

居民加杠杆影响消费的异质性效应分析^{*}

——基于融合机器学习的因果推断方法

肖争艳 陈衍 刘哲希

摘要:居民加杠杆是否能有效促进消费,已有研究从总量层面难以达成共识,这主要源于不同群体加杠杆对消费的影响存在差异。本文采用融合机器学习模型的GML(generic machine learning inference)因果推断方法,客观量化评估了居民加杠杆的异质性效应,并使用机器学习解释性方法识别了导致异质性效应产生的核心因素。主要得到以下结论:第一,居民加杠杆对消费的促进作用存在显著的异质性,最高效应组的处理效应约是最低效应组的2倍。第二,家庭人均可支配收入是导致居民加杠杆效应存在异质性的最核心因素,中等收入群体加杠杆对消费的促进作用显著低于低收入群体。家庭人均可支配收入因素的贡献率达到30%,明显高于其他特征因素。第三,影响不同收入群体加杠杆效应的核心因素不同。对中等收入群体而言,杠杆对消费促进作用偏弱的主要原因在于房贷压力;对低收入群体而言,杠杆对消费促进效果更为显著主要源于养老育儿等方面的刚性支出压力较大,需要依靠借贷弥补收支缺口。本文系统地分析了居民加杠杆效应的异质性及其产生根源,可为政策制定提供更多参考。

关键词:居民债务 加杠杆 居民消费 中等收入群体 机器学习

一、引言

提升居民消费是新发展阶段中国经济的重要任务,党的二十大报告强调要“增强消费对经济发展的基础性作用”。从国际经验来看,合理运用居民债务是撬动居民消费需求的重要途径,^①但已有研究对中国居民部门杠杆率与消费率之间关系的检验结果却存在一定分歧。一部分研究发现居民加杠杆对消费支出起到了显著的促进作用(田新民、夏诗园,2016;周利、易行健,2020),而另一部分研究则得到了居民加杠杆会抑制消费支出的结论(潘敏、刘知琪,2018;李波、朱太辉,2022)。已有研究结论的矛盾凸显了从异质性视角分析居民加杠杆对消费影响的重要性。居民部门在收入水平、债务负担、流动性约束等特征上的显著差异,会导致不同群体加杠杆对消费的影响效果不同,即居民加杠杆对消费影响的异质性。这造成居民部门杠杆率与消费率之间的关系在总量上存在不确定性。

因此,需要从异质性的视角出发,更加系统地考察居民加杠杆对消费的作用。既有研究逐步认

^{*} 肖争艳,中国人民大学应用统计科学研究中心,邮政编码:100872,电子邮箱:xiaozhengyan@ruc.edu.cn;陈衍(通讯作者),中国人民大学统计学院,邮政编码:100872,电子邮箱:chenkan618@ruc.edu.cn;刘哲希,对外经济贸易大学国际经济贸易学院,邮政编码:100029,电子邮箱:liuzhexi@uibe.edu.cn。基金项目:国家自然科学基金专项项目“中国特色宏观调控理论研究:规律总结、理论构建与实践应用”(72141306);国家自然科学基金面上项目“宏观政策协调与总需求—总供给动态均衡优化:机制分析与量化评估”(72373019)。感谢匿名审稿专家的宝贵意见,文责自负。

①不可否认,居民加杠杆更多是在中短期内提升居民消费,提振居民消费的根本性举措在于提高居民收入、完善社会保障与缩小收入差距。但从宏观政策“三策合一”的视角来看(陈彦斌,2022),提振居民消费需要短中长期政策有效结合,发挥居民杠杆对消费的促进作用不可或缺。

识到从异质性视角分析居民杠杆与消费关系的重要性,分别从债务类型(尹志超等,2021a)、杠杆率水平(袁歌骋、潘敏,2021)、城乡差异(潘敏、刘知琪,2018)、住房持有差异(周广肃、王雅琦,2019)、流动性约束差异(李波、朱太辉,2022)、金融素养差异(吴锬等,2020)等多方面进行了检验,并验证了居民杠杆对不同群体消费的影响确实存在异质性。不过,已有研究主要是基于某个因素或特征(如区分城乡、有无住房等),通过事前分组的方法区分不同群体,再利用调节效应模型、分样本回归等方法比较不同群体加杠杆效果的差异,检验该因素是否导致了效应的异质性。客观上看,事前分组方法存在两点需要注意的地方。第一,事前分组法会因主观上过度重视某一特征的影响而忽视其他重要变量的贡献。由于异质性影响的产生可能源于多个渠道,只注重单一渠道可能会导致选择偏差的谬误(Athey & Imbens,2017)。第二,分组后无论是采用调节效应模型还是分样本回归,只能判断某个因素的影响是否显著,难以厘清众多影响因素中哪个因素更为重要。

有鉴于此,本文基于 Chernozhukov et al(2018)构建的融合机器学习模型和因果推断框架的 GML 方法对不同群体加杠杆的异质性影响进行研究。GML 方法以居民加杠杆对消费的条件平均处理效应(conditional average treatment effect,简称 CATE)大小作为分组的客观依据,再通过观察各分组群体的多个统计特征揭示导致异质性的特征因素。该方法不仅可以克服事前分组具有主观色彩的不足,其高维、非线性的特点还可以有效避免多重共线性的影响。在此基础上,本文使用 Friedman(2001)的变量替换法(feature permutation)进一步提升 GML 结果的解释性,计算各个特征因素在加杠杆对消费的 CATE 中的重要程度,量化各因素的贡献率水平。从中筛选出导致条件处理效应存在差异的最重要因素,深入探究居民加杠杆对消费的影响呈现异质性的根本原因。

基于 2010—2018 年的中国家庭追踪调查(CFPS)数据,本文利用 GML 方法检验了居民加杠杆对消费的异质性影响,主要得到以下三点发现:第一,居民加杠杆对消费的促进作用存在显著的异质性,最高效应组的处理效应约是最低效应组的 2 倍。第二,家庭人均可支配收入是导致居民加杠杆效应存在异质性的最重要因素,中等收入群体加杠杆对消费的促进作用显著低于低收入群体。可支配收入因素对于异质性效应的贡献度达到 30%左右,明显高于其他特征因素。第三,在中等收入群体异质性效应的特征因素中,住房债务占总债务的比重对异质性效应的贡献率达到 40%以上,且杠杆率对住房债务占比越高的中等收入群体消费刺激作用越弱;可见杠杆对中等收入群体消费促进作用偏弱的主要原因在于房贷压力。相比之下,在低收入群体异质性的特征因素中,住房债务所占比重的贡献率低于 5%,而少儿抚养比和老年抚养比对效应的贡献率之和约为 50%,杠杆率对抚养压力越大的低收入家庭消费促进效应越强。这表明杠杆对低收入群体的消费促进作用源于养老育儿等方面的刚性支出压力,而并非源于居民杠杆对消费意愿的改善。

本文的边际贡献在于以下三个方面:第一,研究思路,从异质性视角出发,客观定量地评估了居民加杠杆对消费的异质性效应,并识别了导致异质性效应的核心因素。这弥补了相关研究关注单一特征因素的局限,有助于更全面地厘清居民加杠杆对消费的影响机理。第二,研究方法上,本文使用 GML 方法,根据条件处理效应的大小客观地分析了加杠杆对消费的异质性影响。在此基础上,运用解释性方法测算出各个因素的重要性与贡献度,揭示了加杠杆效应异质性的主要来源。第三,政策意义上,本文研究发现可支配收入水平是导致居民加杠杆效应存在异质性的最重要因素,其中住房债务是中等收入群体加杠杆效应偏弱的主要原因,低收入群体加杠杆刺激消费较强则源于育儿养老的刚性支出压力。这为提升居民杠杆对消费的促进效果提供了政策参考。

二、文献综述

(一)居民加杠杆对消费影响的理论机制

关于居民加杠杆如何影响消费,既有研究提出了包含促进与抑制效应的多种理论机制。促进作用主要体现在缓解流动性约束与财富效应两个渠道。首先,就缓解流动性约束而言,Modigliani 的

生命周期理论较早体现了杠杆对居民消费最直接的影响。该理论认为消费者会根据自己的跨期偏好和利率水平,通过借贷平滑自己的消费,从而实现整个生命周期效用的最大化。但在现实中,家庭往往面临着流动性约束,这不仅影响了家庭获得债务的数量,还降低了其平滑生命周期消费的能力。因此,家庭加杠杆能有效缓解居民流动性约束,促进居民消费增长(Leth-Petersen,2010)。其次,就财富效应而言,购买资产尤其是房产,是居民加杠杆获得资金后的主要用途。资产价格的上涨有助于推升居民的个人财富价值,改善居民预算约束,间接提高居民消费水平。特别是以住房为代表的抵押品资产价值增加,还将通过金融加速器的机制进一步提高居民的消费水平,这对受流动性约束较大的低收入家庭更为显著(Aoki et al,2004)。

居民加杠杆对消费的抑制作用主要体现为偿债压力,以及由此引发的家庭金融脆弱性。因为债务在促进家庭平滑消费的同时,也可能刺激家庭过度透支未来收入的行为。过度透支增加了家庭未来偿还债务的压力,迫使家庭削减消费支出,其带来的抑制作用往往会超过财富效应等渠道的促进作用(Mian et al,2013);在我国“房奴效应”对家庭消费也存在着显著的负面影响(颜色、朱国钟2013)。此外,其带来的债务压力也使家庭在面对收入冲击更加脆弱。对于过度负债的家庭而言,风险冲击会使其进入去杠杆的痛苦过程,被迫持续地削减家庭的消费(Eggertsson & Krugman,2012)。李波和朱太辉(2022)发现家庭债务率上升会恶化家庭的财务脆弱性,并挤出耐用品消费需求。

居民加杠杆对消费影响存在的多种机制,再加上不同家庭债务水平与经济特征的不同,导致加杠杆的效果在不同家庭群体存在着明显差异,部分家庭群体可能表现出促进作用占主导,部分家庭也可能表现为抑制作用占主导。所以从总量层面研究居民加杠杆对消费的影响,难以揭示杠杆率对不同家庭的影响机制差异。需要从异质性的视角出发,全面考察居民加杠杆对消费的影响。

(二)居民加杠杆对消费的异质性效应分析

基于主要的理论机制,已有研究主要从流动性约束差异、财富水平差异、债务压力和金融脆弱性差异等方面来区分异质性效应。在流动性约束差异方面,Ludvigson(1999)的研究表明家庭所受到的流动性约束与家庭短期收入水平密切相关,而消费信贷可以有效地缓解短期内收入下降带来的流动性约束收紧,刺激家庭消费的增长。臧旭恒和李燕桥(2012)发现消费信贷能降低家庭的流动性约束和弱化家庭的预防性储蓄动机,从而提高家庭消费水平。在财富水平差异方面,张浩等(2017)和尹志超等(2021b)发现,对于持有住房资产更多的家庭,房贷借款的增加会强化房产升值带来的财富效应,而房产占比较低的家庭财富效应较弱。在债务压力和金融脆弱性差异方面,李波和朱太辉(2022)发现居民杠杆率的累积将恶化家庭的财务脆弱性,财务脆弱性高的家庭加杠杆会显著抑制其消费水平。袁歌骋和潘敏(2021)研究发现在适度的杠杆水平范围内,居民加杠杆有利于消费的增长,但在居民杠杆水平较高或居民加杠杆速度过快的情况下,居民继续加杠杆则会抑制消费。

此外,还有一些文献从城乡差异、金融素养和债务类型等其他经济特征出发,区分加杠杆的异质性,但背后的理论机制没有本质改变。例如,Ekici & Dunn(2010)基于美国的微观家庭数据发现,信用卡债务与居民消费水平有着负向的关系,不能有效刺激消费;Aladangady(2017)指出家庭住房抵押贷款能够以财富效应的方式显著提升居民的消费倾向;高东胜等(2020)的研究表明居民加杠杆主要对城镇居民消费有显著促进作用,对农村居民消费的影响不显著;吴卫星等(2018)和吴锬等(2020)从金融素养的视角,发现加杠杆能显著改善金融素养较高家庭的终身效用,而对素养较低的家庭容易产生过度负债的倾向,难以起到平滑消费的作用。

上述文献对于研究居民加杠杆对消费的异质性效应大有裨益,并具有很好的启示意义。异质性效应的存在意味着应对居民杠杆问题不能简单地“一刀切”,更不能基于中国近年来居民部门杠杆率较快上升的问题,就认为未来中国需要严控居民债务。从国际经验和已有研究来看,一旦居民部门

开启去杠杆进程,对经济与金融的冲击都是巨大的。中国更需要对居民杠杆进行结构性优化,保证居民杠杆的合理增长。与此同时,居民加杠杆对消费的异质性效应分析还有一定的完善空间。在诸多导致居民加杠杆异质性效应的因素中,已有研究尚未较好地回答究竟哪些因素更为重要。回答这一问题不仅能够更深入地理解居民加杠杆的异质性效应,也能凸显出在居民加杠杆的影响机制中哪条渠道占据主导。

(三)机器学习方法在异质性分析上的应用

已有研究在分析居民加杠杆效应的异质性时,一般事前根据某项家庭特征作为分组的标准,即将总样本按照某项特征划分为子样本,再运用调节效应模型或者倾向得分匹配法等方式检验不同群体的异质性影响。该做法可能会损失潜在的有价值信息,并可能产生选择性偏差问题。同时,当面对多种异质性因素并存的复杂情况时,它难以精确判定哪些因素具有更为重要。相比之下,机器学习方法具有一定优势,凭借其优良的预测性能和灵活性可以较具体地估计个体的处理效应大小。比如,Belloni et al(2014)将 Lasso 和两阶段工具变量估计结合,解决了高维变量下的平均处理效应估计问题;Chernozhukov et al(2017)则进一步提出一种基于机器学习的平均处理效应估计检验框架,该框架保证了即使在机器学习加入模型后仍能够得到一致的估计。

随着机器学习方法应用的不断拓展,其逐步成为异质性分析的有效工具。Athey & Imbens(2016)将随机森林作为处理效应的拟合模型,该模型能有效解决处理效应的异质性分组问题,并能同时完成平均处理效应的估计。Chernozhukov et al(2018)的 GML 则采用更广义的模型框架,其中的处理效应模型可以是任意机器学习模型,这为处理效应及其异质性的估计和检验提供了更大的灵活性。在此基础上,机器学习的解释性方法还可从变量重要性角度揭示机器学习模型的预测机理,克服机器学习解释性不足的“黑箱”问题,为 CATE 的分析提供更多信息。比如,欧阳志刚和陈普(2020)、Leippold et al(2022)和肖争艳等(2022)都将机器学习与解释性方法用于经济学的实证分析中。有鉴于此,本文将运用 GML 方法来估计和检验居民加杠杆对消费的处理效应大小,系统评估加杠杆效应的异质性,再结合机器学习解释性方法全面分析造成加杠杆效应异质性的核心特征。这是对居民杠杆如何影响消费相关研究的有益拓展与补充。

三、实证设计与数据选取

(一)数据说明

本文采用 2010—2018 年的北京大学中国家庭追踪调查(CFPS)数据进行实证研究。CFPS 数据涵盖家庭成员个人、家庭整体、家庭所属社区,以及家庭各项收入、各项支出、资产负债状况等详细信息。

1. 变量选取与度量。在被解释变量与解释变量方面,本文重点考察家庭杠杆率增加对家庭消费的影响。参考张勋等(2020)的做法,使用家庭消费支出与家庭可支配收入之比来衡量家庭消费的情况。参考潘敏和刘知琪(2019)的做法,将家庭总负债与家庭总资产之比作为杠杆率的度量指标。将当期消费率与上期消费率,以及当期杠杆率与上期杠杆率进行差分后,分别得到本文的被解释变量和解释变量。差分后家庭样本的观测起始年份变为 2012 年。

在控制变量方面,本文参照徐润和陈斌开(2015)、尹志超等(2021b)等相关研究的做法,从家庭基本特征和经济特征两个方面控制家庭消费的有关特征因素。具体特征因素如表 1 所示。其中家庭成员对未来的信心程度由 CFPS 中家庭每位成员的信心数值平均得到;家庭的医疗支出占比、住房支出占比、日常生活支出占比是以各类支出占总消费支出的比例度量;住房债务占比等于家庭住房类债务占家庭总债务的比重;流动性约束的定义参考 Zeldes(1989)的定义,将家庭流动性资产低于两个月收入的家庭作为受流动性约束的家庭。

2. 数据处理与描述性统计。CFPS 的原始数据样本中存在一定的异常值和缺失值情况,需要进行处理以增强估计结果的可靠性。本文对原始数据样本进行如下处理:(1)剔除家庭消费支出、净资

产、可支配收入、债务总额等关键特征缺失的样本；(2)剔除家庭年消费支出、总资产、债务总额为负的样本；(3)剔除在 2010—2018 年 5 轮追踪调查中仅有 1 轮观测数据的家庭；(4)将每年家庭人均可支配收入、净资产、杠杆率的进行 2.5% 水平的 winsorization 去极值化。经过以上处理后，最终得到 29820 个有效家庭观测样本，相关变量的描述性统计如表 1 所示。

表 1 变量描述性统计

变量	特征因素	均值	标准差	控制组均值	处理组均值
因变量	家庭消费率变化	7.12%	188.50%	1.76%	28.28%
核心解释变量	居民杠杆率变化	0.32%	15.51%	-4.40%	18.95%
控制变量： 家庭基本特征	是否城镇人口	45.78%	49.82%	47.44%	39.23%
	家庭人均受教育年限	9.12	4.43	9.17	8.92
	少儿抚养比	25.75%	33.71%	24.82%	29.44%
	老年抚养比	21.43%	39.51%	23.46%	13.39%
	是否结婚	91.79%	27.46%	91.45%	93.11%
	家庭成员对未来的信心程度	3.82	0.86	3.81	3.84
	家庭成员数量	3.87	1.69	4.20	3.72
	户主年龄	52.58	13.46	53.14	50.37
	户主是否为女性	55.36%	49.71%	55.19%	56.01%
	户主健康状况	2.87	1.24	2.87	2.86
	控制变量： 家庭经济	家庭人均可支配收入	16799	19123	16955
家庭净资产总额		391832	843972	400697	356829
医疗支出占比		11.32%	15.21%	11.49%	10.62%
教育支出占比		9.43%	14.31%	9.05%	10.96%
日常刚性支出占比		56.93%	21.53%	116.09%	120.12%
住房支出占比		11.37%	15.26%	11.32%	11.55%
是否受流动性约束		82.98%	37.58%	82.59%	84.47%
家庭杠杆率		5.71%	13.42%	5.96%	4.72%
住房债务占比		13.80%	33.55%	5.70%	45.77%
住房持有率		20.55%	49.33%	19.92%	23.01%
户主是否参保养老保险		70%	46%	69%	70%
户主是否参保医疗保险	91.65%	27.66%	91.67%	91.60%	
观测值		29820		23794	6026

按照家庭当期的杠杆率变化是否大于 0，本文将样本划分为处理组与控制组。控制组中的家庭样本一共 23794 户，处理组中的家庭样本一共 6026 户。处理组家庭的消费率整体上升幅度相比控制组更大，且两组之间的大部分控制变量存在显著的差异。这表明在后续建模中需要运用加权最小二乘、Horvitz-Thompson 转换(HT 转换)等手段化解选择偏差的问题。

(二) 实证设计

本文在加杠杆的效应分析中借鉴了 Chernozhukov et al(2018)的 GML 方法。该方法与广义随机森林(general random forest)等方法都融合了机器学习模型和因果推断的框架，并通过训练预测处理效应的机器学习模型来提高 CATE 估计的准确性，以及增强异质性效应检验的可靠性。

在家庭杠杆率对消费率影响效应的估计部分。假定 Δcon_{it} 代表第 i 个家庭 $t-1$ 时期至 t 时期消费率变化量， Δlev_{it} 是第 i 个家庭 $t-1$ 时期至 t 时期杠杆率变化量， $D_{it} = I(\Delta lev_{it} > 0)$ 代表第 i 个家庭在 t 时期是否加杠杆的虚拟变量，即加杠杆的处理变量。本文将 $D_{it} = 1$ 的家庭作为处理组样本，将 $D_{it} = 0$ 的家庭作为控制组样本。基于指标体系中消费率的控制变量 X_{it} ，可训练出用于预测控制组家庭消费率变化 Δcon_{it}^0 的机器学习模型 $\hat{B}_0(\cdot)$ 和预测处理组家庭消费率变化 Δcon_{it}^1 的机器学习模型 $\hat{B}_1(\cdot)$ ，从而得到加杠杆条件下所有家庭消费率变化量的预测值 $\hat{B}_1(X_{it}) = \widehat{\Delta con}^1(X_{it})$ 和不加杠杆条件下所有消费率

变化量的预测值 $\hat{B}_0(X_{it}) = \widehat{\Delta con}^0(X_{it})$ 。将两个预测值相减后 $\widehat{\Delta con}^1(X_{it}) - \widehat{\Delta con}^0(X_{it})$ 可得条件处理效应的近似值。基于该近似值,还可训练出用于预测条件处理效应的机器学习模型 $\hat{S}(\cdot)$ 。估计加杠杆处理效应时,GML 方法使用了 10 折交叉拟合(cross-fitting)的技巧,避免模型过度拟合的问题。^①

在影响效应的异质性分析部分,本文在异质性特征因素分析的步骤中融合了机器学习解释性方法,提升了 GML 中机器学习模型的解释性,从而更直观地揭示出加杠杆效应异质性的来源。本文对异质性的研究具体按以下三步展开:

第一步,通过式(1)回归估计出平均处理效应 β_1 和异质性处理效应 β_2 :

$$\Delta con_{it} = \hat{B}_0(X_{it}) + \hat{\beta}_1 + \beta_2[\hat{S}(X_{it}) - \bar{S}(X)] \quad (1)$$

其中, $\hat{B}_0(X_{it})$ 为第 i 个家庭不加杠杆条件下消费率变化量的预测值, $\hat{S}(X_{it})$ 为第 i 个家庭 CATE 的预测值, $\bar{S}(X) = \frac{1}{N \cdot T} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \hat{S}(X_{it})$ 为所有家庭 CATE 预测的平均值。在估计回归参数时家庭的重要特征可能影响家庭加杠杆的决策,如流动性约束、户主年龄等因素。所以 GML 方法通过加权最小二乘法和 HT 转换,避免混淆因素对处理效应估计的影响。^② 加权最小二乘法中的样本权重 $\hat{w}(X_{it}) = \frac{1}{\hat{p}(X_{it})(1 - \hat{p}(X_{it}))}$,其中 $\hat{p}(X_{it})$ 代表给定控制变量下第 i 个家庭加杠杆的概率大小,即模型预测的家庭样本倾向得分,反映第 i 个家庭在 $t-1$ 至 t 时期期间加杠杆的概率。 $\hat{p}(X_{it})$ 采用分类的机器学习模型估计,估计过程与估计 $\hat{S}(X_{it})$ 的过程相同。在式(1)的检验中重点关注 β_1 和 β_2 的大小,如果 β_1 显著不等于 0,说明加杠杆对消费率有着显著的作用; β_2 显著不等于 0,说明加杠杆对不同家庭消费率影响存在显著的异质性。

第二步,将处理效应 $\hat{S}(X_{it})$ 按从小到大顺序分为不相交的 K 个区间,每个区间对应 K 个家庭组 G_1, G_2, \dots, G_K 。通过以下回归考察不同组家庭 CATE 是否有显著不同:

$$\Delta con_{it} = \alpha \hat{B}_0(X_{it}) + \sum_{k=1}^K \gamma_k \cdot [D_{it} - \hat{p}(X_{it})] \cdot 1(G_k) \quad (2)$$

其中, $1(G_k)$ 是样本是否被分入第 k 组的虚拟变量, γ_k 代表了第 k 组的处理效应大小。若系数 γ_k 显著非 0,说明第 k 组家庭加杠杆对其消费率的改变有显著的效应。

第三步,通过对各组家庭特征的描述性统计分析,以及机器学习解释性排序方法,考察加杠杆效应与家庭特征因素的关系。效应的异质性意味着加杠杆对不同群体消费率有着不同程度的影响,体现为不同群体 CATE 的差异。若一些家庭特征与 CATE 存在较强相关性,说明这些特征因素在加杠杆对消费影响的异质性中扮演了重要作用。所以基于各组家庭不同特征因素的均值,便可以直观地观察加杠杆对消费的效应与这些因素的联系,进而考察加杠杆异质性的核心特征因素。此外,本文基于机器学习模型 $\hat{S}(\cdot)$,使用 Friedman(2001)提出的变量替换法量化测度各特征因素对 CATE 的贡献率水平,然后按贡献值大小进行排序,筛选出影响条件处理效应的核心特征因素。

四、实证结果分析

(一)异质性检验

基于 GML 方法的步骤,本文分别选择随机森林和 XGBoost 两种机器学习模型^③,来估计和检

① 本文采取 10 折交叉拟合的做法,即将所有样本随机划分为 10 等份,共进行 10 次估计和拟合,每次使用其中 1 折样本作为主样本,剩余的 9 折样本都作为辅助样本用于估计 $B(\cdot)$ 和 $S(\cdot)$ 模型的参数,最终估计出所有家庭消费率的 CATE。

② 本文设置了倾向得分阈值,将倾向得分低于 5% 和高于 95% 的样本剔除。

③ 本文还尝试其他机器学习模型作为 CATE 的估计模型,但是这些模型在估计中表现不如随机森林和 XGBoost 模型。

验居民加杠杆对消费率的平均处理效应及其异质性,检验结果如表 2 所示。列(1)和列(2)为基于随机森林模型的 GML 估计结果,树模型数目分别在 200 和 500,深度分别在 4 和 8。从随机森林的检验结果看,平均处理效应 β_1 、异质性处理效应 β_2 均显著大于 0,表明居民加杠杆对消费率有显著的提升作用,且在不同家庭中存在显著的异质性。列(3)和列(4)为基于 XGBoost 模型的 GML 估计结果,树模型数目分别为 400 和 500,深度分别为 4 和 6,学习率为 0.1 和 0.01。XGBoost 的检验结果中,平均处理效应 β_1 和异质性处理效应 β_2 也都显著大于 0,再次印证了随机森林模型的结论。

表 2 基于 GML 方法的异质性检验

机器学习模型	(1)	(2)	(3)	(4)
	随机森林模型 1	随机森林模型 2	XGBoost 模型 1	XGBoost 模型 2
平均处理效应 β_1	0.278*** (0.039)	0.272*** (0.036)	0.210*** (0.035)	0.181*** (0.032)
异质性处理效应 β_2	0.452*** (0.167)	0.300*** (0.153)	0.221*** (0.073)	0.240** (0.046)
机器学习模型	随机森林	随机森林	XGBoost	XGBoost
树模型数量	200	500	400	500
树模型深度	4	8	4	6
学习率	—	—	0.1	0.01
HT 转换	是	是	是	是
观测值	29820	29820	29820	29820
$\hat{\Delta}$	0.0042	0.0018	0.0011	0.0001
$\bar{\Delta}$	0.0976	0.0881	0.0465	0.030

注:(1)***、**和 * 分别代表系数在 1%、5%和 10%的水平上显著,后表同。(2)表中处理效应的结果上方数值为变量的回归系数,括号中的数值为回归系数的标准误。 $\hat{\Delta}$ 和 $\bar{\Delta}$ 由机器学习在全样本估计 CATE 标准误和各个异质性组中 CATE 的均值方差计算得到。(3)根据 Chernozhukov et al(2018),可利用 $\hat{\Delta}$ 和 $\bar{\Delta}$ 这两个统计量,评估机器学习模型在式(1)和式(2)中的估计表现, $\hat{\Delta}$ 和 $\bar{\Delta}$ 的数值越大,说明机器学习在估计 CATE 和检验效应异质性的表现越好。

为进一步分析加杠杆效应的异质性,本文按照条件处理效应大小分组,检验不同家庭杠杆率增加对其消费率是否存在异质性影响。需要说明的是,本文分组是事后按效应大小对不同家庭进行划分,再从各组特征的统计差异出发寻找异质性背后的关键特征因素,而不是事先按照某一特征进行分组。这使得 GML 方法可以更加客观地分析平均处理效应的异质性,涵盖更多异质性的特征因素,弥补基于事前分组的中介和调节效应模型的不足。参照 Deryugina et al(2019)的做法,本文划分出 6 组家庭样本,分别对应 $\hat{S}(X_{it})$ 的 0~25%、25%~50%、50%~75%、75%~85%、85%~95%和 95%~100%分位组。再通过式(2)的回归模型对每组家庭的处理效应大小进行估计,检验结果如表 3 所示。

表 3 不同分位组家庭加杠杆的处理效应比较

组别	$\hat{S}(z)$ 分位组	(1)	(2)	(3)	(4)
γ_1	0~25%	0.2419*** (0.10)	0.2555*** (0.10)	0.2292*** (0.08)	0.2879*** (0.09)
γ_2	25%~50%	0.2172*** (0.07)	0.1821*** (0.08)	0.1961*** (0.08)	0.2346*** (0.08)
γ_3	50%~75%	0.2951*** (0.08)	0.2687*** (0.07)	0.2540*** (0.08)	0.3470*** (0.09)
γ_4	75%~85%	0.3451*** (0.12)	0.3621*** (0.13)	0.3024*** (0.13)	0.4231*** (0.15)
γ_5	85%~95%	0.4576*** (0.12)	0.4895*** (0.11)	0.3742*** (0.12)	0.4560*** (0.16)
γ_6	95%~100%	0.4231*** (0.12)	0.5236*** (0.19)	0.3796*** (0.18)	0.4883*** (0.23)

表3中列(1)~(4)对应了表2中的四个GML模型。两个随机森林模型GML的结果表明,虽然不同家庭组的条件处理系数均大于0,但系数差异较为明显。对于75%~100%分位组的家庭,其杠杆率增加的条件处理系数在0.3以上。相比之下,75%分位以下的各组家庭条件处理系数小于0.4,0~50%分位组的家庭加杠杆的促进效应在0.2附近,仅约为75%~100%分位组家庭条件处理系数的1/2。由此表明,75%分位以下的各组家庭加杠杆对其消费的促进作用明显偏弱。XGBoost所得结论与两个随机森林较为一致,充分表明不同群体加杠杆对消费的刺激效果存在显著差异,部分家庭加杠杆对消费率的促进作用偏小。

(二)异质性的特征因素分析

既然不同家庭加杠杆对消费的影响有着显著异质性,有必要探究哪些特征因素造成了该效应的异质性。本文基于拟合CATE最优的两个随机森林模型(表2中随机森林模型1和随机森林模型2),利用Friedman(2001)的变量替换法计算了家庭加杠杆效应主要特征因素的贡献率(图1)。特征因素的贡献率越高,说明该特征因素的变化越能显著引起加杠杆效应的变化,在异质性中起到的作用越重要。从结果中可以得到四点结论:

第一,加杠杆对消费的促进作用呈现显著异质性的主要原因在于家庭人均可支配收入水平的差距。家庭人均可支配收入因素在两个随机森林模型的贡献率分别为30%和29%,排名第一,远高于其他家庭特征因素。第二,住房债务占比对家庭加杠杆效应也产生了重要影响,贡献率分别达到18%和21%,表明在债务压力中房贷所占比重会显著影响家庭加杠杆对消费的促进作用。第三,少儿抚养比、老年抚养比反映了家庭在养老育儿方面的刚性支出压力,也是影响加杠杆效应的重要特征因素。两类特征因素在随机森林模型1的贡献率分别为15%和7%,二者贡献率之和超过20%,位列第三和第四。第四,已有文献关注的因素,如城乡差异、家庭素养、消费支出结构、户主年龄、住房持有数量,贡献率均在10%以下,对加杠杆的异质性影响较小。

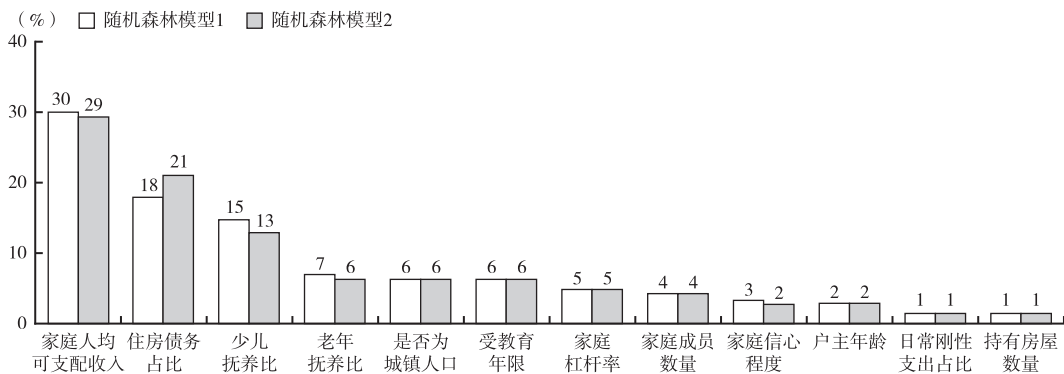


图1 家庭加杠杆效应的影响因素检验

注:图中仅展示贡献率在1%以上的因素,其他因素由于重要性较弱没有展示。纵轴展示了各因素对家庭加杠杆效应的贡献率大小,横轴是按贡献率大小从左至右对各因素进行排序。后图相同。

本文在变量贡献率排序的基础上,按照图1中因素的重要性顺序计算了贡献率在5%以上的特征因素在各组的均值,如表4所示。根据表4的结果可得到以下四点结论:第一,家庭可支配收入作为最重要的因素,与加杠杆效应呈现出负相关的关系。根据刘渝琳和许新哲(2017)等对历年CFPS收入群体的测度结果,0~25%组和25%~50%组家庭可归类为中等收入家庭,50%及以上分位组中的人群可划分为低收入群体。可以看出低收入家庭加杠杆对其消费率的刺激强于中等收入家庭,中等收入家庭加杠杆对消费的促进作用较弱。第二,从少儿抚养比来看,少儿抚养比越高的家庭杠杆率对其消费率促进作用越高,这表明家庭加杠杆有助于缓解家庭在养老育儿方面的支出压力,与流动性效应的理论渠道相一致。第三,从家庭的住房债务占比来看,住房债务占比越高的杠杆率增加对家庭消费率的刺激作用越弱,且中等收入家庭的住房债务显著高于低收入家庭,这表明在中等收入群体中住房债务的影响主要体现为挤出效应。第四,虽然家庭组中城镇人口的占比、平均受教育年限与加杠杆效应有一定相关关系,但其对异质性的贡献率都相对较低。

表4 不同分位组家庭核心特征的描述性统计

家庭特征 \ S(z)分位组	Group1	Group2	Group3	Group4	Group5	Group6
(1)人均可支配收入	25847	20713	14820	8278	4477	3604
(2)住房债务占比	38%	15%	7%	5%	4%	4%
(3)少儿抚养比	20%	22%	25%	25%	31%	29%
(4)老年抚养比	17%	15%	21%	29%	35%	33%
(5)是否为城镇人口	44%	55%	54%	37%	25%	28%
(6)受教育年限	11	10	8	7	8	7

注:家庭特征按在CATE中的重要性排序进行排列。Group1、Group2、Group3、Group4、Group5、Group6分别对应于表3中CATE的0~25%、25%~50%、50%~75%、75%~85%、85%~95%、95%~100%分位组,下同。

(三)不同收入群体核心特征因素的分析

基于上述分析,本文发现可支配收入是导致加杠杆对消费作用存在异质性的最重要特征因素,并且中等收入群体的加杠杆效应显著地弱于低收入群体。在此基础上,还需要进一步研究为什么不同收入群体加杠杆对消费的促进作用存在异质性。本文借鉴刘渝琳和许新哲(2017)对CFPS中收入群体在2010—2014年期间的测算结果,使用核密度估计方法外推出2016—2018年的中等收入群体比例,最终得到11922个中等收入家庭样本和17868个低收入家庭样本。^①利用GML模型与解释性方法,分析得到影响中等收入家庭和低收入家庭加杠杆效应的主要因素(图2),以及这些主要因素在两类家庭组的描述性统计量(表5)。

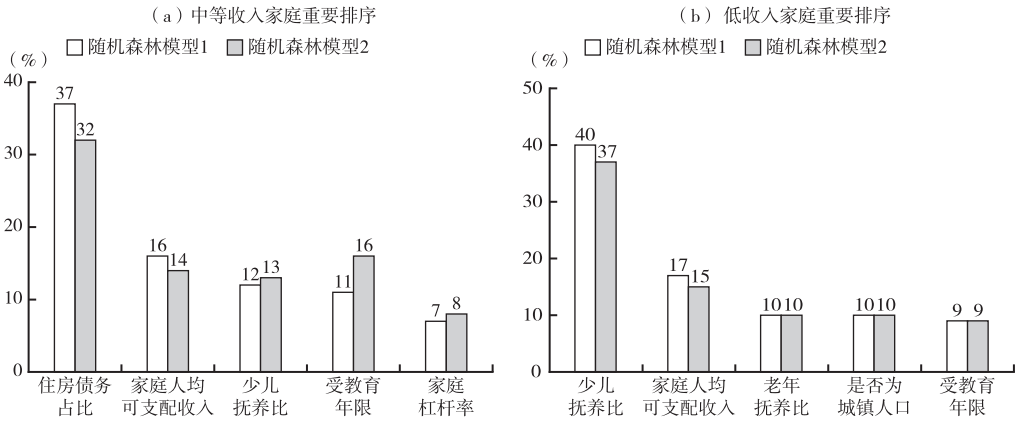


图2 中等收入和低收入家庭加杠杆效应主要特征因素

在中等收入家庭方面,通过综合分析效应的重要性排序结果(图2a)和主要因素的描述性统计结果(表5 Panel A),从中可以得到两点发现:第一,住房债务占比是影响中等收入家庭加杠杆效应的核心特征因素,在两个随机森林模型中的贡献率都在30%以上。中等收入家庭各组的描述性统计结果也体现出住房债务占比与加杠杆效应之间存在显著的负相关关系,处理效应较低的0~25%组的家庭平均住房杠杆率占比达到了40%,而处理效应处于50%以上的家庭分组住房债务占比都在20%及以下。第二,家庭可支配收入和少儿抚养比尽管也有一定的贡献,但与住房债务占比相比,影响程度相对较低。可支配收入在中等收入家庭群体效应中的重要性相比全样本有所下降,这主要由于中等收入和低收入的分组在一定程度上控制了人均可支配收入对加杠杆效应的影响。

^①由于高收入群体调查样本通常存在偏差,且在加杠杆效应中并不是主要异质性群体,所以本文没有将其纳入分析。

表 5 不同收入家庭加杠杆效应的主要特征因素描述性统计

Panel A: 中等收入家庭特征因素描述性统计						
家庭特征	0~25%	25%~50%	50%~75%	75%~85%	85%~95%	95%~100%
(1) 住房债务占比	40%	45%	17%	11%	9%	8%
(2) 人均可支配收入	32813	27478	25109	26413	26231	23890
(3) 少儿抚养比	22%	20%	21%	21%	24%	23%
(4) 受教育年限	11	11	10	9	9	9
(5) 家庭杠杆率	25%	21%	17%	15%	12%	10%
Panel B: 低收入家庭特征因素描述性统计						
家庭特征	0~25%	25%~50%	50%~75%	75%~85%	85%~95%	95%~100%
(1) 少儿抚养比	22%	26%	30%	30%	32%	34%
(2) 人均可支配收入	9781	8869	6805	4104	3607	3691
(3) 老年抚养比	19%	16%	20%	40%	34%	28%
(4) 是否为城镇人口	41%	34%	31%	27%	26%	23%
(5) 受教育年限	9	8	8	8	8	7

在低收入家庭方面,由图 2b 和表 5 Panel B 部分中的结果可知,家庭抚养相关的因素起到了主要作用。少儿抚养比和老年抚养比的贡献率之和近 50%,而住房债务占比的贡献率排名较低。分组的描述性统计结果也表明,少儿抚养负担和老年抚养负担越重的低收入家庭,其杠杆率增加对消费率的促进作用越大。处理效应处于 0~50%组的低收入家庭平均少儿抚养比都在 30%以下,而处理效应 50%以上的家庭平均少儿抚养比都在 30%及以上,老年抚养比也呈现相似的影响规律。这与中等收入家庭有着较大差异。究其原因,低收入家庭本就面临较强的流动性约束(甘犁等,2018),在育儿养老压力下其流动性约束更加收紧,只能依靠借债来缓解,由此导致加杠杆对消费支出的促进作用十分显著。对于中等收入群体而言,收入能够基本覆盖育儿养老负担,不需要依靠借债维系支出;反而是房贷偿还的压力加大,导致其加杠杆对消费支出的促进作用减弱。阮健弘等(2020)也发现低收入家庭刚性支出压力较大,会主动通过负债来缓解家庭的流动性约束。

综上所述,杠杆率对家庭消费率影响的核心特征因素在中等收入家庭和低收入家庭中存在明显不同。中等收入家庭的加杠杆效应主要受住房贷款压力影响而有所减弱,而低收入家庭在育儿和养老压力下面临较强的流动性约束,更倾向于通过增加杠杆来推动消费支出的增长。

表 6 不同收入家庭杠杆和支出异质性检验

Panel A: 不同杠杆类型对不同收入家庭加杠杆效应的影响						
样本集	中等收入家庭样本			低收入家庭样本		
杠杆类型	总杠杆	房贷类杠杆	非房贷类杠杆	总杠杆	房贷类杠杆	非房贷类杠杆
平均处理效应	0.181*** (0.045)	-0.036 (0.052)	0.243*** (0.061)	0.469*** (0.052)	0.392*** (0.121)	0.481*** (0.061)
观测值	11922	11922	11922	17868	17868	17868
Panel B: 少儿抚养对不同收入家庭加杠杆效应的影响						
样本集	中等收入家庭样本			低收入家庭样本		
家庭类型	所有家庭	一孩家庭	多孩家庭	所有家庭	一孩家庭	多孩家庭
平均处理效应	0.181*** (0.045)	0.261*** (0.082)	0.167*** (0.064)	0.469*** (0.052)	0.163* (0.084)	0.505*** (0.102)
观测值	11922	7764	4158	17868	9985	7883

为进一步验证以上结论,本文使用 GML 估计了不同杠杆类型对两类家庭消费率的 CATE,比较不同抚养负担家庭加杠杆的效果差异。就房贷类和非房贷类杠杆的异质性而言(表 6 Panel A),中等收入家庭两类债务对消费率的效应存在差异,其中房贷类杠杆对中等收入家庭的消费率不存在显

著作用,非房贷类杠杆对家庭的刺激作用较为显著。这说明中等收入家庭房贷类杠杆产生的挤出效应强于财富效应,是影响中等收入家庭加杠杆效应的重要因素。而低收入家庭两类杠杆对低收入家庭的消费率都有着显著的作用,可见房贷类杠杆并非是低收入群体的加杠杆效应存在异质性的原因,与前文的研究结论一致。就抚养负担而言(表6 Panel B),抚养多个孩子的低收入家庭加杠杆有着显著的效应,而只抚养一个孩子的低收入家庭加杠杆效应的显著性明显弱于多孩低收入家庭。这说明杠杆率增加对抚养负担较重的低收入家庭有着更为显著的影响,这与图2b和表5中的结论相一致。相比之下,一孩中等收入家庭和多孩中等收入家庭存在平均处理效应上没有明显差异。

五、稳健性检验

(一)内生性问题的讨论

家庭会通过加杠杆来扩大自己的消费,以此平滑未来的消费波动,同时也会因短暂的消费需要被迫增加杠杆率。所以二者之间存在一定的双向因果关系。对此,本文采用工具变量法建立分组回归,验证在考虑内生性问题后GML的分析结果是否稳健。宋全云等(2017)发现金融素质越高、信贷可得性越好的家庭,更容易享受到银行和非银正规金融机构的金融服务,促使家庭倾向于用信贷平滑不同时期的消费。而且,家庭对贷款形式的偏好不会受家庭消费需求和加杠杆决策的反向影响,可有效隔绝消费的反向作用渠道。由此,本文参考宋全云等(2017)的做法,将CFPS调查问卷中“大笔借款的首选借款对象”是否为“银行和非银正规金融机构”作为家庭是否加杠杆的工具变量。本文按照表3中CATE的家庭分组,分别使用最小二乘法(OLS)和工具变量法(IV)估计面板回归模型,检验不同组家庭加杠杆的异质性是否依然显著。

表7 考虑内生性后面板回归稳健性检验

模型估计方法 解释变量	OLS	OLS	IV	IV
杠杆率变化 Δlev_{it}	1.255*** (0.206)	1.197*** (0.205)	0.7100*** (0.100)	0.7090*** (0.098)
$\Delta lev_{it} \times \text{Group1}$	-0.8527*** (0.286)	-0.8348*** (0.284)	-0.5067*** (0.188)	-0.5055*** (0.189)
$\Delta lev_{it} \times \text{Group2}$	-0.6828*** (0.266)	-0.7220** (0.283)	-0.3275** (0.171)	-0.3341** (0.173)
$\Delta lev_{it} \times \text{Group3}$	-0.6122** (0.287)	-0.5718** (0.292)	-0.2181 (0.175)	-0.2283 (0.174)
$\Delta lev_{it} \times \text{Group4}$	-0.5968** (0.293)	-0.5989** (0.285)	0.0010 (0.189)	-0.0661 (0.132)
$\Delta lev_{it} \times \text{Group5}$	-0.5739** (0.292)	-0.5805** (0.288)	-0.0039 (0.179)	-0.0203 (0.147)
省份固定效应	是	否	否	是
时间固定效应	是	是	是	是
观测值	29820	29820	29820	29820

从表7的回归结果看,不同组家庭在加杠杆的效应上依然具有显著异质性。Group6家庭加杠杆效应显著地大于0,系数大约在1.25左右,而Group1—Group5家庭都显著地低于此值。工具变量的估计结果也有类似结果,Group6家庭加杠杆依然能显著地刺激其消费率,Group3—Group5家庭与Group6家庭的加杠杆效应差异并不显著,但Group1和Group2家庭与Group6家庭的差异较为显著,这与表3的基准结果保持了一致。以上结果充分说明在考虑内生性问题后,家庭加杠杆效应存在异质性的结论依然稳健。

(二) 机器学习模型的稳健性检验

本文在稳健性检验部分使用 XGBoost 模型作为稳健性检验中 GML 的估计模型。两个模型在设定和训练过程中存在着一定差异,可以较好地验证结果的稳健性。与随机森林模型的 bootstrapping 抽样和 bagging 集成的训练方式不同,XGBoost 采用的是 boosting 迭代训练,损失函数是泰勒展开带惩罚项的二次损失。而在解释随机森林模型中使用的 feature permutation 方法是模型不可知(model agnostic)的解释性方法,同样适用于 XGBoost 模型的变量重要性计算。

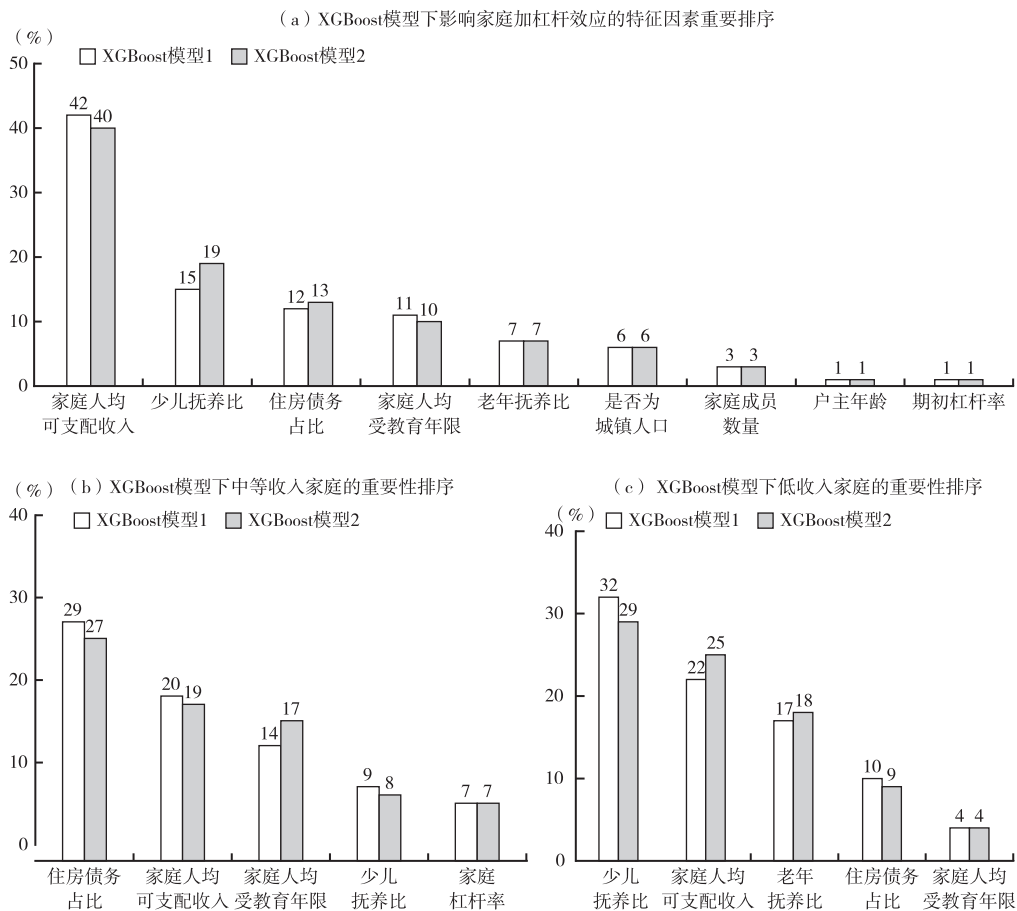


图3 不同家庭组加杠杆效应的稳健性检验

从 XGBoost 模型计算的加杠杆效应特征因素排序来看(图3),本文基准结果的结论仍然成立。对于所有家庭而言,收入因素仍然是核心特征因素,贡献率在两个模型中都超过了40%。少儿抚养比、住房债务占比、老年抚养比同样也是较为重要的因素,分别位列前四位。另外,家庭受教育年限和家庭是否城镇人口影响也相对较小,贡献率分别约为10%和6%,排在第四和第六位。对于中等收入家庭而言,住房债务占比仍是最重要的因素,在两个 XGBoost 模型中的贡献率都约为30%。人均可支配收入、受教育年限也有一定的重要性,但相比住房债务占比的贡献率相对低。对于低收入家庭而言,少儿抚养比和老年抚养比的贡献率相加也接近50%,分别位列第一和第三位,依然是低收入群体效应最重要的两个因素。以上结论都与基准结果基本一致。

(三) 收入划分的稳健性检验

基准结果中,本文采用了刘渝琳和许新哲(2017)的核密度估计方法对中等收入和低收入群体进行划分,该结果可能受核函数的超参数设定的影响,需要检验其稳健性。在稳健性检验中,本文参考国家统计局2010—2018年间对不同收入群体的收入划分标准,重新划分CFPS数据中的收入群体,最后得到9737个中等收入家庭和17958个低收入家庭。

本文运用基于随机森林模型的 GML 方法分别对新划分的中等收入家庭和低收入家庭效应的重要因素进行了分析。在重新划分后,中等收入家庭加杠杆效应最重要的因素仍是住房债务占比,贡献率在 30% 以上,远高于其他特征因素。而低收入家庭最重要的因素仍然是少儿和老年的抚养负担,二者在随机森林模型中的贡献率之和都超过了 50%,家庭平均受教育年限和城镇人口等其他因素对加杠杆效应的影响都相对较弱。此外,本文还对表 6 中房贷类杠杆率和抚养比的异质性结果进行了稳健性检验,发现房贷类杠杆对中等收入家庭消费不存在显著影响,对低收入家庭的消费具有显著影响;多孩低收入家庭的加杠杆效应弱于一孩低收入家庭。以上的结果共同表明,即使重新界定了不同的收入家庭,本文关于不同收入家庭异质性的主要结论仍然成立。

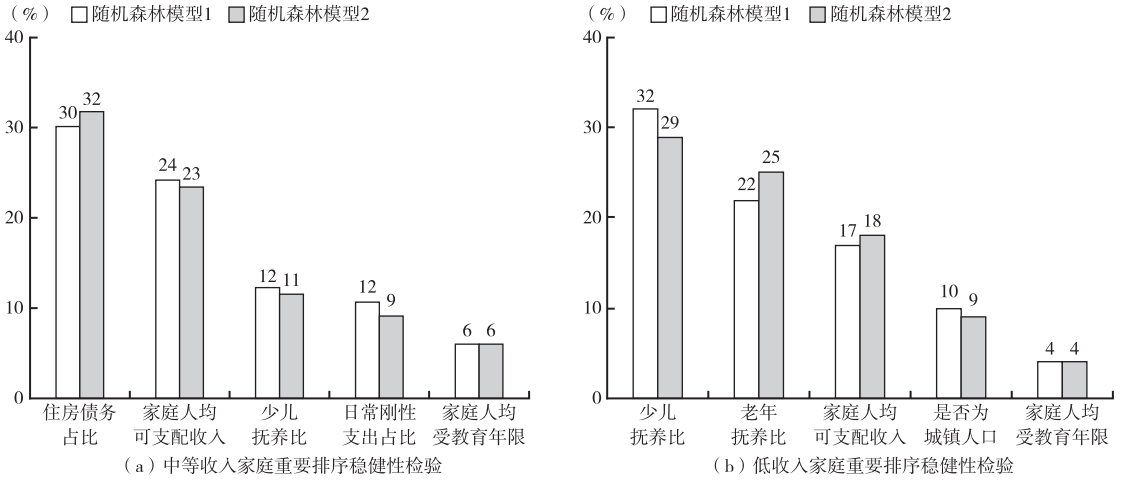


图 4 收入重新划分后的稳健性检验

六、主要结论与政策建议

在新发展阶段,提升居民消费已成为中国经济的重要任务。《扩大内需战略规划纲要(2022—2035年)》明确提出了“消费的基础性作用和投资的关键作用进一步增强”的发展目标。合理运用居民债务的杠杆效应,可以刺激居民消费需求,促进经济增长。已有文献围绕居民杠杆与消费进行了较为丰富的研究,但在总量上难以对居民杠杆率与消费率之间的关系形成共识,在异质性层面的分析上往往聚焦于单个因素的相关性与显著性,对于哪些特征因素更为重要,还没有给出较好的回答。为此,本文使用融合机器学习模型和因果推断的框架的 GML 方法对不同群体加杠杆的异质性影响进行研究,并对居民加杠杆的异质性效应进行研究。同时,使用 Friedman(2001)提出的变量替换法计算出各个影响因素的重要性大小,并基于此排序,筛选出导致加杠杆异质性效应的核心特征因素。本文研究发现,居民加杠杆对消费的促进作用存在显著异质性,家庭人均可支配收入是导致异质性的最重要因素,贡献度达到 30% 左右,明显高于其他特征因素;居民加杠杆的异质性也主要表现为中等收入群体加杠杆对消费的促进作用显著低于低收入群体。同时,不同收入群体的加杠杆效应受到不同因素的影响。中等收入群体加杠杆对消费促进作用偏弱的主要原因在于房贷压力,住房债务所占比重对总体效应的贡献率度约为 35%。低收入群体加杠杆对消费促进作用更为显著主要源于低收入群体养老育儿等方面的刚性支出压力较大,加杠杆的目的并非改善消费需求,而是源于刚性支出压力。

基于上述研究结论,本文提出以下三点政策建议:第一,由于不同群体的加杠杆效果存在异质性特征,对于居民杠杆问题不能简单采取“一刀切”的处理方式,不能基于中国近年来居民部门杠杆率较快上升的情况,就严控居民债务的增长。决策部门更需要做的是对居民杠杆进行结构性优化,一方面,通过增强金融的普惠性,有效支持需要贷款补充的低收入群体、住房刚性需求者与个体经营者

等群体,放松他们的流动性约束,更好地提升居民杠杆对消费的促进作用;另一方面,通过微观金融监管与宏观审慎监管的结合,加强对投机性或投资性用途的贷款限制。第二,提升中等收入群体加杠杆对消费促进效果的关键是要减轻中等收入群体的住房债务压力。这需要通过完善房地产长效机制的构建,让房子真正回归“房住不炒”的定位,也需要有序推动对存量房贷利率的调整,缓解中等收入群体的债务压力。第三,虽然低收入群体加杠杆对消费支出刺激效果明显,但这更多源于低收入群体在育儿养老压力下通过主动加杠杆来缓解刚性支出压力。对低收入群体保证必要贷款支持的同时,应加快健全社会保障体系,缓解低收入群体的抚养负担,不宜过度通过杠杆刺激低收入群体消费。

参考文献:

- 陈彦斌,2022:《宏观政策“三策合一”新理论框架》,《经济研究》第11期。
- 甘犁 赵乃宝 孙永智,2018:《收入不平等、流动性约束与中国家庭储蓄率》,《经济研究》第12期。
- 高东胜 岳岐峰 杨迪 邓东雅 龚旭,2020:《居民杠杆率对消费的影响效应:促进还是抑制》,《经济学家》第8期。
- 李波 朱太辉,2022:《债务杠杆、财务脆弱性与家庭异质性消费行为》,《金融研究》第3期。
- 刘渝琳 许新哲,2017:《我国中等收入群体的界定标准与测度》,《统计研究》第11期。
- 欧阳志刚 陈普,2020:《要素禀赋、地方工业行业发展与行业选择》,《经济研究》第1期。
- 潘敏 刘知琪,2018:《居民家庭“加杠杆”能促进消费吗?——来自中国家庭微观调查的经验证据》,《金融研究》第4期。
- 阮健弘 刘西 叶欢,2020:《我国居民杠杆率现状及影响因素研究》,《金融研究》第8期。
- 宋全云 吴雨 尹志超,2017:《金融知识视角下的家庭信贷行为研究》,《金融研究》第6期。
- 田新民 夏诗园,2016:《中国家庭债务、消费与经济增强的实证研究》,《宏观经济研究》第1期。
- 吴锴 吴卫星 王沈南,2020:《信用卡使用提升了居民家庭消费支出吗?》,《经济学动态》第7期。
- 吴卫星 吴锴 王璐,2018:《金融素养与家庭负债——基于中国居民家庭微观调查数据的分析》,《经济研究》第1期。
- 肖争艳 陈衍 陈小亮 陈彦斌,2022:《通货膨胀影响因素识别——基于机器学习方法的再检验》,《统计研究》第6期。
- 徐润 陈斌开,2015:《个人所得税改革可以刺激居民消费吗?——来自2011年所得税改革的证据》,《金融研究》第11期。
- 颜色 朱国钟,2013:《“房奴效应”还是“财富效应”?——房价上涨对国民消费影响的一个理论分析》,《管理世界》第3期。
- 尹志超 仇化 潘学峰,2021a:《住房财富对中国城镇家庭消费的影响》,《金融研究》第2期。
- 尹志超 李青蔚 张诚,2021b:《收入不平等对家庭杠杆率的影响》,《财贸经济》第1期。
- 袁歌骋 潘敏,2021:《家庭部门杠杆变动对经济增长的影响分析》,《财贸经济》第2期。
- 臧旭恒 李燕桥,2012:《消费信贷、流动性约束与中国城镇居民消费行为——基于2004~2009年省际面板数据的经验分析》,《经济学动态》第2期。
- 张浩 易行健 周聪,2017:《房产价值变动 城镇居民消费与财富效应异质性——来自微观家庭调查数据的分析》,《金融研究》第8期。
- 张勋 杨桐 汪晨 万广华,2020:《数字金融发展与居民消费增长:理论与中国实践》,《管理世界》第11期。
- 周利 易行健,2020:《房价上涨、家庭债务与城镇居民消费:贷款价值比的视角》,《中国管理科学》第11期。
- 周广肃 王雅琦,2019:《住房价格、房屋购买与中国家庭杠杆率》,《金融研究》第6期。
- Aoki, K. et al(2004), “House prices, consumption, and monetary policy: A financial accelerator approach”, *Journal of Financial Intermediation* 13(4): 414—435.
- Aladangady, A. (2017), “Housing wealth and consumption: Evidence from geographically-linked microdata”, *American Economic Review* 107(11):15—46.
- Athey, S. & G. W. Imbens(2016), “Recursive partitioning for heterogeneous causal effects”, *Proceedings of the National Academy of Sciences* 113(27):7353—7360.
- Athey, S. & G. W. Imbens(2017), “The econometrics of randomized experiments”, in: A. V. Banerjee & E. Duflo (eds), *Handbook of Economic Field Experiments*, Elsevier.
- Belloni, A. et al(2014), “High-dimensional methods and inference on structural and treatment effects”, *Journal of Economic Perspectives* 28(2): 29—50.
- Chernozhukov, V. et al(2017), “Double/Debiased/Neyman machine learning of treatment effects”, *American Economic Review* 107(5):261—265.
- Chernozhukov, V. et al(2018), “Generic machine learning inference on heterogeneous treatment effects in

- randomized experiments, with an application to immunization in India”, NBER Working Paper, No. 24678.
- Deryugina, T. et al(2019), “The mortality and medical costs of air pollution: Evidence from changes in wind direction”, *American Economic Review* 109(12):4178—4219.
- Eggertsson, G. B. & P. Krugman(2012), “Debt, deleveraging, and the liquidity trap: A Fisher-Minsky-Koo Approach”, *Quarterly Journal of Economics* 127(3): 1469—1513.
- Ekici, T. & L. Dunn(2010), “Credit card debt and consumption: Evidence from household-level data”, *Applied Economics* 42(4): 455—462.
- Friedman, J. H. (2001), “Greedy function approximation: A gradient boosting machine”, *Annals of Statistics* 29(5): 1189—1232.
- Leippold, M. et al(2022), “Machine learning in the Chinese stock market”, *Journal of Financial Economics* 145(2): 64—82.
- Leth-Petersen, S. (2010), “Intertemporal consumption and credit constraints: Does total expenditure respond to an exogenous shock to credit?”, *American Economic Review* 100(3):1080—1103.
- Ludvigson, S. (1999), “Consumption and credit: A model of time-varying liquidity constraints”, *Review of Economics and Statistics* 81(3): 434—447.
- Mian, A. et al(2013), “Household balance sheets, consumption, and the economic slump”, *Quarterly Journal of Economics* 128(4):1687—1726.
- Zeldes, S. P. (1989), “Consumption and liquidity constraints: An empirical investigation”, *Journal of Political Economy* 97(2): 305—346.

Household Leverage Growth and Consumption Demand Insufficiency

— A Machine Learning-Based Heterogeneity Test

XIAO Zhengyan¹ CHEN Kan¹ LIU Zhexi²

(1. Renmin University of China, Beijing, China;

2. University of International Business and Economics, Beijing, China)

Abstract: The efficacy of household leverage in stimulating consumption remains a debated topic at the aggregate level due to variations in its impact across demographic groups. This study utilizes a generic machine learning inference (GML) causal inference approach to objectively quantify and interpret the heterogeneous effects of household leverage. The key findings indicate significant heterogeneity in the treatment effect, with the treatment effect coefficient in the most effective group being approximately double that of the least effective group. Disparities in disposable income levels emerge as central factors influencing heterogeneity, particularly with a notably lower promotion of consumption for middle-income families compared to low-income families, accounting for 30% of the observed variation. Core factors influencing leverage effects on consumption differ among income groups: for middle-income families, the burden of mortgage repayments is a primary reason for the weak effect, while for low-income families, pronounced effects stem from rigid expenditure pressures, necessitating borrowing to make ends meet. The insights derived from this analysis offer valuable implications for policymakers.

Keywords: Household Debt; Leveraging; Household Consumption; Middle-income families; Machine Learning

(责任编辑:木丰)

(校对:金禾)