤如下:

第一步,设定初始的因子值 $F^{(0)}$ 。

第二步,在给定 $F^{(l-1)}$ 的情形下,对每一个变量 X_i ,利用Koenker^[34]提出的方法最小化式(5),得到其载荷 $\lambda_i^{(l)}$ 。

$$M_{i,T}(\lambda_i, F) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \rho_\tau(X_{it} - \lambda_i' f_t) \quad (5)$$

第三步,在给定 $\Lambda^{(l)}$ 的情形下,针对每一期,通过最小化式(6),得到每一期的因子值 $f_t^{(l)}$ 。

$$M_{i,N}(\Lambda, f_t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \rho_\tau(X_{it} - \lambda_i' f_t) \quad (6)$$

第四步,利用第二步和第三步的方法持续迭代,直到 $M_{NT}(\theta^{(l)})$ 与 $M_{NT}(\theta^{(l-1)})$ 足够接近。

第五步,根据式(3)的准则对 $\Lambda^{(l)}$ 和 $F^{(l)}$ 进行正则化,得到最终的参数估计。

(四)因子个数的确定

QFM拟合需要提前确定因子的个数。确定方法主要有两种,分别是秩最小化法和信息准则法。

1.秩最小化法

选择一个足够大的 k 值,确保真实的因子数 $r(\tau)$ 小于 k ,在假设因子数为 k 的情况下,根据前文的方法估计出相对应的载荷和因子值。其中,令 $\hat{\Lambda}^k = (\hat{\lambda}_1^k, \dots, \hat{\lambda}_N^k)$ 为因子数是 k 时的载荷估计值,将此估计值代入式(7)。

$$\frac{1}{N}(\hat{\Lambda}^k)^T \hat{\Lambda}^k = \text{diag}(\hat{\sigma}_{N,1}^k, \dots, \hat{\sigma}_{N,k}^k) \quad (7)$$

因子个数则由 $\hat{\sigma}_{N,j}^k$ 超过临界值 P_{NT} 的个数来确定,具体的数学表达式如式(8)。

$$\hat{r}_{\text{rank}} = \sum_{j=1}^k 1\{\hat{\sigma}_{N,j}^k > P_{NT}\} \quad (8)$$

2. 信息准则法

与其他信息准则的评价标准相类似,基于信息准则的因子个数选择同样是在参数个数和效用损失之间进行权衡,具体的权衡公式如式(9)。

$$\hat{r}_{IC} = \arg \min_{1 \leq l \leq k} [M_{NT}(\hat{\theta}^l) + l \times P_{NT}] \quad (9)$$

其中, $\hat{\theta}^l$ 表示因子个数为 l 时的参数估计值, $M_{NT}(\hat{\theta}^l)$ 是对应的效用损失,而 $l \times P_{NT}$ 则衡量了参数个数的影响,因子个数则取使两者加和最小的数值。

三、基于QFM的系统性金融风险测度

(一)数据来源与数据处理

考虑到个股存在上市日期不一致、停牌、退市等导致数据缺失的问题,本文在构建日度频率上的系统性金融风险指标的时候,采用的数据为申万二级行业指数的日度对数收益率数据。其中,由于非金属材料、林业、农商行这3个二级行业存在数据缺失等问题,因此,本文选取了其他122个二级行业,时间区间为2012年1月4日到2022年6月30日。数据来源于WIND数据库。

为构造基于尾部的风险因子,本文参考学术研究和监管机构在使用VaR值时常用的99%和95%置

信水平,对应选择了1%和5%的尾部分位数水平,并利用QFM模型构建了两个尾部的因子指标,后文将这两个指标分别简称为QF01和QF05。此外,为了将本文提出的尾部风险因子与传统的均值风险因子进行比较,本文还采用QFM模型构建了50%分位数水平上的中位数风险因子和基于主成分分析法构建的系统性金融风险指标,后文将这两个指标分别简称为QF50和PCA。从指标的构造来看,QF01和QF05更多地刻画了金融市场的尾部风险,而QF50和PCA则更多地刻画了金融市场的平均水平。因此,本文将QF01和QF05统称为尾部风险因子,将QF50和PCA统称为均值风险因子。图1给出了四个指标的时间趋势图。从趋势图上来看,四者呈现出较为相似的走势,且四者的极端值均出现在2015年股灾期间,表现出了良好的系统性金融风险测度效果。

(二)尾部风险因子与均值风险因子的比较分析

考虑到尾部风险因子主要集中于分布的尾部,均值风险因子主要集中在分布的中部,本文首先猜测两者在信息上存在一定的差异,但是,无论是分布的尾部,还是分布的中部,均受到分布本身的水平位置影响。因此,除了差异之外,尾部风险因子与均值风险因子还存在一些公有信息。

表1给出的四个指标之间的相关系数水平则进一步佐证了这一猜想。可以看出,QF01与QF05的相关性为0.957,QF50和PCA的相关性高达0.997,而QF01与QF50以及QF01与PCA的相关性均仅在0.850附近,表明尾部风险因子与均值风险因子之间包含着不同的信息。但是,0.847以上的相关系数表明两类风险因子之间同样具有大量的公有信息。

为了进一步探寻不同因子指标间信息差异的具体内容,本文结合系统性金融风险的具体内涵,选取了样本期间内沪深300指数下跌幅度在尾部0.5%的样本日期,以考察分析不同指标在极端情形下的表现。表2给出了在这些样本期间内不同指标是否也处于

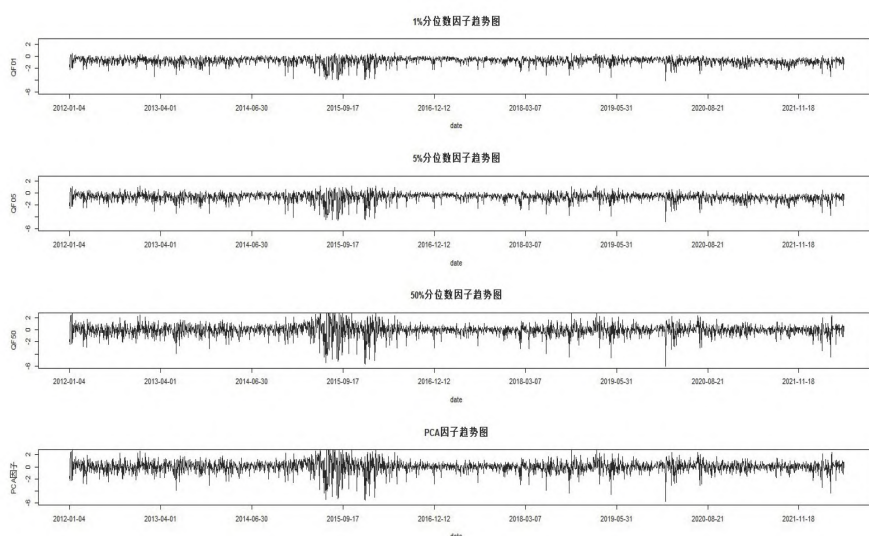


图1 QF01、QF05、QF50和PCA指标的走势图

表1 各指标的相关系数

指标	QF01	QF05	QF50	PCA
QF01	1.000	0.957	0.847	0.860
QF05	0.957	1.000	0.920	0.929
QF50	0.847	0.920	1.000	0.997
PCA	0.860	0.929	0.997	1.000

表2 各指标在市场极端收益率情形下的表现情况

日期	QF01	QF05	QF50	PCA
2013/6/24	否	否	否	否
2015/1/19	是	是	否	否
2015/5/28	否	否	否	否
2015/6/26	是	是	是	是
2015/7/8	否	否	否	否
2015/7/27	是	是	是	是
2015/8/18	是	是	是	是
2015/8/24	是	是	是	是
2015/8/25	是	是	是	是
2016/1/4	是	是	是	是
2016/1/7	是	是	是	是
2016/2/25	是	是	是	是
2020/2/3	是	是	是	是

自身序列尾部0.5%分位数范围的结果,发现13个交易日中除2015年1月19日以外,其他交易日期各指标的表现一致。其中,2015年1月19日,QF01和QF05两个尾部风险因子同样处于各自序列的前0.5%,而QF50和PCA两个均值风险因子并未表现出类似的结果,表明QF01和QF05相比而言具有更好地对系统性金融风险测度的效果。

从具体事件来看,2015年1月19日,受监管层规范券商两融的影响,当天19只券商股集体跌停,上证指数和沪深300指数均下跌7.7%,创造了A股自2008年金融危机以来的最大跌幅,也被称为“119股灾”。并且,上证指数这一跌幅,相比于之后的2015年股灾而言^①,也仅低于2015年8月24日8.49%的跌幅。此外,2015年1月19日,市场对于两融规定的反应,也为后续股灾的爆发提供了暗示。2015年股灾前期的牛市带有较为明显的“杠杆牛”特征。图2给出了2014年1月1日到2016年12月31日区间内上证指数收盘价和A股融资余额规模的走势图。可以看出,两者具有十分相似的行走轨迹。在第一阶段,自2014年7月开始,融资融券业务限制放宽,融资余额规模开始快速增长,A股牛市也正式同步启动。在第二阶段,2015年6月13日,证

监会发布消息将严厉打击场外配资活动之后,融资余额规模与上证指数开始同步大幅下跌,A股也正式爆发了近十年来最为严重的股灾。



图2 上证指数收盘价与融资余额的走势

四、风险因子的预警效果评估

(一) 风险预警模型设计

构建系统性金融风险测度指标最主要的目的是对潜在的系统性金融风险进行预警监测,为评估比较两类风险因子的预警能力,本文决定采用前瞻预警模型进行分析,进一步探寻尾部风险因子与均值风险因子的信息差异。式(10)给出了本文采用的前瞻预警模型。

$$y_{t+1} = \alpha + \beta \times risk_t + \sum_{i=1}^p \gamma_i \times y_{t+1-i} + \varepsilon_{t+1} \quad (10)$$

其中, y_{t+1} 为金融市场的实际表现。本文主要采用了沪深300指数的对数收益率和对数振幅两个指标,分别代表市场的价格信息和风险信息。 $risk_t$ 为本文构造的四个系统性金融风险指标。需要指出的是,为确保风险因子的前瞻性,因子构造采用了滚动的方法,即每一期的因子计算仅使用本期及以前的数据进行计算。由于因子的计算需要一定的样本量,因此,本部分的实证研究选择将前50%的样本作为第一期风险因子的训练期,再通过滚动的形式获得后50%用于评估的风险因子。具体而言,用于前瞻预警模型评估的样本区间为2017年4月6日到2022年6月30日。

此外,考虑到时间序列变量本身的自相关性,本文在前瞻预警模型中还加入了被解释变量的滞后项,关于滞后项阶数的选择,本文采用了BIC信息准则的方法,根据BIC信息准则,沪深300收益率的滞后阶数为0,符合在日度频率上收益率自相关较弱的假设;沪深300振幅的滞后阶数为4阶,与被广泛

发现的波动率聚集现象相吻合。

根据前文的结论,尾部的测度指标与均值水平的测度指标包含不同的信息,为了进一步比较不同指标间的差异,本文采用式(11)的前瞻预警模型,将尾部因子和均值因子同时纳入前瞻预警模型中。其中, $tail_i$ 为尾部风险因子,对应变量 QF01 或 QF05; $mean_i$ 为均值风险因子,对应变量 QF50 或 PCA。

$$y_{t+1} = \alpha + \beta_1 \times tail_i + \beta_2 \times mean_i + \sum_{i=1}^p \gamma_i \times y_{t+1-i} + \varepsilon_{t+1} \quad (11)$$

(二) 实证结果

表3给出了前瞻预警模型的实证结果。从Panel A中模型1到模型4的结果可以看到,无论是尾部风险因子,还是均值风险因子,对于未来的收益率均具有十分显著的预测效果。并且,在将尾部风险因子和均值风险因子同时纳入的模型5到模型8的结果中,两者的预测效果同时有效,表明尾部风险因子和均值风险因子均包含市场未来的价格信息。

需要指出的是,虽然不同分位数上的风险因子衡量了分布在不同位置的信息,但是,分布在不同分位数上的信息也同样受到分布的水平信息影响,这一点也得到了表1结果的证明。因此,本文认为水

平信息是均值风险因子和尾部风险因子对未来价格信息具有预测作用的共同因素。

结合回归系数均为正数的结果,本文认为市场收益率在日度频率上的正相关关系与我国市场上超短期的动量效应相关^[35,36],即当天市场的收益率水平偏低时,下一个交易日的收益率水平同样偏低。

进一步分析对数收益率的回归结果,有两个结果值得注意。首先,在仅纳入一个风险因子的模型1到模型4中,尾部风险因子的回归系数高于均值风险因子的回归系数;其次,当同时纳入尾部风险因子和均值风险因子时,虽然尾部风险因子的回归系数大幅下滑,但是,尾部风险因子的系数同样显著,并且,该系数和均值风险因子的系数之和与模型1和模型2中尾部风险因子的系数相近。基于这样的实证结果,本文认为尾部风险因子除包含水平信息以外,还包含其他对未来市场收益率具有预测作用的信息。

具体而言,在单变量的前瞻模型中,由于尾部风险因子包含了更多的信息,因此其对未来的收益率具有更强的预测效果;而当两类因子同时纳入回归方程时,水平信息的预测作用主要体现在均值风险因子上,通过比较模型3—4与模型5—8,发现均值风险因子的回归系数的数值并未出现大幅下跌,即可说明这一点。而尾部风险因子上显著的系数则更多地体现了尾部特征对未来市场收益率的预测能力。因此,对于尾部风险因子而言,其包含的水平信息和尾部信息对于未来市场的收益率均具有预测作用。

关于尾部风险因子包含的额外信息到底是什么,Panel B中振幅的前瞻预警模型给出了进一步的指引。首先,从Panel B中模型1到模型4的结果可以发现,四个风险因子指标均具有十分显著的风险预警效果,即当日风险因子的数值越低,对应于当日的市场下跌幅度越大、风险水平越高的情形,下一个交易日的振幅越大。这表明在单变量模型中,四个风险因子均具有显著的风险预警能力。需要指出的是,与市场收益率的预警模型一样,尾部风险因子回归系数的绝对值更大,表现出更强的风险预警能力。

但是,与对数收益率预警模型不同的是,当同时纳入尾部风险因子和均值风险因子的时候,振幅预警模型中均值风险因子的预警能力不再显著,而尾部风险因子的风险预警能力仍然显著,表明市场风险的预测能力主要来自尾部风险因子。结合尾部特

表3 各指标的系统性金融风险预警效果分析

变量	模型1	模型2	模型3	模型4	模型5	模型6	模型7	模型8
Panel A: 沪深300对数收益率的回归结果								
QF01	1.249*** (0.054)				0.424*** (0.088)	0.279*** (0.092)		
QF05		1.206*** (0.047)					0.538*** (0.104)	0.342*** (0.110)
QF50			0.968*** (0.037)		0.723*** (0.063)		0.589*** (0.082)	
PCA				0.984*** (0.036)		0.821*** (0.065)		0.722*** (0.086)
AR模型	否	否	否	否	否	否	否	否
Panel B: 沪深300振幅的回归结果								
QF01	-0.264*** (0.033)				-0.206*** (0.058)	-0.201*** (0.062)		
QF05		-0.246*** (0.030)					-0.279*** (0.070)	-0.283*** (0.076)
QF50			-0.167*** (0.023)		-0.049 (0.040)		0.028 (0.054)	
PCA				-0.169*** (0.023)		-0.052 (0.042)		0.031 (0.058)
AR(4)	是	是	是	是	是	是	是	是

注:括号内为标准误;*,**、***分别表示在10%、5%、1%的水平上显著。下表同。

征的自有属性、风险事件刻画比较以及表3中Panel A的结果,本文认为尾部风险因子水平信息之外的信息主要为市场的风险信息,并且这一部分风险信息不仅对于未来市场价格具有边际的预测作用,还是风险预警能力的主要来源。

(三)尾部风险因子特有信息验证

为进一步验证尾部风险因子的额外信息为风险信息的假设,本文利用因子分析法萃取了尾部风险因子的特有信息。具体做法是将四个风险因子利用式(12)的因子分析模型提炼出公有信息 f_t 以及各自的特有信息 $\varepsilon_{i,t}$ 。为方便阐释,本文将各自的特有信息分别定义为QF01_indi、QF05_indi、QF50_indi、PCA_indi。

$$risk_{i,t} = \mu_i + a_i \times f_t + \varepsilon_{i,t} \quad (12)$$

基于萃取出来的共有因子和特有信息,式(13)通过同时纳入尾部风险因子的特有信息、均值风险因子的特有信息以及公有信息来验证尾部风险因子额外信息的信息属性及预警功能。

$$y_{t+1} = \alpha + \beta_1 \times tail_indi_t + \beta_2 \times mean_indi_t + \beta_f \times f_t + \sum_{i=1}^p \gamma_i \times y_{t+1-i} + \varepsilon_{t+1} \quad (13)$$

与式(10)和式(11)一样,沪深300振幅的预警模型还加入了沪深300振幅的四阶滞后项,沪深300对数收益率的预警模型则同样未加入该变量的滞后项。回归结果见表4。

从表4的Panel A来看,共有因子在四个模型中均对沪深300的未来价格信息具有显著的预测能力,进一步验证了风险因子中的水平信息对于未来价格信息的预测作用,并且,共有因子正向的回归系数同样为价格信息预测作用的动量传导渠道提供了证据。在特有信息方面,除QF05因子以外,其他风险因子的特有信息均未表现出稳健的预测能力,表明尾部风险因子在预测市场价格信息方面具有额外的作用,而回归系数的方向为这一额外作用提供了理论指引,无论在模型10,还是模型12,本文均发现QF05_indi的回归系数在5%的水平上显著为负,表明在当日的市场下跌幅度越大、风险水平较高的情形下,下一个交易日的收益率越高,符合金融学经典理论中的风险-收益原则,也为进一步确定尾部风险因子的额外信息为风险信息提供了证据。

从表4的Panel B中可以看到,在模型9到模型12的四个模型中,均只有尾部风险因子的特有信息

表4 各指标特有信息的系统性金融风险预警效果分析

变量	模型9	模型10	模型11	模型12
Panel A: 沪深300对数收益率的回归结果				
QF01_indi	-0.049 (0.118)		0.001 (0.119)	
QF05_indi		-0.785*** (0.225)		-0.735*** (0.259)
QF50_indi	0.092 (0.123)	-0.108 (0.133)		
PCA_indi			0.305* (0.156)	-0.041 (0.191)
共有因子	0.796*** (0.065)	0.488*** (0.102)	0.857*** (0.069)	0.520*** (0.125)
AR模型	否	否	否	否
Panel B: 沪深300振幅的回归结果				
QF01_indi	-0.136* (0.076)		-0.129* (0.076)	
QF05_indi		-0.324** (0.150)		-0.330* (0.169)
QF50_indi	0.047 (0.078)	-0.007 (0.084)		
PCA_indi			0.093 (0.101)	-0.001 (0.120)
共有因子	-0.191*** (0.041)	-0.265*** (0.067)	-0.179*** (0.044)	-0.268*** (0.081)
AR模型	AR(4)	AR(4)	AR(4)	AR(4)

对未来市场的风险信息表现出显著的预警能力,同样为尾部风险因子的额外信息为风险信息的假设提供了证据。

综上所述,本文认为尾部风险因子除包含水平信息以外,还包含风险信息。两者均对市场未来的价格信息具有预测作用,其中,水平信息的预测作用占主导,但是,风险信息同样具有边际的预测能力。除此之外,在风险预警中,尾部风险因子中的风险信息还是风险预警能力的主要来源。

五、结论

本文利用2012年1月4日到2022年6月30日申万二级行业指数的日度数据,采用分位数因子分析的方法,构建了尾部风险因子和均值风险因子,用来测度系统性金融风险。通过评估分析发现:尾部风险因子和均值风险因子在风险事件刻画和风险预警方面均具有不错的效果,且相比之下,尾部风险因子具有更优的刻画效果和预警效果。

进一步的研究分析表明,尾部风险因子在风险预警方面具有优势的原因在于,除水平信息以外,尾部风险因子还具有额外的风险信息,尾部风险因子

的风险信息不仅对未来市场价格信息具有边际的预测能力,还是风险预警能力的主要来源。

综合而言,相比于传统的因子分析方法,本文利用分位数因子分析方法构建的尾部风险因子不仅在风险监测预警效率上具有优势,还具有时效性、更新频率快等特点,使其更加适应数字金融时代下隐蔽性更高、传播速度更快的风险特征,有助于金融监管机构实现系统性金融风险的早识别、早预警、早发现、早处置。■

注 释

① 根据上证指数的峰值计算,2015年股灾开始于2015年6月12日,结束于2016年1月27日。

[参考文献]

- [1] ILLING M, LIU Y. Measuring Financial Stress in a Developed Country: An Application to Canada[J]. Journal of Financial Stability, 2006, 2(3): 243-265.
- [2] HOLLO D, KREMER M, LO DUCA M. CISS-A Composite Indicator of Systemic Stress in the Financial System[R]. European Systemic Stress Board Working Paper, 2012.
- [3] CARDARELLI R, ELEKDAG S, LALL S. Financial Stress and Economic Contractions[J]. Journal of Financial Stability, 2011, 7(2): 78-97.
- [4] BALAKRISHNAN R, DANNINGER S, ELEKDAG S, et al. The Transmission of Financial Stress from Advanced to Emerging Economies[J]. Emerging Markets Finance and Trade, 2011, 47(sup2): 40-68.
- [5] 陶玲,朱迎.系统性金融风险的监测和度量:基于中国金融体系的研究[J].金融研究,2016(6):18-36.
- [6] 清华大学国家金融研究院金融与发展研究中心课题组.中国系统性金融压力的监测[J].国际金融研究,2019(12):3-12.
- [7] 范云朋.我国系统性金融风险监测与度量研究:基于ES-RB-CISS研究方法[J].经济问题探索,2020(11):157-171.
- [8] 杨子晖,陈雨恬,陈里璇.极端金融风险的有效测度与非线性传染[J].经济研究,2019(5):63-80.
- [9] BENOIT S, COLLIARD J E, HURLIN C, et al. Where the Risks Lie: A Survey on Systemic Risk[J]. Review of Finance, 2017, 21(1): 109-152.
- [10] JORION P. In Defense of VAR[J]. Derivatives Strategy, 1997, 2(4): 20-23.
- [11] ARTZNER P, DELBAEN F, EBER J M, et al. Thinking Coherently[J]. Risk, 1997, 10: 68-71.
- [12] BALI T G, THEODOSSIOU P. A Conditional-SGT-VaR Approach with Alternative GARCH Models[J]. Annals of Operations Research, 2007, 151(1): 241-267.
- [13] KRATZ M, LOK Y H, MCNEIL A J. Multinomial VAR Backtests: A Simple Implicit Approach to Backtesting Expected Shortfall[J]. Journal of Banking & Finance, 2018, 88: 393-407.
- [14] ACHARYA V V, PEDERSEN L H, PHILIPPON T, et al. Measuring Systemic Risk[J]. The Review of Financial Studies, 2017, 30(1): 2-47.
- [15] 赵进文,张胜保,韦文彬.系统性金融风险度量方法的比较与应用[J].统计研究,2013(10):46-53.
- [16] 方意,赵胜民,王道平.我国金融机构系统性风险测度:基于DGC-GARCH模型的研究[J].金融监管研究,2012(11):26-42.
- [17] HUANG X, ZHOU H, ZHU H. A Framework for Assessing the Systemic Risk of Major Financial Institutions[J]. Journal of Banking & Finance, 2009, 33(11): 2036-2049.
- [18] BROWNLEES C T, ENGLE R F. SRISK: A Conditional Capital Shortfall Measure of Systemic Risk[J]. The Review of Financial Studies, 2017, 30(1): 48-79.
- [19] 梁琪,李政,郝项超.我国系统重要性金融机构的识别与监管:基于系统性风险指数SRISK方法的分析[J].金融研究,2013(9):56-70.
- [20] 陈湘鹏,周皓,金涛,等.微观层面系统性金融风险指标的比较与适用性分析:基于中国金融系统的研究[J].金融研究,2019(5):17-36.
- [21] ADRIAN T, BRUNNERMEIER M K. CoVaR[J]. The American Economic Review, 2016, 106(7): 1705-1741.
- [22] 吴金宴,王鹏.哪些因素影响了股市风险传染?来自行业数据的证据[J].中国管理科学,2022(8):57-68.
- [23] CHEN L, DOLADO J J, GONZALO J. Quantile Factor Models[J]. Econometrica, 2021, 89(2): 875-910.
- [24] SU J B, LEE M C, CHIU C L. Why Does Skewness and the Fat-Tail Effect Influence Value-At-Risk Estimates? Evidence from Alternative Capital Markets[J]. International Review of Economics & Finance, 2014, 31: 59-85.
- [25] HAN H, LINTON O, OKA T, et al. The Cross-Quantilegram: Measuring Quantile Dependence and Testing Directional Predictability Between Time Series[J]. Journal of Econometrics, 2016, 193(1): 251-270.
- [26] MAGHYEREH A, ABDON H. Time - Frequency Quantile Dependence Between Bitcoin and Global Equity Markets [J]. The North American Journal of Economics and Finance, 2021, 56: 101355.
- [27] 杨子晖,李东承.系统性风险指标是否具有前瞻性的预测能力?[J].经济学(季刊),2021(2):617-644.
- [28] 方意.前瞻性逆周期性的系统性风险指标构建[J].经济研究,2021(9):191-208.
- [29] 孟庆斌,张永冀,汪昌云.中国股市是宏观经济的晴雨表吗?基于马氏域变模型的研究[J].中国管理科学,2020(2):13-24.
- [30] 曹志广,王安兴,杨军敏.股票收益率非正态性的蒙特卡罗模拟检验[J].财经研究,2005(10):34-41+52.
- [31] 桂文林,韩兆洲,潘庆年.POT模型中GPD“厚尾”性及金融风险测度[J].数量经济技术经济研究,2010(1):107-118.
- [32] 沈根祥,邹欣悦.已实现波动GAS-HEAVY模型及其实证研究[J].中国管理科学,2019(1):1-10.
- [33] ANDO T, BAI J. Quantile Co-Movement in Financial Markets: A Panel Quantile Model with Unobserved Heterogeneity[J]. Journal of the American Statistical Association, 2020, 115(529): 266-279.
- [34] KOENKER R. Quantile Regression[M]. Cambridge University Press, 2005.
- [35] 潘莉,徐建国.A股个股回报率的惯性与反转[J].金融研究,2011(1):149-166.
- [36] ZHANG Y, MA F, ZHU B. Intraday Momentum and Stock Return Predictability: Evidence from China[J]. Economic Modelling, 2019, 76: 319-329.

(责任编辑:GW / 校对:XY)