

doi:10.19920/j.cnki.jmsc.2026.01.001

“好”“坏”波动与系统性风险预测^①

——基于日内高频金融数据的新视角

杨子暉¹, 戴志颖^{1*}, 李东承²

(1. 中山大学高级金融研究院, 广州 510275; 2. 华南理工大学经济与金融学院, 广州 510006)

摘要: 党的二十大报告明确提出,要“加强和完善现代金融监管,强化金融稳定保障体系”。尽管近些年来全球资本市场剧烈波动,金融体系脆弱性显著增加,然而结合“好”“坏”波动这一崭新视角来预测系统性风险的文献仍然较少,且过往研究大多基于日度、周度、月度等低频金融数据进行分析,而忽略金融波动日内快速演变的特征。有鉴于此,在全面梳理“好”“坏”波动相关指标的基础上,本文利用股市日内高频收益率数据,测算我国金融市场“好”“坏”波动,考察“好”“坏”波动与股票收益率、系统性风险间的潜在关系。接着,结合相对重要性分析技术,考察不同“好”“坏”波动指标对系统性风险的解释力度,并分析“好”“坏”波动对不同行业系统性风险的作用影响。本文指出,若不对金融波动的“好”与“坏”这一特征加以区分,可能会导致对未来系统性风险的错误预判。最后,本文提出若干政策建议,以期为我国主动防范化解系统性风险、筑牢金融风险“防火墙”提供参考依据。

关键词: 系统性风险; 日内高频数据; “好”“坏”波动; 相对重要性分析; 风险预警

中图分类号: F832 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2026)01-0001-17

0 引言

金融波动是刻画资产价格变化、衡量市场不确定性的关键指标,一般被视为金融市场以及宏观经济脆弱性的先行指标,其不仅与风险管理、资产定价、投资组合等密切相关,更是直接影响国家的经济金融安全与稳定。而随着我国金融改革与对外开放的纵深推进,市场波动对金融稳定、经济增长的影响日益彰显。对此,早在2018年12月的中央经济工作会议中,习近平总书记便明确指出,“打好防范化解重大风险攻坚战,……,防范金融市场异常波动和共振”。此外,2022年10月党的二十大报告同样也提出要“加强和完善现代金融监管”。

然而,正如 Lee 和 Hyun^[1]所指出的,“好”波

动与“坏”波动,对以负面冲击、极端损失等为表征的系统性风险的影响存在显著差异。因此,若不对金融波动的异质性特征加以区分,可能无法有效厘清其与系统性风险间的潜在关联。可见,利用日内高频数据,结合“好”“坏”波动这一崭新视角,考察“好”“坏”波动与股票收益率、金融风险之间的关系,并探究其对不同行业风险的驱动影响,显然具有重要的学术价值和现实意义:它不仅有助于结合“好”“坏”波动视角,合理刻画资产价格上下行波动,有效甄别系统性风险背后的“好”“坏”波动驱动影响;而且,还有助于客观评判重点行业的潜在风险点,识别金融风险防控的薄弱环节,从而为主动防范化解系统性风险提供理论基础与实证依据。

理论文献表明,金融波动可作为系统性风险

① 收稿日期: 2023-03-02; 修订日期: 2024-01-08。

基金项目: 教育部哲学社会科学后期资助重大项目(24JHQ010); 国家社会科学基金青年项目(22CJY004); 国家社会科学基金资助项目(23VRC077); 国家社会科学基金资助重大项目(21&ZD114)。

通讯作者: 戴志颖(1999—), 男, 福建漳州人, 博士生。Email: daizhy7@mail2.sysu.edu.cn

的重要前瞻性指标.具体而言,金融波动的大幅提升,将导致流动性预期明显收紧^[2],风险厌恶情绪迅速升温^[3],甚至引发投资者恐慌情绪^[4],掀起资产抛售浪潮^[5],从而加剧系统性风险.但是,现有研究大多仅考察总体波动与系统性风险之间的关联关系,却较少有研究对金融波动的“好”“坏”特征加以区分^②.然而,过往文献表明,相较于传统研究中的总体波动,资产价格的“好”与“坏”波动对系统性危机的形成往往具有异质性作用.其中“坏”波动与未来不确定性密切相关,而“好”波动可能会驱动通胀上行^[10].此外,Hao等^[11]、杨子晖和戴志颖^[12]等的研究表明,“好”“坏”波动对风险溢出关系的影响同样也存在着显著的差异.

同时,已实现半方差法具备“无需模型”、测算简便、估计精度高等优势,为刻画“好”“坏”波动提供了有力的分析工具.然而,现有文献更多探讨“好”“坏”波动与股票、债券等各类资产收益率间的潜在关系,却鲜有研究考察“好”“坏”波动对金融风险的影响.但是,最新研究发现,有别于“坏”波动,“好”波动能够有效对冲宏观经济负面冲击^[13],缓释未来风险冲击强度.具体而言,“好”波动催生“好”预期或乐观信念^[4],驱动宏观经济基本面整体向好,如产出增加、投资扩大等,从而抬升相关资产价格^[14],市场参与者的投资热情,加强居民消费意愿,改善企业经营状况,从而降低风险暴露可能.此外,相较于“坏”波动,市场对“好”波动冲击可能存在一定的过度反应^[15],或将导致一系列更加难以预测的连锁反应.例如,部分学者如 Bollerslev 等^[16]、Cui 等^[17]发现“好”波动可能会诱发投资者的冒险行为与投机倾向,并造成未来资产收益下挫、股价崩盘风险上扬等负面冲击.

此外,上述研究主要利用日度、周度、月度等低频数据,构建“好”“坏”波动指标,考察不同性质金融波动与系统性风险间的潜在关联.然而低频数据往往会忽略相应资产价格的日内变化特征,从而导致一定的信息损失^[18].随着大数据技

术的发展,可获得金融数据的频率有了明显的提升,利用高频数据考察“好”“坏”波动及其与系统性风险间的关系,则成为相关领域的前沿研究话题.同时,Pelger^[19]、Qu 等^[20]发现,相较于低频变量,基于高频数据所测算的波动指标能够更好地解释风险水平的变化.但是,现阶段应用高频数据检验金融波动的风险预测能力的研究仍然较少.其中 Lazar 和 Xue^[21]是为数不多的代表性文献,其研究显示,基于日内高频数据的总体波动能够显著提升在险价值与预期损失的预测效果,这一发现也为结合金融“好”“坏”波动、监测预警系统性风险提供了新思路.

纵观该领域的研究:第一,现有研究主要聚焦于检验“好”“坏”波动对相关资产收益率的预测能力,或是仅仅考察总体波动与系统性风险间的关联关系,而几乎很少有文献综合考量“好”与“坏”波动对金融风险的影响.然而,最新研究表明,“好”“坏”波动对企业信用风险^[1]、地缘政治风险^[22]等存在显著的非对称影响^③.因此,有必要区分金融波动的积极与消极特征,考察“好”“坏”波动与系统性风险间的潜在关联.

第二,现阶段的大部分文献往往利用低频数据,来刻画“好”“坏”波动,从而考察其与资产收益之间的关系,却较少有文献从日内高频数据这一崭新视角展开分析.然而过往研究指出,低频数据可能会丢失部分信息,利用其所测算的“好”“坏”波动准确性相对较低,难以有效反映市场快速演变特征,而日内高频数据则为准确考察“好”“坏”波动的动态演变特征,提供了有力的分析工具.因此,结合高频数据刻画“好”“坏”波动,将有助于进一步厘清金融波动与系统性风险间的关系.

第三,现有为数不多考察“好”“坏”波动与金融风险之间关系的研究,大多基于单一指标进行探究,却鲜有文献将各类相关指标纳入统一的分析框架.而不同的“好”“坏”波动指标往往捕捉相关资产价格“好”“坏”波动的不同变化特征,从而刻画金融波动的不同内在性质.因此,如何有效考

② 国内也有不少学者就金融波动与系统性风险测度^[6,7]、金融波动传染与风险防范^[8,9]等进行了较好的阐述与分析.

③ 具体而言, Lee 和 Hyun^[1]的研究结果表明,“好”波动将显著降低企业信用风险水平,而“坏”波动则会明显扩大企业未来信用风险敞口.同时, Gkillas 等^[22]的研究发现,“好”“坏”波动对地缘政治风险同样也存在上述类似的影响关系.

察不同“好”“坏”波动指标对系统性风险的异质性影响,由此完善新时期风险监测预警指标体系,是现阶段加强金融监管必须考虑的重要问题。

第四,自2020年来,新冠疫情冲击叠加行业转型阵痛,致使我国产业链与供应链中断风险上升,行业异质性风险冲击极有可能演化为系统性风险。同时党的二十大报告明确提出“加强重点行业、重点领域安全监管”的要求,这就使得健全重点行业的风险监管机制、识别易受系统性风险冲击的薄弱环节成为现阶段亟待研究的重要议题。因此,有效厘清“好”“坏”波动对不同行业系统性风险的异质性影响,并准确识别不同行业“好”“坏”波动监测重点,完善差异化的行业风险防范体系,显得尤为重要。

因此,本文结合日内高频收益率,从金融市场“好”“坏”波动视角,采用局部投影模型、相对重要性分析等,考察“好”“坏”波动对系统性风险的预测能力,并剖析其对风险预测的贡献程度。基于此,本文提出动态监管金融“好”“坏”波动、完善风险监测预警体系的政策建议。

1 研究方法 with 数据说明

1.1 “好”“坏”波动相关指标

借鉴 Lee 和 Hyun^[1]、Bollerslev 等^[16]的思路,结合已实现半方差法,利用高频收益率,构建“好”“坏”波动、“好”“坏”符号跳跃、符号跳跃、及相对符号跳跃4套指标。假设任一资产的自然对数价格 P_T 满足一般跳跃扩散过程,即

$$P_T = \int_0^T \mu_\tau d\tau + \int_0^T \sigma_\tau dW_\tau + J_T \quad (1)$$

其中 μ 是局部有界且连续的漂移项, σ 是严格正的随机波动, W 为标准布朗运动, J 则是纯跳跃过程。基于此,测算第 t 天的已实现方差 RV_t , 作为该自然对数价格方差的估计值,即

$$RV_t = \sum_{i=0}^n r_{t-1+\frac{i}{n}}^2 \xrightarrow{P} \int_{t-1}^t \sigma_s^2 ds + \sum_{t-1 \leq \tau \leq t} J_\tau^2 \quad (2)$$

其中 r 为资产自然对数收益率, n 为任一交易日内可获得的高频收益率样本数量。式(2)表明,当

$n \rightarrow \infty$ 时, RV_t 依概率均匀收敛于“连续”价格变化与“跳跃”价格增量的平方之和^④。但 RV_t 不能反映价格的上涨或下跌,且其估计准确性受资产价格是否存在离散跳跃运动的影响。因此,构建连续波动 BV_t , 以克服上述问题,即

$$BV_t = \frac{\pi}{2} \sum_{i=2}^n |r_i| |r_{i-1}| \xrightarrow{P} \int_{t-1}^t \sigma_s^2 ds \quad (3)$$

进一步地,根据 r 的正负性质,将 RV_t 拆分为 RSP_t 和 RSN_t , 即“好”“坏”波动

$$RSP_t = \sum_{i=1}^n 1(r_i \geq 0) r_{t-1+\frac{i}{n}}^2 \xrightarrow{P} \frac{1}{2} \int_{t-1}^t \sigma_s^2 ds + \sum_{t-1 \leq \tau \leq t} J_\tau^2 1(J_\tau \geq 0) \quad (4)$$

$$RSN_t = \sum_{i=1}^n 1(r_i < 0) r_{t-1+\frac{i}{n}}^2 \xrightarrow{P} \frac{1}{2} \int_{t-1}^t \sigma_s^2 ds + \sum_{t-1 \leq \tau \leq t} J_\tau^2 1(J_\tau < 0) \quad (5)$$

$$RV_t = RSP_t + RSN_t \quad (6)$$

其中 $1(r_i \geq 0)$ 为示性函数,当 $r_i \geq 0$ 时,其取值为1,反之则为0; $1(r_i < 0)$ 则相反。为综合考虑上述特征,构建符号跳跃 SJ_t 与相对符号跳跃 RSJ_t , 以刻画“好”“坏”波动的市场主导特征,即

$$SJ_t = RSP_t - RSN_t; RSJ_t = SJ_t / RV_t \quad (7)$$

利用 SJ_t 的正负性质,将其拆分为“好”符号跳跃 SJP_t 与“坏”符号跳跃 SJN_t

$$SJP_t = (RSP_t - RSN_t) 1(RSP_t - RSN_t \geq 0) \quad (8)$$

$$SJN_t = (RSN_t - RSP_t) 1(RSP_t - RSN_t < 0) \quad (9)$$

此外,借鉴 Bollerslev 等^[16]的方法,对 RV_t 、 BV_t 、 RSP_t 与 RSN_t , 采取加总求和的方式,测算第 δ 个交易日(其中,第 γ 天为每个交易周的周二)的波动指标^⑤,即

$$RVOL_\delta^{WEEK} = \left(\frac{252}{5} \sum_{j=0}^4 RVOL_{\gamma-j} \right)^{1/2} \quad (10)$$

其中 $RVOL_{\gamma-j}$ 为第 $\gamma-j$ 天的波动指标。而针对 SJ_t 、 RSJ_t 、 SJP_t 以及 SJN_t , 采用求均值的方式,测算第 δ 个交易周的跳跃指标,即

$$RJ_\delta^{WEEK} = \frac{1}{5} \left(\sum_{j=0}^4 RJ_{\gamma-j} \right) \quad (11)$$

其中 $RJ_{\gamma-j}$ 为第 $\gamma-j$ 天的跳跃指标。

④ 借鉴已实现方差相关领域研究的常见做法,本文日内高频数据的抽样频率为5 min,即 $n=48$ 。

⑤ 为有效克服“周末效应”对“好”“坏”波动指标的影响,参考 Bollerslev 等^[16]的做法,本文将第 δ 个交易日定义为第 $\delta-1$ 个自然周的周三至第 δ 个自然周的周二。为保持一致,其它变量也做相应处理。

1.2 相对重要性分析技术

借鉴 Givoly 等^[23]、Ivlevs^[24]的做法,结合相对重要性分析,考察不同“好”“坏”波动指标对系统性风险的影响强度.首先,考察一个截面回归模型及其拟合优度,即

$$\overline{RISK}_i = \alpha + \beta_1 \overline{x_{1,i}} + \beta_2 \overline{x_{2,i}} + \mu_i \quad (12)$$

$$R^2 = \frac{RSS}{TSS} = \frac{Var(\widehat{RISK}_i)}{Var(RISK_i)} = 1 - \frac{Var(\widehat{\mu})}{Var(RISK_i)} = \frac{\widehat{\beta}_1 Cov(\overline{x_{1,i}}, \overline{RISK}_i) + \widehat{\beta}_2 Cov(\overline{x_{2,i}}, \overline{RISK}_i)}{Var(RISK_i)} \quad (13)$$

其中 \overline{RISK}_i 和 $\overline{x_i}$ 为代表系统性风险,与“好”“坏”波动等解释变量的截面均值.在扰动项与解释变量不相关的条件下,式(13)的拟合优度可被拆分为各解释变量对被解释变量的贡献程度

$$M_1 = \frac{1}{2!} \left\{ \begin{array}{l} R^2[\overline{RISK}_i = \alpha + \beta_1 \overline{x_{1,i}} + \beta_2 \overline{x_{2,i}} + \mu_i] - \\ R^2[\overline{RISK}_i = \alpha' + \beta_2' \overline{x_{2,i}} + \mu_i'] + \\ R^2[\overline{RISK}_i = \alpha'' + \beta_1'' \overline{x_{1,i}} + \mu_i''] - \\ R^2[\overline{RISK}_i = \alpha''' + \mu_i'''] \end{array} \right\} \quad (14)$$

其中 $R^2[f(\cdot)]$ 为回归式 $f(\cdot)$ 的拟合优度.而式(14)括号内最后一项恒为 0,任一变量对金融风险 \overline{RISK}_i 的贡献程度可通过 $2^2 - 1 = 3$ 次回归得到.当存在 L 个解释变量时,不难得到,第 k 个解释变量对 \overline{RISK}_i 的贡献程度为

$$M_k = \frac{1}{L!} \left\{ \begin{array}{l} R^2 \left[\overline{RISK}_i = \alpha + \sum_{l \in S} \beta_l \overline{x_{l,i}} + \beta_k \overline{x_{k,i}} + \mu_i \right] - \\ R^2 \left[\overline{RISK}_i = \alpha' + \sum_{l \in S} \beta_l' \overline{x_{l,i}} + \mu_i' \right] \end{array} \right\} \quad (15)$$

其中 S 为除第 k 个变量外其他解释变量组成的所有子集.由于式(14)所述的拟合优度 R^2 表示“好”“坏”波动等变量对 \overline{RISK}_i 变动的解释程度,因此剔除某一解释变量所导致拟合优度 R^2 的变化,可视为该变量对 \overline{RISK}_i 的贡献程度.在此基础上,通过对比各个解释变量的贡献程度,从而判断各变量对系统性风险的相对重要性.

1.3 样本说明与模型设定

本文选取 2012 年 ~ 2021 年间(共计 513 个交易日)沪深 300 指数成分股的上市企业为研究对象,包含 298 家上市企业^⑥.首先基于 5 min 频率的高频收益率构建“好”“坏”波动、“好”“坏”符号跳跃、符号跳跃与相对符号跳跃日度指标,从而计算相应周度指标.其次,本文基于样本企业的周度收益率计算 $\Delta CoVaR(1\%)$ 或 $\Delta CoVaR(5\%)$ 指标,其刻画企业处于困境(左尾 1% 或 5% 分位数)与正常运作时的条件在险价值之差,并以此衡量其的金融风险水平.

此外,本文选取 $EBITTA$ (息税前利润/总资产)、 $TLTA$ (总负债/总资产)、 $WCTA$ (营运资本/总资产)、 BM (账面价值比)、 $TOBIN$ (托宾 Q 值)、 $HS300$ (沪深 300 指数收盘价)、 HV (企业股份历史波动率)、 $SIZE$ (公司市值)、 EPU (经济政策不确定性)、 $M2$ (M2 货币供应量同比增长率)、 $INTEREST$ (3 个月银行同业拆借利率)、 $TERMSPREAD$ (期限利差)、以及 $CREDITSREAD$ (信用利差)为控制变量^⑦.为避免异常值的影响,所有变量均在 1% 与 99% 分位数处进行缩尾处理.上述数据均来源于 RESSET 数据库、国泰安数据库与经济政策不确定性指数网站.

此外,为检验“好”“坏”波动对股票收益率的作用影响,本文构建如下实证模型

$$Ret_{i,t} = \chi + \beta_1 RM_{i,t} + \beta_2 X_{i,t} + Ind_i + Year_t + \mu_{i,t} \quad (16)$$

其中 $Ret_{i,t}$ 为第 t 周企业 i 的股票收益率, $RM_{i,t}$ 为“好”“坏”波动相关指标,其中在“好”“坏”波动模型中, $RM_{i,t}$ 为 $RSN_{i,t}$ 与 $RSP_{i,t}$; 在“好”“坏”符号跳跃模型中, $RM_{i,t}$ 为 $BV_{i,t}$ 、 $SJP_{i,t}$ 与 $SJN_{i,t}$; 在符号跳跃与相对符号跳跃模型中, $RM_{i,t}$ 分别为 $SJ_{i,t}$ 与 $RSJ_{i,t}$. 此外, $X_{i,t}$ 为控制变量, Ind_i 为行业固定效应, $Year_t$ 为年份固定效应, $\mu_{i,t}$ 为随机扰动项, χ 为常数项.

进一步地,本文依据下式检验“好”“坏”波动

⑥ 本文根据沪深 300 指数成分股(2022 年 11 月)选取本文研究样本.但是由于中国移动(股票代码为 600941.SH)、龙源电力(股票代码为 001289.SZ)于 2022 年上市,因此本文将其剔除,从而筛选出 298 家上市企业作为本文研究对象.

⑦ 囿于篇幅,本文主要变量的构造方法、以及描述性统计分析结果以备索方式提供,感兴趣的读者可向作者索取.

对我国系统性风险的预测能力

$$Risk_{i,t+1} = \chi + \beta_1 RM_{i,t} + \beta_2 X_{i,t} + Ind_i + Year_t + \mu_{i,t+1} \quad (17)$$

其中 $Risk_{i,t+1}$ 为第 $t + 1$ 周企业 i 的 $\Delta CoVaR$ 。

2 实证结果与分析

2.1 “好”“坏”波动对股票收益率的影响分析

表 1 列示了“好”“坏”波动影响企业股票收益率的面板回归结果^⑧。表 1 的列(1)显示,在 1%

的显著性水平下, RSP 与股票收益率正相关,而 RSN 的估计系数为负。究其原因,“好”波动的显著提升,向市场进一步释放积极信息,推动形成乐观预期,并激发投资热情,从而提升相关资产价格上行可能;而“坏”波动的大幅上行,将促使市场主体产生悲观预期,甚至引发恐慌情绪,由此加剧相关资产价格下挫趋势。同时,表 1 的列(3)~列(8)显示, SJP 、 SJ 与 RSJ 对股票收益率存在显著的正向影响,而 SJN 的估计系数则显著为负。

表 1 “好”“坏”波动对股票收益率的影响分析: 面板回归模型

Table 1 Analysis of the impact of good and bad volatility on stock returns: Panel regression model

解释变量	因变量: Ret							
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
RSN	-0.653 0*** (0.002 6)	-0.687 5*** (0.002 7)						
RSP	0.616 5*** (0.002 3)	0.649 6*** (0.002 4)						
BV			-0.084 2*** (0.002 0)	-0.088 4*** (0.002 2)				
SJN			-18.513 0*** (0.209 9)	-19.897 0*** (0.232 7)				
SJP			32.628 9*** (0.215 6)	33.007 0*** (0.232 0)				
SJ					0.621 6*** (0.002 3)	0.657 4*** (0.002 4)		
RSJ							0.281 2*** (0.001 1)	0.284 2*** (0.001 1)
常数项	包含	包含	包含	包含	包含	包含	包含	包含
控制变量	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观察值	118 252	100 889	104 726	89 781	118 252	100 889	118 206	100 888
Overall R^2	0.376 7	0.437 6	0.251 4	0.272 4	0.372 6	0.433 7	0.370 4	0.414 6

注: 1) 括号内为系数标准误。限于篇幅,省略其他控制变量的估计系数; 2) ***、** 以及 * 分别代表变量在 1%、5% 以及 10% 的置信度水平下显著。下同。

2.2 “好”“坏”波动与系统性风险的交叉分位数依赖分析

结合交叉分位数相关性分析^[25], 以处于样本分布 10% 分位数的 $\Delta CoVaR$ (1%) 和 $\Delta CoVaR$

(5%) 为例, 考察第 t 期 RSJ 与第 t 期至 $t + 50$ 期金融风险的动态依赖。图 1 显示, 在第 $t + 1$ 期至 $t + 5$ 期, 处于不同分位数的 RSJ 与系统性风险存在显著的相关关系, 表明“好”“坏”波动对未来风

⑧ 结合面板 Logit 与分位数模型, 考察“好”“坏”波动与股票收益率间的潜在关联。结果表明, “好”波动(“坏”波动)将会显著抬升(压降)收益率。其中在面板 Logit 模型中, 设置虚拟变量 $BRet_{i,t} > 0$, 若 $Ret_{i,t} > 0$, 则 $BRet_{i,t} = 0$, 否则 $BRet_{i,t} = 0$ 。囿于篇幅, 相关结果供备案。

险具备方向可预测性.从长期来看,图1(a)显示,当 $\Delta CoVaR(1\%)$ 处于10%分位数时,其与10%分位数 RSJ 大都显著负相关,相应相关系数多数低于原假设 H_0 的置信区间下界,而与其与90%分位数 RSJ 间的长期依赖关系相对较弱(如图1(b)

所示),意味着以“好”波动为代表的“好”消息,对市场的冲击较为短暂,其缓释风险作用迅速消退,由此风险处于低分位数的可能性降低.此外,图1(c)与图1(d)表明,即使替换为 $\Delta CoVaR(5\%)$,仍能得到上述类似发现.

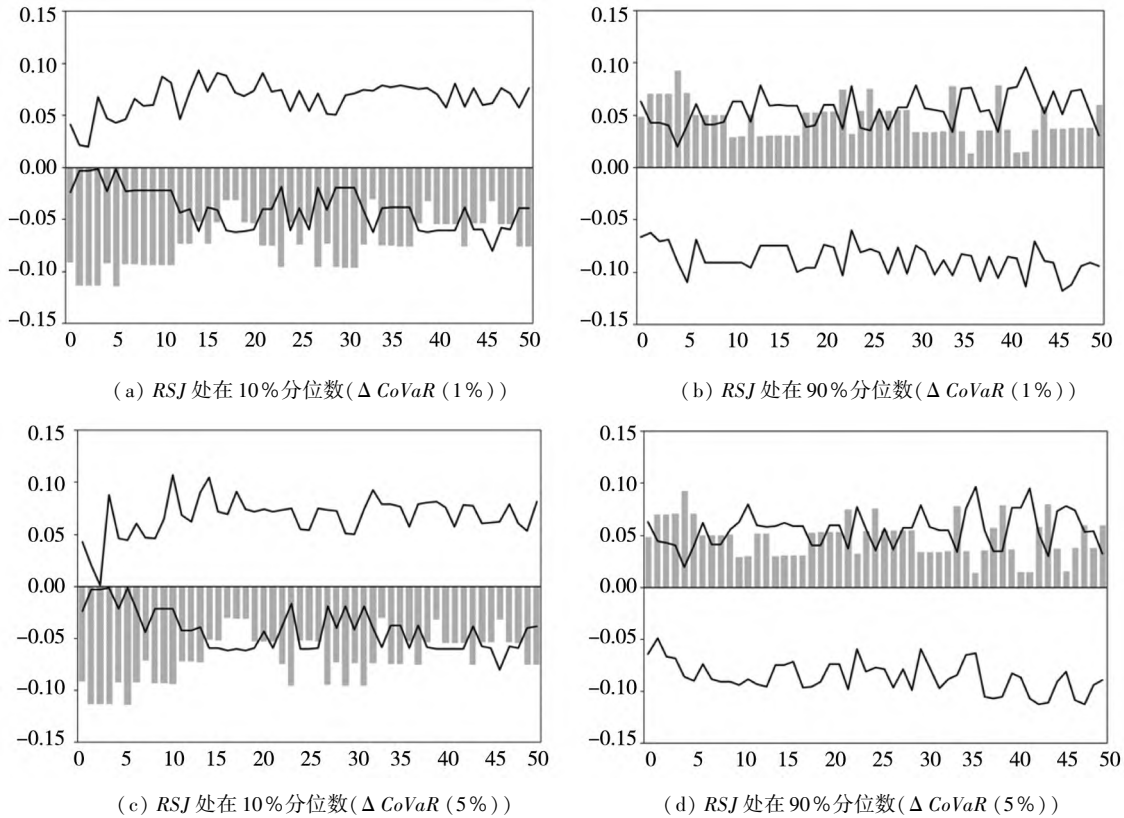


图1 相对符号跳跃与系统性风险的分位数依赖分析

Fig. 1 Cross-quantilegram of relative signed jump and systemic risk

注:1)以处于样本分布10%分位数的 $\Delta CoVaR(1\%)$ 和 $\Delta CoVaR(5\%)$ 为例,考察其与处于不同分位数 RSJ 的依赖关系.横轴为领先阶数 k ;2)灰色柱为相对符号跳跃与金融风险的相关系数 $P_a(k)$;3)对于正(负)交叉分位数相关系数,若其灰色柱高于上黑色线(低于下黑色线),表明其在10%显著性水平下拒绝原假设 $H_0: \rho_a(k) = 0$.

2.3 “好”“坏”波动对系统性风险的预测分析

首先非线性 Granger 因果检验的结果表明,金融市场“好”“坏”波动是我国系统性风险的非线性 Granger 原因^⑨.

结合面板 Logit 模型^⑩,考察“好”“坏”波动对系统性风险的影响.表2的列(1)~列(2)显示, RSN 与 $\Delta CoVaR$ 上升可能性间显著正相关.这表明,“坏”波动的显著提升,将释放大量消极信息,导致悲观预期蔓延,多数投资者对未来资产价格

持消极态度,使得收缩性投资成为市场主流,发生风险的可能性也随之上升.此外,表2列(3)~列(4)显示, SJN 与 $\Delta CoVaR$ 上升可能性正相关,而 SJP 的估计系数显著为负.同时 SJN 估计系数的绝对值大于 SJP 估计系数,意味着,相比于“好”波动所驱使的乐观预期,“坏”波动所诱发的悲观预期可能会对资本市场造成更大的冲击.同时,表2列(5)~列(8)显示, SJ,RSJ 与 $\Delta CoVaR$ 上升可能性显著负相关,与上述发现保持一致.

⑨ 囿于篇幅,非线性 Granger 因果检验技术方法及实证结果以备索方式提供,感兴趣的读者可向作者索取.

⑩ 在面板 Logit 模型中,被解释变量为虚拟变量 $\Delta CoVaR_{i,t}$,若 $\Delta CoVaR_{i,t} - \Delta CoVaR_{i,t-1} \geq 0$,则 $\Delta CoVaR_{i,t} = 1$,否则 $\Delta CoVaR_{i,t} = 0$.

表 2 “好”“坏”波动对系统性风险的影响分析：面板 Logit 模型

Table 2 Analysis of the impact of good and bad volatility on systemic risk: Panel Logit model

解释变量	因变量: $B\Delta CoVaR$ (1%)							
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>RSN</i>	1.877 9*** (0.115 5)	2.243 7*** (0.127 7)						
<i>RSP</i>	-0.001 7 (0.102 6)	-0.118 4 (0.113 0)						
<i>BV</i>			1.405 0*** (0.100 9)	1.657 4*** (0.115 7)				
<i>SJN</i>			196.925 8*** (16.709 4)	220.956 6*** (18.047 7)				
<i>SJP</i>			-53.061 7*** (11.512 2)	-65.600 2*** (12.457 2)				
<i>SJ</i>					-0.299 0*** (0.108 4)	-0.632 4*** (0.117 6)		
<i>RSJ</i>							-0.256 1*** (0.045 2)	-0.357 8*** (0.049 1)
常数项	包含	包含	包含	包含	包含	包含	包含	包含
控制变量	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观察值	117 451	100 495	104 217	89 430	117 451	100 495	117 417	100 494
Pseudo R^2	0.010 3	0.018 4	0.010 7	0.018 6	0.003 1	0.011 5	0.003 3	0.011 6

结合面板回归模型,检验“好”“坏”波动对系统性风险的预测能力,相关结果见表 3。表 3 列(1)显示, *RSN* 与 $\Delta CoVaR$ 之间在 1% 的显著性水平下成正相关,而 *RSP* 则与 $\Delta CoVaR$ 显著负相关。其中当 *RSN* 提升一个标准差时,未来一周的 $\Delta CoVaR$ 也将随之出现 13.21% 的增幅,而 *RSP* 一个标准差的增加,则会使得未来 $\Delta CoVaR$ 相应下降 2.32%^①。同时,表 3 列(2)~列(8)的估计结果也佐证了上述发现。这就表明,“坏”波动可能引发股价下跌,从而导致相关企业净值缩水,恶化企业经营状况,加剧其的金融脆弱性。同时,在“财富效应”的影响下,“坏”波动将抑制居民消费意愿,加大相关市场主体的生产经营压力,从而扩大系统性风险敞口。此外,当资本市场下行态势明

显时,即“坏”波动主导特征凸显,“坏”市场预期普遍,将引发投资者恐慌情绪蔓延,加剧金融市场不确定性,使得“好”“坏”波动成为金融风险的重要先行指标^②。

最后,结合面板分位数模型,考察“好”“坏”波动影响不同分位数下系统性风险的异质性变化。图 2 显示,在大多数分位数下,“好”波动与金融风险间在 10% 的显著性水平呈现负相关关系,而“坏”波动则与系统性风险显著正相关。同时,“好”“坏”波动对系统性风险的作用强度会随着风险积聚而发生变化。例如,图 2(a) 显示,相较于风险低分位数区间,当 $\Delta CoVaR$ 处于高分位数区间时, *RSN* 的估计系数绝对值相对较大。这就表明,随着风险水平的提升,“坏”波动对风险冲击

① 计算过程为: $0.033 9(RSN \text{ 估计系数}) \times 0.118 1(RSN \text{ 标准差}) / 0.030 3(\Delta CoVaR \text{ 均值}) = 0.132 1$; $-0.005 3(RSP \text{ 估计系数}) \times 0.132 6(RSP \text{ 标准差}) / 0.030 3(\Delta CoVaR \text{ 均值}) = -0.023 2$ 。

② 本文利用已实现波动刻画总体波动水平,并将其纳入面板回归模型,实证发现,即使控制总体波动的影响,“好”“坏”波动对系统性风险仍具有显著的非对称影响。这表明,若不对金融市场波动的内在性质加以区分,可能会导致对未来风险敞口的错误预判。同时,结合两阶段回归框架、动态面板模型控制反向因果关系、替换不同分位数的系统性风险指标、替换其他领先滞后关系、控制异方差问题、区分金融繁荣时期等,展开稳健性检验分析,实证结果与前文发现保持高度一致。限于篇幅,上述实证结果以备索方式提供。

的加剧作用将会进一步增大. 这可能是因为, 在高 的负面信息会更为敏感, 从而明显放大“坏”波动 风险时期或危机期间, 市场对以“坏”波动为代表 对风险敞口的扩张作用.

表 3 “好”“坏”波动对系统性风险的影响分析: 面板回归模型

Table 3 Analysis of the impact of good and bad volatility on systemic risk; Panel regression model

解释变量	因变量: $\Delta CoVaR (1\%)$							
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>RSN</i>	0.033 9*** (0.000 6)	0.029 4*** (0.000 6)						
<i>RSP</i>	-0.005 3*** (0.000 6)	-0.002 9*** (0.000 6)						
<i>BV</i>			0.033 5*** (0.000 6)	0.031 6*** (0.000 6)				
<i>SJN</i>			1.344 9*** (0.091 5)	1.063 3*** (0.091 9)				
<i>SJP</i>			-1.595 5*** (0.062 7)	-1.346 4*** (0.063 0)				
<i>SJ</i>					-0.009 6*** (0.000 6)	-0.007 7*** (0.000 6)		
<i>RSJ</i>							-0.003 7*** (0.000 2)	-0.002 9*** (0.000 3)
常数项	包含	包含	包含	包含	包含	包含	包含	包含
控制变量	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观察值	117 451	100 495	104 217	89 430	117 451	100 495	117 417	100 494
<i>Overall R²</i>	0.285 2	0.403 6	0.291 0	0.410 6	0.299 9	0.392 7	0.298 9	0.392 2

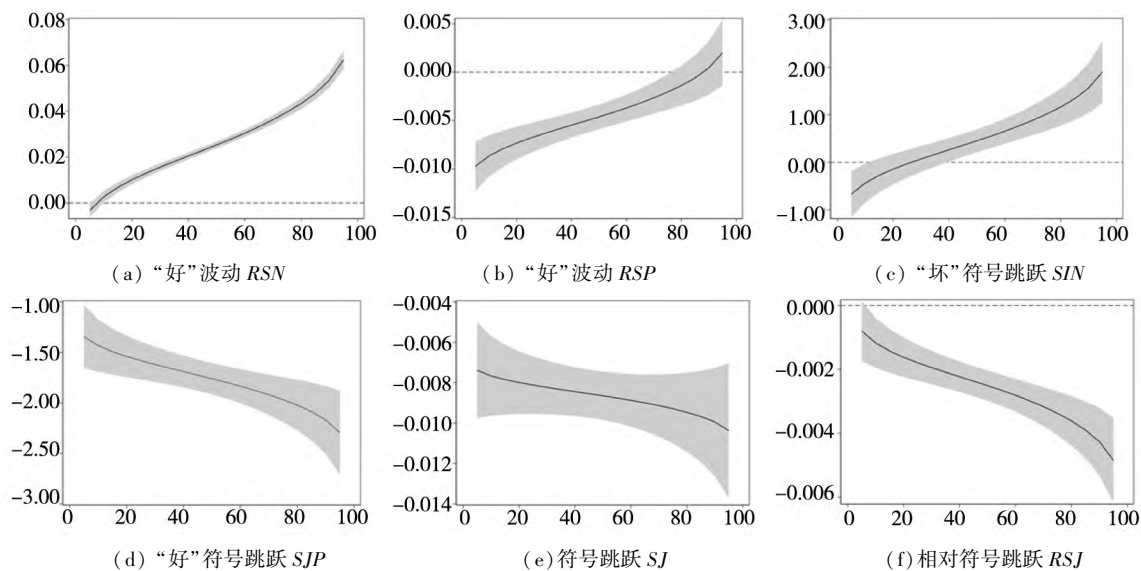


图 2 “好”“坏”波动对系统性风险的影响分析: 面板分位数模型

Fig. 2 Analysis of the impact of good and bad volatility on systemic risk; Panel quantile model

注: 图中实线表示估计系数, 阴影区域为 90% 的置信区间. 横轴表示 $\Delta CoVaR (1\%)$ 的分位数水平, 纵轴为估计系数大小.

将研究区间划分为估计样本(2012 年—2019 年)以及预测样本(2020 年—2021 年)两部分,并结合固定和扩张移动窗口分析方法,与仅包含基于低频数据构建控制变量的基准模型相比较,考察“好”“坏”波动相关模型的样本外预测效果.表 4 显示,不论是在固定移动窗口,还是在扩张移动窗口下,较之基准模型,“好”“坏”波动相关模型

的 $RMAE$ 与 $RRMSE$ 均小于 1,而 R_{Os}^2 指标均大于 0,即“好”“坏”波动相关模型具备较好的样本外预测效果.这就表明,基于高频、低频数据所构建的“好”“坏”波动相关模型对金融风险的样本外预测能力,优于仅基于低频数据所构建的基准模型,可见日内高频数据可为系统性风险的监测预警提供有益的拓展与补充.

表 4 “好”“坏”波动影响系统性风险的样本外预测分析

Table 4 Out-of-sample prediction analysis of good and bad volatility affecting systemic risk

Panel A: 基于固定移动窗口分析方法的样本外检验				
指标	“好”“坏”波动模型	“好”“坏”符号跳跃模型	符号跳跃模型	相对符号跳跃模型
$RMAE$	0.883 5	0.858 8	0.996 3	0.984 7
$RRMSE$	0.947 0	0.878 9	0.967 9	0.932 8
R_{Os}^2	10.31%	22.76%	6.32%	12.98%
Panel B: 基于扩张移动窗口分析方法的样本外检验				
指标	“好”“坏”波动模型	“好”“坏”符号跳跃模型	符号跳跃模型	相对符号跳跃模型
$RMAE$	0.892 3	0.852 4	0.996 1	0.975 9
$RRMSE$	0.947 9	0.866 7	0.962 9	0.914 7
R_{Os}^2	10.15%	24.89%	7.28%	16.34%

注: 1) Panel A 基于固定窗口(409 周)的移动窗口分析方法,而 Panel B 扩张移动窗口分析方法指的是移动窗口逐期增加,其中 $t \geq 490$; 2)

基准模型包含“好”“坏”波动以外的所有控制变量,具体设定为 $Risk_{i,t+1} = \chi + \beta X_{i,t} + Ind_i + Year_t + \mu_{i,t+1}$; 3) 借鉴 Campbell 和 Thomp-

son^[26] 和 Fang 等^[27], 本文以相对平均绝对误差 $RMAE = \left(\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T |Risk_{i,t} - \widehat{Risk}_{i,t}| / nt}{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T |Risk_{i,t} - \widehat{Risk}_{b,i,t}| / nt} \right)$ 、相对均

方根误差 $RRMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T (Risk_{i,t} - \widehat{Risk}_{i,t})^2 / nt}{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T (Risk_{i,t} - \widehat{Risk}_{b,i,t})^2 / nt}}$ 、以及样本外拟合优度 $R_{Os}^2 = 1 -$

$\left(\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T |Risk_{i,t} - \widehat{Risk}_{i,t}| / nt}{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T |Risk_{i,t} - \widehat{Risk}_{b,i,t}| / nt} \right)$ 来检验“好”“坏”波动指标的样本外预测能力. 其中 $Risk_{i,t}$

为实际风险水平, $\widehat{Risk}_{i,t}$ 为“好”“坏”波动相关模型下风险预测值, $\widehat{Risk}_{b,i,t}$ 为基准模型下风险预测值.

2.4 “好”“坏”波动对系统性风险的局部投影分析

图 3 展示了在“好”“坏”波动冲击发生后的 24 周内,我国系统性风险对相应冲击的反馈响应. 总体而言,“坏”波动对系统性风险在 5 个月内均存在显著的正向影响,而“好”波动上行会显著降低未来多周内的风险水平. 同时,对比图 3(a)与图 3(b),不论是从影响强度,还是从影响时效来看,较之“好”波动,“坏”波动会对风险水平产生更加显著且持续性的影响. 此外,图 3(c)~图 3(f)表明,在多数情况下,“好”波动(“坏”波动)相关指标对金融风险存在显著持续的负向(正向)影响.

2.5 “好”“坏”波动影响系统性风险的相对重要性分析

本文测算各变量的样本均值(即各企业相关变量在样本时间内的均值),并采用相对重要性分析技术,考察前文所构建的 4 套指标对金融风险的解释力度. 表 5 显示,“好”“坏”波动是系统性风险的重要解释变量. 其中在表 5 列(1)中,“好”“坏”波动的相对重要性达 11.70%与 12.13%,远高于其他变量. 可见相较于基于低频数据所构建的解释变量,“好”“坏”波动等基于高频数据所构建的变量,对系统性风险的解释力度较高,表明日内高频变量可为风险监测提供有益补充. 此外,表 5 列(3)与列(4)显示, SJ 与 RSJ 同样对风险水平具备一定的解释力度.

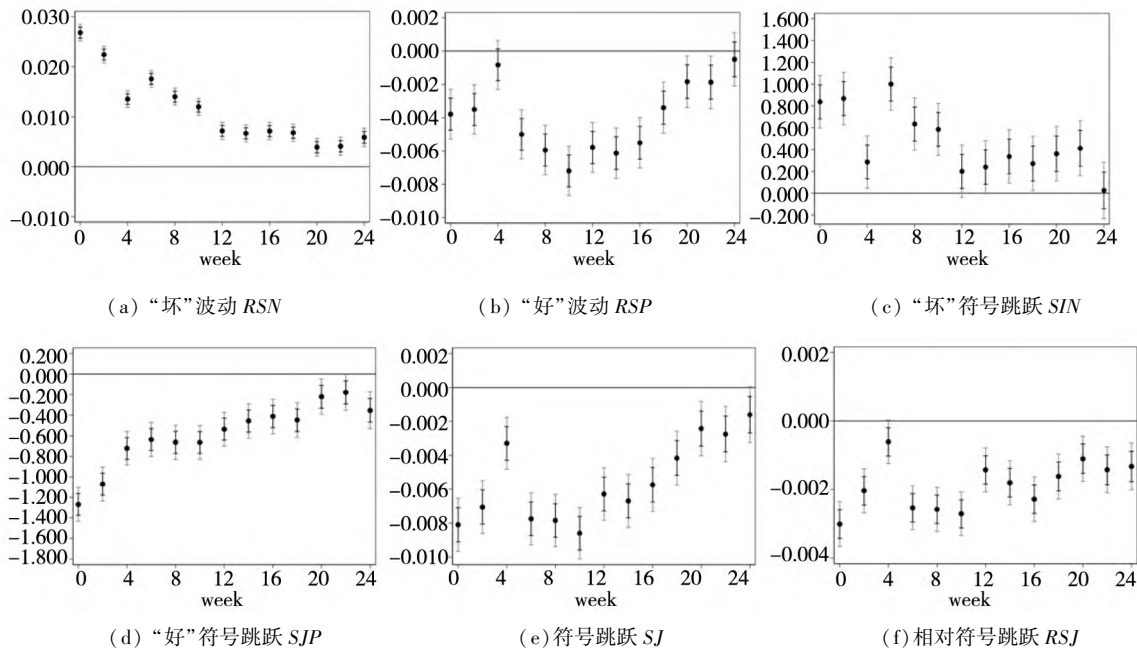


图3 “好”“坏”波动影响系统性风险的局部投影分析

Fig.3 Local projection analysis of good and bad volatility affecting systemic risk

注：1) 借鉴 Jordà^[28] 等的局部投影方法, 考察“好”“坏”波动对金融风险的时间影响。具体模型为 $Risk_{i,t+h} = \alpha + \beta_1 RM_{i,t} + \beta_2 X_{i,t} + Ind_i + Year_t + \mu_{i,t+1}$, 其中 $Risk$ 为 $\Delta CoVaR(1\%)$, $h=0,1,2,\dots,24$; 2) 图中黑点为表示影响系数, 黑色和灰色误差线分别表示 90% 与 95% 的置信区间。图 4 类似, 不再赘述; 3) 横轴为受“好”“坏”波动冲击后的周数, 纵轴为估计系数大小; 4) 图中仅展现“好”“坏”波动影响第 $t, t+2, \dots, t+24$ 期风险的估计结果。

表5 “好”“坏”波动与其他变量影响系统性风险的相对重要性分析

Table 5 Dominance analysis of good and bad volatility and other variables affecting systemic risk

变量	(1) “好”“坏”波动		(2) “好”“坏”符号跳跃		(3) 符号跳跃		(4) 相对符号跳跃	
	相对重要性	排序	相对重要性	排序	相对重要性	排序	相对重要性	排序
<i>RSN</i>	12.13%	1						
<i>RSP</i>	11.70%	2						
<i>BV</i>			8.94%	4				
<i>SJN</i>			13.94%	1				
<i>SJP</i>			11.61%	2				
<i>SJ</i>					5.06%	10		
<i>RSJ</i>							2.03%	13
<i>EBITTA</i>	2.85%	13	2.21%	14	3.48%	12	3.99%	11
<i>TLTA</i>	6.39%	8	5.40%	9	7.70%	6	7.79%	7
<i>WCTA</i>	2.24%	14	1.95%	15	2.71%	13	2.71%	12
<i>SIZE</i>	5.31%	11	4.20%	12	7.65%	7	8.45%	4
<i>HV</i>	10.01%	3	8.35%	5	14.73%	1	16.78%	1
<i>BM</i>	9.92%	4	8.98%	3	12.77%	2	12.88%	2
<i>TOBIN</i>	3.64%	12	3.32%	13	4.55%	11	4.54%	10
<i>HS300</i>	8.19%	5	6.97%	6	9.46%	3	9.40%	3
<i>TERMSREAD</i>	7.01%	7	6.09%	8	8.25%	4	8.18%	5
<i>CREDITSREAD</i>	1.72%	15	1.37%	16	1.89%	14	1.80%	14
<i>EPU</i>	5.63%	10	5.06%	11	6.50%	9	6.39%	9
<i>M2</i>	7.24%	6	6.41%	7	8.25%	4	8.10%	6
<i>INTEREST</i>	6.03%	9	5.17%	10	6.98%	8	6.95%	8
合计	100%		100%		100%		100%	

进一步地, 仅将“好”“坏”波动相关指标, 纳入截面回归模型, 并利用相对重要性分析, 对上述指标在金融风险中的解释力度进行评估. 表 6 显示, *SJN* 和 *SJP* 在系统性风险中具备较强的解释力度. 例如, 在表 6 列(7)中, *SJN* 和 *SJP* 的相对重要性分别达到 23.01% 和 18.45%, 高于其他指

标, 意味着较之“好”“坏”波动等连续资产价格变化, “好”“坏”符号跳跃等难预料的价格突变对系统性风险敞口的解释力度更大. 这可能是因为, 不连续的资产价格变化往往会诱使市场预期发生“跳跃式”震荡, 或将导致系统性风险发生明显变动.

表 6 “好”“坏”波动影响系统性风险的相对重要性分析

Table 6 Dominance analysis of good and bad volatility affecting systemic risk

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
<i>SJN</i>	58.02% [1]	60.93% [1]	57.27% [1]	58.59% [1]	87.29% [1]	96.97% [1]	23.01% [1]
<i>SJP</i>	41.98% [2]						18.45% [2]
<i>BV</i>		39.07% [2]					17.51% [3]
<i>RSN</i>			42.73% [2]				16.68% [4]
<i>RSP</i>				41.41% [2]			15.48% [5]
<i>SJ</i>					12.71% [2]		5.86% [6]
<i>RSJ</i>						3.03% [2]	3.00% [7]

注: 中括号内的值为相对重要性排序.

2.6 “好”“坏”波动对不同行业系统性风险的预测分析

根据 Wind 行业分类标准, 基于企业所在行业, 将样本划分为工业、金融业等 11 个行业, 并结合面板回归模型, 检验“好”“坏”波动对不同行业风险水平的预测能力. 图 4 显示对于大多数行业

而言, “坏”波动上行将显著增大未来风险敞口, 而“好”波动提升则会明显降低未来风险水平, 进一步佐证前文发现. 尤其是, 如图 4(a) 所示, “坏”波动与各行业风险均显著正相关. 同时, 从估计系数的数值大小来看, “好”“坏”波动对不同行业风险的作用强度存在明显差异.

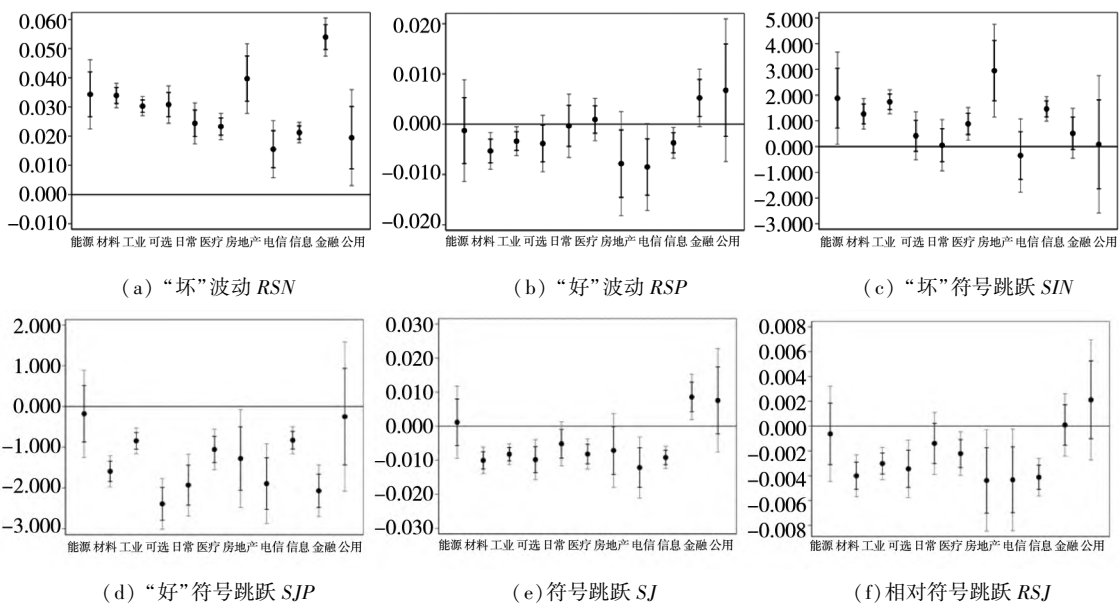


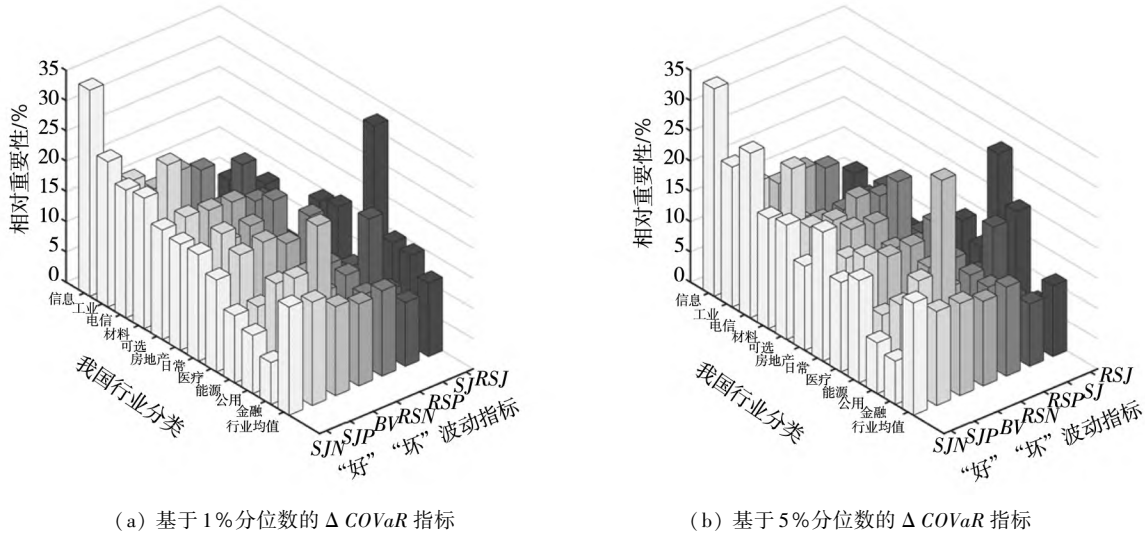
图 4 “好”“坏”波动对不同行业系统性风险的影响分析

Fig. 4 Dominance analysis of good and bad volatility on systemic risk in different industries

注: 图中可选为可选消费, 日常为日常消费, 医疗为医疗保健, 电信为电信服务, 信息为信息技术, 公用为公用事业. 图 5 类似, 不再赘述.

考察各行业风险中,“好”“坏”波动指标的相对重要性.图5显示,与全样本结果类似, *SJN* 和 *SJP* 对于各行业风险的影响力度较高.对于不同行业风险,“好”“坏”波动指标的主导特征不同.

例如, *RSJ* 对能源业 $\Delta COVaR(1\%)$ 具有较高的解释力度,而 *SJ* 则是公用事业 $\Delta COVaR(1\%)$ 的重要驱动因素.因此,有必要结合各“好”“坏”波动指标,实施差异化的行业风险监测与预警措施.



(a) 基于1%分位数的 $\Delta COVaR$ 指标

(b) 基于5%分位数的 $\Delta COVaR$ 指标

图5 不同行业“好”“坏”波动指标影响系统性风险的相对重要性分析

Fig. 5 Dominance analysis of good and bad volatility affecting systemic risk in different industries

2.7 市场极端下行对“好”“坏”波动与系统性风险间关系的影响分析

以2015年6月~2016年1月中国股市异常波动为例,检验市场极端下行对“好”“坏”波动与金融风险间关系的影响.首先本文将研究样本划分为股市异常波动与非股市异常波动期间,结合面板模型,分别检验各子样本内“好”“坏”波动对系统性风险的预测能力,并将相关结果列于表7.由表7可知,无论是在股

市异常波动期间(如Panel A所示),还是在非异常波动期间(如Panel B所示),“好”“坏”波动对未来系统性风险的非对称影响均显著存在.具体而言,“坏”波动相关指标均在1%的显著性水平下与金融风险呈现正相关关系,而“好”波动相关指标的估计系数则大都显著为负.这在一定程度上表明,即使在极端下行阶段,“好”“坏”波动与系统性风险间的关系仍保持稳健可靠.

表7 “好”“坏”波动对系统性风险的影响分析:划分股市异常波动与非异常波动期间

Table 7 Analysis of the impact of good and bad volatility on systemic risk: Distinguishing between abnormal and non-abnormal fluctuations periods

解释变量	因变量: $\Delta CoVaR(1\%)$							
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Panel A: 股市异常波动期间(2015年6月~2016年1月)								
<i>RSN</i>	0.053 1*** (0.002 1)	0.033 3*** (0.001 9)						
<i>RSP</i>	-0.001 8 (0.002 0)	-0.002 0 (0.001 7)						
<i>BV</i>			0.054 8*** (0.001 7)	0.032 5*** (0.001 5)				
<i>SJN</i>			1.954 9*** (0.232 0)	0.875 8*** (0.192 5)				

续表7

Table 7 Continues

解释变量	因变量: $\Delta CoVaR$ (1%)							
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Panel A: 股市异常波动期间(2015年6月~2016年1月)								
<i>SJP</i>			-1.3019*** (0.1634)	-0.9511*** (0.1351)				
<i>SJ</i>					-0.0175*** (0.0024)	-0.0086*** (0.0018)		
<i>RSJ</i>							-0.0133*** (0.0013)	-0.0061*** (0.0010)
常数项	包含	包含	包含	包含	包含	包含	包含	包含
控制变量	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观察值	6 654	6 058	5 876	5 443	6 654	6 058	6 653	6 058
<i>Overall R</i> ²	0.1442	0.4596	0.1399	0.4758	0.0989	0.4419	0.0995	0.4420
Panel B: 非股市异常波动期间(其他样本时期)								
<i>RSN</i>	0.0224*** (0.0006)	0.0202*** (0.0006)						
<i>RSP</i>	-0.0034*** (0.0005)	-0.0022*** (0.0006)						
<i>BV</i>			0.0261*** (0.0006)	0.0251*** (0.0006)				
<i>SJN</i>			0.3324*** (0.0933)	0.2914*** (0.0961)				
<i>SJP</i>			-1.4459*** (0.0630)	-1.2984*** (0.0652)				
<i>SJ</i>					-0.0053*** (0.0006)	-0.0048*** (0.0006)		
<i>RSJ</i>							-0.0017*** (0.0002)	-0.0013*** (0.0002)
常数项	包含	包含	包含	包含	包含	包含	包含	包含
控制变量	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观察值	110 797	94 437	98 341	83 987	110 797	94 437	110 764	94 436
<i>Overall R</i> ²	0.2095	0.2865	0.2128	0.2897	0.2282	0.2823	0.2272	0.2819

进一步地,引入股市异常波动虚拟变量,并结合交互项模型,考察其对“好”“坏”波动与系统性风险间关系的影响.表8显示,“坏”波动相关指标的双乘项在1%的显著性下均为正,而“好”波动相关指标的双乘项则显著为负.这就表明,“好”“坏”波动与金

融风险间的关系可能是“状态依存”的,即市场极端下行将会显著加强“好”“坏”波动对金融风险的影响.基于此,在经济下行压力明显加大的背景下,监管当局应进一步加强和完善现代金融监管,及时缓释“坏”波动冲击的影响强度.

表 8 “好”“坏”波动对系统性风险的影响分析：考虑股市异常波动影响

Table 8 Analysis of the impact of good and bad volatility on systemic risk: Consider the impact of abnormal fluctuations in the stock market

解释变量	因变量: $\Delta CoVaR$ (1%)							
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Panel A: 股市异常波动期间(2015年6月~2016年1月)								
<i>RSN</i>	0.021 2 *** (0.000 6)	0.019 1 *** (0.000 7)						
<i>RSP</i>	-0.001 8 *** (0.000 6)	-0.000 5 (0.000 6)						
<i>BV</i>			0.026 9 *** (0.000 6)	0.026 3 *** (0.000 6)				
<i>SJN</i>			0.073 3 (0.097 0)	0.043 8 (0.098 8)				
<i>SJP</i>			-1.378 7 *** (0.065 3)	-1.249 6 *** (0.066 7)				
<i>SJ</i>					-0.003 6 *** (0.000 6)	-0.003 1 *** (0.000 6)		
<i>RSJ</i>							-0.001 2 *** (0.000 2)	-0.000 9 *** (0.000 2)
<i>Crisis</i>	0.014 2 *** (0.000 4)	0.013 6 *** (0.000 4)	0.015 1 *** (0.000 4)	0.014 9 *** (0.000 5)	0.023 0 *** (0.000 2)	0.021 7 *** (0.000 2)	0.023 0 *** (0.000 2)	0.021 7 *** (0.000 2)
<i>RSN</i> × <i>Crisis</i>	0.037 3 *** (0.002 0)	0.038 4 *** (0.002 1)						
<i>RSP</i> × <i>Crisis</i>	-0.020 3 ** (0.001 9)	-0.023 3 *** (0.001 9)						
<i>BV</i> × <i>Crisis</i>			0.011 1 *** (0.001 5)	0.006 7 *** (0.001 5)				
<i>SJN</i> × <i>Crisis</i>			2.549 2 *** (0.227 4)	2.617 0 *** (0.228 1)				
<i>SJP</i> × <i>Crisis</i>			-1.014 8 *** (0.158 3)	-0.580 3 *** (0.159 2)				
<i>SJ</i> × <i>Crisis</i>					-0.029 9 *** (0.001 9)	-0.028 6 *** (0.001 9)		
<i>RSJ</i> × <i>Crisis</i>							-0.018 1 *** (0.001 0)	-0.017 9 *** (0.001 0)
常数项	包含	包含	包含	包含	包含	包含	包含	包含
控制变量	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观察值	117 451	100 495	104 217	89 430	117 451	100 495	117 417	100 494
<i>Overall R</i> ²	0.340 0	0.448 9	0.347 8	0.457 1	0.352 6	0.442 8	0.352 0	0.442 6

注: 实证模型为 $Risk_{i,t+1} = \chi + \beta_1 RM_{i,t} + \beta_2 X_{i,t} + \beta_3 Crisis_t + \beta_4 RM_{i,t} \times Crisis_t + Ind_i + Year_t + \mu_{i,t+1}$, 其中 $Crisis_t$ 为虚拟变量, 当样本处在 2015 年 6 月 ~ 2016 年 1 月中国股市异常波动时, 其取值为 1, 反之则为 0。

3 结束语

首先,基于面板回归模型等的实证分析得出,金融市场“好”“坏”波动对企业个股收益率存在明显的非对称影响.具体而言,“好”波动相关指标(如“好”波动、“好”符号跳跃等)与股票收益率间呈显著的正相关关系,而“坏”波动相关指标(如“坏”波动、“坏”符号跳跃等)则与股票收益率显著负相关.这表明金融“坏”波动的大幅提升,可能会显著恶化市场预期,降低投资者的投资意愿,导致相关资产收益率明显下降,而“好”波动则会激发投资者的投资热情,引发相关资产价格进一步上行.

接着,考察“好”“坏”波动与系统性风险间的潜在关联,研究发现,“坏”波动对金融风险存在显著的正向影响,而“好”波动与系统性风险显著负相关.这可能是因为,“坏”波动会通过财富效应、投资者情绪等渠道,恶化市场主体生产经营状况与未来预期,显著提升其系统性风险敞口,而在“好”波动的驱使下,我国宏观基本面利好,将提升整体经济应对金融风险冲击的能力,从而显著降低系统性风险水平.此外,分位数回归结果表明,“好”“坏”波动对系统性风险的作用强度会随着外部风险的积聚而发生变化.同时,结合局部投影分析方法,考察“好”“坏”波动外生冲击对系统性风险的时变影响,结果显示,“好”“坏”波动外生冲击能够对我国风险产生显著且持续性的影响.尤其是,从冲击效应的时效性看,相较于“好”波动,“坏”波动冲击影响的时效性相对更长,这就意味着,一旦金融市场遭到强烈的外部负面冲击后,我国风险敞口可能会步入持续扩大阶段.

最后,相对重要性分析结果表明,“好”“坏”波动是系统性风险的重要驱动因素.其中,“坏”符号跳跃与“好”符号跳跃对金融风险敞口具备较高的解释力度.可见,不连续、非预期的资产价格波动突变可能会加剧金融市场的不确定性,对我国金融安全稳定造成更加严峻的挑战.同时,从具体行业来看,不同“好”“坏”波动相关指标对各行业风险水平的解释能力并不相同,监管部门应结合各类“好”“坏”波动指标,对各行业风险展开针对性研判分析,从而提升金融风险识别与处置

的准确性.

基于以上的研究结论,得到如下三点启示:

1)完善系统性风险监测预警与防控体系,将“好”“坏”波动指标纳入金融风险预警框架,优化系统性风险预测机制.本文研究结果指出,“好”波动与“坏”波动对我国系统性风险的影响存在显著的差异,从而表明若不对金融波动的内在性质加以区分,可能会导致对未来风险敞口的低估.同时,样本外预测分析结果也表明,“好”“坏”波动相关模型能够明显提升未来系统性风险的预测准确性.因此,监管当局在防范与化解系统性风险的过程中,应将“好”“坏”波动指标纳入金融风险监测预警指标体系,从而加强对风险暴露的精准识别和早期预警.此外,分析结果显示,高频数据可为系统性风险的监测预警提供有益的拓展与补充,监管部门应结合可获得的日内高频数据,及时研判金融风险“蛛丝马迹”,从而提升风险监测预警的有效性.

2)对不同行业采取差异化的系统性风险监管及预警措施,适度调整各行业“好”“坏”波动指标监测的着力点,合理设置不同“好”“坏”波动指标的风险预警阈值.分析结果显示,对不同行业而言,各类“好”“坏”波动指标对其系统性风险的解释力度存在显著差异.因此,有必要结合行业“好”“坏”波动特征,设置针对性的行业风险监测预警指标体系,合理设定各类“好”“坏”波动指标权重.特别是,针对重点行业和关键环节,应结合上下游相关行业“好”“坏”波动水平,合理评判潜在风险点,加紧构建“好”“坏”波动风险的跨行业联防联控机制.此外,监管部门应实施行业“好”“坏”波动动态压力测试机制,及时调整行业“好”“坏”波动预警阈值,推动我国行业风险防控长效机制不断健全.

3)在“世界进入新的动荡变革期”的背景下,决策部门应保持宏观政策相对稳定,合理引导乐观预期,妥善处置“坏”波动冲击.本文实证发现,“坏”波动将会显著抬升金融风险,而“好”波动则会明显压降未来风险.对此,在“重点领域还有风险隐患”的现阶段,相关部门应通过前瞻性指引、定期会议纪要等信息发布渠道,持续释放基本面长期向好信号,从而抬升金融市场“好”波动,以减少结构性风险敞口.特别是,在“百年变局”加

速演进、国际形势“变乱交织”等背景下,监管部门应做好应对各种突发风险事件预案,必要时采取“国家队”入场等措施,以有效压降金融“坏”波动,并“牢牢守住不发生系统性风险底线”。此外,相对重要性分析结果显示,资产价格的非连续变

化将会对系统性风险产生更为强烈的冲击影响。因此,我国应保持宏观政策的连续性与稳定性,多措并举稳定市场预期,从而熨平相关资产价格非理性波动,为新时期有效应对金融风险构建良好有序的市场环境。

参考文献:

- [1] Lee H H, Hyun J S. The asymmetric effect of equity volatility on credit default swap spreads[J]. *Journal of Banking & Finance*, 2019, (98): 125 - 136.
- [2] Youssef M, Mokni K, Ajmi A N. Dynamic connectedness between stock markets in the presence of the COVID-19 pandemic: Does economic policy uncertainty matter? [J]. *Financial Innovation*, 2021, 7(1): 1 - 27.
- [3] Guiso L, Sapienza P, Zingales L. Time varying risk aversion[J]. *Journal of Financial Economics*, 2018, 128(3): 403 - 421.
- [4] Baruník J, Bevilacqua M, Tunaru R. Asymmetric network connectedness of fears[J]. *Review of Economics and Statistics*, 2022, 104(6): 1304 - 1316.
- [5] Duarte F, Eisenbach T M. Fire-sale spillovers and systemic risk[J]. *The Journal of Finance*, 2021, 76(3): 1251 - 1294.
- [6] 杨子晖, 陈雨恬. 财政金融统一框架下的金融风险测度与分析——基于非线性网络关联的方法[J]. *中国社会科学*, 2022, (11): 125 - 144, 207.
Yang Zihui, Chen Yutian. Measurement and analysis of financial risk within a unified fiscal/financial framework: Based on a nonlinear network connectedness approach[J]. *Social Science in China*, 2022, (11): 125 - 144, 207. (in Chinese)
- [7] 周 倜, 王云奇. 高阶矩风险与市场收益: 来自中国期权市场的证据[J]. *管理科学学报*, 2024, 27(5): 122 - 140.
Zhou Ti, Wang Yunqi. Higher-order moment risk and stock market returns: Evidence from China's options market[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2024, 27(5): 122 - 140. (in Chinese)
- [8] 黄乃静, 史宇鹏, 于明哲, 等. 互联网金融与中国行业间极端金融风险传播[J]. *管理科学学报*, 2023, 26(4): 87 - 110.
Huang Naijing, Shi Yupeng, Yu Mingzhe, et al. The impact of internet finance on extreme risk spillover among Chinese industries[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2023, 26(4): 87 - 110. (in Chinese)
- [9] 朱福敏, 刘仪榕, 郑尊信, 等. 重大事件冲击下全球股票市场波动溢出与跳跃传导研究[J]. *管理科学学报*, 2024, 27(12): 116 - 138.
Zhu Fumin, Liu Yirong, Zheng Zunxin, et al. Volatility spillover and jump propagation in global equity markets under the impact of major events[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2024, 27(12): 116 - 138. (in Chinese)
- [10] Bevilacqua M, Morelli D, Tunaru R. The determinants of the model-free positive and negative volatilities[J]. *Journal of International Money and Finance*, 2019, (92): 1 - 24.
- [11] Hao J, He F, Ma F, et al. Trading around the clock: Revisit volatility spillover between crude oil and equity markets in different trading sessions[J]. *Journal of Futures Markets*, 2023, 43(6): 771 - 791.
- [12] 杨子晖, 戴志颖. 中国上下行风险的非对称溢出冲击研究——基于高频数据合成网络的分析[J]. *中国工业经济*, 2023, (3): 77 - 95.
Yang Zihui, Dai Zhiying. Research on asymmetric spillover of upside and downside risks in China: An analysis based on high-frequency composite network[J]. *China Industrial Economics*, 2023, (3): 77 - 95. (in Chinese)
- [13] Huang Y, Luo S. Can stock volatility be benign? New measurements and macroeconomic implications[J]. *Journal of Money, Credit and Banking*, 2020, 52(4): 933 - 950.
- [14] Segal G, Shaliastovich I, Yaron A. Good and bad uncertainty: Macroeconomic and financial market implications[J]. *Journal of Financial Economics*, 2015, 117(2): 369 - 397.
- [15] Frank M Z, Sanati A. How does the stock market absorb shocks? [J]. *Journal of Financial Economics*, 2018, 129(1): 136 - 153.
- [16] Bollerslev T, Li S Z, Zhao B. Good volatility, bad volatility, and the cross section of stock returns[J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2020, 55(3): 751 - 781.
- [17] Cui X, Sensoy A, Nguyen D K, et al. Positive information shocks, investor behavior and stock price crash risk[J]. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2022, (197): 493 - 518.
- [18] Zhou D, Liu X. Do world stock markets “jump” together? A measure of high-frequency volatility risk spillover networks

- [J]. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 2023, (88): 101843.
- [19] Pelger M. Understanding systematic risk: A high-frequency approach[J]. *The Journal of Finance*, 2020, 75(4): 2179 – 2220.
- [20] Qu H, Wang T, Shangguan P, et al. Revisiting the puzzle of jumps in volatility forecasting: The new insights of high-frequency jump intensity[J]. *Journal of Futures Markets*, 2024, 44(2): 218 – 251.
- [21] Lazar E, Xue X. Forecasting risk measures using intraday data in a generalized autoregressive score framework[J]. *International Journal of Forecasting*, 2020, 36(3): 1057 – 1072.
- [22] Gkillas K, Floros C, Suleman M T. Quantile dependencies between discontinuities and time-varying rare disaster risks[J]. *The European Journal of Finance*, 2021, 27(10): 932 – 962.
- [23] Givoly D, Li Y, Lourie B, et al. Key performance indicators as supplements to earnings: Incremental informativeness, demand factors, measurement issues, and properties of their forecasts[J]. *Review of Accounting Studies*, 2019, (24): 1147 – 1183.
- [24] Ivlevs A. Does health affect attitudes towards immigration? [J]. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2024, (224): 215 – 228.
- [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] Campbell J Y, Thompson S B. Predicting excess stock returns out of sample: Can anything beat the historical average? [J]. *The Review of Financial Studies*, 2008, 21(4): 1509 – 1531.
- [27] Fang L, Chen B, Yu H, et al. The importance of global economic policy uncertainty in predicting gold futures market volatility: A GARCH-MIDAS approach[J]. *Journal of Futures Markets*, 2018, 38(3): 413 – 422.
- [28] Jordà Ò. Estimation and inference of impulse responses by local projections[J]. *American Economic Review*, 2005, 95(1): 161 – 182.

Good volatility, bad volatility, and systemic risk forecasting: From the new perspective of intraday high-frequency financial data

YANG Zi-hui¹, DAI Zhi-ying^{1*}, LI Dong-cheng²

1. Advanced Institute of Finance, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China;

2. School of Economics and Finance, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China

Abstract: The report of the 20th National Congress of the Communist Party of China has clearly stated that it is necessary to improve modern financial supervision and strengthen the financial stability guarantee system. Despite the dramatic volatility of global capital markets in recent years and the increasing fragility of the financial system, there is still little literature that combines the new perspective of good and bad volatility to predict systemic risk. Most previous studies rely on low-frequency financial data, such as daily, weekly, or monthly data, ignoring the rapid intraday evolution of financial volatility. In view of these facts, based on a systematic and comprehensive summary of existing good and bad volatility indicators, this paper uses intraday high-frequency yield data from China's stock market to measure the good and bad volatility related indicators and investigates the potential relationship between good and bad volatility, stock returns, and systemic risk. Then, dominance analysis is used to investigate the contribution of different good and bad volatility indicators to China's systemic risk and to further explore the good and bad volatility drivers of systemic risk in different industries. Finally, this paper further points out that if we do not distinguish the intrinsic nature of financial market volatility, it may lead to misjudgment of future systemic risk exposure. On this basis, this paper puts forward relevant policy suggestions to provide an important reference for China to take the initiative to prevent and resolve systemic risks and build a financial risk firewall.

Key words: systemic risk; intraday high-frequency data; good and bad volatility; dominance analysis; risk early-warning