

# 脱贫共富对人力资本的同侪提升效应

——基于随机分班微观数据检验

王一平 王非 黄炜\*

**摘要:** 利用全国代表性的中学生数据和随机分班机制, 本文得到了班级脱贫率和人力资本积累的因果关系证据。结果显示, 被随机分入贫困率较低的班的学生成绩更高, 该效应在相对弱势群体中更显著。经估算得, 班内同学完全脱贫, 学生成绩均分提高 0.2 个标准差, 个人收入预计提高约 8.8%。本文证据表明, 普遍的脱贫致富可以通过同辈效应这样的渠道, 进一步促进教育绩效提升, 改善人力资本积累。

**关键词:** 脱贫共富; 人力资本; 同辈效应

**DOI:** 10.13821/j.cnki.ceq.2023.06.07

## 一、引言

2021 年我国现行标准下 9 899 万农村贫困人口全部脱贫, 832 个贫困县全部摘帽, 12.8 万个贫困村全部出列, 脱贫攻坚战取得全面胜利。全面准确评估脱贫效果既有利于总结脱贫成就, 又有助于进一步擘画共同富裕政策。近期文献已经总结了脱贫对贫困户本身收入、就业等经济指标的巨大改善效果 (李芳华等, 2020)。为进一步改善代际收入差距, 夯实我国经济社会发展的根基, 最终实现更高层次的共同富裕, 还需厘清提高教育产出的机制和路径, 为改善下一代的人力资本积累找准方向。以脱贫致富对人力资本积累的影响为切入点, 本文利用全国代表性的中学生微观数据, 借助学生被随机分入具有不同贫困率的班级中的研究设计, 分析同学脱离贫困如何通过同辈效应对学生学业表现产生影响<sup>①</sup>, 从而帮助我们进一步理解脱贫对人力资本积累及长期收入增长的促进作用, 为学者和政策制定者分析脱贫政策的收益成本提供了新的学术证据。

脱贫致富、促进人力资本积累能够打破“贫困—人力资本积累受阻—贫困加深”的恶性循环。既有文献指出, 贫困会阻碍人的认知功能 (Mani et al., 2013), 增加人的心理负荷 (Schilbach et al., 2016), 进而拉低贫困生的学习成绩。贫穷的经济状况也会收紧家庭进行人力资本投资时面临的资金约束 (李力行和周广肃, 2015; Mo et al., 2013)。

\* 王一平, 北京大学国家发展研究院; 王非, 中国人民大学劳动人事学院; 黄炜, 北京大学国家发展研究院。通信作者及地址: 黄炜, 北京市海淀区挂甲屯路 5 号北京大学国家发展研究院 (承泽园校区), 100080; 电话: 13581799982; E-mail: huangwei@nsd.pku.edu.cn。本课题受到国家自然科学基金面上项目“人力资本外部性与经济高质量增长: 现象、机制和影响” (72373003) 的资助。本文为中国人民大学科学研究基金项目“我国收入分配问题专题研究” (21XNLG03) 的成果。感谢匿名审稿人的建议。文责自负。

<sup>①</sup> 文献中普遍出现的“同辈效应”“同伴效应”“同群效应”以及“同侪效应”均为 peer effect 的汉译词, 后文均采用“同辈效应”。

贫困还会改变个体跨时偏好 (Lawrance, 1991), 使学生较难承受继续学习带来的机会成本, 进而不利于贫困生的人力资本积累。“近朱者赤近墨者黑”, 我们发现, 在人力资本领域, 贫困的负面作用也具“传染性”。既有文献虽然从不同维度分析了贫穷阻滞人力资本积累的渠道, 却鲜有文章正面回答同辈贫困的加深或降低会对人力资本积累产生怎样的影响。正如 Angelucci and Giorgi (2009) 指出, 如果只考虑政策对目标群体的影响而忽略其给其他人带来的影响, 学者就可能低估政策效果。这启发我们, 研究脱贫对人力资本的促进作用, 不能忽视减少同辈贫困对人力资本的影响。

包含同辈效应在内的各种社会交互产生了不可忽视的社会经济影响 (Manski, 2000), 自《科尔曼报告》(Coleman et al., 1966) 以来, “来自同伴的影响”在教育过程中的作用吸引了各界越来越多的关注。如果此类影响对学生考试成绩、上大学、职业选择乃至吸毒和少女怀孕等的行为结果产生显著作用, 家长、教师和决策者便不能忽略同伴影响的规模和性质。Manski (1993) 将同伴当前行为对学生的影响定义为同辈的内生效应, 同伴背景对学生的影响则被定义为同辈的外生效应, 由于学生行为相互影响产生的“自反射”问题, 内生的同辈效应更难被准确识别。随着研究的深入, 同辈效应 (peer effect) 的定义范围变得相对宽泛, 不仅学生直接从同伴那里习得的行为、习惯和受到能力溢出可以被定义为同辈效应, 同伴有更高的能力或者更具有干扰性的行为, 对老师教学节奏产生了影响, 通过老师渠道对学生成绩产生的影响也被界定为同辈效应 (Lazear, 2001)。给定学校投入和教师质量, 同辈效应是影响学校教育绩效和学生人力资本积累的另一重要渠道, 具有很强的政策含义。本文聚焦脱贫产生的同辈效应, 既补充了脱贫促进人力资本投资的影响研究, 也丰富和发展了同辈效应的文献。

然而, 估计社会贫困率降低对个体人力资本积累的同辈影响并不容易。近十年间, 贫困率在全国范围内快速降低, 因此很难在现实世界中找到地区维度完美的实验组和对照组以刻画脱贫率外生变动对学生人力资本积累的影响。家庭环境中, 富人家孩子和穷人家孩子的社交网络形成从入学前便已内生于自身家庭条件, 真正的“同辈”都是有选择性的。因此, 本文仅借助随机分班事件, 通过分析在学校年级内部由于分班导致不同班级的不同贫困率, 来估计脱贫同辈效应对提升人力资本积累的影响。

随机分班实验设计对回答本文研究问题具有独特优势: 学生在入校分配时被随机分入不同班级内, 这使得学生个人面临的同学脱贫比例具有外生的变动性。利用随机分班后学生同学的贫困率差异, 我们就可以观察到贫困率降低后学生成绩变动的“反事实”和相应的同辈效应。基于该方法, 学者使用截面数据便可实现对干预效果的分析 and 讨论。因为随机分班通常发生在学校的年级内部, 所以上述识别策略需控制学校-年级固定效应以创造在特定学校特定年级内部进行比较研究的环境 (Burke and Sass, 2013)。作为一种成熟的方法, 随机分配的研究设计被既有文献广泛运用 (Sacerdote, 2001; Wang et al., 2018; Lu and Anderson, 2015; Gong et al., 2021; Hu, 2015; 殷戈等, 2020; Huang and Zhu, 2020; Xu et al., 2022; Gong et al., 2021; Zhao and Zhao, 2021), 本文也借用该研究设计, 回答了尚未被早先文章解答的重要问题。

我们将学生语数外三科成绩对班内同学的脱贫率进行回归得到基准结果。研究发现, 班内同学脱贫率每降低1个标准差, 三科均分提高约0.18个标准差, 其中语文、英语和数学成绩分别提高0.21、0.14和0.18个标准差。为了能更直观地理解系数的经济

学含义, 本文根据国外文献和基于我国数据的估计对成绩的增量进行了货币化度量, 结果发现, 如果实现完全的脱贫即班级贫困率平均降低 16 个百分点, 个人收入提高约 8.8%。在贫困生样本中, 该效应更加明显, 班级内同学脱贫率每降低 1 个标准差, 贫困生三科均分提高 0.32 个标准差。若班内其他同学全部脱贫, 则贫困生群体个人收入提高约 15.3%。上述效应也在男生、非独生子女和少数民族学生中更加显著, 这进一步印证了脱贫同辈效应的“扶弱倾向”。值得注意的是, 以上估算效应只是脱贫对于学生未来收入影响的部分间接效应, 本文结果在一定程度上低估了对社会整体脱贫带来的效果。

考虑到学生汇报的现阶段脱贫状况可能会受到自己成绩或者当前父母状况影响从而存在可能的内生性, 本文采用学生汇报的入学前经济状况重新计算同学脱贫率得到了与基准分析非常一致的结果。结果说明, 自己汇报的当前脱贫状况内生性问题不大。同样考虑到汇报的脱贫状况受个人主观情绪影响从而可能会带来估计偏误, 我们用家庭经济地位的一系列相对客观指标重新拟合计算了班内同学的脱贫率, 并验证了结论的稳健性。在机制分析部分, 我们发现, 班内同学贫困率的降低显著改善了同伴的行为、预期和偏好, 从而对学生自身和家庭的努力程度、教育方式和自身目标产生了积极影响, 本文也发现同辈效应通过影响老师行为, 对学生成绩产生影响的证据。

本文的结构安排如下: 文章第二部分介绍了数据和样本; 第三部分汇报了基准结果, 并进行了稳健性检验和异质性分析; 第四部分检验了作用机制; 第五部分是本文的结论和政策启示。

## 二、数据和样本

### (一) 数据来源

本文采用 2013—2014 年中国教育追踪调查 (China Education Panel Survey, CEPS) 数据。该数据涵盖中学生、家长和班主任的丰富信息, 能全面细致反映该时期我国初中教育状况。数据以人口平均受教育程度和流动人口比例为分层变量, 在全国随机抽取 28 个县级单位 (县、区、市) 作为调查点, 每个县 (区) 选取 4 所中学, 每所学校选出 2 个七年级班和 2 个九年级班。然而, 在实际抽样中, CEPS 抽样的部分学校一个年级只有一个班, 所以会存在学校-年级组内不满 2 个班的情况。

### (二) 样本筛选

由于在教育公平方面的考虑, 自 2006 年起义务教育法规定初中录取时不得按照学生先前成绩划分不同层次的班级, 为了满足上述规定, 初中在录取时一般采用随机或平均分配的方式 (Huang et al., 2023) 进行分班操作。随机分班是指完全随机地将入校新生分入不同班级的操作模式, 平均分班中两种比较典型的方法是“蛇形分配法”和“最大最小法”: 由于初中教师间存在竞争关系, 学校领导担心不同班级的学生资质不均会导致教师间评比的不公, 所以在学生入学前也会安排入学考试, 按成绩对所有学生进行排名。蛇形分类的基本原理是, 若一个年级有 3 个班级和 12 个学生, 前 3 名学生就依次进入这 3 个班级中, 然后从第 4 名学生开始重复上述过程, 直到第 12 名学生被分入相应班级。该方法可以基本保证各班学生的初始水平相当。最大最小法与蛇形方法类似, 学校

设置分班考试，将全年级第一名学生和最后一名学生分入第一个班级，第二名和倒数第二名的学生分入第二个班级，第一轮填满  $n$  个班级后将剩余学生重复这一过程，直至分班完成。这样的平均分班蕴含着“匹配”的逻辑，Rubin (1974) 等证明两种方法在根本上是等价的。

在实际操作中，仍然有一些学校违规操作，按照入学成绩高低和学生家长背景违规分班。<sup>①</sup> 为了解决上述问题，借鉴已有文献做法，我们利用 CEPS 中的信息，筛选出符合要求的班级：首先，我们保留校长回答分班方式为“随机或平均分配”的学校样本<sup>②</sup>，此选项中包含“平均分班”的情形大致对应上述分班方法，为了避免应答时偏差，我们进一步剔除班主任问卷中回答按成绩分班的班级和与之对应的学校-年级组<sup>③</sup>。初中三年间，初始随机分配生成的班级可能会经历若干调整，我们将经历过重新分班的高年级班级连同其所在的学校-年级组一并剔除，最终确保每个学校-年级组内有 2 个班，符合条件的样本共有 208 个班。只采用随机分班样本，班级间学生特征的差异在理论上完全源于分班的随机性，该识别策略可以有效排除学生与班级、同学的匹配过程可能存在的自选择问题。下文我们将对分班的随机性进行检验。

### （三）变量定义及描述性统计

本文结果变量为学生层面的语文、数学和英语成绩。表 1 展示了三科成绩及平均成绩的均值和标准差。各科成绩均已被数据团队做标准化处理（以 70 为均值，10 为标准差）；由于上述的样本筛选，表 1 中的均值和标准差与 70 和 10 略有差别。

本文的核心解释变量为某学生班内同学的脱贫率。我们将汇报自己家庭的经济情况为“非常困难”和“比较困难”的学生作为贫困学生，其余学生视作已脱贫学生。计算某学生班内同学脱贫率时，我们将该学生剔除，算出其同班同学中已脱贫学生的百分比。脱贫信息虽源于学生主观汇报，但随机分班机制可保证同学脱贫率在班级间只存在随机性差异。本文后续也将利用学生回顾的入学前贫困、汇报的各项客观指标分别进行稳健性检验。表 1 显示班级同学脱贫率均值约为 84%，贫困率均值约为 16%，接近于依据世界银行 3.2 美元贫困线计算出的 2013 年贫困率（12.1%）。除结果变量和核心解释变量外，表 1 还展示了参与本文分析的其他主要变量信息。

表 1 主要变量的描述性统计

	平均值	标准差	观测值
<b>结果变量</b>			
语文成绩	70.00	9.941	8 523
数学成绩	70.00	9.941	8 523
英语成绩	70.00	9.941	8 524
语数外成绩平均分	70.02	8.767	8 508

① 参见 <https://4g.dahe.cn/news/20201015744158>，访问时间：2023 年 10 月 13 日。

② 校长问卷中问题为：“学校对新生编排班级的标准是什么？1. 入学考试成绩 2. 学生户籍所在地 3. 随机或平均分配 4. 其他”。

③ 班主任问卷中问题为：“所在的年级有没有按总成绩或单科成绩分班？1. 是 2. 否”。

(续表)

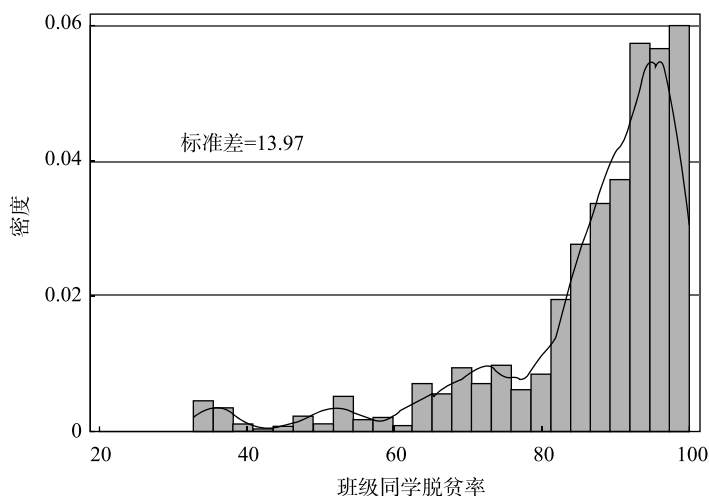
	平均值	标准差	观测值
<b>核心解释变量</b>			
班级同学脱贫率(%)	84.00	13.97	8 590
<b>个人协变量</b>			
个人性别(男=1)	0.52	0.50	8 439
个人年龄	13.90	1.34	8 428
是否是城镇居民(是=1)	0.54	0.50	8 147
是否是少数民族(是=1)	0.11	0.30	8 571
是否持有农村户口(是=1)	0.44	0.51	8 590
是否是独生子女(是=1)	0.50	0.52	8 590
父亲受教育年限	10.48	1.99	8 590
父母最高教育年限	11.03	3.29	8 590
<b>其他班级层面因素</b>			
班级人数	47.28	13.60	8 590
女生男生性别比	0.98	0.35	8 590
父母最高教育年限均值	11.03	2.08	8 590
同学有留级经历的比例	0.11	0.14	8 590

注：数据源自 CEPS。样本为随机分班的学生。官方数据给出的标准化成绩（均值为 70，标准差为 10），由于样本筛选，随机分班数据中的均值和标准差与之略有差异。

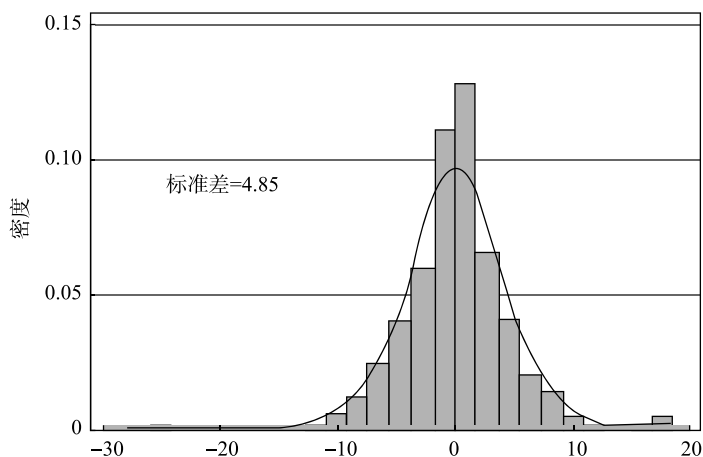
#### (四) 随机分班的检验

随机分班中的变动性依赖于同学校相同年级内部的两个班进行比较，加之随机分班的设定使得班级间差异较小，有效信息含量是否足够我们进行实证分析？为了回答上述问题，我们首先要检验随机分班的有效性。本文绘制了如下两图：图 1(a) 是随机分班样本中班级脱贫率的分布，该图说明，解释变量的标准差为 13.97，分布相对较广；图 2(b) 是核心解释变量对学校 and 年级固定效应回归后所得残差值的分布，标准差约为先前的 1/3，该图证明，数据仍然有足够的变动性去支撑本文的实证策略，本文就是利用该变动（标准差 4.85）来做识别和分析的。

进一步地，为了验证分班的随机性，本文遵照既有文献思路进行了以下检验：其一，我们检验了班级层面脱贫率和班级其他可观测特征间的关系，包括班主任特征、班级规模和班级性别特征等。如果随机分班成立，学生被分入不同的班级拥有不同背景的同伴是随机生成的，是与个人前定的基本特征无关的。我们在表 2 面板 B 中附上了非随机分配的 230 个班级的检验结果，不难发现，在没有执行随机分班的学校中，学生的富裕程度越高，分配的班主任质量越好，班级贫困率下降 1% 分配到优秀班主任的概率提高 1.3%，班主任的受教育年限平均提高 0.014 年。在样本量相差不大的情况下，随机分配的样本的回归系数趋近于 0，非随机性大大降低，这充分验证了 CEPS 提供的随机分班信息是可靠的。表 2 面板 A 第 (7) 列显示，班级脱贫率与班级规模在 10% 显著性水平上相关，考虑到解释变量标准差为 13.97，在同一学校和年级内，绝大多数脱贫率



(a) 随机分班样本中班级脱贫率分布



控制学校-年级效应后的班级同学脱贫率

(b) 随机分班样本中班级脱贫率残差分布

图 1 关键变量（班级脱贫率）的分布

注：数据源自 CEPS，样本为随机分班样本。

高的班级比脱贫率低的班级多出不足 3 人，大多数研究（Angrist and Lavy, 1999; Lazear, 2001）证实，班级规模提高对成绩存在负面影响，所以班级规模的影响会使得脱贫的同辈效应被低估，严谨起见，我们在后续回归中一律控制班级规模。

表 2 班级层面的随机分班检验

班级特征	班主任性别	班主任受教育年限	班主任教龄	是否“优秀班主任”	是否师范毕业	班级性别比	班级规模
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
面板 A：随机分班样本							
班级层面脱贫率	-0.005 (0.006)	-0.009 (0.008)	0.154 (0.119)	0.007 (0.007)	0.006 (0.004)	0.005 (0.004)	0.200* (0.112)

(续表)

班级特征	班主任性别	班主任受教育年限	班主任教龄	是否“优秀班主任”	是否师范毕业	班级性别比	班级规模
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
学校-年级固定效应	是	是	是	是	是	是	是
观测值	208	207	206	206	207	208	208
面板 B: 非随机分班样本							
班级层面脱贫率	-0.006 (0.008)	0.014** (0.007)	-0.172 (0.141)	0.013** (0.006)	-0.008* (0.004)	0.001 (0.006)	0.119* (0.071)
学校-年级固定效应	是	是	是	是	是	是	是
观测值	230	230	228	229	230	230	230

注: 数据源自 CEPS。面板 A 为随机分配的班级, 面板 B 为剩余班级, 模型为线性回归模型。括号内汇报稳健标准误。\*、\*\* 分别表示在 10%、5% 水平上显著。

其二, 我们利用学生层面数据分析了学生既定特征与其班级同学脱贫率的关系。如果分班过程足够随机, 那么上述变量间就不应存在显著关联。该方法相对于表 2 中检验方法的优点是样本量较大, 降低了由于观测值数目过少而误判为随机分班的可能性。在表 3 中, 我们依次把学生各前定特征变量作为被解释变量, 把学生的班级同学脱贫率作为解释变量。未控制学校-年级固定效应时, 大部分学生前定特征与同学脱贫率显著相关; 在控制学校-年级固定效应后, 显著性消失, 系数趋近于 0。上述结果说明: 在不同学校和年级间, 学生特征能够预测其拥有何种背景的班级同学; 但在特定学校的特定年级内部, 班级分配满足平衡性假设, 与随机分班机制吻合。

表 3 学生层面的随机分班检验

	非条件检验 (未控制学校-年级固定效应)			条件检验 (控制学校-年级固定效应)		
	系数	标准误	观测值	系数	标准误	观测值
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
个人特征变量						
学生年龄	-0.01*	0.01	8 428	-0.00	0.00	8 428
城镇居民	0.01***	0.00	8 147	0.00	0.00	8 147
少数民族	-0.01***	0.00	8 571	0.00	0.00	8 571
学生性别	0.00	0.00	8 439	0.00	0.00	8 439
母亲教育年限	0.10***	0.01	8 416	0.01	0.01	8 416
父亲教育年限	0.07***	0.01	8 590	0.01	0.01	8 590
农村户口	-0.01***	0.00	8 590	-0.00	0.00	8 590
独生子女	0.01***	0.00	8 590	0.00	0.00	8 590

注: 数据源自 CEPS。样本为随机分班的学生, 线性回归在学生层面样本进行, 被解释变量为学生个人特征, 解释变量为班级同学脱贫率, 每一行代表一个单独的回归, 即每个个人特征都单独对班级同学脱贫率进行回归。(1)–(3) 列为未控制学校-年级固定效应时的结果, (4)–(6) 列为控制学校-年级固定效应时汇报的结果, 本表汇报的标准误为聚类稳健标准误, 聚类到班级层面。\*、\*\* 和 \*\*\* 分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平上显著。

### 三、实证结果

#### (一) 基准回归

我们使用学生的语数外三科成绩及其平均分作为核心被解释变量，学生所在班内的同学脱贫率作为核心解释变量，利用随机分班样本估计同学脱贫率的提高会不会对学生成绩产生外溢效应。本文的基准回归方程如下：

$$Y_{ics} = \alpha + \beta PAR_{-ics} + \delta X_{ics} + \mu_{gs} + \epsilon_{ics}. \quad (1)$$

在公式(1)中，下标*i*、*c*和*s*分别表示学生、班级及学校。 $Y_{ics}$ 表示学生成绩(包括语数外单科成绩及三科平均成绩)； $PAR_{-ics}$ 为学生*i*所在班级*c*中除自身外其他同学的脱贫率(poverty alleviation rate)，系数 $\beta$ 捕捉了学生*i*的同学脱贫对其成绩的同侪效应； $X_{ics}$ 为个体层面的协变量，包括学生个人是否贫困、学生性别、学生父母最高教育年限的固定效应、学生年龄的固定效应、学生是否是少数民族、学生是否持农村户口、学生是否是城镇居民和学生是否是独生子女。表1展示了这些变量的均值和标准差，协变量中还进一步控制了班级规模的固定效应(按人数分为5类：30人以下，30(含)—40人，40(含)—50人，50(含)—60人和60人及以上)；随机分班机制在同一学校-年级内部成立(Burke and Sass, 2013)，因此我们进一步控制学校-年级固定效应 $\mu_{gs}$ ，该项设定可以吸收掉在学校-年级及以上层次的所有不可观测因素，创造学校-年级内比较的情景，解决了学生-学校匹配的内生性； $\epsilon_{ics}$ 为误差项，根据解释变量的变动性来源，我们将稳健标准误聚类到班级层面。

表4汇报了基准回归结果。面板A是全样本结果，与Gong et al. (2021)的估计方程保持一致，我们在方程中另外控制了个人是否贫困的虚拟变量， $\beta$ 的估计系数相当于分别在贫困生和非贫困生内部估算同侪效应大小后的加权平均：分析前者，能够帮助我们更好地认识实施收入再分配政策对富裕群体的潜在收益和实现“先富带动后富”的必要性；对后者的估计，从人力资本角度进一步理解改善穷人社会网络和暴露环境(Chetty et al., 2014)是如何带来脱贫效果和社会流动性增益的，具有较强现实意义和政策含义。面板A呈现的是全样本的估计结果，第(1)列显示，班级同学贫困率每减少1个百分点，学生的语数外平均成绩提高近0.126分，相当于班级贫困率每降低1个百分点(14%)，三科均分提高约0.18个标准差(成绩标准差约为10分)。表4第(2)、(3)、(4)列进一步显示，班级同学贫困率的减少对学生语数外三科成绩均有显著改善作用，班内贫困率每降低1个百分点，语文成绩提高0.21个标准差，英语成绩提高0.14个标准差，数学成绩提高0.18个标准差。为了能更直观地理解系数的经济学含义，我们还对成绩的增量进行了货币化，根据Currie and Thomas (2001)的研究，学生在16岁左右的单科考试成绩每提高1个标准差，个人收入提高14%。根据这个标准，如果实现完全的脱贫，班级贫困率平均降低16个百分点，那么单科成绩均分提高约0.21个标准差，收入提高约8.8%，经济含义显著。<sup>①</sup>值得一提的是，该效应仅是在脱贫共富过程

<sup>①</sup> 作者采用后续CEPS数据发现初中成绩与上大学概率显著相关。语文、数学和英语成绩各提高1分，平均而言上大学的概率分别提高0.356%，1.73%和2.85%。结合我国2005年人口抽样调查数据，其对应收入增幅分别为0.59%，2.85%和1.71%。经计算后加总，实现全面脱贫，同侪效应使得收入提高约9.8%。



中,脱贫对学生未来收入影响的部分间接效应,从而上述估算结果对社会整体脱贫的间接效应存在一定程度低估。

表4 基准回归结果

	语数外平均分 (1)	英语成绩 (2)	语文成绩 (3)	数学成绩 (4)
面板 A: 全样本				
班级同学脱贫率	0.126*** (0.0223)	0.0987*** (0.0273)	0.153*** (0.0246)	0.130*** (0.0272)
个人是否贫困(是=1)	-1.397*** (0.374)	-1.540*** (0.396)	-1.405*** (0.433)	-1.240*** (0.434)
样本观测值	7 688	7 703	7 699	7 701
R <sup>2</sup>	0.100	0.116	0.115	0.042
面板 B: 贫困样本				
班级同学脱贫率	0.227*** (0.0315)	0.207*** (0.0303)	0.258*** (0.0490)	0.228*** (0.0452)
样本观测值	756	758	758	758
R <sup>2</sup>	0.244	0.264	0.243	0.165
面板 C: 非贫困样本				
班级同学脱贫率	0.101*** (0.0238)	0.0740** (0.0315)	0.128*** (0.0260)	0.107*** (0.0290)
样本观测值	6 915	6 928	6 924	6 926
R <sup>2</sup>	0.096	0.109	0.112	0.042

注:数据源自CEPS。样本为随机分班样本,回归在学生个体层面样本进行。个人特征控制变量包括:个人性别虚拟变量、学生父母最高教育程度的虚拟变量、学生年龄的虚拟变量、学生是否是少数民族的虚拟变量、学生是否持有农村户口的虚拟变量、学生是否是城镇居民的虚拟变量、学生是否是独生子女的虚拟变量和班级规模虚拟变量,面板A中回归进一步控制了个人是否贫困的虚拟变量;所有回归估计都控制学校-固定效应,\*、\*\*和\*\*\*分别表示在10%、5%和1%的水平上显著,括号内汇报稳健标准误差聚类到班级层面。

面板B是基于贫困生样本的估计结果。班级同学贫困率每降低1个标准差,贫困生的三科均分提高0.32个标准差,其中数学、语文和英语成绩分别提高约0.32,0.36和0.29个标准差。其估计系数均在1%显著性水平上异于0。若班级同学中无贫困,贫困生群体个人收入预计提高15.3%。面板C呈现的是基于非贫困样本的估计结果。贫困率下降对非贫困生的效应相对较小但仍然高度显著:班内同学贫困率减少1个标准差(14个百分点),非贫困生的语数外均分提高约0.14个标准差。若全班脱贫,将同辈效应大小换算成收入约为6.7%,产生的长期经济效应仍然较为可观。附录I对同辈效应在贫困学生和非贫困学生的差异进行了交互项检验,结果表明,同辈效应在贫困学生中更大且差异显著,与之前分样本结果一致。<sup>①</sup>因此,上述结果说明,减贫的同辈效应可以缩

<sup>①</sup> 限于篇幅,附录未在正文展示,感兴趣的读者可在《经济学》(季刊)官网(<http://ceq.ccer.pku.edu.cn>)下载。

小贫困生和非贫困生的分数差距，对贫困生的收入增幅比对非贫困生的增幅更大。在长期，该效应将减少两组学生成年后收入差距。

根据表 4 的结果，我们还能比较脱贫的直接效应和同辈效应的作用大小。为了方便比较，假设在一个有  $N$  个学生的班上，其中一名同学脱贫了。脱贫对他自己的分数的提高是 1.4 个标准差。班级的脱贫率提高  $(1/N) \times 100$  个百分点，对其余每一位同学分数提高为  $0.126 \times (1/N) \times 100 = 12.6/N$ 。在  $N > 10$  时，对其他同学影响的平均效果要小于脱贫对自身个体的影响。然而，我们更关心的是加总效果，这位同学的脱贫对其他所有同学分数的影响的加总值为  $(12.6/N) \times (N-1)$ 。如果  $N$  较大，那么对其余同学的总分提高为 12.6 个标准差。因此，相比脱贫对自身个体成绩的影响而言，同辈效应在班级对单个个体的影响较小，但是对整个班级的人力资本积累却是远大于个体效果的。

综上，我们在基准回归中发现了支持脱贫致富通过同辈效应对学生人力资本积累带来促进作用的微观证据，完善了从脱贫致富到人力资本投资再到更高水平共同富裕的逻辑链条。

## (二) 异质性分析

这一小节本文将根据学生特征分样本回归得到班级同伴脱贫率对学生成绩的异质性影响，结果如图 2 所示。

### 1. 性别

许多文献 (Stoet and Geary, 2020; Lai, 2010) 指出男生学业表现不如女生，且在中国背景下，由于性别选择等因素，女生的家庭环境往往比男生更优越。考虑到脱贫同辈效应的“扶弱”倾向，贫困率对男生的影响应该是更大的。结果也正是如此：班级同学贫困率下降 1 个百分点，对男生成绩提高约 0.16 分，略高于女生的 0.10 分。但两者之差在统计意义上并不显著。

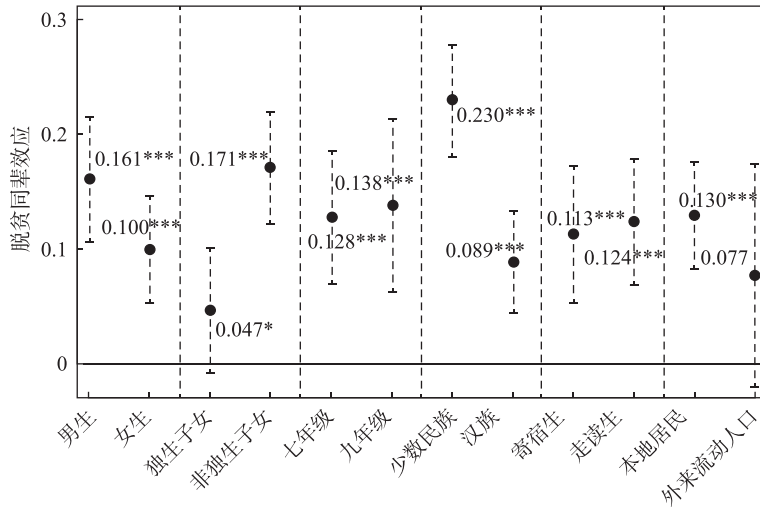


图 2 异质性分析

注：数据源自 CEPS。样本为随机分班样本，回归在学生个体层面样本进行，所选控制变量同表 4；所有回归估计都控制学校-固定效应，图示为 95% 置信区间。

## 2. (非)独生子女

班级贫困率对非独生子女的影响更大。具体而言, 班内贫困率每降低1个百分点, 非独生子女的学习成绩显著提高0.17分, 而独生子女的学习成绩提高0.05分且仅在10%的显著性水平上显著。其结果表明独生子女身份对贫困率的影响有一定的保护作用。其中可能的原因为子女数量和育儿质量间存在权衡(Becker, 1960; Hanushek, 1992), 平均而言, 非独生子女受到的家庭管教和投入相对独生子女要少。因而, 同辈效应对非独生子女的效果更大, 与其“扶弱倾向”是一致的。

## 3. 民族、外地/本地

同辈效应对文化习俗多元或家庭经济状况处在相对劣势的少数民族学生影响更大。而相比外来人口子女, 出生于本地的学生可能更易和当地同学建立关系, 所以对应的同辈效应更大同时也更显著。

综上所述, 图2的结论与基准回归结果相一致, 进一步佐证了将较弱势学生暴露在更好环境内可以带来更大收益的观点。此外, 我们还分析了脱贫同辈效应在同质群体(班内“小圈子”)内外的效应大小与差异(参见附录II)。结果发现, 班内住宿生同学中的脱贫率对住宿生的影响要大于对走读生的影响, 班内农业户口同学中的脱贫率对农业户口学生的影响也大于对非农业户口学生的影响, 反之亦然。结合初中实际, 住宿生、走读生和相同户口类型学生内部的交往可能更加密切, 上述结果较为符合直觉。

## (三) 稳健性检验

### 1. 追加控制变量

在随机分班的平衡性检验中, 回归结果表明班级和学生的前定变量与班级同学脱贫率之间的相关关系并不显著。然而, 为了验证回归结果的稳健性, 我们逐步控制了衡量学生早期人力资本投资的“是否参加学前教育”变量、衡量学生能力的“是否留级”变量和一系列可观测的班主任特征, 如年龄、性别等。在控制了衡量学生早年人力资本的“是否参加学前教育”变量或者在进一步控制衡量个人能力的“是否留级”变量后, 系数基本均保持不变, 标准误有所降低。进一步地, 我们控制了班主任特征后, 系数略变小, 但减小量无统计意义的显著性。因此, 表5结果说明添加其他控制变量不会改变本文结论。

表5 稳健性检验: 追加控制变量的结果

变量名	语数外平均成绩		
	(1)	(2)	(3)
班级同学脱贫率	0.124*** (0.0215)	0.124*** (0.0212)	0.103*** (0.0218)
是否参加学前教育(是=1)	1.130*** (0.297)	1.058*** (0.295)	1.049*** (0.293)
是否留级(是=1)		-1.504*** (0.429)	-1.532*** (0.422)

(续表)

变量名	语数外平均成绩		
	(1)	(2)	(3)
班主任受教育年限			0.0514 (0.181)
班主任年龄			0.0670*** (0.0250)
班主任性别 (男=1)			-1.604*** (0.442)
班主任是否曾被评为“优秀班主任”(是=1)			1.091** (0.491)
班主任是否是师范毕业 (是=1)			-0.395 (0.466)
班主任是否兼任行政职务 (是=1)			-1.579*** (0.365)
R <sup>2</sup>	0.102	0.104	0.113
观测值	7 643	7 639	7 494

注：数据源自 CEPS。样本为随机分班样本，回归在学生个体层面样本进行，本文在控制基本的个人特征和固定效应后继续追加控制，其余控制变量同表 4；所有回归估计都控制学校-固定效应，\*、\*\*和\*\*\* 分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平上显著，括号内汇报稳健标准误差聚类到班级层面。

## 2. 用学生汇报的入学前经济状况重新估算

学生汇报的当前经济状况存在内生性，学生在衡量自身是否贫困时可能以分班后的同学情况作为参照点 (reference point) 进行社会比较 (social comparison)，学生也可能因为羞于如实汇报经济困难的现状而使得整体脱贫率被高估。采用问卷中询问的学生小学前 (相当于事前) 经济状况可以缓解以上问题。我们发现，与表 4 基准回归比较，表 6 所估班级同学脱贫率前系数更大，重算的班级同学脱贫率提高 1 个百分点，语数外均分提高 0.14 分 (基准回归中为 0.126 分)，英语成绩提高 0.117 分 (基准回归中为 0.099 分)，语文成绩提高 0.161 分 (基准回归中为 0.153 分)，而数学成绩提高约 0.148 分 (基准回归中为 0.13 分)。这说明上述干扰因素可能会使得结果被略微低估。然而用学生汇报的入学前经济状况重新估算也无法彻底排除汇报的主观性，回忆早年的经济状况也带来了新的潜在偏误，所以我们接下来用学生的客观指标重新构造班级内同学脱贫率，进行下一步的稳健性检验，进一步排除主观偏差。

表 6 入学前经济指标重构脱贫率的估计结果

变量	语数外平均分	英语成绩	语文成绩	数学成绩
	(1)	(2)	(3)	(4)
班级同学脱贫率 (基于事前汇报变量重构)	0.142*** (0.0223)	0.117*** (0.0306)	0.161*** (0.0215)	0.148*** (0.0273)
上小学前是否贫困	0.595* (0.355)	0.718* (0.413)	0.716* (0.404)	0.351 (0.396)

(续表)

变量	语数外平均分 (1)	英语成绩 (2)	语文成绩 (3)	数学成绩 (4)
观测值	7 688	7 703	7 699	7 701
R <sup>2</sup>	0.100	0.117	0.115	0.041

注：数据源自 CEPS。样本为随机分班样本，回归在学生个体层面样本进行，我们采用学生回忆的小学前的家庭经济状况构造贫困变量，然后重算了班级同学的贫困率，控制变量同表 4；所有回归估计都控制学校-固定效应，\*、\*\*和\*\*\* 分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平上显著，括号内汇报稳健标准误聚类到班级层面。

### 3. 用客观指标度量脱贫率

基准回归基于学生汇报的家庭情况构造同学脱贫率指标，学生主观汇报是否贫困存在一定的主观性，为了更进一步说明上述结果的稳健性，本小节采用相对客观指标重构脱贫率变量。首先，我们分析出主观汇报的脱贫情况是如何受家庭客观指标影响的；然后，我们利用客观指标预测出的脱贫情况构造班级同学脱贫率。表 7 将个人汇报的是否脱贫作为被解释变量，对学生客观特征逐一回归，发现学生性别、父母教育、是否是农业户口、是否是本地户口、是否是少数民族、父亲是否失业、父母自评健康、家里居住环境（自来水、独立厕所）、是否是独生子女和学生年龄显著相关。这些个人特征的确是决定个人经济状况的关键变量，表 7 的回归进一步说明了学生汇报贫困的客观性和可靠性。我们根据这些个人层面的变量拟合个人是否贫困，个人是否贫困的拟合值保留了个人汇报信息中能被客观指标所解释的部分，排除了主观性偏误的影响。

表 7 汇报个人是否脱贫与个人特征变量间的相关性分析

被解释变量：是否脱贫			
个人特征变量	系数	标准误	观测值
学生性别	-0.0173**	0.0082	8 590
父母双方最高教育年限	0.0178***	0.0024	8 493
是否是农业户口	-0.0947***	0.0126	8 590
是否是本地户口	-0.0455***	0.0127	8 428
是否是少数民族	-0.1615***	0.0462	8 571
父亲是否参加工作	-0.1477***	0.0247	7 990
母亲是否参加工作	-0.0064	0.0133	7 956
父母自评健康	0.2626***	0.0259	8 590
家里是否有自来水	-0.2276***	0.0254	8 135
家里是否有独立厕所	0.1949***	0.0244	8 125
是否是独生子女	0.1052***	0.0148	8 590
学生年龄	-0.0226**	0.0094	8 428

注：数据源自 CEPS。样本为随机分班样本，回归在学生个体层面样本进行，\*、\*\*和\*\*\* 分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平上显著，括号内汇报稳健标准误聚类到班级层面。

我们首先利用 Logit 模型预测每个学生是否脱贫，再将模型预测的个人脱贫的概率值在班级层面加总，构造了基于客观指标的班级同学脱贫率。基于客观指标重构的班级同学脱贫率的均值为 90.3%，标准差为 10.55，与原变量比较为接近。表 8 第 (1)、(2)

列分别汇报了基于客观指标的同学脱贫率系数与基于主观汇报的同学脱贫率系数。基于客观指标的班级同学脱贫率每提高1个标准差，学生成绩变化约4.3分，高于基准回归中的1.8分，说明排除主观性后的同辈效应更加明显。

表8 基于客观指标的班级同学脱贫率

变量名	语数外平均成绩	
	(1)	(2)
基于客观指标重构的班级同学脱贫率	0.305*** (0.0943)	
基准回归中的班级同学脱贫率		0.126*** (0.0223)
R <sup>2</sup>	0.104	0.100
观测值	6 967	7 688

注：数据源自CEPS。样本为随机分班样本，回归在学生个体层面样本进行。表8第(2)列与基准回归一致；表8第(1)列还控制了父亲是否失业、父母自评健康、家里居住环境（自来水、独立厕所）等用于预测贫困的变量，效果类似于控制个人主观汇报的贫困虚拟变量；所有回归估计都控制学校-固定效应和班级规模固定效应。\*、\*\*和\*\*\*分别表示在10%、5%和1%的水平上显著，括号内稳健标准误差聚类到班级层面。

#### 4. 脱贫的同辈效应是否独立于其他的同辈效应

除了脱贫，若干因素都可能对学生成绩产生同辈效应。因此我们需要确认脱贫的同辈效应是否独立于其他类型的同辈效应，以明确本文贡献。第一，既有文献（Gong et al., 2021; Lavy and Schlosser, 2011）证实，提高班级女生比例可以显著提高班级学生的认知和非认知能力，也即班级性别结构可能对个体成绩产生外溢影响。第二，殷戈等（2020）发现，班内同学父母接受高等教育的比例提高可以显著改善学生成绩，证实了父母人力资本通过子代在班级同学间产生的外溢效应。第三，既有研究（Huang and Zhu, 2020; Xu et al., 2022）用班级同学留级生比例来衡量低能力同学的比例，发现学生身边低能力同学的比例升高显著降低了学生的学业产出。为了判断脱贫对成绩的同辈效应在多大程度上受到上述三个可能机制的影响，表9的前三列分别向基准回归中加入班级女生与男生性别比、班级学生父母平均教育年限和有小学留级经历的同学比例，第(4)列同时加入这三个变量。结果显示，在加入关联机制后，同学脱贫率前的系数只是略微下降，仍然保持高度统计显著，说明脱贫对成绩的同辈效应真实稳定存在且相对于其他机制是比较独立的。

表9 稳健性检验：控制其他关联效应的估计结果

变量名	语数外平均成绩			
	(1)	(2)	(3)	(4)
班级同学脱贫率	0.115*** (0.022)	0.106*** (0.019)	0.127*** (0.020)	0.104*** (0.019)
班级性别比	1.409* (0.796)			1.052 (0.722)

(续表)

变量名	语数外平均成绩			
	(1)	(2)	(3)	(4)
班级父母平均受教育年限		1.223*** (0.204)		0.960*** (0.228)
有留级经历的同学比例			-14.124*** (5.061)	-11.276** (5.658)
个人特征	是	是	是	是
学校-年级固定效应	是	是	是	是
$R^2$	0.101	0.104	0.103	0.106
观测值	7 688	7 688	7 678	7 678

注：数据源自 CEPS。样本为随机分班样本，回归在学生个体层面样本进行，控制变量同表 4；所有回归估计都控制学校-固定效应和班级规模的固定效应，\*、\*\*和\*\*\*分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平上显著，括号内稳健标准误聚类到班级层面。

#### 四、机制分析

教育经济学文献 (Hanushek, 2020; Krueger, 1999) 提出了结构化的教育生产函数思想，学生成绩的投入产出过程可以被列为公式 (2)：

$$A_{it} = f(E_i(t), P_i(t), T_i(t), I_i), \quad (2)$$

其中， $A_{it}$  为学生  $i$  累积到  $t$  时期的学业成就， $E_i(t)$  为累积到时间  $t$  的个人投入， $P_i(t)$  为累积到  $t$  的同伴影响， $T_i(t)$  为累积到时间  $t$  时老师和学校的投入， $I_i$  为学生个人先天禀赋。同辈效应可以通过同学间的溢出产生影响，也可以通过改变教师行为对学生产生影响 (Lazear, 2001)。Gong et al. (2021) 在分析性别同辈效应的影响机制时，将学生努力、老师行为和班级氛围也列为主要机制，换言之， $P_i(t)$  的改变会影响  $E_i(t)$  和  $T_i(t)$ 。所以，我们在考虑脱贫的同辈效应机制时，也遵循了上述规范。

##### (一) 改善同伴的预期、行为和偏好以及班级整体环境

首先，班内同学贫困率的减少最直接的影响是改善同伴的行为。文献普遍发现贫困对人力资本积累有负面影响。贫困会阻碍人的认知 (Mani et al., 2013)，增加人的心理负荷 (Schilbach, 2016)，进而拉低贫困生的学习成绩。贫困也会改变个体跨时偏好 (Lawrance, 1991)，使学生较难承受继续学习带来的机会成本，进而不利于贫困生的人力资本积累。当上述机制成立时，脱贫就可能提升脱贫学生的学习能力，改善其学习行为，提高其学习成绩。当被分入贫困率更低的班级中时，学生应当观察到身边有更多同学认真刻苦、成绩优异并且重视未来教育发展，班级学习氛围也更加积极友好。如表 10 所示，班内同学脱贫率每提高 1 个标准差，汇报身边有很多同伴学习优异的概率提高约 0.06 个标准差 (标准差为 0.25)，身边有很多同伴想上大学的概率提高约 0.2 个标准差

(标准差为 0.23)，感到班级氛围良好的概率提高 0.1 个标准差 (标准差为 0.4)，感到同学中与人亲近的概率提高约 0.2 个标准差 (标准差为 0.3)。Manski (2000) 指出预期、偏好和行为存在社会交互作用，教育经济学依此发展了一系列有关同伴效应的文献 (Hoxby, 2000; Lu and Anderson, 2015)，同辈效应的文献将优秀勤奋的同伴称为“shining light”，一个好学生显然会成为其他人的榜样，然后影响学生个人的投入，紧接着我们就要检验同学脱贫率的提高是否提升了学生的个人投入。

表 10 同伴行为与班级环境的机制检验

变量名	同伴行为、偏好和表现			班级整体环境	
	是否很多同伴成绩优异 (是=1)	是否很多同伴学习刻苦 (是=1)	是否很多同伴想上大学 (是=1)	班级氛围是 否良好 (是=1)	同学是否与人亲近 (是=1)
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
班级同学脱贫率	0.003*** (0.001)	0.001 (0.001)	0.003** (0.001)	0.003** (0.001)	0.004*** (0.001)
个人特征	是	是	是	是	是
学校-年级固定效应	是	是	是	是	是
R <sup>2</sup>	0.070	0.079	0.069	0.102	0.126
观测值	7 797	7 793	7 763	7 780	7 832

注：数据源自 CEPS。样本为随机分班样本，回归在学生个体层面样本进行，控制变量同表 4；所有回归估计都控制学校-固定效应，\*、\*\*和\*\*\* 分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平上显著，括号内稳健标准误差聚类到班级层面。

## (二) 促进学生个人和家庭改变行为模式

接下来，我们检验了学生个人和家庭的投入是否随班级同学脱贫率的提高而增加。若同辈效应的渠道成立，同伴中的榜样模范会通过改变学生的预期和偏好进一步改变学生的行为。我们发现，随着班级脱贫率的提高，学生提高了对未来的期望和目标，改变了教育投入和教育方式。表 11 第 (1) 列中，班级同学脱贫率每提高 1 个百分点，学生期望教育年限提高 0.038 年，想去大城市或出国的概率提高 0.2 个百分点。在第 (3)、(4) 列个人投入方面，数据呈现了有趣的现象：学生自主学习的时间提高，学生参加辅导班的时间缩短，与之相一致地，第 (7) 列家庭的辅导班开支也缩小，同学脱贫率每提高 1 个百分点，家庭本学期辅导班花销降低 1%。这说明随着班级同伴质量的改善，学生可以更多地在学校里解决学习上遇到的问题 (例如，学生碰到疑点可以在校内和同学探讨解决)，向课外辅导机构求助的必要性减弱，为推行“双减”提供了新的思路。此外，随着班级同学脱贫率的提高，家庭投入更多到了“高响应的育儿方式”上，增加了亲子互动的频率，改善了亲子关系。同时，脱贫同辈效应降低了家庭购买课外辅导的财力开支，减轻了养育子女的经济负担。



表 11 学生个人和家庭投入的机制检验

变量名	个人期望		个人努力		家庭投入		
	期望教育年限	想去大城市或出国	平均每周参加辅导班的分钟数	平均每周写作的分钟数	亲子互动是否频繁的主成分	亲子关系是否良好的主成分	家庭本学期的辅导班开支的对数
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
班级同学脱贫率	0.038*** (0.009)	0.002* (0.001)	-0.337** (0.158)	0.788*** (0.158)	0.011*** (0.003)	0.005*** (0.002)	-0.010* (0.005)
个人特征	是	是	是	是	是	是	是
学校-年级固定效应	是	是	是	是	是	是	是
R <sup>2</sup>	0.170	0.090	0.268	0.113	0.139	0.094	0.398
观测值	7 598	7 908	7 822	7 830	7 775	8 458	7 794

注：数据源自 CEPS。样本为随机分班样本，回归在学生个体层面样本进行，控制变量同表 4；所有回归估计都控制学校-固定效应；列（5）结果变量的主成分分析是由问卷中有关父母与子女是否经常沟通的问题 PCA 降维而成；列（6）结果变量的主成分分析是由问卷中学生自评与父母关系的问题降维而成；\*、\*\*和\*\*\* 分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平上显著，括号内稳健标准误差聚类到班级层面。

### （三）激励老师增加投入

如表 12 所示，当班内学生变得勤奋上进时，老师行为也会发生改变。我们发现，随着班级同学贫困率每降低 1 个百分点，老师每周批改作业和试卷的分钟数平均提高 18.18 分钟，这与学生做作业时间增加的结果相一致。第（1）列中我们没有发现任课老师与学生课上互动程度发生明显改变，这可能与老师教学模式相对固定有关。综上，数据证实，班内同学脱贫率的提高，可以显著改善同伴质量，促进学生个人和家庭改变行为模式，激励教师提高投入。

表 12 老师投入的机制检验

变量名	老师投入	
	任课老师与学生课上互动主成分	每周批改作业和试卷的时间（分钟）
	(1)	(2)
班级同学脱贫率	-0.002 (0.002)	18.181*** (3.864)
学生个人特征	是	是
班主任特征	是	是
学校-年级固定效应	是	是
R <sup>2</sup>	0.189	0.933
观测值	7 590	7 430

注：数据源自 CEPS。样本为随机分班样本，回归在学生个体层面样本进行，个人特征控制变量同表 4；所有回归估计都控制学校-固定效应；班主任层面控制变量为：班主任受教育年限、班主任年龄、班主任性别（男=1）、班主任是否具有高级职称（是=1）、班主任是否具有中级职称（是=1）、班主任是否曾被评为“优秀班主任”（是=1）、班主任是否是师范毕业（是=1）、班主任是否兼任行政职务（是=1）；列（1）结果变量的主成分分析是由问卷中学生回答的语数外老师上课是否点名其回答问题的变量降维而成。\*、\*\*和\*\*\* 分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平上显著，括号内稳健标准误差聚类到班级层面。

## 五、结论与政策启示

全面准确理解脱贫政策效果离不开脱贫对人力资本影响的分析。本文发现，班级脱贫率提高1个百分点，学生的语数外平均成绩提高近0.126分（0.01个标准差）；如果班级同学贫困率降为0，那么学生的长期平均收入或可增加8.5%，该效应对贫困生的作用更大，为11.76%，进一步佐证了政府为低收入家庭子女改善受教育环境和同伴社会网络的重要性。在机制分析方面，本文从教育生产函数出发，梳理出同学脱贫率对改善同伴质量，促进学生个人和家庭改变预期、偏好和行为，激励学校教师提高投入的完整渠道，为政府实现进一步提高教育质量、减轻教育负担的政策目标提供了参考。

本文研究进一步说明，如果忽视脱贫的同辈效应，我们可能低估脱贫致富对提升人力资本积累的重要意义，特别是在人力资本领域这种决定未来经济效率的关键领域。给定教育支出和教师素质不变，学生中实现整体脱贫、维持积极进取的精神风貌所产生的正外部性也极大地促进了公共教育绩效的提升，脱贫致富在学生中产生的可观同辈效应对改善代际人力资本积累意义重大。“仓廩足而知礼节”，要促进一个国家的人力资本积累，政府不仅要提高对教育的转移支付和财政支出（李力行和周广肃，2015），增加学校建设投入，也应当将更加关注脱贫增收对提升公共教育效率的影响。未来，政策制定者应当在加税收并扩张教育开支与减税并促进居民收入方面把握尺度，既要加大公共教育投入，也要做到“藏富于民”，以较少成本实现较大政策成效。

## 参考文献

- [1] Aaronson, D., L. Barrow, and W. Sander, “Teachers and Student Achievement in the Chicago Public High Schools”, *Journal of Labor Economics*, 2007, 25 (1), 95-135.
- [2] Angelucci, M., and G. De Giorgi, “Indirect Effects of an Aid Program: How Do Cash Transfers Affect Ineligibles’ Consumption?”, *American Economic Review*, 2009, 99 (1), 486-508.
- [3] Angrist, J. D., and V. Lavy, “Using Maimonides’ Rule to Estimate the Effect of Class Size on Scholastic Achievement”, *The Quarterly Journal of Economics*, 1999, 114 (2), 533-575.
- [4] Becker, G. S., “An Economic Analysis of Fertility. Demographic and Economic Change in Developed Countries”, *NBER Conference Series*, 1960, Vol. 11.
- [5] Burke, M. A., and T. R. Sass, “Classroom Peer Effects and Student Achievement”, *Journal of Labor Economics*, 2013, 31 (1), 51-82.
- [6] Chetty, R., N. Hendren, P. Kline, and E. Saez, “Where Is the Land of Opportunity? The Geography of Inter-generational Mobility in the United States”, *The Quarterly Journal of Economics*, 2014, 129 (4), 1553-1623.
- [7] Coleman, J. S., E. Campbell, C. Hobson, J. McPartland, A. Mood, F. Weinfeld, and R. York, “Equality of Educational Opportunity”, Washington, DC: US Government Printing Office, 1966.
- [8] Currie, J., and D. Thomas, “Early Test Scores, School Quality and SES: Long-Run Effects on Wage and Employment Outcomes”, *Research in Labor Economics*, 2001, 20, 103-132.
- [9] Gong, J., Y. Lu, and H. Song, “Gender Peer Effects on Students’ Academic and Noncognitive Outcomes: Evidence and Mechanisms”, *Journal of Human Resources*, 2021, 56 (3), 686-710.
- [10] Hanushek, E. A., “The Trade-off Between Child Quantity and Quality”, *Journal of Political Economy*, 1992, 100 (1), 84-117.

- [11] Hanushek, E. A., "Education Production Functions", *The Economics of Education*, Academic Press, 2020.
- [12] Hoxby, C., "Peer Effects in the Classroom: Learning from Gender and Race Variation", *National Bureau of Economic Research*, 2000, No. w7867.
- [13] Huang, B., and R. Zhu, "Peer Effects of Low-Ability Students in the Classroom: Evidence from China's Middle Schools", *Journal of Population Economics*, 2020, 33, 1343-1380.
- [14] Huang, W., T. Li, Y. Pan, and J. Ren, "Teacher Characteristics and Student Performance: Evidence from Random Teacher-Student Assignments in China", *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2023, 214, 747-781.
- [15] Hu, F., "Do Girl Peers Improve Your Academic Performance?", *Economics Letters*, 2015, 137, 54-58.
- [16] Krueger, A. B., "Experimental Estimates of Education Production Functions", *The Quarterly Journal of Economics*, 1999, 114 (2), 497-532.
- [17] Lai, F., "Are Boys Left Behind? The Evolution of the Gender Achievement Gap in Beijing's Middle Schools", *Economics of Education Review*, 2010, 29 (3), 383 - 399.
- [18] Lavy, V., and A. Schlosser, "Mechanisms and Impacts of Gender Peer Effects at School", *American Economic Journal: Applied Economics*, 2011, 3 (2), 1-33.
- [19] Lawrance, E. C., "Poverty and the Rate of Time Preference: Evidence from Panel Data", *Journal of Political Economy*, 1991, 99 (1), 54-77.
- [20] Lazear, E. P., "Educational Production", *The Quarterly Journal of Economics*, 2001, 116 (3), 777-803.
- [21] 李芳华、张阳阳、郑新业, "精准扶贫政策效果评估——基于贫困人口微观追踪数据", 《经济研究》, 2020年第9期, 第171—187页。
- [22] 李力行、周广肃, "家庭借贷约束、公共教育支出与社会流动", 《经济学》(季刊), 2015年第14卷第1期, 第65—82页。
- [23] Lu, F., and M. L. Anderson, "Peer Effects in Microenvironments: The Benefits of Homogeneous Classroom Groups", *Journal of Labor Economics*, 2015, 33 (1), 91-122.
- [24] Mani, A., et al., "Poverty Impedes Cognitive Function", *Science*, 2013, 341, 6149, 976-980.
- [25] Manski, C. F., "Economic Analysis of Social Interactions", *Journal of Economic Perspectives*, 2000, 14 (3), 115-136.
- [26] Manski, C. F., "Identification of Endogenous Social Effects: The Reflection Problem", *The Review of Economic Studies*, 1993, 60, 3, 531-542.
- [27] Mo, D., L. Zhang, H. Yi, R. Luo, S. Rozelle, and C. Brinton, "School Dropouts and Conditional Cash Transfers: Evidence from a Randomised Controlled Trial in Rural China's Junior High Schools", *Journal of Development Studies*, 2013, 49 (2), 190-207.
- [28] Rubin, D. B., "Estimating Causal Effects of Treatments in Randomized and Nonrandomized Studies", *Journal of Educational Psychology*, 1974, 66 (5), 688.
- [29] Schilbach, F., H. Schofield, and S. Mullainathan, "The Psychological Lives of the Poor", *American Economic Review*, 2016, 106 (5), 435-40.
- [30] Sacerdote, B., "Peer Effects with Random Assignment: Results for Dartmouth Roommates", *The Quarterly Journal of Economics*, 2001, 116, 2, 681-704.
- [31] Stoet, G., and D. C. Geary, "Gender Differences in the Pathways to Higher Education", *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2020, 117 (25), 14073-14076.
- [32] Wang, H., Z. Cheng, and R. Smyth, "Do Migrant Students Affect Local Students' Academic Achievements in Urban China?", *Economics of Education Review*, 2018, 63, 64-77.
- [33] Xu, D., Q. Zhang, and X. Zhou, "The Impact of Low-Ability Peers on Cognitive and Noncognitive Outcomes: Random Assignment Evidence on the Effects and Operating Channels", *Journal of Human Resources*, 2022, 57 (2), 555-596.
- [34] 殷戈、黄海、黄炜, "人力资本的代际外溢性——来自‘别人家的父母’的证据", 《经济学》(季刊), 2020年第

19 卷第 4 期，第 1491—1514 页。

- [35] Yuan, C., and L. Zhang, “Public Education Spending and Private Substitution in Urban China”, *Journal of Development Economics*, 2015, 115, 124-139.
- [36] Zhao, L., and Z. Zhao, “Disruptive Peers in the Classroom and Students’ Academic Outcomes: Evidence and Mechanisms”, *Labour Economics*, 2021, 68, 101954.

## Peer Effects of Poverty Alleviation on Human Capital Accumulation —Evidence from Randomly Assigned Classes in China

WANG Yiping

(Peking University)

WANG Fei

(Renmin University of China)

HUANG Wei\*

(Peking University)

**Abstract:** Using nationally representative data of middle school students and random class assignment mechanism, we find that students who are randomly assigned to classes with lower peer poverty rates have higher test scores, and this effect is more significant in relatively disadvantaged groups. It is estimated that if students’ classmates are completely out of poverty, the average score of students increases by 0.2 standard deviations, and the income increases by about 8.8%. We show that poverty alleviation and prosperity can improve intergenerational human capital accumulation efficiency through peer effect.

**Keywords:** poverty alleviation; human capital accumulation; peer effect

**JEL Classification:** D62, D63, I21

---

\* Corresponding Author: Huang Wei, National School of Development, Peking University, No.5 Yiheyuan Road, Haidian District, Beijing 100871, China; Tel: 86-13581799982; E-mail: huangwei@nsd.pku.edu.cn.