



情绪传染对股价联动的影响 ——来自股吧大数据的证据

易苗苗¹, 任飞¹, 何令杰¹, 熊熊²

1 华东理工大学商学院, 上海 200237

2 天津大学管理与经济学部, 天津 300072

摘要: 互联网社交平台已然成为投资者信息交互的重要媒介, 以信息为载体的情绪表达作为投资者制定决策的重要依据, 在股票定价过程中发挥着重要作用。已有研究证明了投资者情绪对单只股票价格的影响, 却很少讨论投资者间的情绪传染是否会对股价的关联关系产生影响, 也鲜有研究对投资者间的情绪传染进行直接测量。

采用2018年7月至2021年7月上证A股东方财富股吧用户发帖和回帖数据, 通过大数据挖掘、处理技术以及自然语言分析技术计算出投资者情绪, 基于活跃在不同股吧中的投资者帖子数据和相关性分析方法, 设计两两股吧间的投资者情绪传染指标, 讨论情绪传染对股价联动的影响, 以及这一影响在不同情绪倾向、不同热度帖子和同行业与非同行业股票样本中是否存在差异, 并进一步讨论剔除市场因素后, 投资者情绪传染对股价超额收益联动的影响, 以及滞后期的情绪传染对股价联动的预测作用。

研究结果表明, 投资者情绪传染对当期股价联动具有显著的正向影响, 经过一系列稳健性和内生性检验后结果依然成立。异质性分析表明, 当积极帖子占比越高、帖子热度越高和两只股票属于同一行业时, 投资者情绪传染对股价联动的影响更大。进一步研究表明, 投资者情绪传染对个股间超额收益率联动有显著正向影响, 此外, 滞后一期的情绪传染对股价联动具有预测作用。

研究结果丰富了基于情绪因素的股价联动成因研究, 将视角从情绪对单只股票的影响延伸到股价联动的研究上, 为深入理解资产定价过程和分析股市风险传染机制提供新的思路。情绪传染对股价联动的预测作用为投资者和监管机构提供了情绪应用的参考, 投资者可以通过观察和分析情绪传染制定投资策略实现风险规避或投资收益, 监管机构可以通过监测投资者的情绪水平和传染速度及时发现市场异常波动, 采取加大对散播虚假信息等行为的惩罚力度、督促上市公司信息披露等政策措施维护市场稳定。

关键词: 投资者情绪; 情绪传染; 股价联动; 股吧; 大数据

中图分类号: F830.91 **文献标识码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.1672-0334.2024.04.011

文章编号: 1672-0334(2024)04-0147-14

收稿日期: 2023-10-11 **修返日期:** 2024-05-22

基金项目: 国家自然科学基金(71871094, 72141304, 71790594)

作者简介: 易苗苗, 华东理工大学商学院博士研究生, 研究方向为金融风险管理等, E-mail: y10210145@mail.ecust.edu.cn

任飞, 理学博士, 华东理工大学商学院教授, 研究方向为金融风险管理、金融工程、公司金融等, 代表性学术成果为“股吧个体信息交互对股价联动关系的影响研究”, 发表在2021年第5期《管理科学学报》, E-mail: fren@ecust.edu.cn

何令杰, 华东理工大学商学院硕士研究生, 研究方向为大数据分析等, E-mail: he_lingjie@163.com

熊熊, 管理学博士, 天津大学管理与经济学部教授, 研究方向为计算实验金融学, 金融工程与金融风险管理等, 代表性学术成果为“Asset mispricing in peer-to-peer loan secondary markets”, 发表在2020年第65卷《Journal of Corporate Finance》, E-mail: xxpeter@tju.edu.cn

引言

在证券市场中,不同股票价格间的联动是股市风险传染的重要表现^[1]。个股的价格波动可能会通过这种联动关系传递到其他股票,导致市场风险的快速累积和扩散甚至引发市场崩盘,了解股价联动的成因和影响因素是已有研究者关注的重要问题。在互联网广泛普及的当今时代,股吧等平台成为中小投资者信息传播的重要媒介。本研究关注的东方财富股吧是中国最受欢迎、最大的财经社交媒体平台,中证中小投资者服务中心2018年的调查显示,80%的中小投资者认为,东方财富网是收集和分享股票相关信息的首要渠道,该平台上个人投资者的交流和互动尤为活跃。同时,中国市场由数量和交易金额占比高的个人投资者所主导,因而其在股吧中基于信息传播产生的情绪传染对联动的影响值得探讨。具体而言,投资者在观察到股吧中的信息后,会产生情绪反应,并将自身的情绪通过发帖、回帖的形式传递给其他投资者,引起投资者整体的趋同行为,最终引起股价联动。然而,鲜有研究讨论投资者情绪传染是否与股价联动现象有关,探讨不同股票投资者之间的情绪关系并直接测量投资者情绪传染的研究也较为匮乏。本研究基于大数据技术与股吧中千万量级的文本信息,利用相关性分析方法设计两只股票间的投资者情绪传染指标,从不同情绪倾向、帖子热度、股票超额收益联动和情绪传染预测能力等多个维度探讨情绪传染对股价联动的影响,对于深入理解市场的风险传播机制并维护金融稳定具有重要意义。

1 相关研究评述

1.1 投资者情绪与情绪传染

情绪影响投资者行为,在资产定价过程中发挥着重要作用^[2]。近年来,信息技术和互联网的发展使社交媒体平台成为投资者重要的信息交流、情绪宣泄场所,其中以股吧的参与人数最多。许多研究利用股吧中的帖子文本测量投资者情绪,发现其能够显著影响股票的收益率^[3]、成交量^[4]、极端收益^[5]、流动性^[6]、崩盘风险^[7]和股价溢出效应^[8]等。在相关研究中,基于文本数据计算投资者情绪的方法主要包括朴素贝叶斯分类^[9]、词典法^[10]、自然语言分析^[11-12]、支持向量机^[13]等。

情绪传染与单纯的情绪略有区别。情绪是一种静态的心理状态,而情绪传染是一个动态的过程,包括情绪的表达、观察、感知以及接受等环节,最终表现为群体层面的情绪共鸣。部分研究为了反映中观、宏观层面的情绪传染,构造情绪的代理变量进行相关性分析,进而得出情绪传染测量指标:ZHOU et al.^[14]发现中国不同农产品期货投资者之间存在显著的情绪传染,且该传染会影响期货与期货指数的同步性;尹海员等^[15]构造国家整体层面的投资者情绪代理变量,揭示了不同国家间投资者情绪的跨国传染现象。随着互联网的发展,网络上的文字、图片、

视频等要素成为刺激情绪传染发生的诱因^[16],在微观视角下的互联网用户情绪传染成为了研究趋势,相关研究根据互联网平台的文本数据特征构造出对应的情绪传染指标:CHEN et al.^[17]利用推特平台中发帖人与转帖人情绪值序列的相关系数测量情绪传染,指出情绪传染的水平与账户发帖数、中心度等因素密切相关;AN et al.^[18]将与主帖情绪类型保持一致的回帖比例作为情绪的传染强度,指出在公共事件发生后的不同时期,新浪微博中用户的情绪传染特征明显不同;杨洸^[10]将跟帖情感词的比例与原帖情感词的比例之差作为情绪传染指标,表明传染强度与话题、用户的参与度和影响力紧密相关。与构造情绪代理变量相比,基于互联网文本数据的研究可以从个体角度精确地测量平台用户情绪传染的程度。

1.2 股价联动

关于股价联动的成因研究,主要从信息渠道和非理性因素两个方面展开。在信息渠道方面,从信息供给角度,研究通过分析文本数据,发现媒体新闻的共同提及^[19]、分析师报告相似度^[20]、公司财务报告相似性^[21]等显著驱动了相关股票的价格联动;从信息需求角度,研究发现投资者在搜索引擎中的关联搜索^[22]、在股票论坛中的信息传播^[23-24]促进信息融入股价,并基于趋同行为引起股价联动。在非理性因素方面,从行为角度,基于分类投资的研究发现,投资者受交易成本、信息缺失和有限注意力等因素的影响,会简化投资决策,更多地配置具有相同特征的股票组合^[25],如地理位置相近^[26]、同属于指数成分股^[27]的股票,导致相应股票价格出现联动;从情绪角度,研究发现在情绪因素的驱使下,投资者的交易决策会呈现明显的相关性^[28],驱动股价联动,但针对情绪传染影响股价联动的研究较为稀少。股吧作为投资者获取信息、表达情绪的重要平台,探究其中的投资者情绪传染对股价联动的影响,能够对信息渠道和非理性因素两方面的研究进行补充。

综上所述,有研究开始讨论网络平台中的情绪传染现象及其影响,但仍少有研究基于投资者间的互动行为探讨不同个体情绪的传染是否会对公司股价的相关关系产生影响。姜尚伟等^[9]探讨了股吧内情绪传染对跨空间股价联动的影响,但本研究与其在情绪传染的测量方法上存在显著差异。该研究将一只股票的当期投资者情绪变化与其他股票的滞后期投资者情绪变化进行回归,取显著性最高的滞后期系数测量情绪传染,这种测量方法有利于揭示情绪在不同股票之间传递的滞后效应。本研究则通过计算两只股票一周内日度情绪指标的皮尔逊相关系数测量情绪传染,能更加直观地体现区间内各个点上投资者情绪的整体相关性,可用于充分解释对应时间段内的股价联动水平。另外,虽然有研究讨论不同情绪倾向以及帖子热度对单只股票价格影响的差异性,但尚未有研究讨论两种因素是否会导致股价联动水平呈现显著差异^[9]。为对上述研究进行补充,首先,本研究将构造反映一段时间内投资者情绪传

染水平的动态指标,并基于此解释对应时间段内的股价联动水平;其次,本研究将从积极、消极两种情绪倾向以及帖子热度的角度出发进行异质性分析,对该领域的研究提供进一步的补充与完善。

2 理论分析和研究假设

有限注意力和认知偏差理论认为,人们因时间和精力限制,不能完全观察和理解市场中的所有信息,对资产价格的预期往往存在偏差,这类偏差即为投资者情绪。情绪社会分享和情绪传染理论进一步指出,人们在拥有情感经历后倾向于将自身的情绪分享给他人,实现情绪在人与人之间的传递,情绪传染实现后接收者的情绪会与释放者趋于一致^[29]。当下,情绪传染突破了面对面交流的限制,可以通过网络上的文字、图片等因素刺激发生。

上述理论从心理学的角度揭示了社会互动行为引发情绪传染的现象。本研究将结合社会嵌入理论讨论股吧中引领情绪传染发生的角色。该理论认为,企业的经济行为受到其所嵌入社会关系的影响^[30],例如,股东联结网络、董事连锁关系和交叉持股关系^[31]等。在以散户为主导的中国市场中,投资者之间的关系同样重要。基于陈张杭健等^[23]的研究,本研究认为,投资者作为股吧中的发言人,是传播信息和情绪的重要角色。其中,共同活跃人这类用户会活跃在不同的股吧中进行发帖或回帖,从而将某股吧内的情绪扩散至另一股吧,在情绪传染的过程中扮演着关键的中介角色。

股吧中的共同活跃人自身对股价形成预期、拥有情绪后,基于情绪分享理论,会在不同股吧中发布带有相似情绪色彩的帖子,将其观点和情绪分享给他人。两个股吧中的其他用户在浏览到这类帖子后,会感知并接受帖子文本中所传达的情绪。当越来越多的投资者情绪趋同后,股吧中将会存在强大的情绪气候。两个股吧呈现的整体情绪越相似,情绪传染程度越高,这将导致股吧内的投资者对两只股票产生一致预期,做出相同的投资决策,最终使两只股票的收益率出现联动现象。因此,本研究提出假设。

H₁ 两个股吧的情绪传染程度越高,两只股票间的收益率联动效应越强烈。

前景理论认为,人们对损失更加敏感^[32]。在真实市场中,国外学者发现利空消息对股市波动造成的影响比利好消息更大,投资者对于不同类型消息的反应呈现明显的不对称性^[33]。国内学者则发现,积极情绪才是国内股票收益率的格兰杰原因,消极情绪对其影响不显著^[4]。结合游家兴等^[34]的研究,本研究认为,对于卖空机制受到一定程度限制的中国市场,相较于悲观投资者,市场由乐观投资者所主导。投资者对乐观消息、积极情绪更加敏感,大多时候股票价格更多地反映了乐观投资者的预期。因此,当市场情绪高涨、更多积极情绪实现传染时,大量乐观投资者的心理因素得到了迎合,股价的联动水平得

到提高。因此,本研究提出假设。

H₂ 相较于消极情绪,股吧间实现积极情绪传染所带来的股价联动效应更强烈。

沉默的螺旋理论认为,人们更倾向参与熟悉且与自身看法相似的话题,当自身观点与他人观点冲突时则选择沉默,导致一些原本只是略微强势的声音变得越来越突出,而原本只是略微劣势的声音变得越来越沉默,最终退出环境,事态的发展过程似一个上大下小的螺旋^[35]。近年来,许多研究都基于此理论将投资者的讨论热度纳入情绪指标的构造过程或是作为回归模型的关键变量,但尚未有研究探讨帖子热度是否会影响情绪传染给股价联动带来的冲击。基于沉默的螺旋理论,本研究认为,高热度帖子是股吧中的舆论热点和优势意见,其观点受到其他投资者的支持和欢迎。热度的提高在增加帖子被浏览概率的同时,也加强了情绪传染所发挥的作用。共同活跃人发帖的热度越高,意味着内容受到了他人的广泛关注,当更多的投资者接收了其中的情绪后,整体的意见环境更加强盛,投资者交易决策的非理性倾向加剧,股价联动现象更加明显。因此,本研究提出假设。

H₃ 帖子的热度越高,情绪传染引发的股价联动效应越强烈。

基于信息不对称和有限注意力理论,投资者为简化投资决策,会根据基本面特征对股票进行分类,更多地类别而非个股层面配置资金,即分类思维或风格投资,其中行业是投资者归纳特征时所考虑的重要因素之一。研究表明行业收益率可以很好地解释股价变动^[36],SU et al.^[37]进一步指出,投资者的行业关注程度显著影响股票的超额收益,且同行业股票投资者的关注度可以在事件驱动下实现转移。对于不同行业的公司股票,姜尚伟等^[9]发现行业差异越大的公司,其股票价格间的联动效应越弱。基于上述理论与研究,本研究认为,投资者更加关注属于同一行业的股票,当两只股票的情绪传染程度越高且行业一致时,投资者更容易受到非理性情绪的驱动,对两只股票做出一致的交易行为,增强股价联动水平。因此,本研究提出假设。

H₄ 对于同一行业的股票组合,投资者情绪传染对股价联动的影响更大。

3 研究设计

3.1 样本选择和数据来源

考虑到2018年起中国A股市场先后经历了下行-修复-震荡-上行的阶段,也经历了新冠疫情、证券市场改革以及国际形势变化等事件的冲击。同时,为了确保爬虫工作的可行性和最终所得数据的质量,本研究将研究期间设定为2018年7月2日至2021年7月2日,以较为全面地涵盖市场不同发展阶段,保证实证结果的稳健性与合理性。具体而言,选取不包含科创板股票的所有上证A股股票数据作为初始研究样本,并对股票样本进行如下处理:①剔除没有

在东方财富股吧中开通股吧的股票样本; ②剔除在研究期间上市、退市以及被标ST或*ST的股票样本; ③剔除连续一个月及以上股价数据缺失的样本; ④将所有股票按照股吧中的帖子总量从大到小进行排序, 剔除热度极低的股票样本; ⑤本研究的数据频率为周度且样本数据不跨周, 为保证自然周内充足的样本数便于计算股价联动和情绪传染等相关性指标, 剔除自然周内交易日少于4天的股票样本; ⑥剔除周末发布的帖子数据样本。最终共获得936只样本股票, 股票相关数据来自RESSET金融数据库。

表1给出经过上述数据处理后的样本股票对应的有效周分布情况。表1的(1)列为有效周数的区间, (2)列为有效周数在该区间内的累计股票数量, (3)列为第(2)列中股票数量的累计占比。数据表明, 占比52.8%的494只样本股覆盖了全部的有效周, 即最大的有效周数144周, 占比93.3%的样本股覆盖了135周及以上的有效周数。高比例的有效周数覆盖率表明本研究数据的完整性, 即绝大多数样本股票在样本期间都有较完整的数据记录, 有利于得到稳健的研究结果。

图1给出了样本期内每日所有股吧的各时段平均发帖量。总体而言, 股吧发帖量的高峰时段与股市开盘时段一致, 在上午和下午开盘后出现讨论量的跃升, 收盘后讨论量下降并趋于平稳。同时, 用户

表1 数据分布
Table 1 Data Distribution

有效周数	累计股票数量	累计占比
144	494	52.778%
[140, 144]	775	82.799%
[135, 144]	873	93.269%
[130, 144]	918	98.077%
[100, 144]	935	99.893%

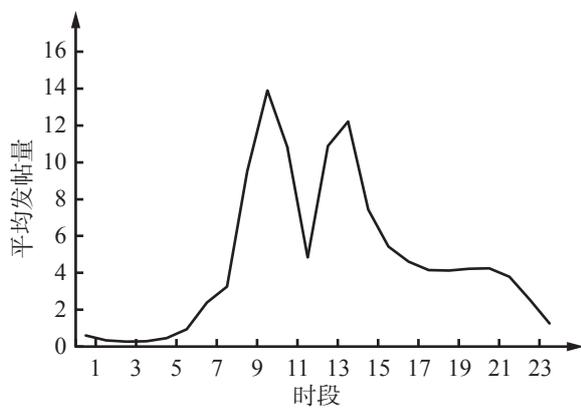


图1 每日所有股吧各时段平均发帖量

Figure 1 The Average Number of Daily Posts Per Time Interval Across All Stock Forums

发帖的活跃时段也与股票成交量的高峰时段一致, 该时段内股吧频现投资者带有消极或积极情绪以及反馈个人交易结果的发帖, 表明投资者在关注和讨论股票的同时也会交易相关股票, 这与学者提出投资者的情绪和发帖会促进其交易^[38]的观点一致。基于此, 后续可深入研究投资者发帖及投资者情绪对于其股票交易行为的具体影响。

本研究利用Python抓取每只股票样本期内的股吧帖子数据, 包括发帖时间、发帖标题、发帖内容、回帖时间、回帖内容及用户ID等。初始获取的帖子数量为65 991 059条。对每条文本进行分词后, 基于哈尔滨工业大学停用词库删除文本中如“的”“个”等具有分隔和连接作用但并不携带实际语义信息的停用词。为过滤没有任何信息含量的噪音帖子, 参考尹海员等^[6]的研究方法, 将帖子分词、去除停用词后得到的词汇进行频数统计, 从高到低排序后经人工筛选保留前1 500个与经济、金融及股市有关的词语, 构建用于区分噪音帖子的词库。最后, 剔除不包含任意一个词库中词语的帖子, 即噪音帖子。经此步骤剔除的噪音帖子数为17 876 139条, 占比约为27%。

基于社会嵌入理论和陈张杭健等^[23]的研究, 本研究认为两个股吧中的共同活跃人是引领情绪传染发生的重要角色, 他们通过发帖及回帖行为将某一股吧的情绪扩散到另一股吧。通过用户的发帖、回帖记录, 本研究提取了共同活跃人的相关帖子作为最终计算情绪传染的文本, 主要包括: 共同活跃人在两个股吧中的发帖、这些发帖收获的所有回帖以及共同活跃人回复其他用户的回帖。

3.2 变量定义

3.2.1 因变量

因变量为股价联动, 参考KHANNA et al.^[31]的研究, 通过计算两只股票一周内日度对数收益率的皮尔逊相关系数得出, 具体计算方法为

$$Com_{i,j,t} = \frac{\sum_{d \in t} (r_{i,d} - \bar{r}_i)(r_{j,d} - \bar{r}_j)}{\sqrt{\sum_{d \in t} (r_{i,d} - \bar{r}_i)^2 \sum_{d \in t} (r_{j,d} - \bar{r}_j)^2}} \quad (1)$$

其中, Com 为周度股价联动, t 为第 t 个自然周, d 为第 t 个自然周中的交易日, $r_{i,d}$ 和 $r_{j,d}$ 为股票 i 和股票 j 第 t 周中交易日 d 的对数收益率, \bar{r}_i 和 \bar{r}_j 为股票 i 和股票 j 第 t 周的对数收益率平均值。

3.2.2 自变量

自变量为投资者情绪传染。本研究首先调用Python中的Snow NLP模块计算帖子文本的情绪值。Snow NLP是自然语言分析技术的中文文本处理模块, 基于输入的文本给出区间为[0, 1]的情绪值。该值代表文本情绪为积极的概率, 数值越接近1, 文本的情绪越积极, 越接近0则越消极。Snow NLP内置积极和消极基础词库, 但该词库是针对电商平台的评论数据建立的, 难以有效分析金融市场的文本情绪。为提高情绪计算的准确率, 本研究选取中国知网HowNet情感词典、台湾大学NTUSD简体中文情感词

典、玻森中文语义开发平台的 Boson NLP 情感词典以及姚加权等^[39]通过词典重组和深度学习算法建立的金融领域中文情绪词典,经人工整理后作为最终计算情绪的语料库。

对每条文本计算得出的帖子情绪值,将情绪值和情绪倾向的范围规定为:情绪值大于 0.600 为积极;情绪值大于 0.400 且小于等于 0.600 为中性;情绪值小于等于 0.400 为消极。为检验情绪倾向判别结果的准确性,随机挑选 500 条股吧帖子进行人工判别,并将机器判别的结果与人工判别的结果进行比较,准确率为 76.1%,可为后续研究使用。

接下来,统计每个交易日每个股吧中积极和消极的帖子数量,构造日度的投资者情绪差异指数 Stm ,计算方法为

$$Stm_{i,t} = \frac{Pos_{i,t} - Neg_{i,t}}{Pos_{i,t} + Neg_{i,t}} \quad (2)$$

其中, $Pos_{i,t}$ 为股票 i 第 t 日股吧中的积极帖子数量, $Neg_{i,t}$ 为其消极帖子数量。

最后,参考尹海员等^[15]的研究,测量投资者间的情绪传染。具体计算过程如下:①基于(2)式计算个股日度情绪差异指数 Stm ;②通过(3)式计算两只股票一周内日度情绪指标的皮尔逊相关系数 Smc ,用于测量每一周的情绪传染水平,作为自变量,即

$$Smc_{i,j,t} = \frac{\sum_{det} (Stm_{i,d} - \overline{Stm}_i)(Stm_{j,d} - \overline{Stm}_j)}{\sqrt{\sum_{det} (Stm_{i,d} - \overline{Stm}_i)^2 \sum_{det} (Stm_{j,d} - \overline{Stm}_j)^2}} \quad (3)$$

其中, t 为第 t 个自然周, d 为第 t 个自然周中的交易日, $Stm_{i,d}$ 与 $Stm_{j,d}$ 为股票 i 和股票 j 在第 t 周的交易日 d 的情绪差异指数, \overline{Stm}_i 与 \overline{Stm}_j 为股票 i 和股票 j 在第 t 周的情绪差异指数平均值。

3.2.3 控制变量

股价联动的影响因素较多,参考陈张杭健等^[23]的研究,本研究从公司行业、规模、股价、估值、盈利能力等层面选取控制变量。

行业关系 Ind 为虚拟变量,若两家公司属于同一证监会行业门类,则取值为 1,否则取值为 0。

规模差异 Siz 、价格差异 Pri 、成交量差异 Vol 的计算方式如下

$$DZ_{i,j,t} = \left| \log\left(\frac{Z_{i,t}}{Z_{j,t}}\right) \right| \quad (4)$$

其中, Z 为周度的股票市值、收盘价以及成交量。 DZ 值越大,表示两家公司的指标差异性越大。

采用市盈率相似度 Spe 测量两家公司的市盈率相似程度,其取值为

$$Spe_{i,j,t} = \begin{cases} \min(Peb_{i,j,t}, \frac{1}{Peb_{i,j,t}}), & Peb_{i,j,t} > 0, \\ \max(Peb_{i,j,t}, \frac{1}{Peb_{i,j,t}}), & Peb_{i,j,t} \leq 0 \end{cases} \quad (5)$$

其中, $Peb_{i,j,t}$ 为股票 i 和股票 j 市盈率的比值。若 Spe 值越大,则表明两只股票的市盈率越接近。净资产

收益率相似度 Roe 的计算方法同市盈率相似度 Spe 。

3.3 模型设定

已有研究验证了前半小时的投资者情绪指标对后半小时的股价收益具有预测效应^[6],本研究采用的周度频率在时间跨度上比半小时频率的更长,周度内投资者情绪变化所包含的信息已经反映在同期的股价中,因而可以使用同期模型进行研究。基于此,对于 H_1 ,即投资者情绪传染对股价联动的影响,设定以下基准回归模型,即

$$Com_{i,j,t} = \alpha_0 + \alpha_1 Smc_{i,j,t} + \alpha_2 X_{i,j,t} + Wek + Pir + \varepsilon_{i,t}^1 \quad (6)$$

其中, i 和 j 为股票 i 和股票 j ; t 为周; X 为控制变量; α_0 为截距项, α_1 和 α_2 为回归系数; Wek 为周度固定效应; Pir 为个体固定效应(由股票 i 和 j 组成的股票组合); $\varepsilon_{i,t}^1$ 为扰动项。若(6)式中的 β_1 显著为正,则 H_1 成立。

4 实证结果和分析

4.1 描述性统计

表 2 给出主要变量的描述性统计结果。为避免异常值影响研究稳健性,对所有变量进行上下 1% 的缩尾处理。 Com 和 Smc 的均值分别为 0.327 和 0.021,均大于 0,初步表明股价联动和情绪传染现象明显存在于股票市场。在所有样本中,有 17 114 742 个股价联动观测值大于 0,占比约 74%,而只有 5 941 644 个股价联动观测值小于 0。对于投资者情绪传染而言,有 11 323 191 个观测值大于 0,占比约 49%。此外,本研究计算了所有变量的方差膨胀因子,结果表明变量间不存在多重共线性问题。

4.2 基准模型回归分析

采用(6)式对 H_1 进行检验,结果见表 3。其中,(1)列没有添加任何控制变量,也没有控制任何固定效应的回归结果。(2)列~(4)列为逐步加入控制变量、周度固定效应和个体固定效应的回归结果。

表 3 中 Smc 的回归系数均在 1% 水平上显著为正,表明股吧中的投资者情绪传染会显著正向影响股价联动,即在共同活跃人的带领下,两个股吧中的投资者情绪相关程度越高,对应两只股票收益率的联动现象越强烈, H_1 得到验证。具体而言,情绪传染程度越高,两个股吧形成的意见氛围越统一,两只股票的投资者基于强大的情绪环境,对两只股票做出相似的投资决策,进而导致两只股票的收益率出现同涨同跌的联动现象。该结论不仅验证了投资者的非理性特征与行为,也提供了投资者情绪影响股票市场表现的实证证据。

4.3 稳健性检验与内生性分析

4.3.1 稳健性检验: 更换样本区间

样本区间的不同可能会对估计结果产生影响,考虑到 2020 年起新冠疫情的影响,将样本区间更换为 2017 年 7 月 3 日至 2018 年 7 月 1 日,通过(6)式对 H_1 进行检验,结果如表 4 中(1)列所示, Smc 的系数显著为正,与前文结果一致。

表2 描述性统计结果
Table 2 Results for Descriptive Statistics

变量	均值	标准差	25%分位数	中位数	75%分位数	最小值	最大值
<i>Com</i>	0.327	0.496	-0.017	0.435	0.747	-0.879	0.984
<i>Smc</i>	0.021	0.526	-0.399	-0.011	0.461	-0.954	1
<i>Ind</i>	0.303	0.459	0	0	1	0	1
<i>Siz</i>	1.441	1.164	0.529	1.155	2.064	0.021	5.288
<i>Pri</i>	0.912	0.748	0.338	0.728	1.289	0.013	3.592
<i>Vol</i>	1.337	0.985	0.539	1.142	1.943	0.021	4.227
<i>Spe</i>	0.314	0.385	0.095	0.316	0.595	-0.848	0.980
<i>Roe</i>	0.342	0.401	0.115	0.367	0.644	-0.862	0.983

注：样本数为23 059 974。

表3 情绪传染对股价联动的影响
Table 3 Impact of Sentiment Contagion on Stock Price Co-movement

变量	<i>Com</i>			
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Smc</i>	0.014*** (70.595)	0.014*** (69.252)	0.014*** (75.232)	0.013*** (71.501)
<i>Ind</i>		0.0001 (0.165)	0.006*** (13.088)	-0.032*** (-14.611)
<i>Siz</i>		-0.006*** (-38.072)	-0.003*** (-21.130)	0.031*** (74.966)
<i>Pri</i>		-0.041*** (-166.215)	-0.029*** (-125.226)	-0.039*** (-86.382)
<i>Vol</i>		-0.013*** (-73.712)	-0.014*** (-80.538)	-0.018*** (-98.060)
<i>Spe</i>		0.058*** (96.516)	0.039*** (71.749)	0.021*** (40.064)
<i>Roe</i>		-0.007*** (-11.878)	-0.0004 (-0.858)	-0.005*** (-9.973)
<i>Wek</i>	未控制	未控制	控制	控制
<i>Pir</i>	未控制	未控制	未控制	控制
截距项	0.327*** (1 662.889)	0.375*** (871.444)	0.363*** (869.819)	0.347*** (364.040)
样本数	23 059 974	23 059 974	23 059 974	23 059 966
调整的R ²	0.0002	0.008	0.125	0.154

注：括号内数据为经股吧对层面聚类调整后的t值，***为在1%水平上显著，下同。

4.3.2 稳健性检验：添加新控制变量

在控制两家公司前述特征的基础上，参考陈张杭健等^[23]的研究，进一步考虑财务杠杆比率、指数成

分股和超额股票交易量因素，以验证基准回归的稳健性。新添加的控制变量包括：财务杠杆比率差异指标 *Lev*，财务杠杆比率为公司非流动性负债与总资产

表4 稳健性检验结果
Table 4 Results of Robustness Tests

变量	Com		
	(1) 更换样本区间	(2) 添加新控制变量	(3) 加入因变量滞后项
<i>Smc</i>	0.005*** (15.222)	0.014*** (66.497)	0.013*** (69.522)
控制变量	控制	控制	控制
<i>Wek/Pir</i>	控制	控制	控制
截距项	0.343*** (188.997)	0.366*** (354.085)	0.325*** (339.886)
样本数	6 700 800	18 965 529	21 125 511
调整的R ²	0.142	0.151	0.143

表5 PSM 检验结果
Table 5 Results of PSM Tests

变量	实验组	控制组	差异	标准差
<i>Smc</i>	0.337	0.325	0.012***	0.0003

产之比;指数成分股关系指标 *Idx*,若两只股票均为上证180指数成分股, *Idx* 取值为1,否则取值为0;超额股票交易量相关性指标 *Abv*,首先参考 LANDSMAN et al.^[40]的研究计算日度股票超额交易量,然后计算每周交易日两只股票超额交易量的皮尔逊相关系数得出 *Abv*。添加新控制变量后,重新对(6)式进行回归,结果见表4的(2)列。控制了更多因素后, *Smc* 仍然能显著正向影响 *Com*,前文结果稳健。

4.3.3 稳健性检验: 加入股价联动滞后项

考虑到股价的联动关系可能存在时间序列相关,即当期股价联动受往期股价联动的影响,基于(6)式加入股价联动的滞后项重新对 *H₁* 进行检验,结果见表4的(3)列。结果显示, *Smc* 的系数依然显著为正,且系数大小与基准回归一致。

4.3.4 内生性分析: 倾向得分匹配方法

参考尹海员等^[6]的研究思路,通过倾向得分匹配方法检验投资者情绪传染和股价联动之间的关系。
①将所有情绪传染样本进行四分位数分组,指定大于上四分位数的样本为实验组,其余样本为控制组;
②基于 Logit 模型和最邻近匹配法进行匹配,匹配的特征变量为(6)式中的控制变量;
③计算并观察实验组和控制组的平均处理效应(ATT)是否存在显著差异,结果见表5。

表5的结果表明,实验组和控制组 ATT 的差异值为0.018,在1%的水平上显著,即情绪传染程度越高的股票组合对应的股价联动程度越高,与基准回归中情绪传染显著正向影响股价联动的结论保持一致。

4.3.5 内生性分析: 工具变量回归

参考尹海员等^[41]的研究,根据证监会行业门类代码信息,选取同期、同行业组合的其他股票组合情绪传染均值作为工具变量。例如,对于浦发银行和东风汽车的股票组合,选取同期同样是金融业和制造业的其他股票组合的情绪传染均值作为工具变量。设定该工具变量的原因在于,同行业其他股票组合的情绪传染与该股票组合的情绪传染相关,但与两只股票的股价联动并没有直接联系。工具变量计算完成后,通过两阶段最小二乘模型进行分析。

$$Smc_{i,j,t} = \beta_0 + \beta_1 IV_{i,j,t} + \beta_2 X_{i,j,t} + Wek + Pir + \varepsilon_{i,t}^2 \quad (7)$$

$$Com_{i,j,t} = \gamma_0 + \gamma_1 \widehat{Smc}_{i,j,t} + \gamma_2 X_{i,j,t} + Wek + Pir + \varepsilon_{i,t}^3 \quad (8)$$

其中, *IV* 为工具变量; $\widehat{Smc}_{i,j,t}$ 为(7)式的拟合值; β_0 和 γ_0 为截距项, β_1 、 β_2 、 γ_1 和 γ_2 为回归系数; $\varepsilon_{i,t}^2$ 和 $\varepsilon_{i,t}^3$ 为扰动项;工具变量的回归结果见表6,其中,(1)列为第一阶段回归结果,(2)列为第二阶段回归结果。

表6给出的第一阶段结果表明,在1%的显著性水平下,同期、同行业组合的其他股票组合情绪传染均值与该组合情绪传染显著正相关;第二阶段的回归结果显示,在考虑内生性问题后,情绪传染对股价联动的影响仍然在1%的水平上显著为正,与基准回归一致。

4.3.6 内生性分析: 基于 PSM-DID 模型的事件研究方法

本研究选取两家公司中的一家公司发布重大事项公告作为研究事件,认为发布公告的公司股价会直接受到该事件影响,但另一家公司的股价则不会改变,因此该公告事件并不会直接引起两家公司的

表6 工具变量回归结果

Table 6 Results of Instrumental Variable Regression

变量	<i>Com</i>	
	(1) 第一阶段	(2) 第二阶段
<i>Iv</i>	0.364*** (69.921)	
\widehat{Smc}		0.316*** (24.553)
控制变量	控制	控制
<i>Wek/Pir</i>	控制	控制
样本数	23 059 304	23 0593 04

表7 PSM-DID 回归结果

Table 7 Regression Results of PSM-DID Tests

变量	<i>Com</i>
<i>Pst · Tre</i>	0.008*** (11.658)
控制变量	控制
<i>Wek/Pir</i>	控制
截距项	0.326*** (142.859)
样本数	3 607 012
调整的 R^2	0.240

股价联动水平发生变动。但在另一方面,股吧中的投资者会针对该公告做出反应,在股吧中传播信息、散播情绪,最终影响股价联动水平,因此该事件跟投资者情绪传染相关,且能间接地对股价联动产生冲击。此外,这类重大事件通常披露在公司的年报和半年报中,数据频率为半年度和年度,经仔细核实,不存在同一样本股票在连续两周内均出现重大事件公告的情况。由于股吧内投资者的信息传递和信息吸收的速度较快,公司的事件公告可以引起股价的迅速变动且该影响通常在周内已被投资者消化并反映在股价中,参考 FANG et al.^[42] 提出的模型与方法,筛选出满足上述情况的股票用于构建两期研究窗口的样本,即选取公告发布的当周及上一周为时间窗口,建立多时点双重差分模型为

$$Com_{i,j,t} = \delta_0 + \delta_1 Pst + \delta_2 Pst \cdot Tre + \delta_3 X_{i,j,t} + Wek + Pir + \varepsilon_{i,t}^4 \quad (9)$$

其中,*Pst*为时间虚拟变量,发布公告的当周取值为1,上一周取值为0;*Tre*为处理组虚拟变量,为研究情绪传染程度变化较大的股票组合对股价联动的增量造成的影响,若公告事件当期股票组合*[i,j]*的*Smc*较上一期变化的程度大于所有样本股票组合*Smc*变化的

中位数,则该股票组合归为处理组,*Tre*取值为1,否则取值为0;*Pst · Tre*为交乘项,捕捉了公告事件发生后情绪传染程度变化更大的股票组合对股价联动增量造成的影响; δ_0 为截距项; $\delta_1 \delta_3$ 为回归系数; $\varepsilon_{i,t}^4$ 为扰动项。

为满足平行趋势假设,同时避免因处理组和对照组可能存在的选择性偏误和异质性偏差,在运用双重差分模型之前,先通过倾向得分匹配方法为处理组样本寻找相似的对照组样本,组成检验(9)式所需要的研究样本。匹配的特征变量为(6)式中的控制变量,匹配过程运用Logit模型和无放回的一对一最近邻匹配方法。最后,对(9)式进行回归,结果见表7。

如表7所示,*Pos · Tre*系数显著为正,表明处理组,即情绪传染较上期变化更大的股票组合,在公告事件发生后的情绪传染会对股价联动水平造成显著的正向影响,进一步支持了基准回归中情绪传染能够显著正向影响股价联动的实证结果。

5 异质性分析与进一步讨论

5.1 异质性分析: 不同情绪倾向的差异

为讨论积极与消极情绪传染对股价联动的影响是否存在差异,统计共同活跃人相关帖子中积极帖子的数量占比和消极帖子的数量占比,形成测量每一周积极情绪倾向的指标*Pos*和消极情绪倾向的指标*Neg*,并构造不同情绪倾向指标与情绪传染的交乘项。基于(6)式对*H₂*的检验结果见表8。

结果显示*Smc · Pos*的系数显著为正,而*Smc · Neg*的系数显著为负,即共同活跃人相关帖子中积极帖

表8 不同情绪类型传染对股价联动的影响

Table 8 Impacts of Different Sentiment Contagion on Stock Price Co-movement

变量	<i>Com</i>	
	(1)	(2)
<i>Smc</i>	0.007*** (13.261)	0.024*** (33.950)
<i>Smc · Pos</i>	0.018*** (13.662)	
<i>Smc · Neg</i>		-0.018*** (-15.724)
控制变量	控制	控制
<i>Wek/Pir</i>	控制	控制
截距项	0.347*** (364.044)	0.347*** (364.049)
样本数	23 059 966	23 059 966
调整的 R^2	0.154	0.154

表9 不同帖子热度下情绪传染对股价联动的影响

Table 9 Impacts of Sentiment Contagion on Stock Price Co-movement Under Different Post Popularities

变量	Com				
	第1组	第2组	第3组	第4组	第5组
<i>Smc</i>	0.006*** (16.343)	0.009*** (21.352)	0.012*** (27.158)	0.012*** (27.703)	0.025*** (54.769)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Wek/Pir</i>	控制	控制	控制	控制	控制
截距项	0.491*** (180.444)	0.401*** (144.723)	0.358*** (152.448)	0.278*** (134.956)	0.194*** (71.848)
样本数	5 250 259	4 269 003	4 374 063	4 509 609	4 509 119
调整的 R^2	0.196	0.168	0.161	0.129	0.107

子的占比越高,情绪传染对股价联动的影响越大,消极帖子占比带来的影响则相反, H_2 得到验证。该检验结合市场实际情况,揭示了不同类型情绪对投资者行为以及资产定价影响的异质性。

5.2 异质性分析: 帖子热度的重要性

沉默的螺旋理论认为,意见传播的过程与其受到人们欢迎、参与的程度息息相关。基于此,为探究情绪传染对股价联动的影响是否受到帖子热度的影响,以每一周共同活跃人相关帖子的评论总数将所有样本进行五分位分组,并基于(6)式进行分组回归以检验 H_3 ,结果见表9,其中第1组至第5组帖子评论总数依次增大。

如表9所示,情绪传染对股价联动的影响始终显著为正,且随着帖子热度的不断提高,*Smc*的系数逐渐增大,表明热度更高的帖子实现的情绪传染会引起更大程度的股价联动, H_3 成立。该结论不仅从实证的角度证明了沉默的螺旋理论,也揭示了股吧中投资者追逐热门观点和优势意见,更容易被高热度的帖子所吸引,进而做出相同的投资决策,导致股价联动的客观事实。

5.3 异质性分析: 同行业与非同行业的差异

公司的行业属性是影响投资者决策的重要因素,同行业股票的联系往往更加紧密。为进一步讨论股票所属行业关系下投资者情绪传染对股价联动的影响差异,基于(6)式,利用分组回归和构造交乘项的方法对 H_4 进行检验,结果如表10所示。其中,*Ind*为行业关系虚拟变量,若两只股票属于同一行业,则取值为1,否则取值为0,*Ind*则不再作为模型的控制变量。表10的(1)列和(2)列为两只股票所属行业是否一致的分组回归结果,(3)列为添加情绪传染与行业关系交乘项的全样本回归结果。

表10的分组回归结果显示,*Smc*系数均在1%水平上显著为正,但同行业股票的情绪传染对股价联动的影响大于股票属于不同行业的情况。(3)列中*Smc·Ind*的系数显著为正,表明同行业下情绪传染会

表10 行业差异下情绪传染对股价联动的影响

Table 10 Impacts of Sentiment Contagion on Stock Price Co-movement Considering Industry Differences

变量	Com		
	(1) 同行业	(2) 不同行业	(3) 全样本
<i>Smc</i>	0.015*** (45.362)	0.012*** (55.662)	0.012*** (54.940)
<i>Smc·Ind</i>			0.004*** (8.915)
控制变量	控制	控制	控制
<i>Wek/Pir</i>	控制	控制	控制
截距项	0.349*** (323.807)	0.331*** (379.081)	0.337*** (494.450)
样本数	6 984 970	16 073 886	23 059 966
调整的 R^2	0.153	0.156	0.154

对股价联动造成更强烈的冲击,两种方法均支持 H_4 。该结论表明分类思维确实使投资者对同行业的股票更加敏感,当存在情绪传染的两只股票属于同一行业时,投资者的交易决策更容易受到情绪的驱动,从而导致两只股票价格联动水平得到进一步提高。

5.4 进一步讨论

5.4.1 情绪传染对超额股价联动的影响

国外学者在讨论股价联动成因时,更强调公司股价的特质性波动,因为在真实市场中,市场的整体走势、公司基本面情况都会导致不同个股间的联动现象。为进一步讨论剥离相关因素后的股价联动是否会受到情绪传染的影响,参考CHEN et al.^[24]的研究,基于Fama-French 5因子模型计算超额股价联动。该模型分别从市场表现、公司市值、账面价值、盈利能

力、投资活动等5个角度考虑了影响公司股价的潜在因素,有效地涵盖了市场层面和公司基本面信息。模型为

$$r_{i,t} - r_{f,t} = \rho_0 + \rho_1 Mkt_t + \rho_2 Smb_t + \rho_3 Hml_t + \rho_4 Rmw_t + \rho_5 Cma_t + \epsilon_{i,t} \quad (10)$$

其中, $r_{f,t}$ 为第 t 周的无风险收益率, Mkt 为市场风险溢价因子, Smb 为市值因子, Hml 为账面市值比因子, Rmw 为盈利能力因子, Cma 为投资模式因子, 数据来源于 CSMAR 数据库; ρ_0 为截距项; $\rho_1 \sim \rho_5$ 为回归系数; 残差项 $\epsilon_{i,t}$ 为股票的超额收益率。用两只股票超额收益率的皮尔逊相关系数测量超额股价联动 Exm ,

并用该指标替换 (6) 式的因变量, 构造模型为

$$Exm_{i,j,t} = \theta_0 + \theta_1 Smc_{i,j,t} + \theta_2 X_{i,j,t} + Wek + Pir + \epsilon_{i,t}^5 \quad (11)$$

其中, θ_0 为截距项; θ_1 和 θ_2 为回归系数; $\epsilon_{i,t}^5$ 为扰动项。(11) 式的回归结果如表 11 所示。结果表明 Smc 的系数仍显著为正, 即在剥离市场整体的表现以及公司的基本面信息后, 个股之间的股价联动依然会受到投资者情绪传染的正向影响。该结论基于股价过度联动异象, 展现了投资者的非理性行为对公司股价特质性部分联动的影响力。

5.4.2 情绪传染对股价联动的预测作用

考虑到投资者情绪传染可能对股价联动具有一定的预测作用, 将 (6) 式中的自变量 Smc 替换为其滞后项, 考察情绪传染的预测效果。其模型为

$$Com_{i,j,t} = \varphi_0 + \varphi_1 Smc_{i,j,t-n} + \varphi_2 X_{i,j,t} + Wek + Pir + \epsilon_{i,t}^6 \quad (12)$$

其中, $Smc_{i,j,t-n}$ 为股吧 i 和股吧 j 滞后 n 期 ($n = 1, \dots, 4$) 的情绪传染指标; φ_0 为截距项; φ_1 和 φ_2 为回归系数; $\epsilon_{i,t}^6$ 为扰动项。(12) 式的回归结果见表 12。

表 12 中 Smc_{t-1} 的系数显著为正, 即投资者情绪传染对当期的股价联动具有预测作用, 而滞后 2 周、3 周和 4 周的情绪传染并不具备预测能力。该结论表明在当下的市场中, 投资者情绪传染与股价表现的关系变化得十分迅速, 情绪等非理性因素能够在短期内能带来明显的股价冲击, 但也会随着投资者关注的转移、市场热点的更新或其他因素发生快速的转化, 并不能长久地影响股价表现, 呈现明显的短期性。该结论同时也印证了中国股市中散户投资者偏好短期投资, 情绪起伏大, 导致股价短期波动大, 市场风格转换快的事实。

表 11 情绪传染对超额股价联动的影响

Table 11 Impacts of Sentiment Contagion on Excess Co-movement

变量	Exm
Smc	0.012*** (60.002)
控制变量	控制
Wek/Pir	控制
截距项	0.329*** (35.729)
样本数	23 061 457
调整的 R^2	0.015

表 12 情绪传染对股价联动的预测

Table 12 Prediction of Sentiment Contagion on Stock Price Co-movement

变量	Com_t			
	(1)	(2)	(3)	(4)
Smc_{t-1}	0.001*** (3.154)	0.001*** (3.166)	0.001*** (3.177)	0.001*** (3.182)
Smc_{t-2}		0.0003 (1.153)	0.0003 (1.163)	0.0003 (1.168)
Smc_{t-3}			0.0003 (1.085)	0.0003 (1.090)
Smc_{t-4}				0.0002 (0.625)
控制变量	控制	控制	控制	控制
Wek/Pir	控制	控制	控制	控制
截距项	0.359*** (363.293)	0.359*** (363.285)	0.359*** (363.282)	0.359*** (363.281)
样本数	21 433 692	21 433 692	21 433 692	21 433 692
调整的 R^2	0.146	0.146	0.146	0.146

6 结论

本研究选取上证A股股票作为研究样本,利用爬虫技术获取东方财富股吧论坛中相应样本股票的投资者发帖数据。基于股吧内共同活跃人的发帖及回帖信息,采用相关性分析方法计算两只股票的周度情绪传染指标,并从不同情绪倾向、帖子热度、股票超额收益联动和情绪传染预测能力等多个维度讨论情绪传染对股价联动的影响。研究发现:①股价联动程度受到投资者情绪传染的显著正向影响。共同活跃人的发言使两个股吧中的投资者情绪趋于一致,对两只股票形成相似的预期并做出相同的决策,驱动股价联动。②积极帖子占比越高,情绪传染对股价联动的影响越大。中国股票市场中的投资者更容易受到积极信息的影响,并基于积极情绪做出投资决策,影响股价表现。③热度越高的帖子,其实现的情绪传染会对股价联动带来更大的冲击。作为舆论热点的高热度帖子更大程度地影响投资者的判断与决策,引导不同投资者做出相似的投资行为,带来更大程度的股价联动。④剔除股市总体表现的因素后,超额股价联动同样会受到投资者情绪的正向显著影响,表明微观个体投资者的情绪确实会影响公司股价中的特质性部分。⑤滞后一期的情绪传染对股价联动具有预测作用,情绪与股价的关联关系变化快速,具有短期性。

本研究可能的边际贡献在于:①对两个股吧投资者的情绪传染程度进行了直接测量。利用帖子文本数据捕捉两只股票投资者的情绪相关关系,通过周度指标反映投资者情绪的动态传染情况,直接地展现了投资者间的互动与交流,为情绪传染研究提供了测量指标。②基于情绪传染的角度为股价联动提供了解释新思路。已有研究多从投资者的投资风格或股票的相同特征诠释股价联动,本研究从情绪传染的视角分析股价联动的情绪影响因素,丰富了股价联动成因的研究。③情绪传染对股价联动的预测作用研究具有实际应用价值。投资者可以在两个股吧群体情绪高度相关时考虑将两只股票同时买入或卖出,以获取短期收益或规避风险。监管机构可以通过监督网络平台信息避免过度乐观或消极的投资者情绪对市场造成短期冲击,引导投资者理性投资,以减少证券市场的泡沫积累和危机发生。

本研究的主要启示:①在一定程度上揭示当今股票相关信息、情绪传播的复杂性和即时性。投资者可以通过网络平台将观点和情绪在短时间内传递给他人,情绪传染变得更加迅速,不同股票投资者也因此紧密联系在一起,非理性因素而在不同资产的定价过程中发挥更大的作用。②对投资者而言,互联网平台可以为制定投资策略提供新思路。通过观察不同用户的发言可以更加清晰地认识相关股票及其价格变化,将投资策略从单只股票拓展至与其联动性水平高的多只股票,实现更高的投资收益。同时也应理性看待市场舆论与情绪,甄别有效信息,避免被虚假传闻与过热的市场情绪所误导。③对上市

公司而言,应时刻观察股吧中投资者的交流情况,留意投资者高频提及的其他公司股票及情绪倾向。在其他公司风险暴露时及时披露信息引导投资者情绪理性发展,避免风险通过情绪传染途径波及本公司股价。④对监管部门而言,首先,应将互联网平台等信息传播途径纳入监督范围,加大对散播虚假信息、恶意引导投资者情绪传播等行为的惩罚力度,着重关注受到投资者广泛传播的舆论热点,防范因非理性情绪的大规模传染导致的股价联动。其次,应加强投资者教育工作,帮助投资者提高自身的知识储备以及信息分辨能力。最后,可以利用大数据技术进行实时监管与信息发布工作,提高证券市场的运行效率。

本研究还存在一定的不足:①受数据获取难度的限制,未涵盖全部的上市公司样本,后续将补充相关数据进一步完善研究。②本研究使用词典法计算股吧帖子文本的情绪值,未来将使用最新的方法例如机器学习方法分析文本情绪,提高情绪计算的准确率。

参考文献:

- [1] BARBERIS N, SHLEIFER A, WURGLER J. Comovement. *Journal of Financial Economics*, 2005, 75(2): 283-317.
- [2] BAKER M, WURGLER J. Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *The Journal of Finance*, 2006, 61(4): 1645-1680.
- [3] ANTWEILER W, FRANK M Z. Is all that talk just noise? The information content of internet stock message boards. *The Journal of Finance*, 2004, 59(3): 1259-1294.
- [4] 黄创霞,温石刚,杨鑫,等.个体投资者情绪与股票价格行为的互动关系研究. *中国管理科学*, 2020, 28(3): 191-200.
HUANG Chuangxia, WEN Shigang, YANG Xin, et al. The interactive relationship between individual investor sentiment and stock price behaviors. *Chinese Journal of Management Science*, 2020, 28(3): 191-200.
- [5] 金秀,姜尚伟,苑莹.基于股吧信息的投资者情绪与极端收益的可预测性研究. *管理评论*, 2018, 30(7): 16-25.
JIN Xiu, JIANG Shangwei, YUAN Ying. Investor sentiment from Guba messages and the predictability of stock extreme returns. *Management Review*, 2018, 30(7): 16-25.
- [6] 尹海员,吴兴颖.投资者日度情绪、订单流不均衡与股票流动性. *中国管理科学*, 2023, 31(5): 60-70.
YIN Haiyuan, WU Xingying. Investor sentiment, order flow imbalance and stock liquidity. *Chinese Journal of Management Science*, 2023, 31(5): 60-70.
- [7] 李少育,朱春辉,宁凯旋,等.投资者文本情绪、文本异质信念与市场崩盘风险. *管理科学*, 2023, 36(4): 147-163.
LI Shaoyu, ZHU Chunhui, NING Kaixuan, et al. Investor textual sentiment, textual heterogeneous belief and market crash risks. *Journal of Management Science*, 2023, 36(4): 147-163.
- [8] 郭峰,吕晓亮,林致远,等.池鱼之殃:上市公司社交媒体联结与股价溢出效应:基于中国监管处罚的事件研究. *管理科学学报*, 2023, 26(4): 111-131.
GUO Feng, LYU Xiaoliang, LIN Zhiyuan, et al. Social media con-

- nection and stock price spillover effects: an event study based on regulatory penalties in China. *Journal of Management Sciences in China*, 2023, 26(4): 111–131.
- [9] 姜尚伟, 金秀, 王佳. 情绪传染对跨空间股价联动的影响: 基于心理安全视角. *系统管理学报*, 2021, 30(3): 461–472.
JIANG Shangwei, JIN Xiu, WANG Jia. Impact of sentiment contagion on spatial stock price co-movement: from the perspective of psychological safety. *Journal of Systems & Management*, 2021, 30(3): 461–472.
- [10] 杨洸. 社交媒体网络情感传染及线索影响机制的实证分析. *深圳大学学报 (人文社会科学版)*, 2020, 37(6): 115–126.
YANG Guang. Empirical analysis of emotional contagion and influence mechanism of clues on social media. *Journal of Shenzhen University (Humanities & Social Sciences)*, 2020, 37(6): 115–126.
- [11] 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 returns based on quantile Granger causality analysis. *Journal of Management Science*, 2017, 30(3): 147–160.
- [12] 裘江南, 葛一迪. 社交媒体情绪对信息行为的影响: 基于两类灾害事件的比较研究. *管理科学*, 2020, 33(1): 3–15.
QIU Jiangnan, GE Yidi. Influence of emotions in social media on information behavior in two types of typical disasters. *Journal of Management Science*, 2020, 33(1): 3–15.
- [13] 黄雨婷, 宋泽芳, 李元. 基于文本挖掘的股评情绪效应分析. *数理统计与管理*, 2023, 42(2): 229–242.
HUANG Yuting, SONG Zefang, LI Yuan. Analysis of emotional effects of stock reviews based on text mining. *Journal of Applied Statistics and Management*, 2023, 42(2): 229–242.
- [14] ZHOU L Y, HUANG J L. Contagion of future-level sentiment in Chinese Agricultural Futures Markets. *Pacific-Basin Finance Journal*, 2020, 61: 101316-1–101316-16.
- [15] 尹海员, 王盼盼. 股票投资者情绪跨国传染与空间依赖性: 基于中、美等七国空间面板数据的分析. *管理工程学报*, 2020, 34(1): 223–232.
YIN Haiyuan, WANG Panpan. Transnational infection and spatial dependence of stock investor sentiment: based on panel data from seven countries such as China and US. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, 2020, 34(1): 223–232.
- [16] KRAMER A D I, GUILLORY J E, HANCOCK J T. Experimental evidence of massive-scale emotional contagion through social networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2014, 111(24): 8788–8790.
- [17] CHEN J D, HOSSAIN S, ZHANG H. Analyzing the sentiment correlation between regular tweets and retweets. *Social Network Analysis and Mining*, 2020, 10(1): 13-1–13-9.
- [18] AN L, ZHOU W J, OU M H, et al. Measuring and profiling the topical influence and sentiment contagion of public event stakeholders. *International Journal of Information Management*, 2021, 58: 102327-1–102327-17.
- [19] CHEN Z L, GUO L, TU J. Media connection and return comovement. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2021, 130: 104191-1–104191-18.
- [20] 任飞, 王鹏程, 李呈昊, 等. 分析师报告相似度对股价联动的影响研究. *系统工程理论与实践*, 2024, 44(7): 2095–2119.
REN Fei, WANG Pengcheng, LI Chenghao, et al. The effect of analyst report similarity on stock comovement. *Systems Engineering - Theory & Practice*, 2024, 44(7): 2095–2119.
- [21] DYER T A, ROULSTONE D T, VAN BUSKIRK A. Disclosure similarity and future stock return comovement. *Management Science*, 2024, 70(7): 4762–4780.
- [22] DUZ TAN S. Correlated information consumption and comovement in the stock market. *Borsa Istanbul Review*, 2022, 22(4): 812–827.
- [23] 陈张杭健, 吴粤, 李世炳, 等. 股吧个体信息交互对股价联动关系的影响研究. *管理科学学报*, 2021, 24(5): 47–69.
CHEN Zhanghangjian, WU Yue, LI Shibing, et al. Impact of interaction of individual stock bar information on stock price co-movement. *Journal of Management Sciences in China*, 2021, 24(5): 47–69.
- [24] CHEN Z H J, WU W L, LI S P, et al. Social media information diffusion and excess stock returns co-movement. *International Review of Financial Analysis*, 2024, 91: 103036-1–103036-18.
- [25] PENG L, XIONG W. Investor attention, overconfidence and category learning. *Journal of Financial Economics*, 2006, 80(3): 563–602.
- [26] COVAL J D, MOSKOWITZ T J. Home bias at home: local equity preference in domestic portfolios. *The Journal of Finance*, 1999, 54(6): 2045–2073.
- [27] BARBERIS N, SHLEIFER A. Style investing. *Journal of Financial Economics*, 2003, 68(2): 161–199.
- [28] KUMAR A, LEE C M C. Retail investor sentiment and return comovements. *The Journal of Finance*, 2006, 61(5): 2451–2486.
- [29] HATFIELD E, CACIOPPO J T, RAPSON R L. Emotional contagion. *Current Directions in Psychological Science*, 1993, 2(3): 96–100.
- [30] GRANOVETTER M. Economic action and social structure: the problem of embeddedness. *American Journal of Sociology*, 1985, 91(3): 481–510.
- [31] KHANNA T, THOMAS C. Synchronicity and firm interlocks in an emerging market. *Journal of Financial Economics*, 2009, 92(2): 182–204.
- [32] KAHNEMAN D, TVERSKY A. Prospect theory: an analysis of decision under risk. *Econometrica*, 1979, 47(2): 263–291.
- [33] DYCK A, ZINGALES L. *The media and asset prices*. Boston, MA: Harvard Business School, 2003.
- [34] 游家兴, 吴静. 沉默的螺旋: 媒体情绪与资产误定价. *经济研究*, 2012, 47(7): 141–152.
YOU Jiaxing, WU Jing. Spiral of silence: media sentiment and the asset mispricing. *Economic Research Journal*, 2012, 47(7): 141–152.
- [35] NOELLE-NEUMANN E. The spiral of silence a theory of public opinion. *Journal of Communication*, 1974, 24(2): 43–51.
- [36] BACA S P, GARBE B L, WEISS R A. The rise of sector effects in major equity markets. *Financial Analysts Journal*, 2000, 56(5): 34–40.
- [37] SU F, WANG X Y. Investor co-attention and stock return comovement: evidence from China's A-share stock market. *The North American Journal of Economics and Finance*, 2021, 58: 101548-1–101548-16.
- [38] HUANG C, CAO Y Q, LU M T, et al. Messages in online stock

- forums and stock price synchronicity: evidence from China. *Accounting & Finance*, 2023, 63(3): 3011–3041.
- [39] 姚加权, 冯绪, 王赞钧, 等. 语调、情绪及市场影响: 基于金融情绪词典. *管理科学学报*, 2021, 24(5): 26–46.
- YAO Jiaquan, FENG Xu, WANG Zanjun, et al. Tone, sentiment and market impacts: the construction of Chinese sentiment dictionary in finance. *Journal of Management Sciences in China*, 2021, 24(5): 26–46.
- [40] LANDSMAN W R, MAYDEW E L. Has the information content of quarterly earnings announcements declined in the past three decades?. *Journal of Accounting Research*, 2002, 40(3): 797–808.
- [41] 尹海员, 杨庆松. 基于 Bi-LSTM 模型挖掘的股吧投资者情绪对股价泡沫的影响. *管理学报*, 2022, 19(12): 1874–1885.
- YIN Haiyuan, YANG Qingsong. Investor sentiment mining based on Bi-LSTM model and its impact on stock price bubbles. *Chinese Journal of Management*, 2022, 19(12): 1874–1885.
- [42] FANG X H, PITTMAN J, ZHAO Y P. The importance of director external social networks to stock price crash risk. *Contemporary Accounting Research*, 2021, 38(2): 903–941.

Research on the Impact of Sentiment Contagion on Stock Price Co-movement: Evidence from Big Data of Stock Forum

YI Miaomiao¹, REN Fei¹, HE Lingjie¹, XIONG Xiong²

1 School of Business, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China

2 College of Management and Economics, Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract: Social media platforms have become important medium for investors to exchange information. The sentiment contained in the information is a key factor for investors to make investment decisions, which plays an important role in stock pricing. Existing studies provide evidences of the impact of investor sentiment on the price of a single stock. However, there is by far limited research that directly measures the sentiment contagion between investors, let alone studies of its influence on the correlation of stock prices.

Using data on posts and replies on the East Money Stock Forum for A-share stocks listed on SSE from July 2018 to July 2021, we first measure investor sentiment based on big data mining and natural language processing algorithms. And we construct an indicator of investor sentiment contagion between two stocks by using the correlation analysis method based on the measure of stocks' investor sentiment. Then we explore the impact of investor sentiment contagion on the stock price co-movement and examine whether this impact would vary across samples with different sentiment tendencies, different levels of post popularity and different industries. Furthermore, investigate the impact of investor sentiment contagion on the excess co-movement and the prediction effect of investor sentiment contagion on the stock price co-movement.

The research results show that investor sentiment contagion has a significant positive effect on the stock price co-movement in the current period, and this finding remains hold after we conduct a series of robustness and endogeneity tests. The heterogeneity analysis shows that the impact of sentiment contagion on the co-movement is more pronounced when there are higher proportion of positive posts, greater popularity of posts, or belonging to the same industry. This study further indicates that the influence of investor sentiment contagion on the excess co-movement is positive significant, and lagged investor sentiment contagion can well predict the stock price co-movement.

This study supplements the research that explores the driving forces of stock price co-movement in terms of investor sentiment and extends these studies by studying the impact of investor sentiment on stock price co-movement rather than on a single stock, offering new evidence for a deeper understanding of asset pricing and a thorough analysis of the risk contagion mechanism in the stock market. The prediction effect of investor sentiment contagion on stock price co-movement provides references for investors and regulators to properly utilize sentiment analysis. That is, investors could set up trading strategies based on the observation and analysis of the spread of sentiment contagion on stock forums to avoid risks or to make better investment re-

turns. And regulators could monitor the levels of investor sentiment and the spread of sentiment contagion to detect market fluctuations in a timely manner, and take measures such as heavier penalties for spreading fake information and urging the corresponding firms to release relevant information to ensure stock market stability.

Keywords: investor sentiment; sentiment contagion; stock price co-movement; stock forum; big data

Received Date: October 11th, 2023 **Accepted Date:** May 22nd, 2024

Funded Project: Supported by the National Natural Science Foundation of China (71871094, 72141304, 71790594)

Biography: YI Miaomiao is a Ph.D candidate in the School of Business at East China University of Science and Technology. Her research interest focuses on financial risk management. E-mail: ecustymm@126.com

REN Fei, doctor in science, is a professor in the School of Business at East China University of Science and Technology. Her research interests cover financial risk management, financial engineering, and corporate finance. Her representative paper titled “Impact of interaction of individual stock bar information on stock price co-movement” was published in the *Journal of Management Sciences in China* (Issue 5, 2021). E-mail: fren@ecust.edu.cn

HE Lingjie is a master degree candidate in the School of Business at East China University of Science and Technology. His research interest focuses on big data analysis. E-mail: he_lingjie@163.com

XIONG Xiong, doctor in management, is a professor in the College of Management and Economics at Tianjin University. His research interests cover agent-based computational finance, financial engineering, and financial risk management. His representative paper titled “Asset mispricing in peer-to-peer loan secondary markets” was published in the *Journal of Corporate Finance* (Volume 65, 2020). E-mail: xypeter@tju.edu.cn

□

(责任编辑: 刘思宏)