文章编号：0253-374X(2026)01-0160-11

DOI：10.11908/j.issn.0253-374x.25065

基于机器学习方法的社会融资规模驱动因素

郝雨桐[1]，钟宁桦[1]，刘若蕖[2]，沈一帆[1,3]

（1. 同济大学 经济与管理学院，上海 200092；2. 帝国理工商学院，伦敦 SW72AZ；3. 上海大学 悉尼工商学院，上海 200444）

摘要：近年来社会融资规模扩张动能减弱，为厘清其背后的深层成因并探索驱动其增长的有效路径，采用XGBoost算法与2种解释性工具，剖析影响社会融资规模的关键因素，得到比较一致的结论。研究结果表明：消费和投资是社会融资规模增长的关键驱动力。分时间的脉冲响应分析显示，2012年后投资驱动社会融资规模能力逐渐减弱，而消费驱动能力逐渐增强。消费市场疲软是近期拖累社会融资规模增长的主要因素。进一步分析我国不同地区之间的差异，发现消费对社会融资规模的驱动作用具有区域差异，在东部地区效果最强。建议应更好地发挥消费的基础性作用，逐渐形成“以消促投”的良性循环，最终以消费和投资“双轮”驱动社会融资规模稳健增长。

关键词：社会融资规模；投资消费；广义脉冲响应；XGBoost

中图分类号：F822　　**文献标志码**：A

Driving Factors of Total Social Financing Based on Machine Learning Methods

HAO Yutong[1]，*ZHONG Ninghua*[1]，*LIU Ruoqu*[2]，*SHEN Yifan*[1,3]

(1. School of Economics and Management, Tongji University, Shanghai 200092, China; 2. Imperial College Business School, London SW72AZ, UK; 3. Sydney Institute of Language and Commerce, Shanghai University, Shanghai 200444, China)

Abstract: In recent years, the momentum behind the expansion total social financing has shown signs of stagnation. To underlying causes and explore effective pathways to stimulate its growth, this paper employs the XGBoost algorithm along with two interpretability tools to analyze the key factors influencing total social financing growth, yielding consistent and robust results. The findings indicate that consumption and investment are the primary driving forces behind total social financing growth. Time-varying impulse response analysis reveals that since 2012, the ability of investment to drive total social financing has gradually weakened, while the driving role of consumption has steadily increased. The sluggish consumer market has emerged as the main factor restraining recent total social financing expansion. Further regional analysis suggests that the driving effect of consumption on financing growth exhibits spatial heterogeneity, with the eastern region experiencing the strongest impact. Accordingly, this paper recommends to better leverage the fundamental role of consumption to foster a virtuous cycle of “consumption-led investment,” ultimately achieving steady growth in total social financing through a dual engine of consumption and investment.

Keywords: total social financing; investment and consumption; generalized impulse response; XGBoost

自2010年中央经济工作会议首次提出“保持合理的社会融资规模”以来，社会融资规模已成为衡量我国货币政策效果与金融支持实体经济的重要指标。2024年中央经济工作会议进一步强调，发挥好货币政策工具总量和结构双重功能，使社会融资规模、货币供应量增长同经济增长、价格总水平预期目标相匹配，凸显其在货币政策传导中的关键作用。从统计口径上看，社会融资规模涵盖了实体经济从金融体系获得的全部资金，能够全面反映金融与实体经济的关系，是宏观调控的重要依据[1]。

然而近年来我国社会融资规模呈现出明显的增长乏力趋势。一方面，社会融资规模存量增速自2020年起逐年下滑，由2020年的12.54%下降至2023年的9.41%，其中2023年7月更是跌至近20年来最低值(8.9%)；另一方面，在货币政策持续宽松的背景下，社会融资规模与广义货币供应量(M2)走势持续背离，二者“剪刀差”自2022年4月以来长期

收稿日期：2025-03-30
基金项目：国家社会科学基金重大项目(19ZDA073)
第一作者：郝雨桐，博士生，主要研究方向为宏观经济、公司金融。E-mail：yvettehaoyt@163.com
通信作者：刘若蕖，硕士生，主要研究方向为机器学习。E-mail：ruoqu.liu24@imperial.ac.uk

论文拓展介绍

为正，反映出货币传导机制中融资需求未能有效响应货币扩张。此外，社会融资规模增速与名义经济增速匹配程度偏低，2022年第一季度至2023年第二季度，两者相关性达—55%，与政策目标明显背离。这些迹象共同表明：当前我国社会融资需求不足，金融对实体经济的支持效果不及预期。

关于社会融资规模的研究，现有文献主要集中于2个方面：其一，作为货币政策中介目标的适用性与传导效能[2-5]；其二，衡量金融对实体经济支持的效果[6-8]。随着地区数据的逐步披露，研究也开始涉及社会融资对区域产业结构优化和经济增长的作用[9-10]。此外，不少学者揭示了社会融资规模与GDP、CPI、进出口、投资、工业增加值等主要经济指标之间的高度相关性[11-13]。尽管已有研究或多或少指出社会融资规模与多种宏观变量之间存在较强的相关或因果关系，但真正系统考察其具体影响因素的研究仍较有限。少数研究往往依赖经济理论预设变量，通过传统计量方法分析特定因素如跨境资本流动[14]、互联网金融[15]、影子银行、政府债务及政策不确定性[16-18]等的影响。也有研究采用多变量模型分析其变动来源[19]，但整体来看变量选择有限，方法较为传统，缺乏系统性和多维度分析。

在此背景下，基于机器学习方法，尝试从多维度宏观经济变量中识别出影响社会融资规模增长的关键驱动因素，进而分析其在时间和地区维度上的动态变化，为稳增长政策提供实证参考。具体而言，采用XGBoost算法，整合十大类共54个宏观经济变量（涵盖生产、房地产、能源、财政、投资、外贸、流通、就业、消费与物价），通过特征重要性评分，发掘消费、投资与影响社会融资规模增长的核心驱动力的关系。进一步，基于广义脉冲响应分析，刻画两者在不同阶段的动态效应。国家统计局数据显示，自2022年2月以来基础设施建设投资增速稳定在10%左右，这一数字明显高于2020年以前同期水平。然而，消费数据与投资的积极走势形成鲜明对比。2020年后消费者信心指数远低于之前水平；社会消费品零售总额增长基本停滞，消费贷款增速自2021年8月起持续低于所有贷款的平均增速。可见，尽管固定资产投资的增速有所回升，但消费领域整体依旧低迷。本文指出在目前投资驱动社会融资规模的能力逐渐减弱、消费驱动能力逐渐增强的背景下，拖累社会融资规模增长的关键原因；还使用省级面板数据进一步考察消费及投资对社会融资规模影响的地区异质性。

本文的边际贡献主要体现在2个方面：一是拓展了对社会融资规模影响因素识别的研究视角。与以往依赖理论预设变量的实证研究不同，利用机器学习方法在变量选择上更具数据驱动性，能够更全面识别关键驱动因素，丰富了相关文献。二是本文区分不同经济发展阶段、不同省份地区探究社会融资规模影响因素的动态变化。从时间与空间维度系统探究投资与消费驱动能力的变化趋势和区域差异，揭示消费逐渐取代投资成为主导驱动力的结构性转变，具有较强的现实意义。

1　社会融资规模指标的设立背景与统计描述

1.1　制度背景

随着我国金融市场改革不断深化，传统以银行为核心、以表内信贷为主的存款性金融结构逐渐转变。自2002年以来，表内贷款在社会融资规模中的占比从95.5%降至约60%，而直接融资比重稳步提升至30%以上，反映出传统信贷和货币指标已难以全面反映实体经济的融资状况，亦无法满足宏观调控与金融监管的需求。为此，中国人民银行于2011年正式提出“社会融资规模”概念，并建立起涵盖表内信贷、表外业务、直接融资等多渠道的统计体系。该指标不仅包括传统的贷款规模，还涵盖金融机构的表外业务、直接融资和其他项目，极大地扩展了统计的覆盖面，也提高了货币政策的有效性和金融宏观调控的精准度[11]。社会融资规模已成为评估我国金融资源配置与流动性状况的重要工具，受到政府与学界高度重视。

1.2　数据处理与统计描述

采用的社会融资规模数据基于中国人民银行公布的数据整理而成。在2016年之前，中国人民银行仅披露社会融资规模存量的年度数据或季度数据。为获取各年份社会融资规模存量的月度数据，以2002年社会融资规模存量的年度数据为基础，逐一加总社会融资规模增量的月度数据，得到2003—2015年每一月度的社会融资规模存量，最后计算得到2004—2015年各月份的社会融资规模增速。笔者计算得到的社会融资规模存量与盛松成和谢洁玉[4]得出的数据在数值及趋势上基本一致，说明笔者的计算方法和数据构建是可靠的。同时，采用全国层面数据覆盖2004—2023年的240个月度观测样本，地区层面数据则使用2014—2019年期间31个省

份的季度面板数据,共计约1 100余组观测值。尽管相较于部分大规模微观数据而言,样本量相对有限,但对于宏观经济问题研究而言,尤其是社会融资规模此类高层级的宏观指标,数据主要依赖国家统计局与中国人民银行等官方渠道发布,结合时间序列与地区面板数据已最大限度地扩充了样本容量,能够较好支撑机器学习模型的训练要求。此外,通过交叉验证与超参数调优,有效缓解了小样本条件下模型过拟合的风险,并辅以SHAP(Shapley Additive explanations)方法增强结果的可解释性和稳健性,从而确保研究结论的科学性和可靠性。

在2004—2023年间,我国社会融资规模增速大致经历了4个阶段的演变。第1阶段(2004—2008年),融资增速保持在较高水平,平均达16.84%,反映出当时较强的融资需求。第2阶段(2009—2011年),受全球金融危机后刺激政策推动,融资增速大幅上升,平均达到26.26%,最高达35.25%,且波动性明显增强。第3阶段(2012—2016年),增速回落至约15%,趋于稳定。第4阶段(2017—2023年),融资增速持续放缓,平均降至11.62%,2023年更降至10%以下,为20年来最低水平。这一趋势显示出我国社会融资规模已从高速增长进入到相对低速、稳健的发展阶段。

2 社会融资规模的驱动因素研究

2.1 基于XGBoost的特征重要性评分

使用2004年1月至2023年12月共计240个月度数据进行研究。数据来自于国家统计局及Wind数据库。参考Wind宏观经济数据库分类,选取55个代表性的宏观经济变量,覆盖投资、消费、财政、外贸、房地产、物价、生产、能源、流通以及就业十大经济类别。这些变量均以其增长率的形式纳入分析,以保持与社会融资规模增长率指标的一致性和可比性。具体指标见表1。

采用极端梯度提升树(Extreme Gradient Boosting, XGBoost)算法对全部变量进行特征重要性分析,识别驱动我国社会融资规模增长的核心因素。XGBoost通过集成多个决策树,并利用梯度下降法迭代优化模型误差[20],已广泛应用于监督学习任务中的分类与回归建模。相关研究表明,在参数调整得当的前提下,XGBoost在预测性能和稳健性方面常优于其他主流算法,如随机森林和深度神经网络[21]。本文研究的重点在于基于机器学习模型探索社会融资规模的主要影响因素及其解释性分析,非以提升预测精度为主要目标。为增强模型选择的

表1 指标分类

Tab. 1 Classification of indicators

所属类别	变量名称
制造类	汽车产量
	玻璃产量
	化学纤维产量
	塑料制品产量
	工业机器人产量
	钢材产量
房地产销售类	国房景气指数
	商品房销售额
	商品房销售面积
	房屋新开工面积
能源类	发电量
	原煤产量
	焦炭产量
财政类	中央一般公共预算收入
	税收收入
投资类	固定资产投资完成额
	第二产业固定资产投资
	第三产业固定资产投资
	房地产开发投资
	挖掘机产量
	水泥产量
	粗钢产量
	10种有色金属产量
	生铁产量
	铁矿石产量
就业类	城镇新增就业人数
	城镇调查失业率
外贸类	进出口金额
	出口金额
	进口金额
	贸易差额
	使用外资金额
	服务进出口金额
	非金融类对外直接投资
	对外承包工程业务新签合同额
流通类	货物周转量
	铁路货物周转量
	公路货物周转量
	水运货物周转量
	民航货物周转量
	沿海主要港口货物吞吐量
	铁路客运量
	民航客运量
	公路客运量
	水运客运量
消费类	社会消费品零售总额
	居民消费价格指数
	居民消费价格指数_衣着
	居民消费价格指数_消费品
	居民消费价格指数_服务
物价类	商品零售价格指数
	商品零售价格指数_食品
	商品零售价格指数_日用品
	商品零售价格指数_服装、鞋帽

合理性，简要对比XGBoost、随机森林与浅层神经网络的建模效果，结果显示XGBoost在均方误差（MSE）与解释性指标R^2上均优于其他模型，具备更强的拟合能力与变量解释能力（见表2）。因此，采用XGBoost作为主要研究方法，以获得更高的结果稳健性与可解释性。

表2　不同模型性能对比

Tab. 2　Comparison of performance across different models

模型类型	均方误差	R^2
XGBoost	0.015	0.87
随机森林	0.021	0.82
浅层神经网络	0.026	0.79

为确保模型训练效果，采用网格搜索（grid Search）方法对关键超参数进行调优。搜索范围包括：学习率（eta），取值范围[0.01, 0.10, 0.20]；树的最大深度（max_depth），取值范围[3, 5, 7]；迭代次数（n_estimators），取值范围[50, 100, 200]。并采用5折交叉验证（5-fold cross-validation）作为模型性能评估标准，优化指标为均方误差（Mean Squared Error, MSE）。最终，确定的最优参数组合为：eta为0.2，max_depth为3，n_estimators为200。XGBoost可在模型训练过程中自动衡量各特征的重要性，其评估依据主要包括3个维度：增益（gain）、频率（weight）与覆盖度（cover）。其中，增益衡量某一特征在分裂节点中对模型性能提升的平均贡献，被视为最核心的指标；频率表示特征在全部树结构中被选为分裂节点的次数；覆盖度则衡量该特征在分裂时所涉及的样本规模。鉴于增益（gain）能够更全面反映特征对预测结果的边际影响，以该指标作为衡量变量重要性的主要依据，以确保特征排序的科学性与解释力。依据Breiman[22]的方法，定义单一决策树T中特征X_j的重要性为

$$w_j^2(T)=\sum_{t=1}^{J-1}\hat{\tau}_t^2 \tag{1}$$

式中：$\hat{\tau}_t^2$为平方改进量，表示在决策树的内部节点t上特征X_j通过最大化平方误差风险减少量从而选定分裂点带来的性能提升。特征的选择基于其对减少模型整体预测误差的贡献度。因此，一个特征的平方重要性是其在所有$J-1$个节点上提供的平方改进量的累积。这一度量方法考虑到特征在每次分裂中的贡献，并在M棵树上进行平均，以获得更为稳健的特征重要性估计，见式（2）：

$$w_j^2(T)=\frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M}\hat{\tau}_t^2(T_m) \tag{2}$$

式中：M为集成决策树的总数；T_m为集成模型中的第m棵具体决策树的结构。

如图1所示，对社会融资规模增长影响程度最高的3类指标分别为消费类、投资类和财政类，贡献度分别为32%、27%和26%。综合来看，社会融资规模增长的特征重要性评分显示，消费类、投资类变量在推动社会融资规模增长中起着关键性作用。尽管财政类变量在特征重要性排序中同样表现突出，但如前所述，财政收入主要反映政府财力状况，其对社会融资规模的影响更多通过财政支出等间接路径发挥作用，存在一定的滞后性和政策性特征。相较之下，消费和投资更直接体现为社会融资需求方的行为变化，与融资需求之间具有更紧密的联动关系。因此，在后续分析中重点探讨消费和投资2类变量，既符合模型结果的指引，也更契合实际政策制定的需要。

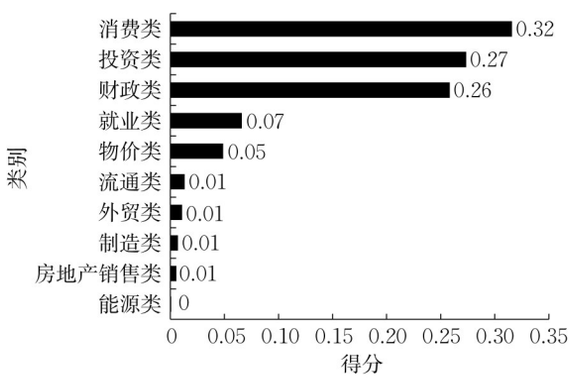

图1　分类特征变量累计重要性评分

Fig. 1　Cumulative importance scores of classified features

2.2　SHAP的特征重要性评分

为提高结论的可靠程度，并更深入地分析和比较各个特征变量对社会融资规模增长的影响程度及方向，引入SHAP方法进行分析。该方法基于文献[23]在合作博弈研究中提出的Shapley值，公正地分配多个参与者在集体达成某一结果时的贡献。在机器学习领域，SHAP值被用来量化模型中每个特征的集体贡献，可以反映特征对模型预测影响的强度，可以作为对特征重要性的评分[24]。

根据Strumbelj等[25]的研究，SHAP值可用于确定特征X_j在模型中的价值，其计算式为

$$\Phi_j(f)=\sum_{S\subseteq N\setminus\{j\}}\frac{k!(p-k-1)!}{p!}(f(S\cup\{j\})-f(S)) \tag{3}$$

式中：$\Phi_j(f)$为特征X_j的Shapley值；N为所有特征

变量的集合;p为特征的总数;j为特征值;S为从N中剔除特征后生成的任意特征子集;k为子集S中包含的特征数量;$N\backslash\{j\}$为除了特征X_j外所有可能的特征组合;$f(S)$为含有S集合的特征时模型的预测,而$f(S\cup\{j\})$为模型含有S集合加上特征X_j时的预测。方程(1)的解读是,特征的SHAP值是它对模型预测的边际贡献,这一贡献是在所有可能的特征组合构成的模型中平均得到的。SHAP的主要贡献在于为模型预测生成局部加性特征归因,见式(4):

$$\hat{y}_i=\Phi_0+\Phi_{i,1}+\Phi_{i,2}+\cdots+\Phi_{i,p} \quad (4)$$

式中:$\hat{y}_i$为对观测点i的模型预测值;Φ_0为模型的基准值,即所有观测点预测值的平均值;$\Phi_{i,p}$为第p个特征对观测点i的预测所作的边际贡献。SHAP方法通过精确考量特征增减对模型预测性能的影响获得每个特征对模型预测结果的具体贡献度。与传统的特征重要性度量相比,SHAP方法提供了更公平的特征贡献评估,且能够报告特征对目标变量的影响方向,对于解释复杂模型的决策过程具有重要价值。

由此进一步对驱动社会融资规模增长的主要因素进行研究。如图2所示,SHAP贡献分析表明影响社会融资规模增长的前五大重要变量依次为第三产业固定资产投资、一般公共预算收入、社会消费品零售总额、挖掘机产量及房地产开发投资,平均SHAP值分别为1.24、1.16、0.87、0.74和0.35。基于XGBoost算法的特征变量重要性排序与Shapley值法的贡献度结果基本一致。使用2种解释性方法得出的前15名重要变量相同,仅在具体次序上略有差异。其中,重要性排名前三的特征均为第三产业固定资产投资、社会消费品零售总额和一般公共预算收入。

图3展示了基于SHAP值的蜂群图,用以刻画各特征变量对社会融资规模的具体影响。图中每个点代表一个样本在该特征下的SHAP值,横轴为SHAP值大小,反映该特征对模型预测的正负影响方向及其强度;颜色表示特征值的高低,从灰色(较低)到黑色(较高)。纵轴按变量重要性由高到低排列,有助于直观呈现关键变量的排序。从图中可以看出,固定资产投资与社会消费品零售总额的高特征值主要集中在SHAP值为正的区域,表明这2类变量在数值较高时对社会融资规模的增长具有显著的正向推动作用。相较之下,一般公共预算收入在SHAP值为正区域中大多表现为灰色,说明尽管该变量在特征重要性排序中位居前列,但其高取值时

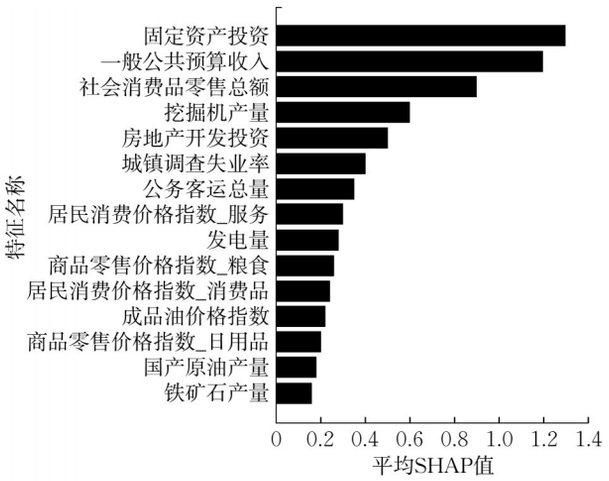

图2 依据SHAP值的特征重要性排序

Fig. 2 Ranking of feature importance based on SHAP values

对融资规模的边际正向推动作用相对有限。这表明财政收入的重要性更多体现为解释模型方差的能力,而非直接强烈拉动融资需求的因素。相比之下,固定资产投资与社会消费品零售总额的高特征值主要集中在SHAP值为正的区域,显示其对社会融资规模增长具有显著的正向促进作用。SHAP分析进一步验证了本文核心结论:固定资产投资和消费是推动社会融资规模增长的关键驱动因素。

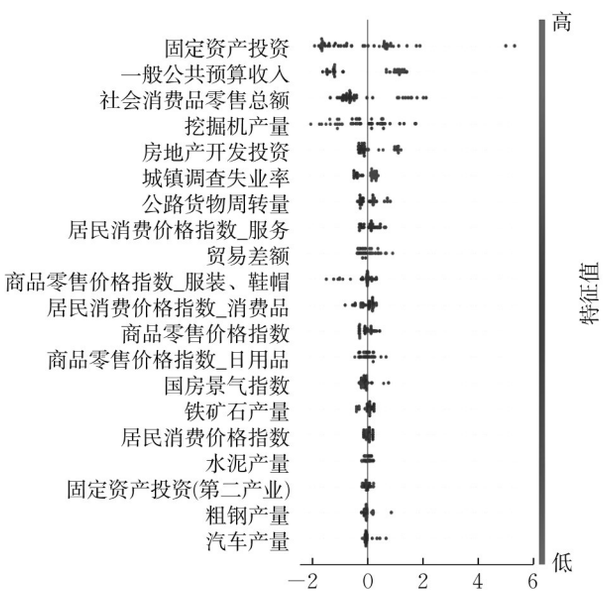

图3 特征变量SHAP蜂群图

Fig. 3 SHAP Beeswarm plot of feature variables

综合上述分析可以发现,XGBoost算法揭示的特征重要性评分与SHAP值分析的结果相辅相成,均能够说明消费和投资是当前我国社会融资规模增

长的主要驱动力，投资与消费对社会融资规模增长的影响路径和效果较为多元。从宏观经济的角度看，投资不仅是吸纳社会融资的重要方面，也是推动技术进步和产能扩张的关键变量。投资的增加能够创造更多的资本积累，促进生产力的发展，进而提高经济的整体融资能力；消费的增长则体现了社会总需求的扩大，它能够通过增强企业盈利预期、激发市场活力最终促进融资规模的扩张。本文将进一步深入分析投资与消费对社会融资规模的具体影响。

3　投资与消费对社会融资规模的动态影响

进一步对不同历史时期内投资与消费对社会融资规模的动态影响进行研究。在过去10余年间，我国经济经历了不同的发展阶段。其中，以2012年为分界，第1阶段（2009—2012年），全球金融危机余波使我国出口市场萎缩、国内需求下滑，外部环境的不确定性对经济增长带来显著不利影响。为了推动我国经济快速复苏，保持较高的增速，我国政府在2008年11月为应对全球金融危机带来的不利影响，出台了以新增投资为主、总额“四万亿”的一揽子“逆周期”经济刺激计划，同时还采取了宽松的货币政策，如降低银行发放贷款的利率和门槛。这样的逆周期调节计划为中国经济注入活力，有效扩大了企业投资[26]，短期内大幅驱动了我国GDP增长并带动了投资与消费[27]。在第二阶段（2012年之后），我国“四万亿”刺激计划逐渐退出，我国经济增速呈现减缓趋势。我国固定投资增速自2013年以来呈现出不断下降趋势，从2013年的19.6%下降至2019年的5.4%。而最终消费对国内生产总值的贡献率从2014年的51.2%增长到2018年的76.2%。至2015年，中央经济工作会议定调我国经济发展进入新常态。我国经济增长的驱动力在过去10年逐渐由投资主导向消费驱动转型。

选取固定资产投资增速、社会零售品零售总额增速分别代表投资与消费的变化趋势，数据来源于Wind数据库。考虑到2020年起新冠疫情的影响，宏观数据出现因外生冲击而导致异常波动，为确保数据的准确性和实证研究结果的稳健性，选取的数据区间为2004年1月至2019年12月，共计192个月度数据。鉴于上述数据以增速形式提供，对其应用X-12-ARIMA季节性调整方法进行季节性调整。建立包含社会融资规模（SHRZ）、投资（INV）和消费（CUM）3个变量的向量自回归（VAR）模型来检验它们之间的动态关系。假设滞后阶数为k，构造模型为

$$\boldsymbol{Y}_t=\mu+\boldsymbol{\Pi}_1\boldsymbol{Y}_{t-1}+\boldsymbol{\Pi}_1\boldsymbol{Y}_{t-2}+\cdots+\boldsymbol{\Pi}_k\boldsymbol{Y}_{t-k}+\varepsilon_t \tag{5}$$

式中：

$$\boldsymbol{Y}_t=(y_{1,t},y_{2,t},\cdots,y_{n,t})',\mu=(\mu_1,\mu_2,\cdots,\mu_n)' \tag{6}$$

$$\boldsymbol{\Pi}_j=\begin{bmatrix}\pi_{11,j} & \pi_{12,j} & \cdots & \pi_{1N,j}\\ \pi_{21,j} & \pi_{22,j} & \cdots & \pi_{2N,j}\\ \vdots & \vdots & & \vdots\\ \pi_{N1,j} & \pi_{N2,j} & \cdots & \pi_{NN,j}\end{bmatrix} \tag{7}$$

$$j=1,2,\cdots,k;\ \varepsilon_t=(\varepsilon_{1t},\varepsilon_{2t},\varepsilon_{3t})'\sim IID(0,\Omega) \tag{8}$$

其中每一个元素相互之间可以同期相关，但不与自己的滞后项相关以及不与右边的变量相关。进一步，可以将式(6)改写成一个无限移动平均形式，为

$$Y_t=\sum_{i=0}^{\infty}\boldsymbol{A}_i\varepsilon_{t-i} \tag{9}$$

系数矩阵$\boldsymbol{A}_i$可以通过式(10)递归过程得到：

$$\boldsymbol{A}_i=\boldsymbol{\Pi}_0A_{t-1}+\boldsymbol{\Pi}_1A_{t-2}+\cdots+\boldsymbol{\Pi}_kA_{t-k}\quad i=1,2,\cdots \tag{10}$$

传统的脉冲响应分析方法，如Cholesky以及Bernanke脉冲响应分析法，较为依赖于扰动项结构关系的主观设定[28]，而且在扰动项存在同期相关关系的情形下，分析结论常常会因为结构关系的不同设定或变量的不同排序而发生敏感性的变化[29-30]，而本文研究对象是社会融资、投资与消费三者，无法证明存在谁影响谁的先后顺序。因此，为了进一步克服传统研究方法的这一局限从而保证结论的可靠与稳健，采用广义脉冲响应（GIRF）分析方法。Pesaran和Shin[29]提出了广义脉冲响应函数（Generalized impulse response function）的概念，定义G_x为广义脉冲响应函数，为

$$G_x\left(n,\delta_j,\overline{\omega}_{t-1}\right)=E\left(x_{t+n}|\varepsilon_{jt}=\delta_j,\overline{\omega}_{t-1}\right)-E(x_{t+n}|\overline{\omega}_{t-1}) \tag{11}$$

式中：δ_j为来自第j个变量的冲击；n为该冲击响应时期数；$t-1$为该冲击发生时所有可获得的信息集。式(11)表明，n期冲击响应的G值实际上是考虑δ_j冲击对X_{t+n}期望值所导致的差异。进一步，假设$\varepsilon_t\sim N(0,\Omega)$，冲击的条件期望值可以表示为

$$E\left(\varepsilon_t|,\varepsilon_{jt}=\delta_j\right)=\left(\sigma_{1j},\sigma_{2j},\sigma_{3j}\right)'\sigma_{jj}^{-1}\delta_j=\sum\boldsymbol{e}_j\sigma_{jj}^{-1}\delta_j \tag{12}$$

式中：$\boldsymbol{e}_j$为第j个元素为1、其他元素为0的单位向量。设定$\delta_j=\sqrt{\sigma_{jj}}$，即以一个标准差来衡量冲击的大小，衡量时期$t$对第$j$个方程施加一个标准差的冲击在时期$t+n$的期望值的广义冲击响应函数为

$$\psi_j(n)=\sigma_{jj}^{\frac{1}{2}}A_n\sum e_j,\ n=0,1,2,\cdots \tag{13}$$

由式(5)可见，与正交化冲击响应不同，GIRF方法的分析结果不会因VAR系统中各个内生变量的排列次序不同而发生敏感性的变化，因此借助该方法可以获得对本文来说较为可靠的分析结论[31-32]。

基于脉冲响应函数分析，将消费增速与投资增速设为冲击变量、社会融资规模增速作为响应变量，考察不同经济阶段下二者对社会融资规模的动态影响。如图4所示，实线分别描述当消费和投资受到一单位正向冲击时社会融资规模增速在随后的24个月内对该冲击作出的反应，虚线表示标准差偏离带为95%置信区间的上界和下界。结果表明，在2009—2012年间，投资是推动社会融资规模增长的主要力量，一单位投资冲击可在短期内显著提升社会融资规模增速，最高影响达0.9，反映出“四万亿”投资刺激政策的强效驱动作用；而消费在此阶段作用较弱，可能与消费贡献率偏低及资金配置向投资倾斜有关。进入2012—2019年阶段，投资的边际效应明显减弱，响应幅度缩小且快速回落；而消费对社会融资规模的影响逐步增强，并在冲击发生约9个月后超越投资成为主要驱动力，表明我国经济结构逐渐从投资拉动转向消费主导。在这一阶段，投资和消费对融资增长的整体推动力均有所减弱，反映出社会融资增长对内需因素的敏感性下降。

由此可知，近年来社会融资规模增速放缓的根本原因在于消费市场疲软。尽管固定资产投资回升对经济有所支撑，但消费者信心指数持续低位、社会消费品零售总额增速停滞，说明当前消费不足已成为抑制社会融资需求增长的主要因素。在经济转型加速背景下，恢复和提振消费成为激发社会融资活力的关键路径。

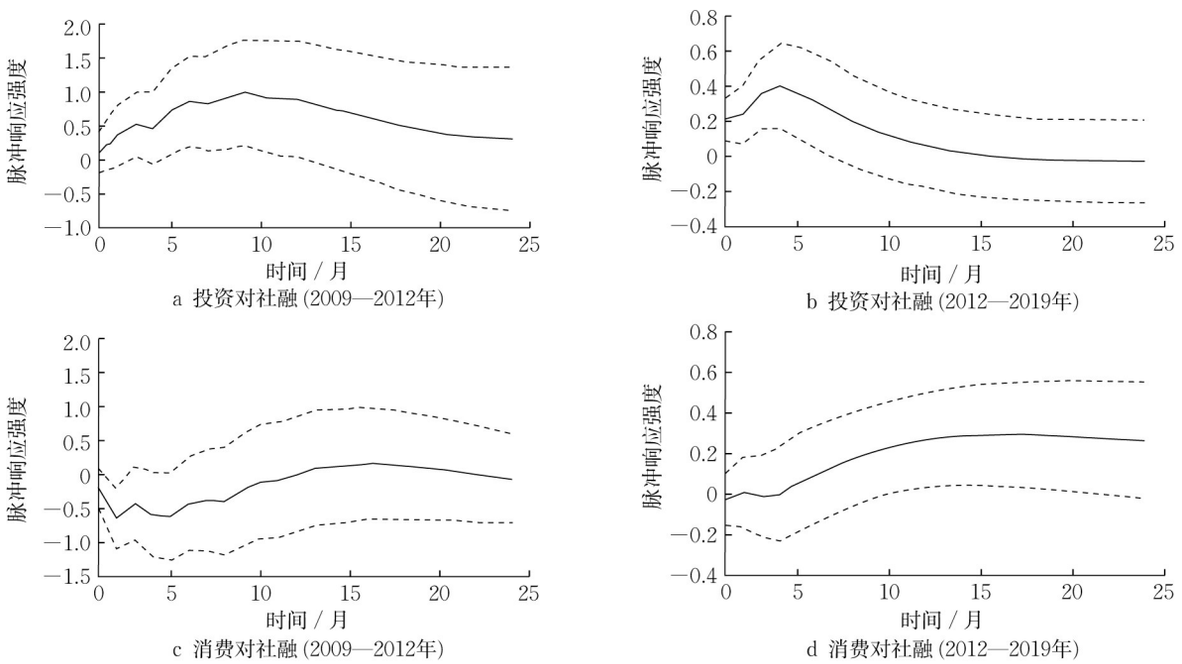

图4 不同经济阶段社会融资规模对投资和消费的响应

Fig. 4 Responses of social financing to investment and consumption across different economic stages

4 分省投资、消费与地区社会融资规模

探究在地区层面上消费是否逐渐成为社会融资规模增长的核心驱动力，并深入考察地区社会融资规模与分省投资、消费的关系。中国人民银行从2014年起按季发布各地区的社会融资规模数据。由于分地区固定资产投资额数据在2017年12月后停止公布，所以加入全国共31个省、直辖市及自治区2014—2017年间固定资产投资完成额、社会消费品零售总额数据，构建省级面板，对上文研究结论进行再次验证和补充。以消费增加值与投资增加值为核心解释变量，对社会融资规模季度增量数据及增速

数据进行回归。实证分析使用的双向固定效应模型为

$$S_{i,t}=\beta_0+\beta_1\ln C_{i,t}+\beta_2\ln I_{i,t}+\beta_3\sum\partial_{i,t-1}+X_i+\delta_t+e_{i,t} \quad (14)$$

式中：$S_{i,t}$为i省在t季度的社会融资规模增量的对数值；$\ln C_{i,t}$为i省在t季度消费增量的对数值；$\ln I_{i,t}$为i省在t季度投资增量的对数值；β_1和β_2为所关注的系数；$\sum\partial$为该模型的控制变量，包括省级层面的进出口额、财政收入、金融机构存款、利用外资金额、工业增加值及城镇就业人员平均工资，均滞后一期以控制地区经济与财政情况对社会融资规模的影响；X_i为省份固定效应；δ_t为季度固定效应；$e_{i,t}$为随机干扰项。为了解决异方差问题，对回归方程进行聚类到省份层面的标准误差处理。主要变量的描述性统计见表3。

表3　主要变量的描述性统计

Tab. 3　Descriptive statistics of key variables

变量	观测值	平均值	标准差	最小值	最大值
社融增量	1 116	1 752	2 064	−1 197	16 774
社融存量增速	1 023	8.355	3.200	−2.159	21.45
消费增加值	1 000	3 227	2 602	131.8	13 414
投资增加值	496	4 554	3 452	53.51	16 358
进出口金额	1 116	380.0	604.6	0	3 500
地方财政收入	1 107	759.9	667.6	6.910	4 185
金融机构存款	1 091	162 549	150 486	7 763	924 915
实际利用外资	980	192 143	196 255	42.52	762 500
工业增加值	1 116	9 809	9 399	69.70	48 594
城镇单位就业人员平均工资	992	77 963	25 571	42 179	194 651
等级公路里程	992	14.38	7.84	1.29	38.49

表4是上述模型的估计结果。如社融增量（列1）所示，消费和投资的增加均会对社会融资规模产生显著的正向影响。消费增加值每提高1个百分点，当季社会融资增量会提高0.5个百分点，在5%水平上显著；投资增加值每提高1个百分点，当季社会融资增量会提高0.1个百分点，在5%水平上显著。还使用社会融资存量增速数据取代其绝对值考察消费、投资增加值对社会融资的影响。相比于反映总量和长期趋势的规模数据，增速数据更关注短期波动，可以更好地捕捉瞬时效应。如社融增速（列2）所示，消费增加值每提高1个百分点，社会融资规模增速提高0.02%；投资增加值每提高1个百分点，社会融资规模增速提高0.004%。社融增速（列2）所展现出的结果基本一致。

表4　消费与投资对社会融资的影响

Tab. 4　Effects of consumption and investment on social financing

变量名	社融增量（列1）	社融增速（列2）
消费增加值	0.540**（0.263）	1.546**（0.736）
投资增加值	0.124**（0.045）	0.407***（0.139）
进出口金额	0.018*（0.009）	0.106**（0.046）
地方财政收入	−0.042（0.127）	0.833*（0.423）
金融机构存款	−0.606（0.487）	2.391（2.363）
实际利用外资	0.157（0.097）	0.299（0.640）
工业增加值	0.828**（0.320）	6.057**（2.565）
城镇单位就业人员平均工资	−0.061（1.030）	2.789（6.925）
等级公路里程万千米	−0.957（0.720）	−11.613***（4.148）
省份固定效应	控制	控制
季度固定效应	控制	控制
观测值	437	383
r^2	0.815	0.642

注：所有模型都没有报告常数项的结果。括号中是聚类到省份层面的标准误差。其中，***表示1%的显著性水平，**表示5%的显著性水平，*表示10%的显著性水平。

本文还通过地方社会融资规模数据探究社会融资规模与地区消费水平及投资水平之间的关系。对各省社会融资规模取平均值并进行标准化处理，得到每个省（直辖市及自治区）在全国范围内的相对社

融水平,定义为省份社融水平;对各省2014—2017年间消费总额、投资总额取平均值并进行标准化处理,得到每个省(直辖市及自治区)在全国范围内的相对水平,定义为省份真实消费水平与真实投资水平。

如图5所示,省份社会融资水平与消费水平的排序较为一致,相关性高达88%。而如图6所示,社会融资水平与投资水平的排序基本没有关联,两者的相关性也仅有29%。在31个省市中,广东、江苏、浙江、北京4个东部经济强省撬动了超越其消费水平的社会融资水平;而山东、河南、辽宁、黑龙江、吉林等中部及东北部省份的社会融资水平远小于其真实消费水平。

根据图5和图6可以看出,省份的真实消费水平与社会融资规模水平的相关性更强。为了具体探究三者之间的关系,通过回归分析进行检验。表5结果显示,省份的真实消费水平与社融水平之间存在显著的正向关系,系数为1.01,在1%水平下显著,而真实投资水平对社会融资水平没有显著影响。分东部、中部、西部、东北部来看,东部地区消费对社会融资规模的促进作用最强,而东北部地区作用显著较低。以上结果表明:首先,在地区层面消费与投资同样是社会融资规模增长的关键驱动因素。其次,消费对社会融资规模增长具有更强的经济意义,消费的单位增长能带动的社会融资规模增长幅度更大,与GIRF方法得出的结论基本一致。需要注意的是,面板固定效应回归结果揭示投资与消费对社会融资规模增量的当期影响。脉冲响应方法展示的是变量之间动态调整的过程,具体而言,是投资与消费在时间上传播和影响社会融资规模的效果。因此两者反映的事实并不完全相同。但是本文使用的2套数据、2种方法所展现出的基本结论,即新发展阶段(2012年后)消费对社会融资规模有更强的驱动作用,具有较强的一致性。

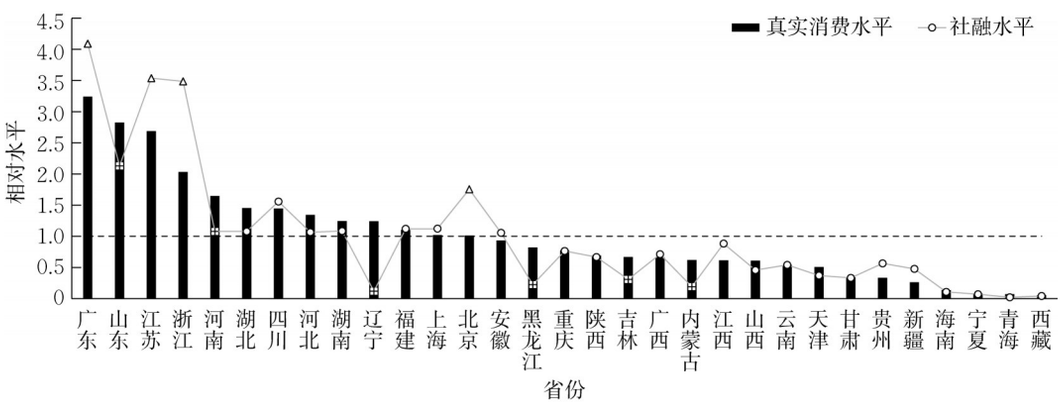

图5 各省消费水平与社融水平排序

Fig. 5 Provincial ranking of consumption level and social financing level

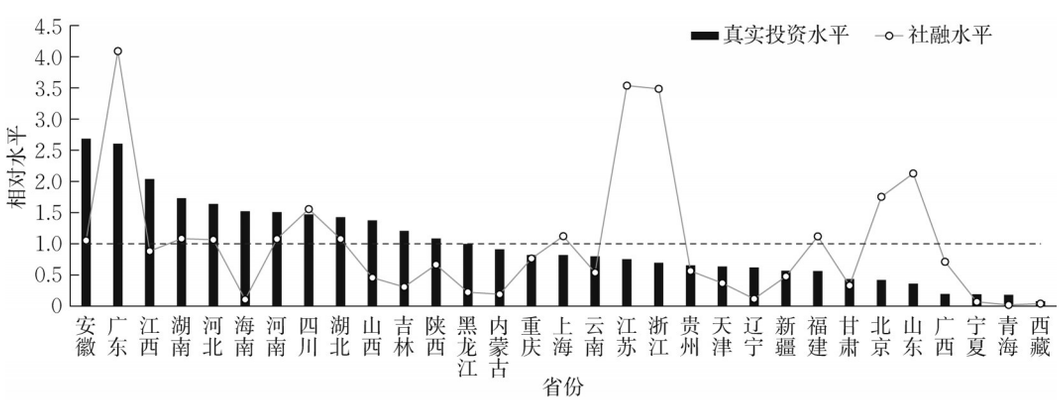

图6 各省投资水平与社融水平排序

Fig. 6 Provincial ranking of investment level and social financing level

表5　省份消费及投资水平对社融水平的影响

Tab. 5　Impact of provincial consumption and investment levels on social financing

变量	消费模型	投资模型	综合模型
消费水平	1.002***(0.245)		1.016***(0.218)
投资水平		0.201(0.279)	0.240(0.210)
虚拟变量_中部地区	−0.210(0.363)	−1.143**(0.466)	−0.340(0.328)
虚拟变量_西部地区	−0.075(0.316)	−0.955**(0.455)	0.036(0.337)
虚拟变量_东北部地区	−0.894**(0.382)	−1.429***(0.428)	−0.774**(0.340)
观测值	31	31	31
r^2	0.875	0.789	0.883

注：所有模型都没有报告常数项的结果。控制变量的选取同表4。括号中是稳健标准误差。其中，***表示1%的显著性水平，**表示5%的显著性水平，*表示10%的显著性水平。

5　结论与建议

研究表明，在当前我国经济发展阶段，应更加注重发挥消费和投资“双轮驱动”对社会融资规模增长的引导作用。一方面，应充分发挥投资对扩大内需、优化经济结构的重要作用，重点支持有助于提升生产率、促进经济增长和改善民生的投资项目。通过强化对制造业升级、绿色低碳发展等领域的投资引导，进一步激发企业融资需求，提升社会融资的整体活跃度；另一方面，应切实增强消费对经济增长的基础性作用，持续激发消费市场活力。建议通过优化消费环境、改善居民收入预期、加强消费金融服务等多措并举，提升消费对社会融资规模的正向拉动效应。特别是在当前消费市场信心偏弱的背景下，应加大对重点消费品市场的政策支持，释放居民消费潜力，稳步扩大消费规模。

研究建议，需顺应消费变化趋势，寻找投资与消费的结合点，实现投资与消费的良性互动，以消费需求的潮流和方向为指导，确定投资的重点领域，促进经济的高质量发展。

作者贡献声明：

郝雨桐：设计研究方法，完成实证结果，撰写论文。

钟宁桦：设计论文框架，修订论文，提供经费支持。

刘若蕖：参与研究，构思研究方向，提供数据和技术支持。

沈一帆：构思研究方向，提供数据和技术支持。

参考文献：

[1] 盛松成.社会融资规模指标的诞生和发展[J].中国金融，2019(19)：108.
SHENG Songcheng. The emergence and development of the social financing scale indicator [J]. China finance, 2019(19): 108.

[2] 周先平，冀志斌，李标.社会融资规模适合作为货币政策中间目标吗?[J].数量经济技术经济研究，2013，30(10)：79.
ZHOU Xianping, JI Zhibin, LI Biao. Is social financing scale suitable as an intermediate target of monetary policy? [J]. Journal of Quantitative & Technical Economics, 2013, 30(10): 79.

[3] 程国平，刘丁平.我国社会融资结构对货币政策效力的影响[J].财会月刊，2016(2)：107.
CHENG Guoping, LIU Dingping. The impact of China's social financing structure on the effectiveness of monetary policy [J]. Finance and Accounting Monthly, 2016(2): 107.

[4] 盛松成，谢洁玉.社会融资规模与货币政策传导——基于信用渠道的中介目标选择[J].中国社会科学，2016(12)：60.
SHENG Songcheng, XIE Jieyu. Social financing scale and monetary policy transmission: intermediary target selection based on credit channel [J]. Social Sciences in China, 2016(12): 60.

[5] 刘金全，艾昕.新常态下社会融资规模与M2背离对实体经济的影响机制分析[J].当代经济科学，2018，40(5)：21.
LIU Jinquan, AI Xin. Mechanism analysis of the divergence between social financing scale and M2 on the real economy under the new normal [J]. Contemporary Economic Science, 2018, 40(5): 21.

[6] 郭丽虹，张祥建，徐龙炳.社会融资规模和融资结构对实体经济的影响研究[J].国际金融研究，2014(6)：66.
GUO Lihong, ZHANG Xiangjian, XU Longbing. Research on the impact of social financing scale and financing structure on the real economy [J]. Studies of International Finance, 2014(6): 66.

[7] 张林，向晓艳.社会融资规模与实体经济增长：长期均衡与短期动态关系[J].当代金融研究，2017(3)：23.
ZHANG Lin, XIANG Xiaoyan. Social financing scale and real economic growth: long-term equilibrium and short-term dynamic relationship [J]. Contemporary Finance Research, 2017(3): 23.

[8] 熊礼慧，王艳丽，朱新蓉，等.我国货币政策传导效应的时变特征研究——基于社会融资规模的TVP-VAR模型检验[J].上海经济研究，2020(9)：78
XIONG Lihui, WANG Yanli, ZHU Xinrong, *et al*. Study on the time-varying characteristics of China's monetary policy

transmission effect: a TVP-VAR model test based on social financing scale[J]. Shanghai Economic Review, 2020(9): 78.

[9] 胡浩,王海燕.社会融资规模、结构对经济增长的影响——基于省级面板门限回归模型的实证分析[J].上海金融,2018(3):31.
HU Hao, WANG Haiyan. The impact of social financing scale and structure on economic growth: an empirical analysis based on provincial panel threshold regression model [J]. Shanghai Finance, 2018(3): 31.

[10] 牛润盛.地区社会融资规模比较分析与实证研究[J].金融发展研究,2016(12):69.
NIU Runsheng. Comparative analysis and empirical research on regional social financing scale [J]. Journal of Financial Development Research, 2016(12): 69.

[11] 盛松成.社会融资规模与货币政策传导[J].金融研究,2012(10): 1.
SHENG Songcheng. Social financing scale and monetary policy transmission[J]. Journal of Financial Research, 2012(10): 1.

[12] 张喆,徐玲.新时代下我国社会融资规模影响因素研究[J].当代经济管理,2019,41(5):92.
ZHANG Zhe, XU Ling. Research on the influencing factors of China's social financing scale in the new era[J]. Contemporary Economic Management, 2019, 41(5): 92.

[13] 樊元,龙飞.基于FECM模型的社会融资规模对我国宏观经济影响的测度[J].应用泛函分析学报,2014,16(1):18.
FAN Yuan, LONG Fei. Measurement of the impact of social financing scale on China's macroeconomy based on FECM model [J]. Journal of Applied Functional Analysis, 2014, 16 (1): 18.

[14] CHEN Q Y, FIARDO A, HE D, *et al*. Financial crisis, US unconventional monetary policy and international spillovers [J]. Journal of International Money and Finance, 2016, 67: 62.

[15] 刘柳,屈小娥.互联网金融改善了社会融资结构吗? ——基于企业融资选择模型[J].财经论丛,2017 (3):38.
LIU Liu, QU Xiao'e. Has internet finance improved the structure of social financing? —based on the corporate financing choice model [J]. Finance and Economics Review, 2017(3): 38.

[16] 何平,刘泽豪,方志玮.影子银行、流动性与社会融资规模[J].经济学,2018,17(1):45.
HE Ping, LIU Zehao, FANG Zhiwei. Shadow banking, liquidity, and the scale of social financing [J]. Economic Research Journal, 2018, 17(1): 45.

[17] 高月.政府债如何影响了社会融资规模——基于中国省级数据的验证[J].投资研究,2020,39(5):4.
GAO Yue. How does government debt affect the scale of social financing—empirical evidence based on provincial data from China[J]. Investment Research, 2020, 39(5): 4.

[18] XIA Y T, HU W X, SU Z X. Economic policy uncertainty, social financing scale and local fiscal sustainability: evidence from local governments in China [J]. Sustainability, 2022, 14 (12): 7343.

[19] 陈鑫,王华明,彭俞超.社会融资规模波动成因及其对宏观经济的反映——基于DSGE模型及其方差分解分析[J].投资研究,2017,36(3):36.
CHEN Xin, WANG Huaming, PENG Yuchao. Causes of fluctuation in the social financing scale and its reflection on the macroeconomy—based on a DSGE model and variance decomposition analysis [J]. Investment Research, 2017, 36 (3): 36.

[20] CHEN T, GUESTRIN C. Xgboost: a scalable tree boosting system [C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: Association for Computing Machinery, 2016: 785-794.

[21] SHWARTZ-ZIV R, ARMON A. Tabular data: deep learning is not all you need[J]. Information Fusion, 2022, 81: 84.

[22] BREIMAN L. Random forests [J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5.

[23] SHAPLEY L. S. Stochastic games [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 1953, 39(10): 1095.

[24] MOLNAR C. Interpretable machine learning [M]. Raleigh: Lulu.com, 2020.

[25] STRUMBELJ E, KONONENKO I. An efficient explanation of individual classifications using game theory [J]. Journal of Machine Learning Research, 2010, 11: 1.

[26] WEN Y, WU J. Withstanding great recession like China [R]. St. Louis: Federal Reserve Bank of St. Louis, 2014.

[27] OUYANG M, PENG Y. The treatment-effect estimation: a case study of the 2008 economic stimulus package of China[J]. Journal of Econometrics, 2015, 188(2): 545.

[28] CASTELNUOVO E. Monetary policy shocks and Cholesky VARs: an assessment for the Euro Area [J]. Empirical Economics, 2016, 50(2): 383.

[29] PESARAN H H, SHIN Y. Generalized impulse response analysis in linear multivariate models [J]. Economics Letters, 1998, 58(1): 17.

[30] AWOKUSE T. O. Trade openness and economic growth: is growth export-led or import-led? [J]. Applied Economics, 2008, 40(2): 161.

[31] YANG J, HSIAO C, LI Q, *et al*. The emerging market crisis and stock market linkages: further evidence [J]. Journal of Applied Econometrics, 2006, 21(6): 727.

[32] DEES S, DI MAURO F, PESARAN M H, *et al*. Exploring the international linkages of the Euro Area: a global VAR analysis[J]. Journal of Applied Econometrics, 2007, 22(1): 1.