

DOI: 10.16538/j.cnki.fem.20240524.203

数字金融有助于降低企业违规吗?

——基于A股上市公司的实证研究

董小红, 潘成双, 吕静

(安徽财经大学会计学院, 安徽蚌埠 233030)

摘要: 本文以2011—2020年A股上市公司为研究对象, 探讨数字金融对企业违规的影响和作用机制。研究表明, 数字金融显著降低了企业违规, 数字金融通过发挥资源效应、信息效应和治理效应降低企业违规, 具体而言, 数字金融可以通过降低企业的融资约束和信息不对称以及提升内部控制质量, 进而降低企业违规。进一步研究发现, 数字金融的广度和深度都可以抑制企业违规; 数字金融对企业违规的抑制作用在东部地区更为显著; 数字金融与传统金融之间表现为互补作用, 即传统金融发展好的地区, 数字金融对企业违规的抑制作用更好。本文不仅丰富了数字金融和企业违规相关领域的研究文献, 也为推动数字化建设、实现资本市场高质量发展提供了一定的借鉴与启示。

关键词: 数字金融; 企业违规; 资源效应; 信息效应; 治理效应

中图分类号: F270 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4950(2024)09-0017-14

一、引言

党的二十大报告指出要加快高水平社会主义市场经济体制建设, 促进经济高质量发展。2023年中央经济工作会议也要求坚持稳中求进的工作总基调, 加快构建新发展格局, 着力推动高质量发展, 同时强调微观主体对宏观经济稳定的基础性作用。企业作为我国微观经济主体中的重要组成部分, 近年来不断出现违规现象, 严重破坏了市场稳定, 据统计, 2011—2020年我国非金融类上市公司中超过六分之一的企业发生过违规, 这严重打击了投资者的信心, 破坏了金融市场的良好发展(李从刚和许荣, 2020)。因此, 减少企业违规不仅是维护投资者利益的重要举措, 也是实现经济高质量发展的关键。基于此, 政府有关部门积极主动地采取了一系列的监管措施, 如2021年, 证监会多次强调对企业欺诈发行、信息披露违规、财务数据造假等违规“零容忍”, 不断提高企业违法违规成本, 以防范企业违规。2022年, 《中共中央 国务院关于加快建

收稿日期: 2023-12-28

基金项目: 国家社会科学基金一般项目(21BJY260)

作者简介: 董小红(1981—), 女, 安徽财经大学会计学院副教授, 硕士生导师(通讯作者, 50960163@qq.com);

潘成双(1997—), 男, 安徽财经大学会计学院硕士研究生;

吕静(1999—), 女, 安徽财经大学会计学院硕士研究生。

设全国统一大市场的意见》进一步指出规范违规竞争和市场干预行为。因此,如何有效降低企业违规成为研究的重点话题。

企业违规的产生源于管理层或大股东的压力或自利动机,这些动机在不完全信息条件下,会促使内部人通过违反特定的法律法规来获取机会利益(邹洋等,2019)。如管理层借助公司治理缺陷实施违规行为,以降低企业生产过程中的财务压力、经营压力或者是借此实现更多的激励利益(孙健等,2016;Jeppson和Salerno,2017)。国内外学者对企业违规的影响因素进行了研究,研究发现企业的大小股东(王敏和何杰,2020)、董监高(路军等,2015;周泽将等,2019;江新峰等,2020)、机构投资者持股(陆瑶等,2012;文雯和乔菲,2021)、分析师跟踪(Chen等,2016)、审计监督(Lisic等,2015;陈峻等,2022)等均在一定程度上降低企业违规。但通过对已有研究梳理,目前鲜有文献探讨数字金融对企业违规的影响。

党的二十大报告指出要进一步完善我国金融体制,巩固金融系统的稳定性作用,大力提升市场直接融资比例,强化金融对实体经济的服务作用。随着数字技术的日新月异,原有的金融模式不能满足时代的发展需要,由此催生了新的金融发展模式——数字金融,数字金融一般是指传统金融机构与互联网公司利用数字技术实现融资、支付、投资及其他新的金融业务模式(黄益平和黄卓,2018)。不同于传统金融,数字金融具有广度和深度上的优势,在广度上,数字金融不仅扩大了原有的服务界限,而且增强了金融的可得性;在深度上,数字金融则加强了金融服务的精准性(张勋等,2019)。在宏观层面,学者们研究发现数字金融可以促进经济增长(Liu等,2021)和改善金融环境(周晔和丁鑫,2022)等。在微观层面,数字金融对企业金融化(陈春华等,2021)、投资效率(王娟和朱卫末,2020)和企业创新(唐松等,2020)等方面都会产生积极的影响。然而,对于数字金融是否会降低企业违规,目前还鲜有文献涉及,尤其在数字化转型的背景下,研究数字金融对企业违规的影响,并探究其作用机理具有一定的实际意义和理论意义。基于此,本文以2011—2020年我国A股上市公司为研究对象,以数字金融为切入点,探讨数字金融对企业违规的影响及作用机制,并进一步考虑数字金融维度、地区异质性和传统金融的影响,以此为资本市场发展提供理论依据和经验证据。

本文可能的贡献在于:(1)从数字金融视角,探究其对企业违规的影响,不仅有助于拓展企业违规的宏观影响因素研究,而且有助于丰富数字金融的微观经济后果研究。对于企业违规行为的影响因素研究,目前学者们主要关注董事会特征、高管背景特征、股权结构等内部治理机制的影响(吴伊菡和董斌,2021;胡海峰等,2022;于瑶和祁怀锦,2022),鲜有文献关注宏观层面对企业违规行为的影响,本文以数字金融为切入点,拓展企业违规行为的宏观影响因素研究。数字金融作为我国经济数字化转型过程中的重要推力,近年来引起了学术界的广泛关注,主要关注其对经济增长、城市创新等宏观方面的影响(刘心怡等,2022;杨刚和张亨溢,2022),微观方面的影响集中于其对企业创新、金融化以及投资效率等(唐松等,2020;陈春华等,2021;吴桐桐和王仁曾,2021),鲜有文献关注其对企业违规的影响,因此本文研究数字金融对企业违规的影响,不仅拓展企业违规的宏观影响因素研究,也丰富数字金融的微观经济后果研究。(2)从资源效应、信息效应和治理效应三个方面阐述了数字金融对企业违规的作用机制,可以为企业高质量发展提供启示和经验证据。(3)从数字金融维度、地区异质性和传统金融等视角考察不同情境下数字金融对企业违规的影响,深化了数字金融和企业违规的关系研究。

二、理论分析与研究假设

近年来随着数字技术发展,我国数字经济占比不断提升,数字金融作为数字经济发展过程的重要推力,能否有效促进实体企业发展,成为学者们广泛研究的话题。在企业发展过程中,企

业违规是不可忽略的问题,尤其是在上市企业不断爆雷的情境下。根据舞弊三角理论,违规发生由动机、机会与管理者态度共同作用的结果(石晶和杨丽,2021)。

首先,数字金融能够发挥资源效应,降低企业的融资约束,化解企业的财务风险以及经营风险,弱化违规动机。资源作为企业发展的根本,一旦企业陷入资源紧张的困境,就可能使得企业管理者产生冒险心理,从而导致违法违规乱象的出现(魏芳和耿修林,2018)。当企业出现财务困境时,为了向外界获取资金,企业有动机产生违规(石晶和杨丽,2021),加大违规概率。同时,当企业出现各种经营压力,发展不佳时,为了隐瞒经营上的困难或实现管理者私利,管理者很可能会进行虚增利润等粉饰报表行为,从而导致违规(王菁华,2021)。而数字金融可以发挥资源效应,数字金融的兴起改变了这一局面,依托大数据、云计算、区块链和人工智能等新一代信息技术,提供了更多元化、便捷化的融资渠道,供应链金融、移动支付等新业态蓬勃发展,降低了提供服务的成本与门槛(唐松等,2020),因此企业可以更便捷地获得资金支持,从而可以缓解融资约束带来的违规动机。

其次,数字金融能够发挥信息效应,减少信息不对称,进而降低企业违规机会。非对称的信息环境,不仅提升了企业违规的作用空间,还可能会加大严重程度。根据信息不对称理论,在信息高度不对称的情况下,管理层有动机通过财务造假、信息披露违规等不当行为完成业绩考核目标、实现职务晋升;并且受利益驱动,大股东可能会利用关联方交易、违规担保等经营违规行为侵占中小股东利益(Correia, 2009; 陆瑶和胡江燕, 2016)。数字金融的出现不仅可以缓解信息不对称,而且还可以加大企业信息的传播范围和速度。当企业因违规事件被有关部门查处时,就会提高企业的违规成本。从投资者的角度分析,数字金融可以产生信息效应,通过整合信息流、现金流等信息来改善投资者的信息不对称的问题,提高金融配置效率。在大数据和人工智能的背景下,企业的背景资料和经营状况等特征可以运用数字技术加以处理和分析,投资者的需求可以被精准地划分和整合。因此,为了吸引更多投资者或者匹配到更为合适的投资者,企业会借助数字金融平台披露更多信息。例如,智能投顾就是通过数字技术,在了解投资者风险偏好的基础上,给投资和理财知识相对匮乏的投资者配置出适合自己情况的投资组合,使客户达到预期收益。进一步地,当企业信息不对称减少时,更是会格外维护企业形象,进而倒逼企业减少违规行为(翟淑萍等, 2021)。从银行的角度分析,金融机构通过运用数字技术可以获取到更为全面的企业客户信息,增强了信息的处理和甄别能力,进而很容易挖掘出公司的违规历史纪录。一方面银行为降低自身的风险承担水平,可能会对此类公司提高贷款利率,并且对于部分上市集团企业而言,未进行违规的集团其他企业,可能会受到相关牵连,导致贷款费用上升,从而增加公司的违规成本。另一方面随着银行市场化进程的不断加深,为能够有效减少不良信贷,在考虑企业违规的声誉因素后,银行可能会减少对违规企业的贷款(刘星和陈西婵, 2018),从而进一步增加了企业的违规成本,倒逼企业降低违规行为。

最后,数字金融能够发挥治理效应,强化内部控制质量,从而降低企业违规概率。两权分离产生的代理问题一直是引发企业信息披露违规的重要原因(朱杰, 2020)。从代理理论的角度看,管理层个人利益与股东利益可能不一致,导致代理问题加剧,增加企业违规的风险(雷啸和唐雪松, 2022)。然而,数字金融作为金融信息平台,具有互动性和高效性,提高了外部投资者对企业的关注程度,有助于规避代理问题,进而促使企业更加重视内部控制。企业作为数字金融的使用者,利用数字金融平台提供的实时监测和数据分析工具,可以对财务数据、交易流程等关键信息进行持续性的监控和分析。通过这种方式,企业能够及时发现潜在的风险和异常情况,有针对性地采取措施进行调整和纠正,提高了内部控制的实时性和准确性。此外,数字金融提供者通过金融科技的应用,改善了企业的资金管理和支付系统,提高了对资金流的监控和管

控能力,减少资金流失和滥用的可能性,进而提升了内部控制的有效性。例如,金融机构通过数字技术加大对企业关键人员的资金审查力度,进一步加强了企业的内部控制体系。数字金融不仅提升了信息传递和管理效率,更重要的是通过优化流程结构以及降低资金管控风险等方式,有效增强了企业的内部控制质量,降低了违规行为的发生概率。由此,提出假设1:

假设1:在其他条件不变的情况下,数字金融与企业违规显著负相关,即数字金融可以降低企业违规。

三、研究设计

(一)样本选择与数据来源

本文选取2011—2020年我国A股上市公司数据为样本,之所以选择该样本期间是因为北京大学数字普惠金融中心发布的第三期数字金融年份区间是2011—2020年。并按照下列标准进行筛选:(1)剔除保险金融行业、ST或*ST处理的样本;(2)剔除观测数据缺失值;(3)剔除资不抵债的样本,并对所有连续变量进行双边1%的缩尾处理。其中,数字金融来源于北京大学数字金融普惠中心,财务数据来源于国泰安数据库,宏观数据来源于国家统计局年鉴。

(二)变量定义

1.企业违规

参照陈冬华等(2013)、周泽将等(2019)、文雯和乔菲(2021)做法,采用是否违规作为企业违规(*Fraud*)的代理变量,若企业当年发生违规则赋值为1,否则赋值为0。由于当企业的违规现象被公告时才能获知信息,因此,本文对违规的时间追溯调整至违规年份。

2.数字金融

借鉴唐松等(2020)方法,以北京大学数字普惠金融中心发布的省级数字金融指数作为数字金融(*Index*)的代理变量,该指标越大,数字金融水平越高,为消除量级产生的回归误差,回归中对该指数除以100的标准化处理,同时在稳健性检验中借鉴李春涛等(2020)研究,采用文本挖掘的方法构建了数字金融指标。

3.控制变量

参考马连福和杜善重(2021)、于瑶和祁怀锦(2022)研究,控制如下变量:企业规模(*SIZE*)、资产负债率(*LEV*)、资产收益率(*ROA*)、第一大股东持股比例(*FIRST*)、独立董事比例(*INDR*)、董事会规模(*BOARD*)、两职合一(*DUAL*)、企业年龄(*AGE*)、审计质量(*BIG4*)、生产总值(*GDP*)、金融发展水平(*JRFZ*),此外,还控制了企业(*Firm*)和年份(*Year*)固定效应,并将标准误在省份层面进行了聚类。具体变量说明见表1。

(三)模型构建

为了检验假设1,数字金融与企业违规之间的关系,构建如下回归模型:

$$Fraud = \alpha_0 + \alpha_1 Index + \alpha_i Controls + \Sigma Firm + \Sigma Year + \varepsilon \quad (1)$$

其中,*Fraud*代表企业违规,*Index*代表数字金融,*Controls*表示选取的控制变量。若 α_1 显著为正,则代表假设1成立,即数字金融能够降低企业违规。

四、实证结果与分析

(一)描述性统计

表2为描述性统计结果。在2011—2020年,研究样本中是否违规的平均值为0.163,表明在此期间有16.3%的样本企业发生过违规,这与江新峰等(2020)研究一致。数字金融的均值为2.573,小于中位数2.681,且标准差为1.001,表明数字金融整体发展不均衡,各地区之间存在较大的差异。其他变量与已有研究一致。

表1 变量定义和说明

变量类型	变量名称	变量符号	变量定义
被解释变量	是否违规	<i>Fraud</i>	具体参见变量定义
解释变量	数字金融	<i>Index</i>	省级数字普惠金融指数
	企业规模	<i>SIZE</i>	以总资产的对数表示
控制变量	资产负债率	<i>LEV</i>	年末负债总额/年末资产总额
	资产收益率	<i>ROA</i>	净利润/总资产
	第一大股东持股比例	<i>FIRST</i>	第一大股东年末股数/总股数
	独立董事比例	<i>INDR</i>	独立董事人数/董事会人数
	董事会规模	<i>BOARD</i>	以董事会人数的对数表示
	两职合一	<i>DUAL</i>	董事长和总经理是否兼任,是为1,否则为0
	企业年龄	<i>AGE</i>	企业成立年限
	审计质量	<i>BIG4</i>	是否聘用四大会计师事务所,是为1,否则为0
	生产总值	<i>GDP</i>	以各省生产总值的对数表示
	金融发展水平	<i>JRFZ</i>	金融机构各项存贷款总额/ <i>GDP</i>
	企业	<i>Firm</i>	个体虚拟变量
	年份	<i>Year</i>	年度虚拟变量

表2 描述性统计

变量	观测值	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
<i>Fraud</i>	20369	0.163	0.370	0.000	0.000	1.000
<i>Index</i>	20369	2.573	1.001	0.327	2.681	4.319
<i>SIZE</i>	20369	22.257	1.329	19.779	22.087	26.355
<i>LEV</i>	20369	0.426	0.207	0.053	0.417	0.902
<i>ROA</i>	20369	0.040	0.064	-0.284	0.040	0.206
<i>BOARD</i>	20369	2.377	0.225	1.792	2.303	2.944
<i>INDR</i>	20369	0.423	0.138	0.214	0.400	0.889
<i>FIRST</i>	20369	34.423	14.887	8.352	32.332	74.295
<i>DUAL</i>	20369	0.297	0.457	0.000	0.000	1.000
<i>AGE</i>	20369	17.253	5.936	2.000	17.000	53.000
<i>BIG4</i>	20369	0.067	0.250	0.000	0.000	1.000
<i>GDP</i>	20369	0.476	0.285	0.039	0.387	1.108
<i>JRFZ</i>	20369	3.795	1.404	1.678	3.665	7.578

(二)相关性分析

本文对主要变量进行Pearson相关性分析,如表3所示,可以发现数字金融与企业违规之间的系数为-0.039,表明数字金融与企业违规显著负相关,与假设1一致,其他变量的相关性分析也符合预期。

表3 主要变量Pearson相关性分析

变量	<i>Fraud</i>	<i>Index</i>	<i>BOARD</i>	<i>INDR</i>	<i>ROA</i>	<i>SIZE</i>	<i>LEV</i>	<i>FIRST</i>
<i>Fraud</i>	1							
<i>Index</i>	-0.039***	1						
<i>BOARD</i>	0.027***	-0.033***	1					
<i>INDR</i>	-0.018**	-0.012*	-0.330***	1				
<i>ROA</i>	-0.188***	-0.045***	-0.088***	-0.027***	1			
<i>SIZE</i>	-0.035***	0.141***	0.248***	0.082***	-0.041***	1		
<i>LEV</i>	0.091***	-0.029***	0.169***	0.086***	-0.364***	0.518***	1	
<i>FIRST</i>	-0.098***	-0.079***	-0.026***	0.069***	0.139***	0.169***	0.035***	1

注:***、**、*分别代表1%、5%和10%水平上显著,下同。

(三)回归分析

表4为数字金融与企业违规的回归结果及动态影响分析。第(1)列为只加入企业固定效应和年份固定效应的回归结果,数字金融(*Index*)与企业违规(*Fraud*)的回归系数是-0.139, *t*值为-3.658,在1%的水平上显著负相关;第(2)列为加入企业固定效应、年份固定效应和相关控制变量后的回归结果,数字金融(*Index*)与企业违规(*Fraud*)的回归系数是-0.108, *t*值为-2.751,在1%的水平上显著负相关,说明数字金融显著降低了企业违规,假设1得以验证。

表4 数字金融与企业违规的回归结果

变量	(1) <i>Fraud</i>	(2) <i>Fraud</i>
<i>Index</i>	-0.139*** (-3.658)	-0.108*** (-2.751)
<i>SIZE</i>		-0.041*** (-6.620)
<i>ROA</i>		0.592*** (11.719)
<i>LEV</i>		-0.027 (-1.034)
<i>BOARD</i>		-0.063*** (-3.957)
<i>INDR</i>		-0.013 (-0.466)
<i>FIRST</i>		0.002*** (5.039)
<i>DUAL</i>		-0.006 (-0.682)
<i>AGE</i>		309.034 (0.000)
<i>BIG4</i>		0.019 (0.810)
<i>GDP</i>		-0.017 (-0.398)
<i>JRFZ</i>		-0.019 (-1.302)
企业固定效应	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes
<i>N</i>	20369	20369
<i>Adj_R</i> ²	0.226	0.237

注:括号中列示的为*t*值,下同。

(四)内生性处理和稳健性检验

1.内生性处理

(1)倾向得分匹配法(*PSM*)。由于企业违规样本约占总样本的16.3%,不均匀的分布情况可能会导致回归结果出现偏差。为避免存在个体偏差所导致的内生性问题,本文选择邻近1:1的匹配方法进行检验。首先,将数字金融(*Index*)按照行业年度中位数,分成两组。然后以原模型中的相关变量作为协变量,采用*Logit*模型和邻近1:1的匹配方法,其匹配前后结果如表5所示,结果显示匹配后选取的相关变量偏差均小于5%,且匹配后的*P*值均不显著,说明匹配后消除了两组之间的偏差,进一步将匹配样本进行基准回归,结果如表6第(1)列所示。可以看

出,数字金融指标(*Index*)与替换变量后的企业违规(*Fraud*)之间在1%的水平上显著负相关,说明数字金融能够有效降低企业违规,假设1依旧成立。

表 5 匹配前后变量变化表

变量	U匹配前 M匹配后	均值		偏差%	偏差幅度%	T-test	
		处理组	控制组			T值	P值
SIZE	U	22.431	22.084	26.3	92.5	18.79	0.000
	M	22.429	22.455	-2.0		-1.33	0.182
ROA	U	0.038	0.042	-5.9	9.6	-4.24	0.000
	M	0.038	0.042	-5.4		-3.83	0.000
LEV	U	0.422	0.429	-3.3	1.4	-2.39	0.017
	M	0.422	0.429	-3.3		-2.37	0.018
BOARD	U	2.365	2.389	-10.3	46.4	-7.32	0.000
	M	2.365	2.378	-5.5		-3.91	0.630
INDR	U	0.423	0.422	0.8	-353.4	0.55	0.581
	M	0.423	0.418	3.5		2.54	0.011
FIRST	U	33.425	35.422	-13.4	86.9	-9.59	0.000
	M	33.412	33.151	1.8		1.24	0.215
DUAL	U	0.325	0.268	12.6	84.9	8.98	0.000
	M	0.325	0.334	-1.9		-1.31	0.190
AGE	U	19.005	15.499	61.8	64.6	44.12	0.000
	M	18.982	20.222	-21.9		-14.06	0.000
BIG4	U	0.744	0.059	6.1	94.2	4.39	0.000
	M	0.074	0.073	0.4		0.24	0.000
GDP	U	0.574	0.377	73.9	97.9	52.71	0.000
	M	0.574	0.570	1.6		1.09	0.276
JRFZ	U	4.197	3.390	60.1	74.3	42.92	0.000
	M	4.199	3.991	15.4		11.29	0.000

表 6 PSM、工具变量及Heckman两阶段检验结果

变量	(1) PSM <i>Fraud</i>	(2) 第一阶段 <i>Fraud</i>	(3) 第二阶段 <i>Fraud</i>	(4) Heckman <i>Fraud</i>
<i>Index</i>	-0.159*** (-3.017)		-0.117*** (-5.168)	-0.132*** (-3.321)
<i>IMR</i>	0.299*** (3.580)			0.299*** (3.580)
<i>IV</i>		-0.000*** (-62.029)		
<i>Controls</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
企业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>N</i>	12 560	20 369	20 369	20 369
<i>Adj_R</i> ²	0.271	0.941	0.249	0.238

(2)工具变量法。本文采用工具变量法来缓解遗漏变量和反向因果造成的内生性问题。借鉴张勋等(2020)的做法,选取企业所在城市与杭州的球面距离作为工具变量(*IV*)。一方面,数字金融创新通常由一些先行者引领,例如杭州这样的城市,因其是支付宝的发源地,在数字金融领域拥有先进的技术和丰富的经验。这些创新通常会向外扩散,对距离较近的地区产生更强的影响,而对距离较远的地区的影响则逐渐减弱。同时,杭州及其周边地区可能拥有更完善的

数字金融服务网络和基础设施,包括支付、融资、结算等方面。因此,企业所在城市距离杭州越远,其受到的数字金融创新扩散效应越小,从而表现出负相关关系。另一方面,企业所在城市与杭州的球面距离与其违规次数显然无必然联系。因此,本文所选取的工具变量满足理论需求。进一步地,通过弱工具变量检验可知,工具变量(*IV*)为强工具变量(*F*统计量为3 847.58,远远大于经验值10),说明本文选取的工具变量合理。

表6第(2)列展示了工具变量第一阶段回归结果,工具变量(*IV*)与数字金融(*Index*)存在显著负相关关系,表明企业所在城市与杭州市球面距离越远,其数字金融发展程度越低。表6第(3)列展示了工具变量第二阶段回归结果,数字金融(*Index*)和企业违规(*Fraud*)的关系依旧呈显著负相关,这表明在缓解遗漏变量和反向因果造成的内生性问题后,本文的研究结论仍然成立。

(3) Heckman两阶段。为了解决自选择导致的内生性问题,采用Heckman二阶段检验。在第一阶段,以原模型中的所有控制变量作为自变量进行Probit回归,回归结果得出逆米尔斯比率(*IMR*),并将其放入第二阶段模型中加以控制,其回归结果如表6第(4)列所示,数字金融(*Index*)与企业违规行为(*Fraud*)的系数为-0.132, *t*值为-3.321,表示在纠正样本可能存在的自选择问题后,假设1依旧成立。

2. 稳健性检验

(1) 替换模型。由于本文被解释变量企业违规是一个二值变量且具有非负性特点,借鉴梁上坤等(2020)研究,分别采用Poisson、Tobit、Probit三种模型更换原模型重新进行回归分析,其结果如表7第(1)至(3)列,数字金融(*Index*)与企业违规行为(*Fraud*)的系数分别为-0.3405、-0.0523、-0.2494, *z*值分别为-4.93、-5.43、-5.85,均在1%的水平上显著负相关,在替换模型后,假设1的研究结论依旧成立。

表7 替换模型、替换解释变量和被解释变量衡量方法的检验结果

变量	(1) <i>Poisson Fraud</i>	(2) <i>Tobit Fraud</i>	(3) <i>Probit Fraud</i>	(4) 替换解释变量 <i>Fraud</i>	(5) 替换被解释变量 <i>Frequency</i>
<i>Index</i>	-0.341*** (-4.93)	-0.052*** (-5.43)	-0.249*** (-5.85)		-0.215*** (-3.117)
<i>DF</i>				-0.026*** (-3.248)	
<i>Controls</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
企业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>N</i>	20 369	20 369	20 369	19 191	20 369
<i>R</i> ² _{<i>P</i>}	0.047	0.070	0.063		
<i>Adj</i> _{<i>R</i>} ²				0.242	0.233

(2) 替换解释变量的衡量方法。借鉴李春涛等(2020)研究,本文根据《“十三五”国家科技创新规划》《大数据产业发展规划(2016—2020年)》《中国金融科技运行报告(2018)》以及相关重要新闻和会议,通过选取与数字金融有关的关键词,包括EB级存储、NFC支付、差分隐私技术、大数据、第三方支付等48个关键词,然后采用Python技术对百度搜索的关键词进行词频汇总作为数字金融的替换变量,为防止量级的干扰,进一步将其取对数处理。回归结果如表7第(4)列所示。可以看出,采用词频方式衡量的数字金融指标(*DF*)与企业违规(*Fraud*)的系数-0.026, *t*值为-3.248,说明数字金融能够有效降低企业违规,假设1依旧真实可靠。

(3) 替换被解释变量的衡量方法。借鉴梁上坤等(2020)研究,采用企业违规的次数(*Frequency*)作为企业违规的代理变量。回归结果如表7第(5)列所示。可以看出,数字金融指标(*Index*)与替换变量后的企业违规(*Frequency*)仍然在1%的水平上显著负相关,说明数字金融能够有效降低企业违规,假设1依旧成立。

五、作用机制分析

为进一步了解数字金融对企业违规影响的作用机制,构建模型(2)和(3),分别从资源效应、信息效应和治理效应探究数字金融影响企业违规的作用机制。

$$Median = \beta_0 + \beta_1 Index + \beta_i Controls + \Sigma Firm + \Sigma Year + \varepsilon \quad (2)$$

$$Fraud = \Upsilon_0 + \Upsilon_1 Median + \Upsilon_2 Index + \beta_i Controls + \Sigma Firm + \Sigma Year + \varepsilon \quad (3)$$

(一)资源效应

如前所述,数字金融能够发挥资源效应,缓解企业融资约束,进而降低企业违规。借鉴姜付秀等(2019)研究,采用SA指数衡量融资约束,该值越大,融资约束程度越高。回归结果如表8第(1)至(3)列所示,从第(2)列的回归结果可以看出,数字金融(*Index*)与融资约束(SA)的系数为-0.042,t值为-5.584,即数字金融有效缓解了企业融资约束。第(3)列示了将融资约束加入数字金融对企业违规行为的回归结果,回归结果表明数字金融通过缓解融资约束进而降低企业违规。此外,本文还进行了Sobel检验,Z值为-3.88,在1%水平上显著,说明资源效应的作用机制成立。

表8 资源效应和信息效应的作用机制检验

变量	(1) <i>Fraud</i>	(2) <i>SA</i>	(3) <i>Fraud</i>	(4) <i>Fraud</i>	(5) <i>DA</i>	(6) <i>Fraud</i>
<i>SA/DA</i>			0.173*** (4.326)			0.144*** (3.125)
<i>Index</i>	-0.111*** (-2.665)	-0.042*** (-5.584)	-0.118*** (-2.835)	-0.111*** (-2.665)	-0.014*** (-5.111)	-0.207*** (-2.814)
<i>Controls</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
企业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>N</i>	18987	18987	18987	18987	18987	18987
<i>Adj R²</i>	0.241	0.946	0.242	0.241	0.210	0.240
<i>Sobel Z</i>		-3.88			-2.92	

(二)信息效应

数字金融能够发挥信息效应,一方面能够让市场投资者通过数字化金融平台快速有效地获得企业各类信息,另一方面还能够加大投资者了解信息的广度和深度,降低信息不对称,进而降低企业违规。借鉴石桂峰(2022)研究,采用盈余管理作为信息不对称的代理变量,该值越大,信息不对称程度越高。回归结果如表8第(4)至(6)列所示,第(5)列的回归结果可以看出,数字金融(*Index*)与信息不对称(*DA*)的系数为-0.014,t值为-5.111,即数字金融可以降低企业的信息不对称。第(6)列表示将信息不对称加入数字金融对企业违规行为的回归模型中,回归结果表明数字金融可以降低信息不对称,进而降低企业违规。此外,本文还进行了Sobel检验,Z值为-2.92,在1%的水平上显著,说明信息效应在数字金融与企业违规之间的作用机制成立。

(三)治理效应

数字金融能够发挥治理效应,提升企业内部控制水平,降低代理问题,从而减少企业违规。

借鉴毛新述和孟杰(2013)研究,采用内部控制质量作为代理问题的替代变量,该值越大,代理问题越低。回归结果如表9第(1)至(3)列所示,从第(2)列的回归结果可以看出,数字金融(*Index*)与内部控制(*IC*)的系数为0.170, *t*值为3.430,即数字金融能够提升企业内部控制质量。第(3)列表示将内部控制加入数字金融对企业违规的回归模型中,回归结果表明数字金融通过促进内部控制进而降低企业违规行为。此外,本文还进行了*Sobel*检验, *Z*值为-6.90,在1%水平上显著,说明治理效应在数字金融与企业违规之间的作用机制成立。

表9 治理效应的作用机制检验

变量	(1) <i>Fraud</i>	(2) <i>IC</i>	(3) <i>Fraud</i>
<i>IC</i>			-0.021*** (-8.379)
<i>Index</i>	-0.111*** (-2.665)	0.170*** (3.430)	-0.110*** (-2.639)
<i>Controls</i>	Yes	Yes	Yes
企业固定效应	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes
<i>N</i>	18 735	18 735	18 735
<i>Adj_R</i> ²	0.241	0.249	0.244
<i>Sobel Z</i>		-6.90	

六、进一步分析

为了深化关于数字金融对企业违规所发挥的抑制作用,将从数字金融维度、企业所在地区和传统金融这三个方面进行异质性分析。选择这些因素进行异质性分析的原因有以下三个方面。首先,数字金融是本文研究的核心主题,通过深入探讨数字金融的不同维度,可以更全面地理解数字金融对企业违规行为的影响机制。其次,企业所在地区的经济发展水平、政策环境、市场竞争程度等因素不同,可能对数字金融的应用效果产生影响。最后,传统金融与数字金融存在着相互关联和竞争关系,通过分析传统金融对企业违规行为影响的异质性,可以较为全面地评估数字金融对企业违规的相对优势和作用机制。

(一)数字金融维度

近年来,我国数字金融发展迅速,数字金融在发展过程中也呈现出不同的发展模式,即数字金融的广度和深度。在广度上,数字金融不仅扩大了原有的服务界限,而且增强了金融的可得性,使得更多的企业和个人享受数字福利。在深度上,数字金融加强了金融服务的精准性,节约资金成本的同时也降低了时间成本。两种不同模式对企业违规有何影响,目前的研究较少。因此,本文借鉴郭峰等(2020)研究,分别考虑数字金融的广度和深度对企业违规的影响,回归结果如表10第(1)(2)列所示。研究发现,数字金融广度(*Coverage_breadth*)、数字金融深度(*Usage_depth*)与企业违规(*Fraud*)的相关系数是-0.164和-0.001, *t*值为-2.345和-2.403,均在5%的水平上显著负相关,说明数字金融的广度和深度都可以有效降低企业违规。可能的原因在于,数字金融的广度和深度可以丰富企业融资方式和渠道,增强了企业资金的供给能力,可以有效降低企业的融资约束,降低企业违规动机,且新型的数字技术在提升金融供给精准度的同时,也使金融供给机构更加全面、深入了解企业的基本状况,降低信息不对称,增加了企业的违规成本,倒逼企业降低违规。

(二)不同地区

数字金融作为金融机构和互联网公司借助新技术发展形成的新金融模式,其发展必然离

不开金融机构、互联网基础设施以及高级专业人才的支撑。由于不同地区之间的数字基础、经济环境、政策以及资源的差异,可能导致数字金融对于企业违规产生不同的影响,为了探究数字金融对企业违规在不同地区的差异性,本文进一步把样本分为东部地区和中西部地区,回归结果如表10第(3)(4)列所示,在东部地区数字金融(*Index*)与企业违规(*Fraud*)系数为-0.107, *t*值为-2.388,说明在5%水平上显著为负;在中西部地区数字金融(*Index*)与企业违规(*Fraud*)系数为-0.123, *t*值为-0.516,未通过显著性检验,即数字金融对企业违规的影响并不显著。可能的原因在于,一方面,东部地区企业通常更注重信息披露。相对于中西部地区,东部地区的企业更频繁地与投资者、合作伙伴等利益相关方交流,对信息的准确性和透明性要求更高。数字金融平台提供了更为公开透明的金融信息平台,使得企业的财务状况、经营成果等更加清晰可见,降低了企业与外部利益相关方之间的信息不对称,减少了因信息不对称而产生的违规风险。另一方面,东部地区的企业通常更注重内部管理和规范经营。相对于中西部地区,东部地区的企业更多受市场竞争的影响,对企业的内部控制要求更高。数字金融的应用可以提高企业内部控制的效率和效果,帮助企业建立健全内部控制机制,加强对内部流程和行为的监督和管理,可以降低因内部控制不当而产生的违规风险。因此,东部地区企业在数字金融的支持下,相比于中西部地区,可以显著降低企业违规行为的发生。

表 10 数字金融维度和地区异质性检验

变量	(1) 数字金融广度 <i>Fraud</i>	(2) 数字金融深度 <i>Fraud</i>	(3) 东部地区 <i>Fraud</i>	(4) 中西部地区 <i>Fraud</i>
<i>Coverage_breadth</i>	-0.164** (-2.345)			
<i>Usage_depth</i>		-0.001** (-2.403)		
<i>Index</i>			-0.107** (-2.388)	-0.123 (-0.516)
<i>Controls</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
企业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>N</i>	20369	20369	17617	2208
<i>Adj_R</i> ²	0.241	0.241	0.244	0.231

(三)传统金融

关于传统金融如何影响数字金融,主要有“互补论”和“替代论”两种观点。“互补论”认为,首先,传统金融发展迅速的地区为数字金融提供了有利的融资环境(王喆等,2021),便于数字金融发展。其次,传统金融也为数字金融的发展提供了必要的行业经验、知识技能等方面的人才支撑(郭峰等,2020),便于数字金融的快速发展。最后,传统金融为数字金融提供了基础支撑,数字金融的发展离不开传统银行账户的开立,开立的账户越多,数字金融吸纳的客户才能越多,同时,传统金融发达地区往往新技术的使用和数字基础发展更快,因此,数字金融发展的先天条件更好,两者之间存在互补关系。而“替代论”认为,我国数字金融快速发展的主要原因之一是传统金融无法实现有效供给(王喆等,2021),传统金融存在着“属性”“领域”“规模”等方面的错配问题,因而在传统金融发展落后的地区,数字金融发展的空间更大,发挥的效用更强(黄益平和黄卓,2018;唐松等,2020),两者之间存在着替代关系。为了探究数字金融对企业违规的影响在不同传统金融环境下存在的差异,借鉴唐松等(2020)的研究,以各省的贷款余额总

量与各省GDP的比值作为传统金融(CT)的代理变量,为了更好地凸显不同组中的差异程度,进一步按照中位数将样本分成强传统金融组和弱传统金融组进行分组回归,回归结果如表11第(1)(2)列所示。

表 11 传统金融异质性检验

变量	(1)	(2)	(3)
	弱传统金融 <i>Fraud</i>	强传统金融 <i>Fraud</i>	<i>Fraud</i>
<i>Index</i>	-0.045 (-0.506)	-0.059*** (-2.704)	0.040 (0.338)
<i>Index</i> × <i>CT</i>			-0.037* (-1.758)
<i>CT</i>			0.007 (0.100)
<i>Controls</i>	Yes	Yes	Yes
企业固定效应	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes
<i>N</i>	5 158	5 578	5 578
<i>Adj_R</i> ²	0.250	0.269	0.275

可以看出,在弱传统金融组中两者的关系不显著;在强传统金融组中,数字金融(*Index*)与企业违规(*Fraud*)系数为-0.059,*t*值为-2.704,在1%的水平上显著负相关。表11第(3)列展示了传统金融和数字金融的交乘项(*Index*×*CT*)与企业违规系数为-0.037,*t*值为-1.758,在10%的水平上显著负相关,说明在强传统金融环境中,数字金融对企业违规的抑制作用更显著,支持“补充论”。究其原因在于,传统金融为数字金融的发展提供了多样化的融资渠道,数字技术方面的专业人才和多元化的金融基础设施,推动了数字金融的发展,使其能够有效发挥资源、信息和治理效应,从而抑制企业违规。

七、研究结论与启示

本文以2011—2020年我国A股上市公司为研究对象,以数字金融为切入点,从资源效应、信息效应和治理效应分别探究数字金融对企业违规的影响。研究表明:数字金融显著降低了企业违规。数字金融可以通过降低企业的融资约束和信息不对称以及提升内部控制质量,进而降低企业违规。进一步研究发现,数字金融的广度和深度都可以抑制企业违规,数字金融对企业违规的抑制作用在东部地区和传统金融发展好的地区中更显著。

通过本文研究,得出如下启示。(1)牢牢把握数字金融发展所带来的机遇。数字金融不仅有助于降低企业的融资约束以及信息不对称,而且有助于提升企业内部控制质量,降低企业违规,助力企业健康发展。因此,企业应当充分利用数字金融的资源优势和信息效应,提升自身经营能力,推动企业可持续发展,同时要利用数字金融的治理效应,完善企业治理体系,降低企业违规行为,促进企业高质量发展。(2)推动数字金融多维度发展。数字金融的广度和深度都有助于抑制企业违规,说明数字金融具有普惠性和精准性。因此,在数字金融发展过程中,需要推动数字金融广度和深度协同并进,充分发挥数字金融优势,避免出现“惠而不精”或“精而不惠”的现象。(3)促进数字金融在中西部地区的应用。针对中西部地区企业,政府可以制定政策支持数字金融的发展,包括加大对数字金融基础设施建设的投入、鼓励金融机构加大对中西部地区企业的金融支持等措施,以增强数字金融的普及和应用。

主要参考文献

- [1]陈春华,曹伟,曹雅楠,等.数字金融发展与企业“脱虚向实”[J].财经研究,2021,47(9):78-92.
- [2]陈冬华,胡晓莉,梁上坤,等.宗教传统与公司治理[J].经济研究,2013,48(9):71-84.
- [3]陈峻,孙琳琳,鲍婧.审计监督、客户议价能力与上市公司财务违规[J].审计研究,2022,(3):92-103.
- [4]杜善重.数字金融的公司治理效应——基于非家族股东治理视角[J].财贸经济,2022,43(2):68-82.
- [5]郭峰,王靖一,王芳,等.测度中国数字普惠金融发展:指数编制与空间特征[J].经济学(季刊),2020,19(4):1401-1418.
- [6]黄益平,黄卓.中国的数字金融发展:现在与未来[J].经济学(季刊),2018,17(4):1489-1502.
- [7]姜付秀,蔡文婧,蔡欣妮,等.银行竞争的微观效应:来自融资约束的经验证据[J].经济研究,2019,54(6):72-88.
- [8]江新峰,张敦力,李欢.“忙碌”独董与企业违规[J].会计研究,2020,(9):85-104.
- [9]李春涛,闫续文,宋敏,等.金融科技与企业创新——新三板上市公司的证据[J].中国工业经济,2020,(1):81-98.
- [10]李从刚,许荣.保险治理与公司违规——董事高管责任保险的治理效应研究[J].金融研究,2020,(6):188-206.
- [11]毛新述,孟杰.内部控制与诉讼风险[J].管理世界,2013,29(11):155-165.
- [12]孟庆斌,邹洋,侯德帅.卖空机制能抑制上市公司违规吗?[J].经济研究,2019,54(6):89-105.
- [13]石柱峰.行业经营性信息披露能提升商业信用融资吗?[J].会计研究,2022,(12):77-90.
- [14]孙健,王百强,曹丰,等.公司战略影响盈余管理吗?[J].管理世界,2016,32(3):160-169.
- [15]唐松,伍旭川,祝佳.数字金融与企业技术创新——结构特征、机制识别与金融监管下的效应差异[J].管理世界,2020,36(5):52-66.
- [16]王菁华.彩票文化能够影响企业财务违规行为吗?——来自地区彩票消费的证据[J].审计与经济研究,2021,36(6):70-80.
- [17]王敏,何杰.大股东控制权与上市公司违规行为研究[J].管理学报,2020,17(3):447-455.
- [18]王喆,陈胤默,张明.传统金融供给与数字金融发展:补充还是替代?——基于地区制度差异视角[J].经济管理,2021,43(5):5-23.
- [19]魏芳,耿修林.高管薪酬差距的阴暗面——基于企业违规行为的研究[J].经济管理,2018,40(3):57-73.
- [20]辛清泉,孔东民,郝颖.公司透明度与股价波动性[J].金融研究,2014,(10):193-206.
- [21]于瑶,祁怀锦.混合所有制与民营经济健康发展——基于企业违规视角的研究[J].财经研究,2022,48(3):33-47.
- [22]曾祥飞,陈良华,祖雅菲.生命周期视角的管理会计正式控制与非正式控制的匹配关系研究——来自沪深上市公司的经验证据[J].南开管理评论,2018,21(5):105-116.
- [23]张勋,万广华,张佳佳,等.数字经济、普惠金融与包容性增长[J].经济研究,2019,54(8):71-86.
- [24]张勋,杨桐,汪晨,等.数字金融发展与居民消费增长:理论与中国实践[J].管理世界,2020,36(11):48-62.
- [25]周泽将,马静,胡刘芬.经济独立性能否促进监事会治理功能发挥——基于企业违规视角的经验证据[J].南开管理评论,2019,22(6):62-76.
- [26]Chen J D, Cumming D, Hou W X, et al. Does the external monitoring effect of financial analysts deter corporate fraud in China?[J]. *Journal of Business Ethics*, 2016, 134(4): 727-742.
- [27]Jeppson N, Salerno D. Innovation focused strategy and earnings management[J]. *Economic and Business Review*, 2017, 19(1): 19-49.
- [28]Lisic L L, Silveri S, Song Y H, et al. Accounting fraud, auditing, and the role of government sanctions in China[J]. *Journal of Business Research*, 2015, 68(6): 1186-1195.
- [29]Liu Y, Luan L, Wu W L, et al. Can digital financial inclusion promote China's economic growth?[J]. *International Review of Financial Analysis*, 2021, 78: 101889.

Does Digital Finance Help Reduce Corporate Violations? An Empirical Study Based on A-share Listed Companies

Dong Xiaohong, Pan Chengshuang, Lyu Jing

(School of Accounting, Anhui University of Finance & Economics, Bengbu 233030, China)

Summary: Taking A-share listed companies from 2011 to 2020 as the research object, this paper explores the impact and mechanism of digital finance on corporate violations. The research findings indicate that: (1) Digital finance significantly reduces corporate violations. (2) Digital finance reduces corporate violations by leveraging the resource effect, the information effect, and the governance effect. Specifically, digital finance can reduce corporate violations by alleviating financing constraints and information asymmetry, as well as enhancing internal control quality. (3) Further investigation reveals that both the breadth and depth of digital finance can suppress corporate violations. The inhibitory effect of digital finance on corporate violations is more pronounced in eastern regions. Additionally, there is a complementary relationship between digital finance and traditional finance, that is, in regions with well-developed traditional finance, digital finance exhibits a better inhibitory effect on corporate violations. This paper not only enriches the literature on digital finance and corporate violations, but also provides insights and guidance for promoting digitalization and achieving high-quality development in capital markets.

Key words: digital finance; corporate violations; resource effect; information effect; governance effect

(责任编辑:王 孜)