



网络舆情对 人民币汇率的冲击效应 ——基于中美贸易摩擦事件

任仙玲, 邓磊

中国海洋大学 经济学院, 山东 青岛 266100

摘要:2018年中央经济工作会议上,政府强调把稳定外汇市场作为基本政策之一,但自美国总统特朗普上台以来,其展现出诸多个性化施政方式,并在2018年不顾中方劝阻,掀起中美贸易争端,这势必对外汇市场产生较大影响。因此,需进一步深化研究汇率变动的影响因素,从而有利于外汇市场的平稳健康运行。

行为金融学理论表明市场并非完全理性,考虑到网络舆情蕴含市场的非基本面信息,其变化在一定程度上影响投资者行为,因此以中美贸易摩擦事件的网络舆情为研究对象,爬取新浪微博中关于中美贸易摩擦事件的文本,通过信息词典构建基于利好信息和利空信息的网络舆情信息指数。在分位数Granger因果检验的基础上,构建分位数向量自回归模型,研究网络舆情对人民币升值、平稳和贬值等不同阶段外汇市场的冲击效应。

研究表明,网络舆情对不同阶段汇市的影响存在差异,对不同分位水平汇率的影响也不尽相同。①整体上,网络舆情对汇率的冲击呈现正负交替现象,个别分位点持续正向冲击,且尾部分位点的冲击明显强于中位点;②在人民币贬值阶段,舆情信息对汇率的冲击均较小且衰减较快,但尾部冲击异于其他分位点;③在人民币平稳阶段,利空信息对不同分位水平汇率的影响具有非对称性特点;④在人民币升值阶段,舆情信息对汇率的冲击具有强度大且衰减慢的特点。

通过网络舆情与外汇市场关系的研究,发现处在极端情况下的外汇市场更易被网络舆情左右。研究结果为研究汇率变动提供了新的证据,肯定了将网络舆情信息纳入汇率变动影响因素的重要价值;通过使用分位数回归技术,能够有效捕捉偏态数据的尾部信息,为监管部门进行极端风险管控提供决策参考。

关键词:汇率;中美贸易摩擦;网络舆情;分位数Granger因果检验;分位数向量自回归模型

中图分类号:F830.92 **文献标识码:**A **doi:**10.3969/j.issn.1672-0334.2019.06.004

文章编号:1672-0334(2019)06-0046-11

引言

近年来,“黑天鹅事件”频出,如英国脱欧和特朗普当选等事件,对全球经济造成剧烈冲击,日益复杂的国际环境与国内经济下行压力^[1]交织在一起,也给中国外汇市场带来不可控的影响。在2018年中央经济工作会议上,政府强调要把稳定外汇市场作为

基本政策之一,因此进一步深入研究汇率影响因素,对推动中国经济高质量发展具有重要意义。

在大数据时代,如何深入有效挖掘网络蕴含的海量信息成为研究热点。据《纽约时报》报道,2016年特朗普竞选团队利用5千万份来自美国选民的Facebook个人档案,建立个人信息系统,以预测和影响

收稿日期:2019-05-29 **修返日期:**2019-10-21

基金项目:国家自然科学基金(71671056)

作者简介:任仙玲,管理学博士,中国海洋大学经济学院副教授,研究方向为金融计量学和时间序列分析等,主持国家自然科学基金项目“copula分位数协整理论及其在FFA市场的应用研究”(71101134),E-mail:rxianling@ouc.edu.cn
邓磊,中国海洋大学经济学院硕士研究生,研究方向为金融市场风险防范等,E-mail:lei940324@163.com

民众的选择,这是成功运用网络大数据的一个案例。随着互联网的迅猛发展,通过网络数据反映出来的舆情蕴含的重要信息势必影响金融市场,因此,需进一步深入研究网络舆情信息对外汇市场的影响。

考虑到全民炒股的网络氛围,若使用网络整体舆情对外汇市场进行研究可能出现较大偏差,而2018年发生的中美贸易摩擦事件已成为广大网民的热点话题,其网络舆情具有一定代表性。因此,本研究选用中美贸易摩擦事件的网络舆情作为研究对象,考察其对外汇市场的影响。

已有研究多从均值角度探讨网络舆情与金融市场的关系,从分位数角度分析网络舆情对汇率影响的研究较少。基于此,本研究借助网络社交平台,抓取关于中美贸易摩擦事件的文本,构建网络舆情信息指数,运用分位数Granger因果检验、分位数向量自回归模型和脉冲响应技术,分析网络舆情对中国外汇市场的冲击效应。

1 相关研究评述

1.1 网络舆情分析

关于网络舆情的研究,多以文本分析为主,它是从语句中提取关键信息进行量化,从而获取文本数据中蕴含的价值。当今社会处于网络大数据时代,由于网络数据量以百万级计,因此无法以人工方式处理数据,需要借助计算机技术、使用特定分析方法来实现。

文本分析方法主要以情感词典和机器学习为主,情感词典分析法着重于情感词典的选取,决定了文本分析的质量,目前常用于微博数据分析的字典包括大连理工大学情感词典^[2]、汉语情感词极值表、Boson NLP极值表等。基于机器学习的常见分类法包括最大熵模型^[3]和神经网络方法^[4]等,考虑到机器学习存在需要大量优质样本集、人工标注具有主观性、过度拟合结果等问题,本研究选用情感词典分析法进行研究。

1.2 网络舆情对金融市场的影响

凯恩斯在著名的《通论》里断言,多数决策不是基于冷静的理性判断,而是出于受一种“动物精神”的驱使。这源于众所周知的心理学事实,即易冲动的人倾向于产生过于乐观或悲观的选择和判断,从而带动多数人改变自己的观点。在这种“动物精神”的推动下,市场可能产生大幅的波动^[5]。之后部分学者正式研究舆情在金融市场中的作用,发现市场舆情是金融资产收益预测相关的重要非经济因素之一^[6-7],这表明舆情是均衡资产价格和收益的重要因素,将舆情融入资产定价模型有助于解释投资者较为异常的行为表现。

随着网络技术的发展,诸多学者开始通过网络舆情预测金融市场的相关信息,但在网络舆情的获取源头上存在较为明显的差异,英文文献里常见的信息源头有网络新闻网站^[8]和网络专业媒体^[9]等。CHEN et al.^[10]将大数据和意见挖掘方法应用于台湾

的网络舆情分析,使用来自雅虎股市新闻和谷歌股市新闻的实验数据集进行验证,结果表明股票或财务问题的评论内容可以有效地预测股票价格变动。中国的研究数据源多来自股吧和微博,部慧等^[11]基于东方财富网股吧帖文,利用Granger因果检验等方法探讨网络舆情对中国股市的影响,结果表明舆情在整体上对股市收益率和波动率均无预测能力,但对当期的股市收益率和交易量有较明显影响;黄润鹏等^[12]使用Granger因果检验发现微博舆情可以有效预测上证指数。

目前,网络舆情对金融市场影响的研究多集中于股票市场,较少有研究探讨舆情对外汇市场的影响。

1.3 网络舆情对汇率的影响

实际汇率作为国际经济学的核心概念^[13],在进出口贸易中具有重要影响^[14-15],而出口贸易是推动中国经济高速发展的“三驾马车”之一,对实体经济增长具有重要意义。2018年中央经济工作会议报告中明确强调“稳金融、稳外贸、稳外资”,可见维持外汇市场的基本稳定是中国货币当局的重要政策目标之一。伴随着中国资本市场国际化程度的提高^[16],掀起了新一轮外汇市场变动影响因素的研究热潮。

经典的汇率决定理论从最初的购买力平价^[17]和利率平价^[18],发展为基本要素汇率决定理论^[19]和行为均衡汇率决定理论^[20],这些理论都是以市场基本面为基础,在论证过程中难免有较多的假设条件,这限制了实际的应用,也对短期汇率变动的解释不够全面。实际上,影响汇率的诸多因素中除了基本面因素,舆情这类非基本面因素也不应被忽视。在已有研究中,多数学者将网络舆情等非基本面信息应用于对股市的分析,忽略了其对外汇市场也造成冲击^[21]。已有研究中,尹力博等^[22]基于谷歌搜索量构建人民币关注指数,利用GARCH-MIDAS模型分析对外汇市场的影响,结果表明,提高投资者关注能够显著增大汇率的价差波动;司登奎等^[23]从理论层面阐释了投资者情绪与汇率变动的影响机制,理论分析表明,投资者情绪在短期内对外汇市场波动有一定影响,但从长期看,情绪对外汇市场影响不显著。

综上所述,利用网络舆情等非基本面信息分析汇率的变动具有广阔的前景,但目前的研究方法多是在均值框架下展开,只能刻画其对外汇市场的“平均”影响,忽略了其冲击对外汇市场的影响可能在整个收益分配过程中发生变化。为了解决该问题,本研究采用分位数回归方法^[24],它允许两变量之间存在非对称性关系^[25],因而可以精确刻画两者的尾部关系。在与股票市场相关的类似研究中,董孝伍等^[26]和刘晨等^[27]采用分位数回归方法研究网络舆情对股市的影响,结果表明不同分位点存在异质效应,他们直接对回归系数进行显著性检验,进而判别其影响是否具有异质性。虽然比均值回归有重大改进,但该研究仍局限在静态层面。许启发等^[28]通过采集微博数据,综合运用均值和分位数Granger

因果检验的方法,探讨不同市态的股市与舆情的关系,结果发现基于均值角度两者关系不明显,而基于分位数视角却存在广泛的Granger因果关系,且各舆情对股市的影响具有异质性。此研究成果较全面地揭示了舆情与股市的因果关系,为在特定条件下股市收益的可预测性提供了佐证,但依然缺乏对其冲击效应的分析。

综上所述,学者们对外汇市场的决定因素等研究已有丰硕成果,但仍有不足之处。①多数关于汇率变动的研究没有将舆情信息作为人民币汇率的影响因素,忽略了汇率受非基本面的影响,从而对短期汇率变动解释不够全面。②已有研究多是在均值框架下展开,无法探讨极端情况下网络舆情与外汇市场的关系。③部分以分位数角度的研究,只是探讨其相关关系是否存在,缺乏影响强度分析。基于此,本研究综合采用分位数Granger因果检验和分位数向量自回归模型,探讨网络舆情对不同外汇市场结构的非对称性冲击效应,揭示其对外汇市场的异质影响,加深对汇率变动的理解,从而在现今中美贸易摩擦事件影响下,为外汇风险防范提供参考。

2 网络舆情分析和测量

2.1 网络舆情分析

随着互联网的大规模普及,网络社交日益成为大众的首选。微博是中国网民互动的主要平台,新浪微博2018年第4季度财报显示,月活跃用户已达4.62亿,日均活跃用户突破两亿关口,表明微博具有庞大的用户群体,较能准确代表网络舆情,因此本研究选择微博平台进行研究。在抓取中美贸易摩擦事件微博数据过程中,没有选择特定目标用户群作为抓取范围,而是进行随机抓取,以保证数据的有效

性。2018年3月23日,美国率先在中美贸易战场上打响第一枪,以此作为该事件开始的标志;在2019年10月12日,特朗普在白宫表示,美中经贸磋商取得了实质性的第一阶段成果;同时考虑到中国国庆期间休市。因此,本研究选取2018年3月23日至2019年9月30日作为第一轮贸易摩擦期进行研究,共得到15万余条原始文本,其中包含用户对中美贸易摩擦事件的实时舆情信息。

2.2 网络舆情信息指数的构建流程

本研究采用中文文本分析方法,将中美贸易摩擦文本进行分词处理,通过信息词典对词语进行包括利好信息和利空信息的极性分类以及信息强度打分,具体流程见图1。

(1)数据清洗。将抓取到的关于中美贸易摩擦事件文本进行清洗,清洗后剩11万余条文本。清洗内容包括:①分享的小视频和文章;②微博话题内容,#话题#里内容剔除;③网页链接。最终清洗后的数据只包括发布者的原创微博和主观信息,将得到的微博文本通过玻森(Boson NLP)中文语义开放平台(<http://bosonnlp.com/>)进行分词处理。

(2)停用词典选取。中文语句含有大量的停用词,若不进行剔除,最终得到的信息分值将出现较大误差。因此,根据现有网络资源,对哈尔滨工业大学停用词词典、四川大学机器学习智能实验室停用词库和百度停用词表等各种停用词表整理去重,共得到1598个停用词。将清洗后的文本进行分词处理,再与停用词对比,删除相应的停用词。为了更直观展示去除停用词之后的主要内容,将其进行词云渲染,得到舆情词云见图2。

由图2可知,市场、经济、关税、影响、企业等词是微博文本里出现最多的词语,说明网民对中美贸易

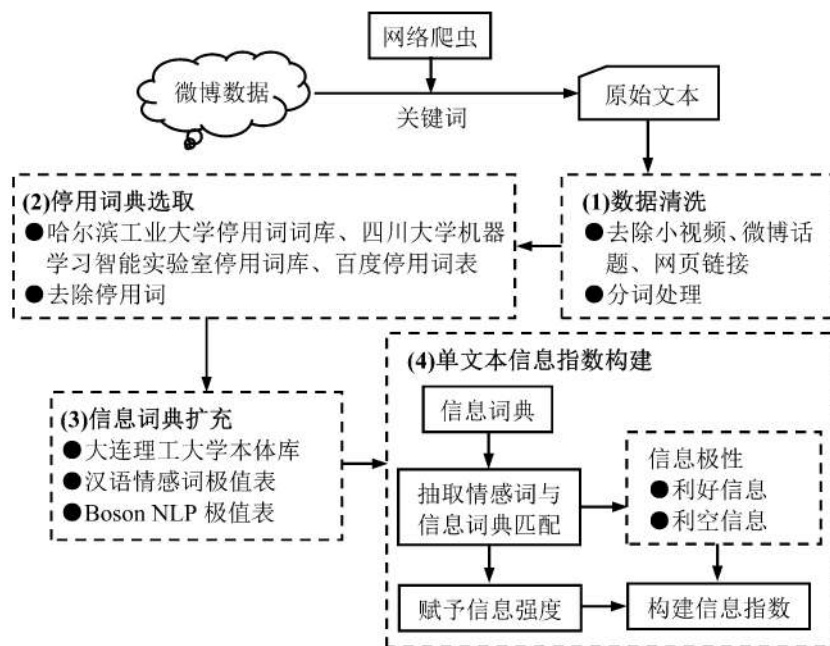


图1 舆情信息指数构建流程

Figure 1 Process of Constructing Public Opinion Information Index



图2 中美贸易摩擦事件的舆情词云
Figure 2 Word Cloud of Public Opinion on the Sino-US Trade Friction

摩擦事件的讨论主要集中在市场经济和关税等问题上。

(3) 信息词典扩充。文本分析质量关键在于信息字典的选取,在已有研究中大连理工大学本体库得到较为广泛的应用,该词典将词语进行不同极性划分,并进行强度打分。考虑到微博中网络词汇具有浓厚的口语化特点,因此在大连理工大学本体库的基础上,加入汉语情感词极值表和Boson NLP极值表作为补充。若某一词语在多个词典内均有出现,则取其平均值作为该词语信息强度,表1给出信息词典示例。

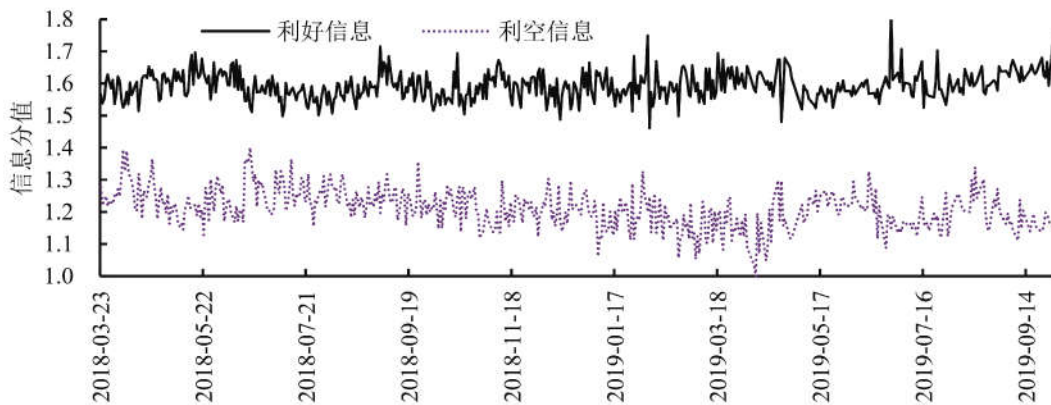
表1 信息词典示例
Table 1 Examples of Information Dictionary

信息词	信息极性	信息强度
国富民强	利好	4.330
求之不得	利好	4.763
看好	利好	2.041
厌恨	利空	5
征税	利空	1.019
争端	利空	0.678

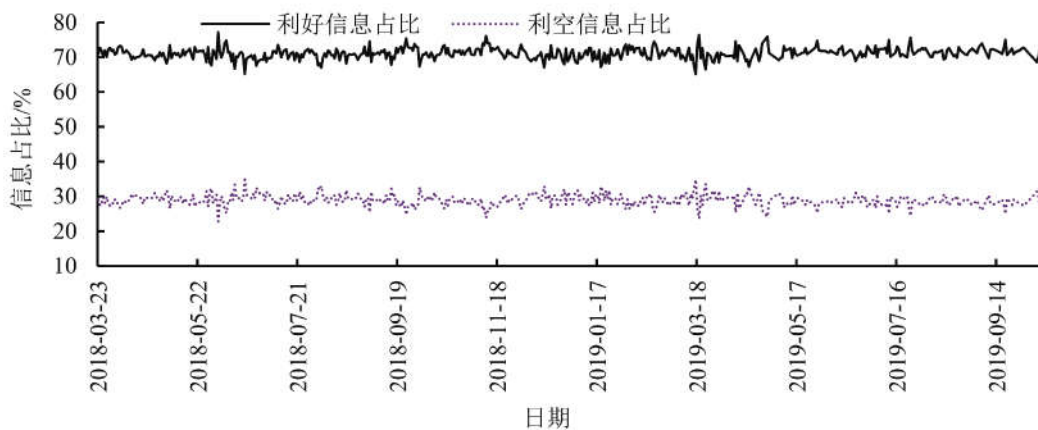
(4) 单文本信息指数构建。将去重后的情感词语与信息词典进行匹配,赋予单个情感词语的信息强度和极性,信息极性包括利好信息和利空信息。将同一文本的词语按照信息极性分类汇总,取其平均值得到单个文本的信息指数。

2.3 网络舆情信息指数度量

通过以上流程得到单个文本的信息指数,将当天微博文本的所有舆情信息指数进行加总后取平均值,得到当天不同极性的舆情信息指数序列,将其绘制为图3。由图3可知,在信息分值和信息占比的比较



(a) 信息分值



(b) 信息占比

图3 各舆情信息指数的信息分值和占比示意图

Figure 3 Schematic Diagram of Information Score and Proportion of Each Public Opinion Information Index

中,利好信息明显高于利空信息,说明对于中美贸易摩擦事件,网民总体上持乐观态度。

3 理论和计量模型

3.1 网络舆情对汇率影响的理论分析

网络舆情对汇率的影响主要是通过理性和非理性预期共同作用,但落脚点都放在投资者行为上,即最终都归结于改变投资者决策从而导致汇率变动。

(1) 预期效应。行为金融学理论认为,市场上不存在绝对理性的投资者,在市场参与者进行外汇交易的过程中,心理因素往往影响机构市场参与者的投资判断,进而产生一定的心理波动。因此,汇率除受一些基本面因素的影响外,市场投资者的一致预期所发挥的潜在作用也不应被忽视,而网络舆情可以显著影响其预期,进而在很大程度上改变其投资决策行为。

(2) 中介效应。货币当局为稳定汇率而在外汇市场进行干预时,市场往往对这一行为过度解读,其产生的网络舆情反而可能造成意外的干预效果。因此,从这一角度看,网络舆情是连接外汇干预与汇率变动的一个重要媒介。

(3) 信息效应。在中美贸易摩擦事件中,美国总统特朗普在推特发布“重磅”信息,势必在网络上酝酿出舆论导向,而通过网络数据反映出来的舆情必然蕴含着有价值的信息,因此网络舆情又具有理性的一面。

3.2 分位数Granger因果检验

虽然均值回归在满足古典假定的条件下其最小二乘估计量具有良好的统计性质,但现实中很难满足古典假定条件,且均值作为数字特征只能刻画条件分布的局部信息,无法刻画尾部特征。因此,本研究使用分位数回归模型,应用该模型,无要求在各个分位点具有相同的分布,且与均值回归相比,可以更全面刻画中美贸易摩擦事件的网络舆情对汇率的冲击效应。

考虑分位数的回归模型为

$$Q_{Ind_t}(\tau | \Omega) = \alpha_0(\tau) + \sum_{j=1}^p \alpha_j(\tau) Ind_{t-j} + \sum_{i=1}^q \beta_i(\tau) Inf_{t-i} \quad (1)$$

其中, t 为期, $t = 1, \dots, T$, T 为样本容量; j 为汇率收益率的滞后期数, p 为汇率收益率的最大滞后期数, $j = 1, 2, \dots, p$; i 为网络舆情的滞后期数, q 为网络舆情的最大滞后期数, $i = 1, 2, \dots, q$; $Q_{Ind_t}(\tau | \Omega)$ 为汇率收益率在 τ 分位点的值; τ 为分位点, $\tau \in (0, 1)$; Ω 为 $(t-1)$ 期的信息集; Ind_{t-j} 为相对于 t 期滞后 j 期的在岸人民币即期收益率; Inf_{t-i} 为相对于 t 期滞后 i 期的网络舆情; $\alpha_0(\tau)$ 为截距项, $\alpha_j(\tau)$ 和 $\beta_i(\tau)$ 为对应的回归系数, 它们的估计量由加权绝对残差最小和得出, 其原理可以参考 KOENKER et al.^[29-31] 的研究。将 Ind_t 和 Inf_t 定义为

$$Ind_t = 100 \cdot (\ln CNY_t - \ln CNY_{t-1}) \quad (2)$$

$$Inf_t = 10 \cdot (M_t - M_{t-1}) \quad (3)$$

其中, CNY_t 为 t 期在岸人民币汇率, M_t 为 t 期不同极性

的舆情信息指数。

为了检验网络舆情是否为汇率的分位数Granger原因,基于(1)式的回归系数,在 τ 分位点定义两者的Wald检验统计量,即

$$W_\tau(\tau) = T \frac{\hat{\beta}(\tau)' \hat{\Sigma}(\tau)^{-1} \hat{\beta}(\tau)}{\tau(1-\tau)} \quad (4)$$

其中, $W_\tau(\tau)$ 为网络舆情和汇率的Wald检验统计量, $\hat{\beta}(\tau)$ 为 $\beta(\tau)$ 的估计量, $\hat{\Sigma}(\tau)$ 为 $\beta(\tau)$ 的方差-协方差矩阵。关于Wald检验统计量的构建原理可以参考 CHUANG et al.^[32]、GEBKA et al.^[33] 和 LEE et al.^[34] 的研究。

3.3 分位数向量自回归模型和分位数脉冲响应函数

分位数向量自回归 (quantile vector autoregression, QVAR) 模型的提出经历了不同的阶段^[35-37], WHITE et al.^[38] 将其发展成熟, 该模型拓展了均值意义的脉冲响应分析, 可以从不同分位点分析网络舆情对汇率的脉冲响应。本研究为了减少来自其他国家的舆情对实证结果的干扰, 引入全球恐慌指数和中美利差作为控制变量, 全球恐慌指数作为外国舆情代理变量, 中美利差作为基本面信息的代理变量。中美利差变量定义为

$$inr_t = in_t - in_t^* \quad (5)$$

其中, inr_t 为 t 期中美利差; in_t 为 t 期中国利率水平, 考虑到中国利率未完全市场化的现状, 用人民币1年期定期存款利率代表; in_t^* 为 t 期美国利率水平, 考虑到美联储在制定短期货币政策时主要参考3个月美国国债收益率, 且其能较准确地反映短期市场资金的供应情况, 因此选用3个月美国国债收益率代表。

构建包含网络舆情、在岸人民币即期收益率、中美利差和全球恐慌指数的QVAR模型, 即

$$Q_\tau(y_t) = c(\tau) + \sum_{i=1}^q B_i(\tau) y_{t-i} + \varepsilon_t(\tau) \quad (6)$$

$$B_i(\tau) = \begin{pmatrix} \beta_{i,11}(\tau) & \beta_{i,12}(\tau) & \beta_{i,13}(\tau) & \beta_{i,14}(\tau) \\ \beta_{i,21}(\tau) & \beta_{i,22}(\tau) & \beta_{i,23}(\tau) & \beta_{i,24}(\tau) \\ \beta_{i,31}(\tau) & \beta_{i,32}(\tau) & \beta_{i,33}(\tau) & \beta_{i,34}(\tau) \\ \beta_{i,41}(\tau) & \beta_{i,42}(\tau) & \beta_{i,43}(\tau) & \beta_{i,44}(\tau) \end{pmatrix} \quad (7)$$

其中, y_t 为包含4个内生变量的向量, $y_t = (Inf_t, Ind_t, inr_t, VIX_t)'$, VIX 为全球恐慌指数; $c(\tau)$ 为常数项向量, $c(\tau) = [c_1(\tau), c_2(\tau), c_3(\tau), c_4(\tau)]'$; $B_i(\tau)$ 为 τ 分位数的滞后项系数矩阵; $\varepsilon_t(\tau)$ 为误差项向量, $\varepsilon_t(\tau) = [\varepsilon_t^{Inf_t}(\tau), \varepsilon_t^{Ind_t}(\tau), \varepsilon_t^{inr_t}(\tau), \varepsilon_t^{VIX_t}(\tau)]'$ 。参数估计和脉冲响应函数的求解过程参考许启发等^[39] 的研究。

4 实证分析

4.1 数据选取和描述性统计

为了研究中美贸易摩擦事件的网络舆情信息对汇率的冲击效应,除网络舆情指数日度数据外,还需要外汇市场日度数据。本研究选取的研究对象为在岸人民币兑美元即期汇率(间接标价法),选择的样

本区间与网络舆情数据保持一致,为2018年3月23日至2019年9月30日,剔除日期不匹配的数据,共得到373个数据。除网络舆情指数外,文中其他数据皆来源于Wind数据库。

图4给出2015年“811汇改”后的汇率走势图,蓝线和红线分别表示中美贸易摩擦事件爆发前、后的汇率值,自2017年5月26日人民币中间价引入逆周期因子后,人民币出现升值趋势,并一直持续到发生中

美贸易摩擦,随后人民币出现较为明显的贬值趋势,说明中美贸易摩擦对外汇市场有较为明显的负向冲击。

此外,为探讨网络舆情信息对不同阶段的外汇市场的冲击效应是否具有显著差异,本研究将样本期间的外汇市场划分为3个阶段,见表2,每个阶段外汇的走势见图5,蓝线、红线和绿线分别表示人民币贬值阶段、平稳阶段和升值阶段的中间价。



图4 “811汇改”后在岸人民币兑美元即期汇率走势

Figure 4 Trend of Spot Exchange Rate of Onshore RMB Against USD after “811 Exchange Reform”

表2 汇市走势阶段划分

Table 2 Partitioned Stages of Foreign Exchange Market Trend

汇市阶段	特点	时间区间
人民币贬值阶段	汇率呈现下降趋势	2018年3月23日至2018年10月8日
		2019年4月8日至2019年5月23日
		2019年8月1日至2019年9月3日
人民币平稳阶段	汇率整体上无较大变化	2018年10月9日至2018年12月24日
		2019年5月24日至2019年7月31日
		2019年9月4日至2019年9月30日
人民币升值阶段	汇率呈现上升趋势	2018年12月25日至2019年4月4日

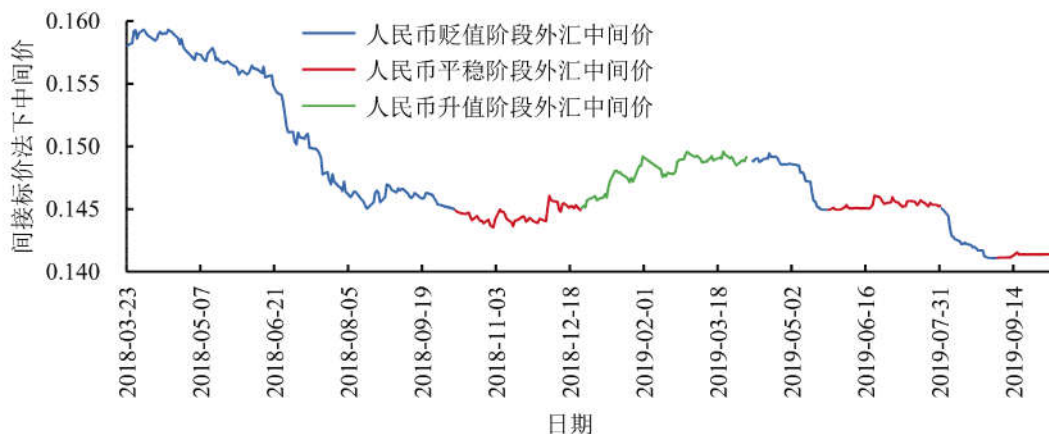


图5 样本期间在岸人民币兑美元即期汇率走势

Figure 5 Trend of Spot Exchange Rate of Onshore RMB Against USD in the Sample Range

表3 变量描述性统计
Table 3 Descriptive Statistics of Variables

变量	符号	均值	标准差	最大值	最小值	偏度	峰度	J-B 检验量
汇率收益率	<i>Ind</i>	-0.029	0.226	0.711	-0.898	0.196	1.929	58.274***
利好信息	<i>good</i>	0.001	0.507	2.541	-2.282	-0.229	3.326	170.429***
利空信息	<i>bad</i>	-0.002	0.578	1.982	-1.561	0.154	0.429	4.090

注:***为在1%显著性水平上拒绝原假设,下同。

表3给出样本期间汇率收益率和网络舆情信息的统计特征。表3统计结果表明,汇率收益率呈现尖峰厚尾特性,J-B检验量也表明汇率收益率不服从正态分布,适合采用分位数回归加以分析。各极性信息均值皆接近于0,J-B检验量表明利好信息不服从正态分布。

为避免出现伪回归现象,本研究采用ADF检验和PP检验对各序列进行分析,表4给出检验结果。各时间序列在1%显著性水平上都拒绝原假设,认为不存在单位根,意味着所有时间序列都平稳,可以进行分位数Granger因果检验。

表4 平稳性检验结果
Table 4 Results for Stationarity Test

检验方法	汇率收益率	利好信息	利空信息
ADF 检验	-9.831***	-7.276***	-12.918***
PP 检验	-17.021***	-33.060***	-31.970***

4.2 网络舆情对汇率影响的分位数因果检验分析

传统的均值回归只能描述汇率受不同极性信息时间序列波动的平均影响,而分位数回归可以全面分析中美贸易摩擦事件对外汇市场的影响。本研究基于BIC信息准则^[40-41]确定分位数Granger因果检验的滞后阶数,将[0.100,0.900]分位区间以0.050为间距分成16个子区间,根据Sup-Wald值判断各区间是否存在Granger因果关系,其检验结果见表5。由表5可知,不同极性信息多是各阶段汇市变动的Granger原因,且滞后阶数主要集中在1阶和2阶,由于在平稳阶段利好信息不是汇市变动的Granger原因,后续将不再进一步探讨利好信息对平稳阶段汇市的影响。

4.3 网络舆情对汇率影响的分位数脉冲响应分析

根据表5分位数Granger因果检验结果可以发现,网络舆情对汇率的Granger因果关系多存在于尾部区间,所以构建QVAR模型和脉冲响应函数研究冲击效应。

为了便于比较极端与正常情况的冲击效应,本研究采用 $\tau=(0.100,0.200,0.500,0.800,0.900)$ 分位数进行QVAR建模和脉冲响应分析。图6为在一个单位标准差冲击下的响应图,横轴表示脉冲期,单位为天数,纵轴表示不同分位区间的响应值。该图直观显

表5 分位数Granger因果检验结果

Table 5 Results for Quantile Granger Causality Test

阶段	模型信息	利好信息	利空信息
贬值阶段	滞后阶/天	1	2
	Sup-Wald	5.915**	7.815*
平稳阶段	分位区间	[0.750,0.900]	[0.150,0.200]
	滞后阶/天	1	1
升值阶段	Sup-Wald	3.674	10.140***
	分位区间		[0.100,0.300] [0.650,0.900]
贬值阶段	滞后阶/天	2	2
	Sup-Wald	8.042*	18.144***
升值阶段	分位区间	[0.800,0.900]	[0.850,0.900]

注:Sup-Wald为分位数Granger因果检验中的Sup-Wald检验统计值;分位区间为分位数Granger因果关系显著成立的分位点所在区间,没有数据表示不存在分位区间使分位数Granger因果关系成立;**为在5%显著性水平上拒绝原假设,*为在10%显著性水平上拒绝原假设。

示出在不同阶段的汇市下网络舆情对汇率冲击效应的演变特征,分析响应图得出以下结论。

(1)多数舆情信息对外汇市场具有短暂的反向影响且尾部冲击强于中位点冲击

多数舆情信息对汇率的首期冲击为负,随后呈现正负交替特点,且响应迅速衰减,大约到第4期至第6期基本接近收敛,这一结果表明多数舆情信息对外汇市场具有短暂的反向影响。同时可以发现,较大的响应值往往来自于极端分位点,多数中位点的响应值在首期即已接近0,表明舆情信息更易与极端分位水平的汇率建立联系,从而产生较明显的冲击,而在中心位置该冲击却并不明显。原因在于,当汇率处于正常水平时,投资者行为更趋理性,不易受网络舆情的影响;而当汇率处在极端分位水平时,投资者更易滋生对中美贸易摩擦事件的看衰或看涨预期,从而易受网络舆情影响,做出非理性行为,加剧外汇市场的变动。

(2)舆情信息对贬值阶段的外汇市场的冲击较小且尾部冲击异于其他分位点

当汇市处于贬值阶段时,多数舆情信息对汇率

的冲击小于0.100,明显小于其对升值阶段汇市的冲击。值得注意的是,利好信息对0.900分位水平汇率的冲击强度显著高于其他分位点,且利好信息对极端分位水平汇率的冲击效应为负,中位点冲击效应为正,说明汇市处在极端情况时对舆情信息的反应与正常时期存在明显差异。

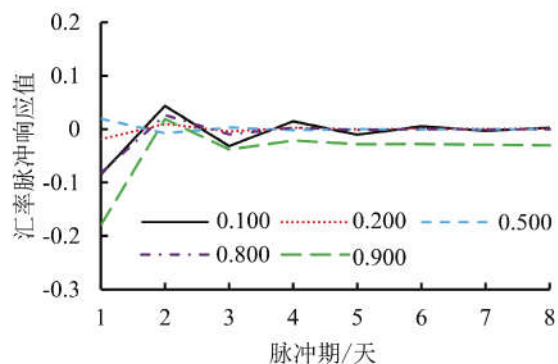
(3) 利空信息对平稳阶段外汇市场的冲击存在非对称性特点

当汇市处于平稳阶段时,利空信息对各分位水平汇率的影响具有明显的非对称性特点,表现为0.900分位水平汇率的响应值明显小于0.100分位点,且在第2期后具有持续的正向冲击特点,并在中位点其冲击强度降到最低。说明当汇率处于0.100分位点时,投资者易被利空信息影响,形成看衰人民币预

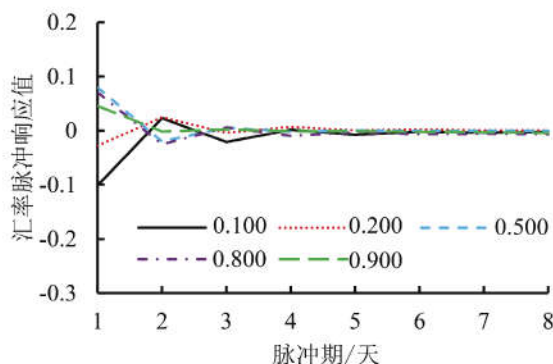
期。而当汇率处于0.900分位点时,其第2期以后的响应值变为正值,这一特点不仅与低分位点的冲击效应形成鲜明对比,而且与大多数网络舆情对外汇市场的影响也不尽相同,说明不同市场阶段和不同分位点都会影响其冲击效应。因此,舆情信息对外汇市场的冲击表现出时变性和非对称性。

(4) 舆情信息对升值阶段的外汇市场的冲击具有强度大且衰减慢的特点

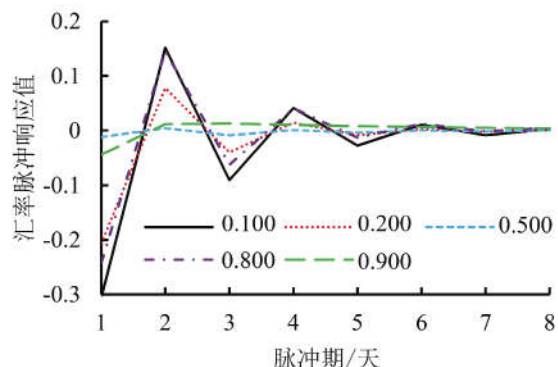
当汇市处于升值阶段时,利好信息与利空信息对汇率的冲击表现趋同,具有强度较大且持久的特点,而且尾部冲击明显大于平均水平,说明汇率上扬时,投资者对网络舆情敏感度较高,稍有“风吹草动”就会采取行动,因此网络舆情更易对外汇市场带来较大冲击。



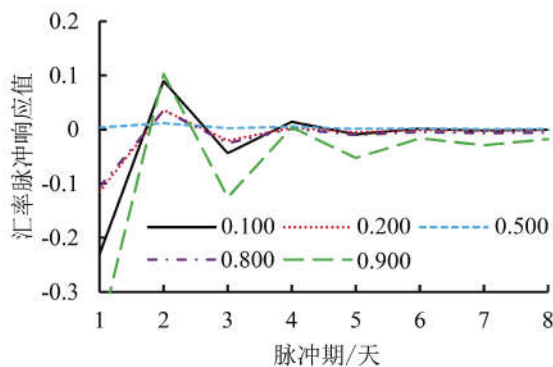
(a) 贬值阶段利好信息



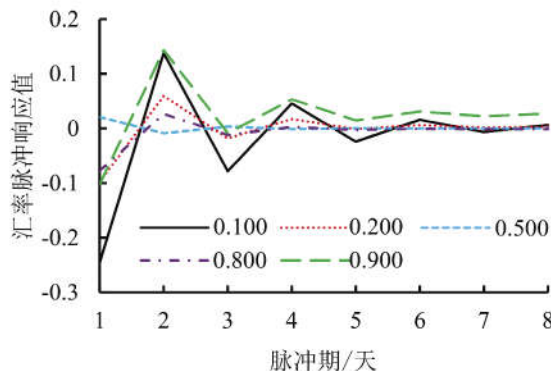
(b) 贬值阶段利空信息



(c) 升值阶段利好信息



(d) 升值阶段利空信息



(e) 平稳阶段利空信息

图6 各阶段外汇市场脉冲响应

Figure 6 Pulse Response of Foreign Exchange Market in Each Stage

5 结论

本研究以中美贸易摩擦事件的网络舆情与汇率的关系作为研究对象,使用分位数Granger因果检验、QVAR模型和脉冲响应方法,研究该网络舆情对不同阶段外汇市场的冲击效应及其差异性。通过理论和实证分析发现,该网络舆情对汇率的影响具有显著异质性和非对称性特点,即网络舆情对不同阶段的汇市影响存在差异,同时对不同分位水平汇率的影响也不尽相同。网络舆情对尾部汇率的冲击效应显著强于中位点,表明人民币汇率处在高位或低位时更易受到网络舆情影响。具体结论如下:

(1)多数舆情信息对外汇市场的影响呈现正负交替现象,收敛速度较快,说明网络舆情只在短期影响汇率,且往往是负向冲击。当汇市处在平稳阶段时,利空信息对高分位水平的汇率带来持久的负向冲击。

(2)从均值看,难以发现网络舆情对汇率的变动影响,而在极端分位点,网络舆情对汇率的影响更显著,且具有非对称性特点。

(3)舆情信息对外汇市场的冲击效应具有异质性特点,利空信息对汇率的影响范围更广泛且差异明显,利好信息对升值阶段的汇市影响更大。

本研究的意义体现在,①本研究关注汇率变动的影响因素。已有研究多从基本面信息解释汇率变动,而本研究将外汇市场进一步细分,探究不同极性舆情信息对不同分位点汇率的冲击效应,拓展了关于汇率变动的研究,具有一定的理论意义。②本研究利用微博数据构建网络舆情指数,是基于中国庞大网民的有效数据集,有效地挖掘网络大数据所蕴含的价值。与已有使用代理情绪指标的研究相比,其结果更具说服力,同时为金融风险管控提供新的佐证。③本研究分析极端情况下汇率的影响因素,能够为金融风险管控部门提供网民对某重大事件的关注焦点和情感态度,有助于其及时掌握网络舆情,为后续的应对管理提供理论和方法支持,对维持中国汇市稳定具有一定的现实意义。

本研究通过中美贸易摩擦事件的网络舆情分析对汇率的冲击效应,具有一定的启发意义,但也存在不足之处。首先,本研究选取的研究对象为中国外汇市场,其结论是否可以推广到发达国家或其他发展中国家,还有待进一步考证。其次,网络舆情影响外汇市场的作用机理需要进一步深入研究。

参考文献:

- [1] 郑江淮,宋建,张玉昌,等.中国经济增长新旧动能转换的进展评估. *中国工业经济*,2018(6):24-42.
ZHENG Jianghuai, SONG Jian, ZHANG Yuchang, et al. The evaluation of conversion of new and old driving force of China's economic growth. *China Industrial Economics*, 2018(6):24-42.
- [2] 徐琳宏,林鸿飞,潘宇,等.情感词汇本体的构造. *情报学报*,2008,27(2):180-185.
XU Linhong, LIN Hongfei, PAN Yu, et al. Constructing the affective lexicon ontology. *Journal of the China Society for Scientific and Technical Information*, 2008, 27(2):180-185.
- [3] 司琪.基于云模型理论的LDA最大熵模型观点挖掘研究.武汉:华中师范大学,2016:22-33.
SI Qi. *Opinion mining research of LDA maximum entropy model based on cloud model theory*. Wuhan: Central China Normal University, 2016:22-33.
- [4] 苏小英,孟环建.基于神经网络的微博情感分析. *计算机技术与发展*,2015,25(12):161-164,168.
SU Xiaoying, MENG Huanjian. Sentiment analysis of microblog based on neural networks. *Computer Technology and Development*, 2015, 25(12):161-164, 168.
- [5] KEYNES J M. *The general theory of employment, interest, and money*. London: Palgrave Macmillan Press, 1936.
- [6] DE LONG J B, SHLEIFER A, SUMMERS L H, et al. Noise trader risk in financial markets. *Journal of Political Economy*, 1990, 98(4):703-738.
- [7] CLEMENT M B, HALES J, XUE Y F. Understanding analysts' use of stock returns and other analysts' revisions when forecasting earnings. *Journal of Accounting and Economics*, 2011, 51(3):279-299.
- [8] CHEN M Y, CHEN T H. Modeling public mood and emotion: blog and news sentiment and socio-economic phenomena. *Future Generation Computer Systems*, 2017, 96:692-699.
- [9] ARAÚJO T, ELEUTÉRIO S, LOUÇÃ F. Do sentiments influence market dynamics? A reconstruction of the Brazilian stock market and its mood. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2018, 505:1139-1149.
- [10] CHEN M Y, LIAO C H, HSIEH R P. Modeling public mood and emotion: stock market trend prediction with anticipatory computing approach. *Computers in Human Behavior*, 2019, 101:402-408.
- [11] 部慧,解峥,李佳鸿,等.基于股评的投资者情绪对股票市场的影响. *管理科学学报*,2018,21(4):86-101.
BU Hui, XIE Zheng, LI Jiahong, et al. Investor sentiment extracted from internet stock message boards and its effect on Chinese stock market. *Journal of Management Sciences in China*, 2018, 21(4):86-101.
- [12] 黄润鹏,左文明,毕凌燕.基于微博情绪信息的股票市场预测. *管理工程学报*,2015,29(1):47-52,215.
HUANG Runpeng, ZUO Wenming, BI Lingyan. Predicting the stock market based on microblog mood. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, 2015, 29(1):47-52, 215.
- [13] 陈仪,张鹏飞,刘冲.二元经济环境下的巴拉萨-萨缪尔森效应:对人民币实际汇率的再考察. *金融研究*,2018(7):1-17.
CHEN Yi, ZHANG Pengfei, LIU Chong. The Balassa-Samuelson effect in a dual economy: RMB real exchange rate revisited. *Journal of Financial Research*, 2018(7):1-17.
- [14] 曹伟,万谋,金朝辉,等.“一带一路”背景下人民币汇率变动的进口价格传递效应研究. *经济研究*,2019,54(6):136-150.
CAO Wei, WAN Die, JIN Chaohui, et al. RMB exchange

- rate pass-through to import prices against the backdrop of belt and road initiative. *Economic Research Journal*, 2019, 54(6):136-150.
- [15] 王雅琦,谭小芬,张金慧,等. 人民币汇率、贸易方式与产品质量. *金融研究*, 2018(3):71-88.
WANG Yaqi, TAN Xiaofen, ZHANG Jinhui, et al. RMB exchange rate, trade mode and product quality. *Journal of Financial Research*, 2018(3):71-88.
- [16] 江春,司登奎,李小林. 基于拓展泰勒规则汇率模型的人民币汇率动态决定:理论分析与经验研究. *金融研究*, 2018(2):82-99.
JIANG Chun, SI Dengkui, LI Xiaolin. The dynamic determinations of RMB exchange rate based on extend taylor rule model: theory and empirical evidence. *Journal of Financial Research*, 2018(2):82-99.
- [17] CASSEL G. *Money and foreign exchange after 1914*. London: Palgrave Macmillan Press, 1922:137-163.
- [18] KEYNES J M. *A tract on monetary reform*. London: Macmillan Publishers Limited, 1932:174.
- [19] WILLIAMSON J. *The exchange rate system*. Washington: Institute for International Economics, 1983:333.
- [20] CLARK P B, MACDONALD R. *Exchange rates and economic fundamentals: a methodological comparison of BEERs and FEERs*. Washington, DC: International Monetary Fund, 1998.
- [21] FRENCH J. Asset pricing with investor sentiment: on the use of investor group behavior to forecast ASEAN markets. *Research in International Business and Finance*, 2017, 42: 124-148.
- [22] 尹力博,李勋. 投资者关注对人民币汇率价差波动的影响研究:基于 GARCH-MIDAS 模型. *管理科学*, 2017, 30(5):147-159.
YIN Libo, LI Xun. A study on the impact of investor attention on RMB exchange rate spread: based on the GARCH-MIDAS model. *Journal of Management Science*, 2017, 30(5):147-159.
- [23] 司登奎,李小林,江春. 央行外汇干预、投资者情绪与汇率变动. *统计研究*, 2018, 35(11):58-70.
SI Dengkui, LI Xiaolin, JIANG Chun. Central bank intervention, investor sentiment and exchange rate fluctuation. *Statistical Research*, 2018, 35(11):58-70.
- [24] KOENKER R, MACHADO J A F. Goodness of fit and related inference processes for quantile regression. *Journal of the American Statistical Association*, 1999, 94(448):1296-1310.
- [25] NUSAIR S A, OLSON D. The effects of oil price shocks on Asian exchange rates: evidence from quantile regression analysis. *Energy Economics*, 2019, 78:44-63.
- [26] 董孝伍,张信东,刘维奇. 投资者情绪与股票市场收益的互动关系:基于分位数回归的研究. *经济管理*, 2013, 35(6):103-111.
DONG Xiaowu, ZHANG Xindong, LIU Weiqi. A study of binary relationship between investor sentiment and stock market returns: study using quantile regression. *Business Management Journal*, 2013, 35(6):103-111.
- [27] 刘晨,安毅. 不同市态下投资者情绪对沪深300股指期货基差的影响:基于分位数回归的实证研究. *华南理工大学学报(社会科学版)*, 2019, 21(1):48-60.
LIU Chen, AN Yi. Influence of investor sentiment on the basis of CSI 300 index futures in different market states: an empirical study based on the quantile regression. *Journal of South China University of Technology (Social Science Edition)*, 2019, 21(1):48-60.
- [28] 许启发,伯仲璞,蒋翠侠. 基于分位数Granger因果的网络情绪与股市收益关系研究. *管理科学*, 2017, 30(3): 147-160.
XU Qifa, BO Zhongpu, JIANG Cuixia. Exploring the relationship between internet sentiment and stock market return based on quantile Granger causality analysis. *Journal of Management Science*, 2017, 30(3):147-160.
- [29] KOENKER R, BASSETT G, Jr. Regression quantiles. *Econometrica*, 1978, 46(1):33-50.
- [30] KOENKER R, HALLOCK K F. Quantile regression. *The Journal of Economic Perspectives*, 2001, 15(4):143-156.
- [31] KOENKE R. *Quantile regression*. New York: Cambridge University Press, 2005:145-271.
- [32] CHUANG C C, KUAN C M, LIN H Y. Causality in quantiles and dynamic stock return-volume relations. *Journal of Banking & Finance*, 2009, 33(7):1351-1360.
- [33] GEBKA B, WOHR M E. Causality between trading volume and returns: evidence from quantile regressions. *International Review of Economics & Finance*, 2013, 27:144-159.
- [34] LEE T H, YANG W P. Granger-causality in quantiles between financial markets: using Copula approach. *International Review of Financial Analysis*, 2014, 33:70-78.
- [35] KOENKER R, XIAO Z J. Quantile autoregression. *Journal of the American Statistical Association*, 2006, 101(475):980-990.
- [36] ENGLE R F, MANGANELLI S. CAViaR: conditional autoregressive value at risk by regression quantiles. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2004, 22(4):367-381.
- [37] GALVAO A F, Jr, MONTES-ROJAS G, PARK S Y. Quantile autoregressive distributed lag model with an application to house price returns. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 2013, 75(2):307-321.
- [38] WHITE H, KIM T H, MANGANELLI S. VAR for VaR: measuring tail dependence using multivariate regression quantiles. *Journal of Econometrics*, 2015, 187(1):169-188.
- [39] 许启发,刘曦,蒋翠侠,等. 分位数向量自回归分布滞后模型及脉冲响应分析. *系统工程学报*, 2018, 33(4): 472-487.
XU Qifa, LIU Xi, JIANG Cuixia, et al. Quantile vector autoregressive distribution lag model and impulse response analysis. *Journal of Systems Engineering*, 2018, 33(4):472-487.
- [40] AKAIKE H. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1974, 19(6):716-723.
- [41] SCHWARZ G. Estimating the dimension of a model. *The Annals of Statistics*, 1978, 6(2):461-464.

Effect of Network Public Opinion Shocks on Exchange Rate: Evidence from the China-US Trade Friction

REN Xianling, DENG Lei

School of Economics, Ocean University of China, Qingdao 266100, China

Abstract: At the 2018 Central Economic Work Conference, the government stressed that stabilizing the foreign exchange market is one of the basic policies. However, since Donald Trump was elected president of the United States, he has shown many personalized ways of governing. In 2018, Donald Trump set off China-US trade friction despite Chinese dissuasion, which is bound to have an impact on the foreign exchange market. Therefore, it is necessary to further study the influencing factors of exchange rate change, which benefits the foreign exchange market running stably.

Behavioral finance theory reveals that the market is not perfectly rational. Taking into account that the network public opinion contains the non-fundamental information of the market, its change will influence the behavior of investors to a certain extent. Therefore, this study takes the online public opinion of the China-US trade friction event as the research subject. First, we extract the text of the China-US trade friction event in Sina Weibo. Second, we build the network public opinion information index based on positive information and bad information through the information dictionary. Third, we use quantile vector autoregression model on the basis of the quantile Granger causality tests, and then study the shock of the network public opinion on the foreign exchange market in different stages (appreciation, stabilization and devaluation stages).

The results show that in the shock of the network public opinion, there are differences on the foreign exchange market in different stages and the exchange rate in different quantile levels. ①As a whole, the shock of network public opinion on exchange rate shows positive and negative alternation. And the shock of individual quantile is always positive. Moreover, the shock of the tail quantile is significantly stronger than that of the median. ②In the stage of RMB devaluation, the shock of public opinion information on exchange rate is small and attenuated rapidly. But the tail shock is different from the other quantiles. ③And in the stage of RMB stabilization, the shock of bad information on the exchange rate of different quantile levels is asymmetric. ④In the stage of RMB appreciation, the shock of public opinion information on exchange rate has the characteristics of large intensity and slow attenuation.

By studying the relationship between network public opinion and the foreign exchange market, this study has found that the foreign exchange market in the exceptional cases is more likely to be effected by online public opinion. The results provide new evidence for the study of the exchange rate, and confirm the important value of introducing the network public opinion into the fluctuation of the exchange rate. By using the quantile regression model, the tail information of the skewed data can be effectively obtained, which can be conducive to provide practical guidance for regulators in their risk management in exceptional cases.

Keywords: exchange rate; China-US trade friction; network public opinion; quantile Granger causality test; quantile vector autoregression model

Received Date: May 29th, 2019 **Accepted Date:** October 21st, 2019

Funded Project: Supported by the National Natural Science Foundation of China(71671056)

Biography: REN Xianling, doctor in management, is an associate professor in the School of Economics at Ocean University of China. Her research interests include financial econometrics and time series analysis. She is the principal investigator for the research project titled "Copula quantile cointegration theory and its application in FFA market", supported by the National Social Science Foundation of China(71101134). E-mail: rxianling@ouc.edu.cn

DENG Lei is a master degree candidate in the School of Economics at Ocean University of China. His research interest focuses on financial market risk prevention. E-mail: lei940324@163.com

□