

代际教育流动性的变化趋势

杨娟 赵心慧

内容提要:本文基于中国家庭收入调查(CHIP)2002—2018年的四轮调查数据,运用代际回归系数、相关系数、转换矩阵等方式探讨了代际教育流动性的变化趋势。研究表明:近二十年来代际教育流动性呈下降趋势;教育的向下流动率逐年减小,向上流动率则有所提高。本文进一步对教育流动性趋势进行了分解,发现整体父亲受教育年限的提升扩大了子代教育的差距。2002—2018年,低层次教育群体的代际流动性上升,高层次教育群体的代际流动性下降,即,高教育群体呈现代际固化的现象。分样本回归的结果显示,女性、城镇、西部、年轻出生组的代际教育流动性更低。

关键词:代际流动性;受教育年限;转换矩阵;分解

DOI:10.19365/j.issn1000-4181.2022.04.04

一、引言

代际间不平等持续存在的原因和结果是经济学领域非常感兴趣的话题(Neidhöfer et al., 2018)。过往多数学者关注的是收入的代际流动,讨论了父母和子女之间收入的相关性。相较而言,教育的代际流动性是一个探讨较少的话题,而且鲜有研究讨论教育流动性的变化趋势。然而,教育流动性对代际收入流动性的贡献最大(Fan, 2016),具备良好教育背景的家庭有足够资源帮助子女寻找到高收入工作。研究代际教育流动性不仅能评估其对于代际收入流动性的影响(Black & Devereux, 2010),也可以通过提供教育政策来处理收入流动问题。此外,教育在生命周期中相对较早地到达其最终价值,并受到父母更直接的影响,因此是衡量儿童早期生活机会的重要标准(Fletcher & Han, 2019)。

我国代际教育流动性的变化趋势亟待研究。一方面,针对早期教育的投资能促进教育的代际流动性(Restuccia & Urrutia, 2004)。2017年,中国家庭平均教育支出约占家庭总支出的11.4%^①,远远高于同年美国教育支出占家庭总支出的2.5%^②。另一方面,虽然1999年开始的高校扩招政策使得高等教育的毛入学率从1998年的9.8%增加到2017年的45.7%^③,但按照最大化维持不平等(MMI)假设,只有在优势地位群体接受高等教育饱和的情况下上大学的不平等性才会降低(李春

收稿日期:2020-05-16

基金资助:国家自然科学基金面上项目(71973012);北京市社会科学基金研究基地项目(19JDJYA003)。

作者简介:杨娟,北京师范大学经济与工商管理学院,博士,教授,博士研究生导师;赵心慧(通讯作者),北京师范大学经济与工商管理学院,博士研究生。

① 数据来源于《国家数据》中华人民共和国国家统计局网站, <https://data.stats.gov.cn/easyquery.htm?cn=C01&zbs=A0A02&sj=2017>。

② 数据来源于美国劳工统计局, <https://howmuch.net/articles/consumer-spending-in-the-united-states>。

③ 数据来源于《教育事业统计公报》,中华人民共和国教育部网站, http://www.moe.gov.cn/jyb_sjzl/sjzl_fztjgb/。

玲,2010),即家庭背景处于劣势地位——例如父母受教育年限较低——子女的受教育程度也较低。此外,作为人口大国,中国学生的学业竞争非常激烈,从初中升高中开始就必须采取考试录取的方式。对于某些省份的初中生而言,如果成绩不好,将不能上普通高中,只能选择中等职业技术学校、技工学校或者职业高中,甚至面临辍学的困境(Wang et al.,2015)。

本文的贡献或者创新之处有以下几点:第一,与代际收入流动性相比,代际教育流动性是一个探讨较少的话题,以往有关教育代际流动性变化趋势的研究更是少之又少。第二,由于不同时期的代际教育流动性有可能呈现出不同的特点,已有文献大多只关注某一时期的现状,而本文尝试对我国代际教育流动性进行动态趋势研究,因此我们使用了比较权威的中国家庭收入调查(CHIP)2002年、2007年、2013年以及最新的2018年共四轮调查数据,探讨了近二十年来我国教育代际流动性的演变。第三,本文不仅考察了绝对层面的代际教育流动变化趋势(使用代际教育回归系数、代际教育相关系数、代际转换矩阵),还考察了相对层面的代际教育流动变化趋势(使用代际次序相关性系数)。由于对比不同年份的教育流动趋势需要考虑到父亲平均受教育年限的差距所带来的影响,本文还基于Oaxaca-Blinder分解和RIF回归分解方法,将不同年份的受教育差距从结构效应和价格效应两个维度进行了分解。第四,本文最重要的一项结论是从2002—2018年,代际教育流动性呈现下降趋势,其中高层次教育群体出现固化现象。我们还通过分解方法发现结构效应和价格效应都显著为正,前者表明提高一代人的教育水平也会使得下一代人的教育水平得到提升,后者进一步说明了代际教育流动性呈现下降趋势。此外,我们运用分样本回归不仅对比了不同性别、户口、地区、出生年份的代际教育流动趋势,而且发现农村的代际教育出现向下的流动,而西部地区代际教育向上的流动率最低。

余文安排如下:第二章梳理了和代际教育流动性趋势有关的文献,第三章介绍了数据和变量。第四章展现了本文的实证结果,第五章检验了本文结果的稳健性,第六章对于结果进行了讨论。

二、文献综述

国外学者大多从时间层面和地域层面两个方面来探讨代际教育流动性的变化趋势,基于不同年份和不同国家的数据,得到了许多有趣的结论。

一方面,代际教育流动性随着时间的推移发生了变化,并且在不同出生组或者不同教育分布上存在异质性。具体而言,Kwenda等(2015)运用南非1954—1993年的出生队列数据,发现教育的代际传递性下降,而且在教育分布的底端最为明显。来自贫困教育背景的儿童仍然面临很少的接受高等教育的前景,获得高等教育的机会依旧为父母接受过高等教育的孩子而保留。Checchi等(2013)利用意大利的数据测算得出,与年长出生组相比,代际教育流动性增加表现为代际教育相关系数从1910—1914年出生组的0.58下降到1970年或之后出生组的0.47。Azam和Bhatt(2015)测量了印度的代际教育流动性(主要关注的是相对流动性)的变化,发现代际教育持续性随时间的推移而下降,平均受教育程度的提高主要是由受教育程度较低的父亲所生子女的受教育程度提高所推动的。代际教育持续性尽管在父亲教育分布的底端下降了,但在该分布的顶端却增加了。Neidhöfer等(2018)通过计算18个拉丁美洲国家五十多年来的相对和绝对代际教育流动性指数的变化趋势,发现拉丁美洲的代际流动性正在上升,主要是由来自受教育程度低的家庭的孩子们的高向上流动性所驱动的。与此同时,在教育分布的顶部存在着固化现象。

另一方面,代际教育流动具有地域间的差异性,更高的经济发展水平可能与较低的代际持续性有关。具体而言,Chevalier等(2003)利用20个国家的调查数据分析了代际教育的流动性,发现在教育回报较高的国家,代际教育持续性较高,而在教育公共资金投入较多的国家,代际教育持续性较低。Chetty等(2014)发现,在美国的不同地理区域,代际流动性差异显著。它们表明,高流动性

地区的居住隔离较少,收入不平等较少,小学教育更好,社会资本更大,家庭更稳定。Güell等(2018)分析了意大利103个省的代际收入流动,并证明更高的收入流动与更高的人均附加值、更高的教育、更大的社会资本和更低的收入不平等有关。Aydemir和Yazici(2019)运用土耳其一项具有全国代表性的调查数据,通过构建社会经济发展指数研究各地区社会经济发展对于代际流动性的影响,并发现:在发展水平高的地区,代际教育流动性更高。同时,在具有较高的学校可获得性、较高的社会资本水平、对妇女更有利的文化态度、较高的家庭资源水平和较低的教育不平等程度的地区,往往也具有较高的代际流动性。

关于国内代际教育流动的文献中,Knight等(2011)使用CHIP2007的数据研究由代际流动性带来的教育不公平,发现代际总体的教育水平提高了,但是由于教育扩招政策在不同时期存在差异,父母的教育对每个组群的影响并不相同,对年轻组群的影响更大。Dong等(2019)考察了中国农村地区的代际教育流动,发现1980年之后出生的群体具有更显著的代际教育传递效应,认为促进教育机会的平等和对弱势群体儿童的投资将对人力资本的积累产生长期的影响。李力行和周广肃(2014)运用CHIP数据和全国人口抽样调查数据探讨了收入、职业、教育、政治身份等多个方面的代际流动,并发现教育代际传递呈现先下降后上升的趋势。邹薇和马占利(2019)基于中国健康与营养调查(CHNS)数据,使用Probit估计、教育代际回归系数以及转换矩阵等方法,研究了代际教育的传递问题,发现教育的代际传递具有持久性,而且女性、城市、低年龄段群体的代际传递性分别高于男性、农村、高年龄段。

还有一些学者探讨了政策对于代际教育流动的影响,运用不同数据得到了不同的结果。魏晓艳(2017)运用中国家庭追踪调查(CFPS)数据,考察了高等教育的代际传递现象及其影响因素。研究结果显示,中国存在着较为显著的高等教育代际传递现象,父母是否接受高等教育及受教育程度显著影响着子女是否能够接受高等教育及其受教育程度。罗楚亮和刘晓霞(2018)研究发现教育扩张整体上提高了代际教育的流动性,具体而言,降低了代际教育的向下流动性,提高了代际教育的向上流动性。但也有学者持不同意见。例如,杨中超(2016)基于中国综合社会调查(CGSS)数据,运用社会学的方法研究发现,没有充足证据证明教育扩招促进了代际流动。此外,杨娟和何婷婷(2015)以上山下乡作为工具变量,研究父亲受教育程度对子女接受高等教育的影响,发现父亲的受教育年限越高,子女上大学的可能性就越大。Liu和Wan(2019)运用CHIP数据研究了教育扩张对代际教育流动性的影响,发现教育扩张与教育数量上的代际流动呈倒U型曲线关系,但是对于教育质量上的代际流动性没有显著影响。林莞娟和张戈(2015)以1978—1982年之间的中小学学制改革作为父母受教育年限的工具变量,发现母亲教育年限对于子女教育年限的影响更大,并认为政府应该通过教育改革促进代际流动水平。Guo等(2019)研究了1986年实施的义务教育法和1999年开始实施的大学扩招政策对于代际教育流动性的影响,发现两项政策都增加了较低父母受教育水平向上流动的可能性,但是减少了农村的代际教育流动性。

受数据所限,国内很少有学者探讨代际教育流动性的变化趋势,而且采用的衡量方法或指标比较单一。本文将遵循最近的Chetty等(2014)、Aydemir和Yazici(2019)以及Fan等(2019)等文献,通过代际回归系数、代际相关系数、代际转换矩阵、代际次序相关性系数等方法,基于中国家庭收入调查数据的四轮调查,测算近二十年来的代际教育流动性的变化趋势,从而为政策的下一步制定提供参考依据。

三、数据和方法

(一)数据

本文的数据来源于中国家庭收入调查(CHIP)2002年、2007年、2013年和2018年的微观样本。

这几轮样本的抽样过程和问卷内容非常相似,我们对原始数据进行如下处理:CHIP2002 保留出生于 1936—1980 年的样本;CHIP2007 保留出生于 1941—1985 年的样本;CHIP2013 保留出生于 1946—1990 年的样本;CHIP2018 保留出生于 1951—1995 年的样本。对于同住样本,分别匹配已婚户主/配偶和同住子女、户主和同住父母、配偶和同住父母。对于不同住样本,分别匹配户主和不同住父母、配偶和不同住父母、已婚户主/配偶和不同住子女。由于四次调查所覆盖的省份不同,我们在模型中控制了省份虚拟变量。处理之后得到有效样本数分别为:2002 年 30 450 个样本,2007 年 30 831 个样本,2013 年 37 483 个样本,2018 年 36 470 个样本,主要变量的描述性统计如下表 1 所示。

表 1 主要变量的描述性统计

	CHIP2002		CHIP2007		CHIP2013		CHIP2018	
	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
子女受教育年限	8.8172	3.6954	9.2541	3.5391	9.7153	3.7882	10.9770	3.5662
父亲受教育年限	4.8949	4.1823	5.6723	3.4794	5.3609	4.5581	7.6964	3.6912
母亲受教育年限	2.8302	3.8161	4.4734	3.5292	3.9023	4.3381	5.9263	4.0801
男性	0.5231	0.4992	0.5102	0.5003	0.5321	0.4990	0.5242	0.4990
农村	0.5973	0.4901	0.6660	0.4722	0.5792	0.4942	0.4961	0.5002
年龄	42.8580	10.7669	42.4230	11.4564	45.0651	11.8221	38.6952	8.8591
样本量	30450		30831		37483		36470	

(二) 方法

衡量代际教育流动性有两个众所周知的指标:回归系数和相关系数(Aydemir & Yazici, 2019)。下式(1)反映了父辈受教育情况对子代教育情况的平均预测能力。参照多数研究的设定,本文主要使用的是父亲受教育年限代表父辈受教育情况(Checchi et al., 2013; 杨娟和何婷婷, 2015; Azam & Bhatt, 2015; Aydemir & Yazici, 2019)。下文稳健性分析中将探讨母亲教育年限对子女教育年限的影响。

$$educ_i = \alpha + \beta \times feduc_i + \gamma \times X' + \varphi_i + \varepsilon_i \quad (1)$$

其中, $educ_i$ 指的是子女受教育年限。 $feduc_i$ 指的是父亲受教育年限。 β 是我们重点关注的系数,代表了父亲受教育年限对于子女受教育年限的影响,即代际教育的持续性。 X' 是一系列影响子女受教育年限的变量,包括性别、户口、年龄。 φ_i 是省份固定效应, ε_i 是误差项。为了保证结论的稳健性,回归结果中的标准误都进行了省份层面的聚类调整。

$$\beta^c = \beta \times \frac{SD(feduc_i)}{SD(educ_i)} \quad (2)$$

由于式(1)得到的系数 β 忽视了两代人受教育年限的离散差异(Fan et al., 2019),为了解释代际教育的离散性,我们估计了代际相关性系数 β^c 。式(2)中, $SD(feduc_i)$ 和 $SD(educ_i)$ 分别代表父亲和子女受教育年限的标准差。

此外,本文还将参照以往研究(罗楚亮和刘晓霞, 2018),通过转换矩阵来比较不同受教育程度个体的代际流动性^①。其中,教育程度划分为五个层次:未上学=1,小学=2,初中=3,高中=4,大专及以上=5。依据转换矩阵可以计算衡量代际流动性的指标,常见的指标包括以下几种。

① 转换矩阵是指子代在不同教育层级中所处位置相对于其父代所处位置的变动,设为 $(p_{ij})_{5 \times 5}$,可以理解为父代受教育程度为 i 而子代受教育程度为 j 的比重。各元素 p_{ij} 取值为 0 到 1 之间,各行及各列元素之和等于 1。

惯性率: $M_1 = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 P_{ii}$, 该指标衡量的是子女受教育程度与父母受教育程度处于同一层级的概率。惯性率越大, 代际固化严重, 流动性越小。

向上流动率: $M_2 = \frac{1}{5} \sum_{j>i} P_{ij}$, 该指标衡量了子女受教育程度高于父母受教育程度的概率。向上流动率越大, 代际流动性越高。

向下流动率: $M_3 = \frac{1}{5} \sum_{j<i} P_{ij}$, 该指标衡量了子女受教育程度低于父母受教育程度的概率。向下流动率越大, 代际流动性越高。

加权平均移动率: $M_4 = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^5 P_{ij} |i-j|$, 该指标衡量了主对角线以外的移动程度。加权平均移动率越大, 代际流动性越大。

这里需要注意的是, 由于不同年份之间抽样调查的样本结构不同, 从而父代和子代的教育分布不同。这会导致两个教育流动矩阵之间的边际频数不一致, 从而导致直接计算和比较代际教育流动矩阵的可比性不足。为了构建父代与子代具有相同教育分布的情形, 我们将参照罗楚亮和刘晓霞(2018)运用的 Mosteller 标准化调整过程, 首先对父代与子代的交叉列联表进行标准化处理, 然后通过不断迭代, 使得每行每列的和都为 1。由此得到一个“反事实分布”的结果, 展现的是父代与子代具有相同教育分布时, 两者受教育程度之间的相关性。

四、实证分析

(一) 代际教育系数的变化趋势

本文首先根据最小二乘法回归计算了父亲受教育年限对于子女受教育年限的影响。下表 2 第 (1) — (4) 列是依据式 (1) 得到的回归系数, 第 (5) — (8) 列是依据式 (2) 计算而得的相关系数。如表 2 所示, 本文有以下两点发现: 其一, 无论对于哪个年份而言, 父亲受教育年限对于子女教育年限的影响系数都显著为正。这是因为父亲的文化程度越高, 更可能重视子女教育问题, 为子女提供学习指导; 同时, 受教育年限越高的父亲更有可能从事高收入工作, 为子女创造良好学习环境 (杨娟和何婷婷, 2015)。其二, 父亲受教育年限影响子女教育年限的系数在 2002—2018 年逐渐增加。具体而言, 2002 年代际教育回归系数为 0.1486, 且在 1% 的水平上显著, 而 2018 年这一系数达到 0.2739; 2002 年代际教育相关系数为 0.1686, 2018 年达到 0.2836。这些回归结果初步表明代际教育流动性逐年降低。受教育程度较高的父母有更多的收入, 对子女的教育投入也更多, 而家庭教育投资又是影响子女接受更多教育的重要因素 (Knight et al., 2011), 不考虑其他外界条件的情况下, 当父母具备足够教育水平与观念时, 随着家庭经济水平的提高, 教育代际传递的作用将更加明显 (魏晓艳, 2017), 相应的是代际教育流动性呈现降低的变化趋势。

表 2 2002—2018 年代际教育回归系数的变动趋势

	代际教育回归系数				代际教育相关系数			
	(1) 2002	(2) 2007	(3) 2013	(4) 2018	(5) 2002	(6) 2007	(7) 2013	(8) 2018
父亲受教育	0.1486 ***	0.1773 ***	0.2031 ***	0.2739 ***	0.1686 ***	0.1740 ***	0.2442 ***	0.2836 ***
年限	(0.0052)	(0.0056)	(0.0086)	(0.0068)	(0.0056)	(0.0059)	(0.0108)	(0.0072)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES

续表2

	代际教育回归系数				代际教育相关系数			
	(1)2002	(2)2007	(3)2013	(4)2018	(5)2002	(6)2007	(7)2013	(8)2018
省份	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
样本量	30450	30831	37483	36470	30450	30831	37483	36470
R ²	0.5130	0.4259	0.4452	0.3460	0.5130	0.4259	0.4452	0.3460

注:控制变量包括性别、户口和年龄。*** 代表在 1%水平下显著,** 代表在 5%水平下显著,* 代表在 10%水平下显著。括号内的数值为稳健性标准误。

(二)代际转换矩阵的变化趋势

为了进一步探讨代际教育流动性的变化趋势,表 3 展现了代际教育的标准化转换矩阵,即父亲受教育程度与子女受教育程度之间的关联性。观察发现,无论对于哪个年份而言,表中对角线上的数据基本都最大,初步体现了受教育程度的代际传递效应。以 2018 年为例,父亲和子女受教育程度同为“未上学”的比例为 48.59%,同为小学的比例为 34.45%,同为初中的比例为 29.76%,同为高中的比例为 30.70%,同为大专及以上学历的比例为 58.48%。2002—2018 年,当父亲的受教育程度为“大专及以上学历”时,子女接受高等教育的比例呈上升趋势,并且在 2018 年上升至 58.48%。换言之,高层次教育群体出现了代际固化现象。

表 4 根据标准化转换矩阵计算了代际教育流动性指标。其中,2002 年的惯性率为 0.3931,意味着子女平均有 39.31%的可能停留在父亲的教育水平。2013 年时,这一数据上升到 42.34%的子女停留在父亲的教育水平。这意味着与 2002 年相比,教育的代际流动性减小。而在 2018 年,惯性率呈现下降趋势,40.4%的子女停留在父亲的教育水平。与 2013 年的数据相比,2018 年教育的代际流动增强。与此相对应的是,2013 年的加权平均移动率较低,说明父亲处于某一受教育层级时,子女仍处于该层级的可能性较大,相应地,流动性较低;而 2018 年的加权平均移动率则升高了。

上文由标准化转换矩阵计算的代际教育流动性指标表明,2002—2018 年,代际流动性呈现波动趋势并在 2018 年有所上升,而表 2 的回归结果却得出“代际流动性下降”的结论。那么,代际流动性究竟是上升还是下降了呢?可能的回答包括两个方面:第一,表 3 显示,与其他年份相比,2018 年父亲和子女受教育层次都为大学及以上的概率最大,呈现固化现象,即高层次教育的代际流动性降低了;与之不同,2018 年维持在其余各教育层次的概率并不是最大,代际流动性表现为升高。第二,观察表 4 发现,2018 年的向上流动率较高,向下流动率较低,即向上的代际流动性升高,而向下的代际流动性降低了。为了深入考查代际流动性的变化趋势,接下来我们将做进一步的分析。

表 3 2002—2018 年代际教育标准化转换矩阵的变化趋势

单位:%

父亲受教育水平	子女受教育水平				
	未上学	小学	初中	高中	大专及以上学历
CHIP2002					
未上学	47.4736	30.2049	13.2542	6.6388	2.4286
小学	28.8503	37.0381	21.5373	9.3099	3.2644
初中	11.6961	17.9885	31.9274	23.8655	14.5225
高中	8.4201	10.3539	20.5108	30.5123	30.2029

续表3

父亲受教育水平	子女受教育水平				
	未上学	小学	初中	高中	大专及以上
大专及以上	3.5522	4.4086	12.7702	29.6785	49.5904
CHIP2007					
未上学	41.0498	36.5521	17.7006	4.0741	0.6235
小学	27.4173	29.8241	23.3436	15.4372	3.9779
初中	7.9573	18.8725	31.7655	26.9794	14.4254
高中	13.8604	10.4376	21.2446	30.0401	24.4173
大专及以上	9.7132	4.3115	5.9449	23.4707	56.5598
CHIP2013					
未上学	54.2459	31.6132	10.1535	3.4882	0.4992
小学	22.8449	34.9736	26.3893	12.4874	3.3048
初中	13.6017	16.4800	31.7419	25.3525	12.8240
高中	9.2669	10.5368	21.8552	32.8329	25.5081
大专及以上	0.0000	6.3718	9.8583	25.8600	57.9099
CHIP2018					
未上学	48.5863	33.7924	12.3468	4.2461	1.0284
小学	21.7428	34.4451	26.3640	13.4310	4.0171
初中	16.0789	16.6425	29.7650	25.2244	12.2892
高中	10.6648	11.7689	22.6524	30.6993	24.2146
大专及以上	2.9098	3.3366	8.8690	26.4092	58.4754

表 4 由标准化转换矩阵计算的代际教育流动性指标

	惯性率	向上流动率	向下流动率	加权平均移动率
CHIP2002	0.3931	0.3104	0.2965	0.8775
CHIP2007	0.3785	0.3351	0.2864	0.9322
CHIP2013	0.4234	0.3032	0.2734	0.8082
CHIP2018	0.4040	0.3139	0.2821	0.8583

(三) 代际教育流动变化趋势的解释

Fletcher 和 Han(2019)认为转换矩阵并没有考虑到随着时间推移,受教育年限相对位置的变化^①。由于不同年份父亲受教育程度的相对位置有所不同,对比不同年份的教育流动趋势还需考虑到父亲平均受教育年限的差距所带来的影响。接下来我们将运用 Oaxaca-Blinder 分解,通过分析四个年份的数据,将不同年份的受教育差距从结构效应和价格效应两个维度进行分解,以解决上

① 稳健性检验中使用了个体受教育年限的百分位数衡量的代际教育的相对流动,也验证了代际教育流动性逐年下降。

述问题。其中,结构效应考察了父辈教育的不平等对于子代教育差距的影响;价格效应意味着不同年份代际回归系数的变化对于子代教育差距的影响。基于上文式(1)的教育年限分布分解的情况如下:

$$educ_1 - educ_0 = E(X_1)\beta_1 - E(X_0)\beta_0 \quad (3)$$

其中, $educ_1$ 和 $educ_0$ 分别代表 2018 年和其他年份(2002 年、2007 年、2013 年)的整体受教育年限。假定各年份的个体特征不随时间推移发生改变, X 仅代表父亲受教育年限, β 就可以理解为代际教育的持续性。由于 Oaxaca-Blinder 分解存在指数基准问题,因此下面列出两种情况的分解:一种是以 2018 年的回归系数和其他年份的个体特征来构造模型;另一种是以 2018 年的个体特征和其他年份的回归系数来构造模型。

$$educ_1 - educ_0 = [(E(X_1) - E(X_0))\beta_1] + [E(X_0)(\beta_1 - \beta_0)] \quad (4)$$

$$educ_1 - educ_0 = [(E(X_1) - E(X_0))\beta_0] + [E(X_1)(\beta_1 - \beta_0)] \quad (5)$$

式(4)和式(5)的右侧第一项为个体特征造成的可解释部分(结构效应),可以理解为随着时间推移而导致的父辈平均受教育年限的提升所带来的影响。第二项是由系数变化所带来的不可解释部分(价格效应),可以理解为父亲受教育年限相同时,回归系数的差异带来的影响。接下来将对 2002 年和 2018 年、2007 年和 2018 年、2013 年和 2018 年的数据分别进行分解。

观察表 5 发现,无论对哪两个年份的教育差距进行分解,代际教育的总效应(父亲受教育年限的结构效应和价格效应之和)都为正,即 2018 年的平均受教育年限较高。具体来看,父亲受教育年限的结构效应和价格效应显著为正,两种效应都可以显著解释子女受教育年限的差异。对于结构效应而言,系数为正表明整体父亲受教育年限的提升扩大了子代教育的差距。这和中国改革开放以来推行的教育扩张政策有关,无论是 1980—1990 年代义务教育普及政策的推行,还是 1990 年代末期开始推行的高等教育扩张政策,都大幅度改善了整体的受教育水平。而且以往研究已经证实,提高一代人的教育水平,会使得下一代人的教育水平也得到提升(Dong et al., 2019)。对于本文重点关注的价格效应而言,系数显著为正说明 2018 年的代际回归系数高于 2002 年、2007 年和 2013 年,相应地,2018 年的代际教育流动性最低;并且根据系数的大小还能判断出代际教育流动性逐年下降。原因如下:在教育扩张的过程中,尤其是对于高等教育而言,当不同家庭背景出身的学生没有接受到相似数量或质量的高等教育时,大学扩张并不能成为促进代际教育流动性的有效工具(周翔, 2019)。并且有研究已经证实了高等教育供给和代际教育回归系数之间存在倒 U 型关系(Liu & Wan, 2019)。代际教育流动性之所以呈现下降趋势,有可能是因为目前高等教育扩张仍未达到倒 U 型曲线的拐点,还需进一步扩大高等教育招生规模。我们将在下文分布分解中进行详细讨论具体原因。

表 5 代际教育流动变化的分解结果

	以 2018 年个体特征为基准			以 2018 年的系数为基准		
	2002—2018	2007—2018	2013—2018	2002—2018	2007—2018	2013—2018
总差异	2.0253 *** (0.0283)	1.7950 *** (0.0276)	1.3688 *** (0.0272)	2.0253 *** (0.0283)	1.7950 *** (0.0276)	1.3688 *** (0.0272)
结构效应	1.0997 *** (0.0247)	1.3369 *** (0.0414)	1.3775 *** (0.0199)	1.0569 *** (0.0258)	1.1140 *** (0.0254)	1.5499 *** (0.0230)
价格效应	0.9256 *** (0.0262)	0.4581 *** (0.0434)	-0.0087 (0.0235)	0.9684 *** (0.0304)	0.6810 *** (0.0291)	-0.1812 *** (0.0258)
父亲受教育年	0.4202 ***	0.3474 ***	0.4841 ***	0.7778 ***	0.5389 ***	0.6554 ***

续表5

	以 2018 年个体特征为基准			以 2018 年的系数为基准		
	2002—2018	2007—2018	2013—2018	2002—2018	2007—2018	2013—2018
限结构效应	(0.0125)	(0.0116)	(0.0115)	(0.0155)	(0.0117)	(0.0137)
父亲受教育年	0.9792***	0.7568***	0.5566***	0.6215***	0.5653***	0.3853***
限价格效应	(0.0478)	(0.0547)	(0.0473)	(0.0304)	(0.0409)	(0.0328)

注:模型中还控制了性别、户口、年龄以及省份固定效应,限于篇幅,未列出。***代表在1%水平下显著,**代表在5%水平下显著,*代表在10%水平下显著。括号内的数值为稳健性标准误。

接下来我们将基于 Firpo 等(2009)提出的 RIF 回归分解,通过分析 CHIP2002 年和 2018 年的数据,探讨代际教育分布在不同分位点上的分解情况^①。观察表 6 可以发现,代际教育的结构效应和价格效应都能显著解释子女受教育年限的差异。其中,父亲受教育年限导致子女受教育年限变化的结构效应为正,而且这一正效应较大。这说明 2002—2018 年,子代教育年限增加的主要原因是父辈平均受教育年限的增加。除了 90 分位点之外,父亲受教育年限价格效应都为负,尤其体现在 10 分位点处。也就是说,2002—2018 年,代际教育回归系数缩小了低教育水平群体的教育差距,但是拉大了高教育水平群体的教育差距。高教育水平群体的代际流动性降低,低教育水平群体的代际流动性升高。高教育群体呈现代际固化的现象。导致这一现象的主要原因可能在于高等教育机会的不均等性。一方面,高层次教育群体在扩招政策实施前的高等教育获取上没有达到饱和。按照最大化维持不平等(MMI)假设,只有在优势地位群体接受高等教育饱和的情况下上大学的不平等性才会降低(李春玲,2010)。因此新增加的高等教育机会主要由高层次教育群体的子女获得(杨中超,2016)。另一方面,高等教育扩张导致大学生就业市场供需失衡,增加了接受教育的机会成本。那些低层次教育群体的孩子更会因为担心“考上大学也找不到工作”而提早放弃本可能获得的高等教育机会(杨奇明和林坚,2014)。简单而言,高等教育预期收益不确定性的增加使得低教育群体的孩子更难获得较高层次教育。此外,有学者还发现,父代教育水平差异导致子代学业表现差异的现象在基础教育阶段就存在,高等教育扩张没有消除基础教育阶段的代际教育不公平,即使高等教育的供给大幅增加,基础教育的不平等也会延伸到高等教育(Liu & Wan,2019)。因此,高教育群体呈现固化还可能是基础教育和中等教育阶段不平等的延续,是一种劣势的持续累积。

总体而言,对于教育差距的分解再次证明了无论以哪个年份为基准进行对比,2018 年的代际教育流动性都较小,而且代际流动性逐年下降。2002—2018 年,高层次教育的代际流动性降低,低层次教育的代际流动性升高,与已有诸多研究结论一致(Kwenda et al.,2015;Azam & Bhatt,2015;Neidhöfer et al.,2018)。

表 6 各分位点代际教育流动变化的分解结果(2002—2018 年)

	10 分位	50 分位	90 分位
总效应	1.7670*** (0.0235)	0.5442*** (0.0126)	3.0981*** (0.0200)
结构效应	-0.2121*** (0.0796)	0.0402 (0.0308)	0.5993*** (0.0164)
价格效应	1.4181*** (0.0684)	0.1332*** (0.0331)	2.6314*** (0.0240)

① 这里仅列出了以 2018 年个体特征和 2002 年的系数构造模型的分解结果。

续表6

	10 分位	50 分位	90 分位
父亲受教育年限结构效应	0.1309 *** (0.0126)	0.1267 *** (0.0064)	0.2726 *** (0.0103)
父亲受教育年限价格效应	-0.1354 *** (0.0238)	-0.0194 (0.0127)	0.2436 *** (0.0256)

注:模型中还控制了性别、户口、年龄以及省份固定效应,限于篇幅,未列出。*** 代表在 1%水平下显著,** 代表在 5%水平下显著,* 代表在 10%水平下显著。括号内的数值为稳健性标准误。

五、稳健性检验

(一) 使用代际次序相关性系数估计教育流动

上文关注的是绝对教育的代际流动性,接下来我们将考察代际教育的相对流动性。具体而言,依据已有文献的设定(Chetty et al.,2014;李任玉等,2017;Fan et al.,2019),本文将父亲和子女的受教育年限转化为各出生组子样本中的百分位数,并使用以下方程来估计代际次序相关性系数。

$$Peduc_i = \alpha + \beta^R \times Pfeduc_i + \gamma \times X' + \varphi_i + \varepsilon_i \quad (6)$$

式(6)中, $Peduc_i$ 是个体 i 在子代受教育年限分布计算得到的百分位数, $Pfeduc_i$ 是个体 i 的父亲在整体父亲受教育年限分布计算而得的百分位数。观察表 7 可以发现,代际次序相关性系数逐年上升,即代际教育的相对流动性表现为逐年下降的趋势。这与上文结论一致,验证了本文结果的稳健性。

表 7 使用代际次序相关性系数估计教育流动趋势

	代际次序相关性系数			
	(1)2002	(2)2007	(3)2013	(4)2018
父亲受教育年限百分位数	0.1366 *** (0.0056)	0.1684 *** (0.0052)	0.2186 *** (0.0069)	0.3005 *** (0.0081)
控制变量	YES	YES	YES	YES
省份	YES	YES	YES	YES
样本量	30450	30831	37483	36470
R ²	0.4966	0.3970	0.3517	0.2811

注:控制变量包括性别、户口和年龄。*** 代表在 1%水平下显著,** 代表在 5%水平下显著,* 代表在 10%水平下显著。括号内的数值为稳健性标准误。

(二) 使用父亲受教育的不同程度估计代际教育流动

上文使用的父亲受教育年限是连续型变量,接下来我们参考邹薇和马占利(2019)的做法,验证父亲受教育的不同程度对于子代教育的影响。表 8 报告了全样本排序 Probit 回归模型的结果。本节通过将父亲受教育情况按照教育程度进行划分,考察了不同教育层次的父亲对于子代教育的影响。以父亲受教育程度为未上学作为基准,观察表 8 可以发现父亲各层次的教育对于子代的影响都正向显著,而且随着教育程度的提高,影响系数逐渐变大。按年份进行比较时,发现高学历的代际流动性逐年下降;与 2013 年相比,2018 年低学历(父亲受教育程度为小学)的流动性略有上升。以上再次验证了高层次教育群体的代际固化现象。

表 8 全样本排序 Probit 回归模型的结果

	(1)	(2)	(3)	(4)
	2002	2007	2013	2018
父亲小学	0.6289 *** (0.0842)	0.1170 ** (0.0451)	0.8710 *** (0.0706)	0.8426 *** (0.0892)
父亲初中	1.1310 *** (0.0753)	1.0833 *** (0.0318)	1.5468 *** (0.1063)	1.8351 *** (0.1115)
父亲高中	1.7313 *** (0.0787)	1.4932 *** (0.0727)	2.4469 *** (0.1102)	2.8874 *** (0.1200)
父亲大学及以上	2.3575 *** (0.1089)	3.0715 *** (0.1656)	3.8009 *** (0.1738)	4.4083 *** (0.1212)
控制变量	YES	YES	YES	YES
省份	YES	YES	YES	YES
样本量	30358	30831	37483	35897
R ²	0.5131	0.4294	0.4485	0.3490

注:控制变量包括性别、户口和年龄。*** 代表在 1%水平下显著,** 代表在 5%水平下显著,* 代表在 10%水平下显著。括号内的数值为稳健性标准误。

(三) 分样本回归

为了检验代际教育流动性在不同群体特征中是否仍然稳健,本节将分性别、城乡、地区和出生年份^①等不同组别探讨代际教育流动的变化趋势。图 1 分样本回归的结果显示,无论对于哪个群体而言,代际教育流动性依旧呈现逐年上升趋势。

具体来说,对于不同性别而言,个体样本为男性(儿子)的代际教育回归系数低于女性(女儿),意味着男性的代际流动性高于女性。对于不同户口而言,城镇的代际教育回归系数高于农村,即城镇的代际流动性低于农村。已有研究认为这是由于城市地区拥有更多更好的学校和教育资源,因此能使人们长期积累优势(Huang et al., 2016)。这里需要注意的是,使用转换矩阵计算而得的代际流动性指标显示,农村代际教育向下的流动性非常高,限于篇幅未列出。这意味着农村子代接受的教育年限甚至低于父代,这可能是教育贫困陷阱的一些证据,长此以往还会造成几代人持续性的收入贫困(Huang et al., 2016)。总之,农村依然处于弱势地位。对于不同地区而言,西部的代际教育回归系数最高,东部、中部较低。即西部的代际流动性最低。限于篇幅,未列出由转换矩阵计算而得的代际流动性指标。数据显示西部地区代际教育向上的流动率最低。上述所得结论与已有诸多研究结论一致(Knight et al., 2011; 邹薇和马占利, 2019)。对于不同出生年份而言,20 世纪 60 年代以后出生的人群,代际教育回归系数持续上升,即年轻出生组的流动性更低。这是因为改革开放之后,随着教育回报率的上升,家庭最优化决策的结果是加大对子女的人力资本投资,尤其是在教育水平或者收入水平较高的家庭中更明显,从而导致代际教育流动性逐渐降低(李力行和周广肃, 2014)。

① 这里以 CHIP2018 年为例,将 1951—1995 年以 5 年为间隔划分为 9 个出生组。

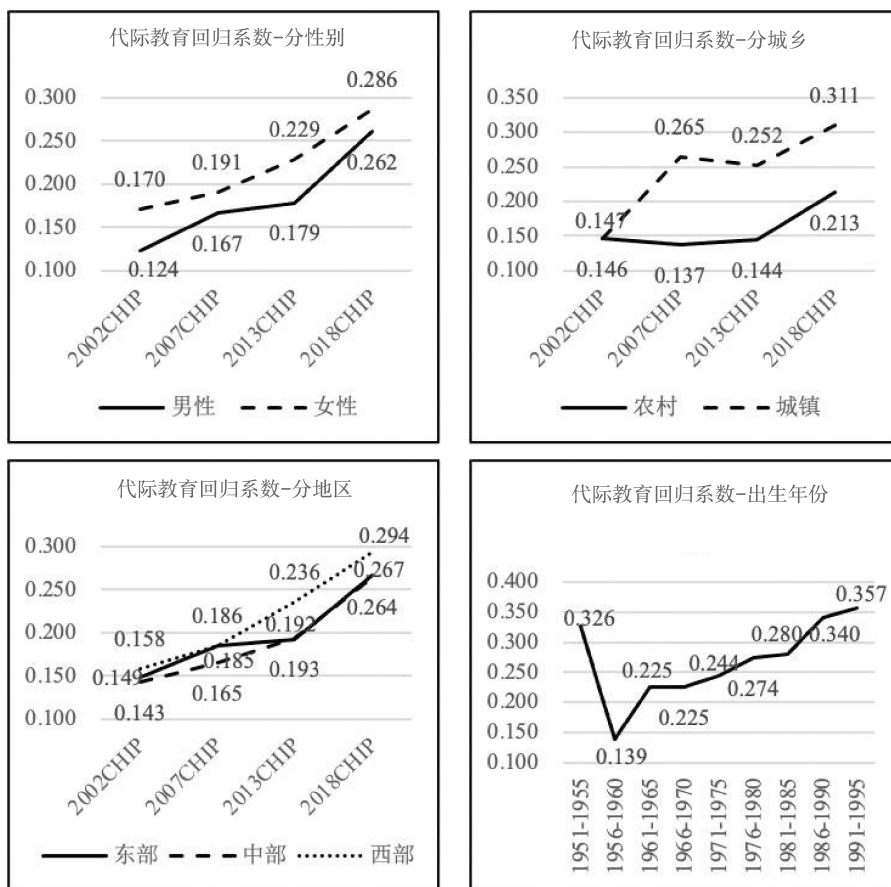


图1 2002—2018年代际教育回归系数的变动趋势—分样本回归

六、结论与启示

本文基于CHIP数据从2002—2018年的四轮调查,探讨了近二十年来中国代际教育流动性的变化趋势。

研究表明:第一,2002—2018年,父亲受教育年限对于子女受教育年限的回归系数及相关系数逐年升高,即教育的代际流动性呈现下降趋势。第二,观察由标准化转换矩阵计算而得的各个指标发现,教育的向下流动率逐年减小,向上流动率则有所提高。第三,进一步运用分解的方法,本文发现整体父亲受教育年限的提升扩大了子代教育的差距。2002—2018年,代际教育流动性逐年下降。其中,低层次教育群体的代际流动性上升,高层次教育群体的代际流动性下降,即高教育群体呈现代际固化的现象。第四,使用相对受教育年限、排序probit回归、分样本回归进行的稳健性检验,所得结果与原文相似。第五,分样本回归的结果显示,女性、城镇、西部、年轻出生组的代、际教育流动性更低。

具体而言,本文最重要的一个发现是,2002—2018年高层次教育群体出现固化现象。原因有两个方面:其一,高等教育规模扩张之前,高层次教育群体获取高等教育的机会远远没有达到饱和,新增加的受高等教育的机会主要是被高层次教育群体而非低层次教育群体获得(杨中超,2016)。其二,基础教育和中等教育阶段不平等的延续使得高层次教育群体出现固化,阻碍了代际教育的流动性(Liu & Wan, 2019)。与之对应的政策建议有以下几点:第一,为解决教育机会不均等,削弱家庭背景对于子女接受高层次教育的影响,政府应当公平配置教育资源,注重公共教育支出分配结构的平衡性,避免高学历家庭的子女垄断优质公共教育资源。第二,政府可以将公共教育支出用于提

升基础教育阶段师资力量、建设学校硬件设施等方面,缩小学生之间因家庭背景差异导致的学业表现差距,从而提高基础教育阶段的教育质量均等化。

本文分解结果的结构效应和价格效应都显著为正,前者和中国改革开放以来推行的教育扩张政策有关,无论是基础教育还是高等教育扩张政策都大幅度改善了整体的受教育水平。价格效应为正进一步说明代际教育流动性呈现下降趋势。之所以出现这种现象,是因为高等教育供给和代际教育回归系数之间存在倒U型关系(Liu & Wan, 2019),而目前高等教育扩张有可能仍未达到倒U型曲线的拐点。对于政府而言,应当进一步扩大高中和高等教育招生规模,大力执行旨在提高弱势群体教育水平的政策。对于家庭而言,由于早期教育投资与大学的教育投资相比在增加教育流动性方面更有效(Restuccia & Urrutia, 2004),因此政府可以通过直接补贴贫困家庭的方式缓解家庭早期教育投资的预算约束。

我们还发现农村的代际教育出现向下的流动,西部地区的代际教育向上的流动率最低。这是由于贫困与高辍学率相关(Wang et al., 2015),很大一部分贫困地区的孩子并没有完成高中教育,因此和高等教育有关的扩招政策对他们的影响很小。这意味着政府除了扩大教育招生规模之外,还需要关注偏远地区学生的教育贫困陷阱,因为父代极有可能将较低的教育水平传递给子代,长此以往,会造成持续的收入贫困。政府应当确保贫困地区有足够的财政资源支持适龄学生的教育,提高农村学校质量;通过提供教育补贴或贷款的方式,提高贫困家庭高等教育的可承担性。

最后,本文存在一个主要的缺陷。由于我们重点分析的是代际教育流动性的变化趋势,再加上受数据所限,因此没有探讨其中的内在机制。例如,受过高等教育的父母一般收入较高,收入可能影响教育成就,或者受教育程度越高的父母平均花更多时间与孩子在一起(Black & Devereux, 2010)。此外,教育可能改变家庭的议价能力,教育程度越高的母亲更倾向于将开支用于儿童投资方面。未来可以针对父母教育年限影响子女教育年限的潜在机制做进一步的研究。

参考文献:

- [1] 李春玲, 2010:《高等教育扩张与教育机会不平等》,《社会学研究》第3期。
- [2] 李力行、周广肃, 2014:《代际传递、社会流动性及其变化趋势——来自收入、职业、教育、政治身份的多角度分析》,《浙江社会科学》第5期。
- [3] 李任玉、陈悉榕、甘犁, 2017:《代际流动性趋势及其分解:增长、排序与离散效应》,《经济研究》第9期。
- [4] 林莞娟、张戈, 2015:《教育的代际流动:来自中国学制改革的证据》,《北京师范大学学报(社会科学版)》第2期。
- [5] 罗楚亮、刘晓霞, 2018:《教育扩张与教育的代际流动性》,《中国社会科学》第2期。
- [6] 魏晓艳, 2017:《高等教育代际传递及其影响因素的实证研究——谁是学二代?》,《中国经济问题》第6期。
- [7] 杨娟、何婷婷, 2015:《教育的代际流动性》,《世界经济文汇》第3期。
- [8] 杨奇明、林坚, 2014:《教育扩张是否足以实现教育公平?——兼论20世纪末高等教育改革对教育公平的影响》,《管理世界》第8期。
- [9] 杨中超, 2016:《教育扩招促进了代际流动?》,《社会》第6期。
- [10] 周翔, 2019:《高校扩招20年④高等教育如何影响阶层流动:拉平还是筛选》,新浪网, http://k.sina.com.cn/article_5044281310_12ca99fde02000x6ob.html。
- [11] 邹薇、马占利, 2019:《家庭背景、代际传递与教育不平等》,《中国工业经济》第2期。
- [12] Aydemir A. B. and H. Yazici, 2019, "Intergenerational Education Mobility and the Level of Development", *European Economic Review*, 116(7), 160–185.
- [13] Azam M. and V. Bhatt, 2015, "Like Father, Like Son? Intergenerational Educational Mobility in India", *Demography*, 52(6), 1929–1959.
- [14] Black S. E. and P. J. Devereux, 2010, "Recent Developments in Intergenerational Mobility", National Bureau of Economic Research Working Papers, No. w15889.
- [15] Checchi D., C. V. Fiorio and M. Leonardi, 2013, "Intergenerational Persistence of Educational Attainment in Italy", *Economics letters*, 118(1), 229–232.
- [16] Chetty R., N. Hendren and P. Kline, et al., 2014, "Where is the Land of Opportunity? The Geography of Intergenerational Mobility in the United States", *The Quarterly Journal of Economics*, 129(4), 1553–1623.

- [17] Chevalier A., K. Denny and D. McMahon, 2003, "A Multi-Country Study of Intergenerational Educational Mobility", Institute for the Study of Social Change Discussion Paper Series, No. 0314.
- [18] Dong Y., R. Luo and L. Zhang, et al., 2019, "Intergenerational Transmission of Education: The Case of Rural China", *China Economic Review*, 53(2), 311–323.
- [19] Fan Y., J. Yi and J. Zhang, 2019, "Rising Intergenerational Income Persistence in China", Institute of Labor Economics Discussion Papers, No. 2019–067.
- [20] Fan Y., 2016, "Intergenerational Income Persistence and Transmission Mechanism: Evidence from Urban China", *China Economic Review*, 41(4), 299–314.
- [21] Firpo S., N. M. Fortin and F. T. Lemieux, 2009, "Unconditional Quantile Regressions", *Econometrica*, 77(3), 953–973.
- [22] Fletcher J. and J. Han, 2019, "Intergenerational Mobility in Education: Variation in Geography and Time", *Journal of Human Capital*, 13(4), 585–634.
- [23] Güell M., M. Pellizzari and G. Pica, et al., 2018, "Correlating social mobility and economic outcomes", *The Economic Journal*, 128(612), F353–F403.
- [24] Guo Y., Y. Song and Q. Chen, 2019, "Impacts of Education Policies on Intergenerational Education Mobility in China", *China Economic Review*, 55(6), 124–142.
- [25] Huang J., Y. Guo and Y. Song, 2016, "Intergenerational Transmission of Education in China: Pattern, Mechanism, and Policies", Society for the Study of Economic Inequality Working Papers, No. 2016–415.
- [26] Knight J., T. Sicular and X. Yue, 2011, "Educational Inequality in China: The Intergenerational Dimension", Canadian Imperial Bank of Commerce Working Paper, No. 2011–13.
- [27] Kwenda P., M. Ntuli and T. Gwatidzo, 2015, "Temporal Developments in Intergenerational Transmission of Education: Case for Black South Africans", *Research in Social Stratification and Mobility*, 42(12), 96–113.
- [28] Liu L. and Q. Wan, 2019, "The Effect of Education Expansion on Intergenerational Mobility of Education: Evidence from China", *China Economic Review*, 57(10), 1–19.
- [29] Neidhöfer G., J. Serrano and L. Gasparini, 2018, "Educational Inequality and Intergenerational Mobility in Latin America: A New Database", *Journal of Development Economics*, 134(9), 329–349.
- [30] Restuccia D. and C. Urrutia, 2004, "Intergenerational Persistence of Earnings: The Role of Early and College Education", *American Economic Review*, 94(5), 1354–1378.
- [31] Wang H., C. Yang and F. He, et al., 2015, "Mental Health and Dropout Behavior: A Cross-Sectional Study of Junior High Students in Northwest Rural China", *International Journal of Educational Development*, 41(3), 1–12.

The Changing Trend of Intergenerational Educational Mobility

YANG Juan, ZHAO Xinhui

Business School, Beijing Normal University, Beijing, 100875

Abstract: Based on the data of four rounds of the Chinese Household Income Project Survey (CHIP) from 2002 to 2018, this paper explores the changing trend of intergenerational educational mobility utilizing intergenerational regression coefficient, correlation coefficient, and transfer matrix. It is found that the intergenerational mobility of education has been decreasing in the past two decades. The downward mobility of education decreased year by year, while the upward mobility increased. Further applying the decomposition method to explain the trend of educational mobility, it is found that in 2018, due to the improvement of father's years of education, the gap of children education between 2018 and other years has been widened, which is the leading cause of educational inequality. From 2002 to 2018, the intergenerational mobility of the low-level education group increases, and the intergenerational mobility of the high-level education group decreases; the high education group presents the phenomenon of intergenerational solidification. The results of sample regression show that the intergenerational transmission was higher in female, urban, western and young birth groups.

Key Words: intergenerational mobility; years of education; transfer matrix; decomposition

[责任编辑:刘鼎铭][英文校对:祝嘉良]