

【教育技术】

增益还是损抑？Z世代互联网使用及其对学业成就的影响

焦佑希 余秀兰

【摘要】作为数字原住民,高度参与在线学习成为“Z世代”的显著特征。基于2020年中国家庭追踪调查(CFPS)数据,使用多分类有序逻辑回归模型进行分析发现:不同家庭背景的“Z世代”存在互联网使用鸿沟;同时,互联网使用对学业表现的影响因学段、先前成绩排名不同而有差异。具体而言,互联网使用具有阶层与成绩异质性,即家庭背景越好,成绩排名更优者,越倾向于使用互联网学习;互联网学习有效促进大学学业表现,而对中学学业表现不显著;互联网娱乐呈现广泛显著的消极影响,尤其对中学学业表现损抑作用更强,但对大学学业表现存在时间效应。因此,有必要通过打造数字增益型学习环境、家校合力有效监管、培育个体数字惯习等途径,保障信息技术对于教育成就的最大化发挥。

【关键词】“Z世代”;互联网使用;数字鸿沟;学业表现;互联网学习偏好

【作者简介】焦佑希,南京大学教育研究院博士研究生;余秀兰,南京大学高等教育研究所所长,南京大学教育研究院教授(南京 210023)。

【原文出处】《中国远程教育》(京),2024.11.60~73

【基金项目】江苏省教育科学规划战略性与政策性重大招标课题“教育促进共同富裕的作用机制和实现路径研究”(课题批准号:A/2022/a2)。

一、问题的提出

党的二十大提出“推进教育数字化”,明确了教育数字化未来发展的行动纲领。这对于后疫情时代背景下,互联网技术的应用贯穿于学习资源支持、线上交流互动与学习成果监测评价等全过程的现实情境具有重大意义。调查结果显示,2021年我国未成年网民达到1.91亿,互联网普及率为96.8%;其中农村未成年人互联网普及率首次超过城镇,超八成未成年网民拥有属于自己的上网设备(中国互联网络信息中心,2022)。后疫情时代背景下,线上教学的常态化更将使得互联网使用与学生行为之间产生更具共时性的密切联系。尽管互联网覆盖面不断扩张,信息技术大规模普及,但互联网使用能否实现预期中的“数字红利”进而促进教育公平仍有待商榷。

(一)“在网上”与“在网上网”:“Z世代”的互联网使用

时间跨度上,“X世代”“Y世代”分别指出生于

1965年至1979年、1980年至1995年的人(谢洋、王曦影,2022;Shams et al.,2020),“Z世代”为1995年至2009年出生的群体(沈杰,2022;Dimock,2019)。两者的主要区别在于对网络的普及、接受以及利用程度具有结构性差异,其中前者被称为“数字移民”,后者则为“数字原住民”(徐芳、马丽,2020;Prensky,2001)。改革开放以来,教育信息化工作取得突破性进展(黄荣怀等,2018,pp.20-26),算法推演下的互联网教育成为可能(杨策、刘益东,2017),“Z世代”的成长历程贯穿于其中。作为数字化时代的土著,“Z世代”又称“M世代”(Multi-tasking)、“C世代”(Connected Generation),或者“英特网世代”(the Internet Generation)(沈杰,2022;李春玲,2022)。在学校空间中,他们的学习方式、课程设置、学业评价需求等都呈现出独有的特征,通过学校教育和在线学习获取知识的速度与数量都是空前的(谢洋、王曦影,2022),但与此同时,他们也表现出偏好网络和社群的影响力、以全世界为课

堂的学习行为。一方面,“Z世代”群体属于互联网使用的参与者与主力军,并非中途接入互联网,而是直接嵌入互联网,即“在网上”(何绍辉,2022);另一方面,“Z世代”进入网络空间即“在网上网”时,受家校教育影响展现出不同的使用偏好以及“观念的割席”(陈云松,2022),最终影响“Z世代”的互联网使用行为。随着互联网接入机会上的差异逐步缩小,互联网教育的起点公平逐渐得到保障,然而互联网的信息鸿沟涉及过程公平,对于“Z世代”而言,群体内部是否形成新的使用鸿沟、如何有效使用互联网以促进学业成就,最终会影响到数字化时代教育公平的实现,因此有必要做进一步探讨。

(二)从接入到使用:数字鸿沟的发展

“数字鸿沟”(digital divide)概念于20世纪90年代提出,意指信息富有者与信息贫困者在信息技术领域存在的差距(Yu,2006)。就发展历程来看,数字鸿沟的发展经历了两个阶段:一是接入机会,即“第一重数字鸿沟”(DiMaggio & Garip,2011),二是使用差异(Dewan & Riggins,2005;Dijk,2012;邱泽奇等,2016)。其中互联网技能和工具的使用被称为“第二重数字鸿沟”(Hargittai,2002)。而互联网的使用成果能否转化为实际收益则是“第三重数字鸿沟”(Wei et al.,2011)。已有研究关注到“接入”(access)作为第一重数字鸿沟在不同国家、地区乃至群体之间的差距逐渐消减,无须面临“移动跨越”(mobile leapfrogging)的困境(闫慧等,2021)。然而这并不意味着数字公平的实现,反之可能成为“再生产”的技术工具,例如城乡、学校和阶层背景加剧了中小不同群体在线学习效果的不平等(张济洲,2018;刘玉君、张德祥,2022)。由数字鸿沟产生的教育不平等的影响路径从传统的“接入沟”转化为更为隐蔽的“使用沟”“技能沟”乃至“效用沟”,通过“数字惯习”的文化资本形式(潘士美,2022),抑或影响家庭教育投资(杨朴、徐颖,2017)的经济资本途径间接地对个体学业表现产生影响。因此,互联网使用对于学业表现的影响在不同使用对象和差异化使用方式等因素中可能存在不同效益,需从家庭背景、代际群体和个体使用习惯等因素着手进行探讨。

鉴于互联网时代数字鸿沟导致数字不平等的教育公平隐忧,本研究旨在讨论:第一,尽管同样身

处网络时代,“Z世代”在不同的家庭背景影响下是否会呈现出互联网使用方式的差异,即“第二重数字鸿沟”是否存在?若存在,有无群体差异性?又有哪些影响因素?第二,若将互联网学习行为视作有益的“数字惯习”,在“Z世代”学业表现的影响机制中能够发挥多大程度的促进作用?第三,互联网使用促进或者抑制学业表现的影响对于不同年级或学段的“Z世代”来说是否存在差异?其作用效果如何?对于上述问题的回答有助于厘清教育数字化转型背景下信息技术所发挥的实然效用,进一步为推进互联网时代的教育公平与正义建言献策。

二、文献综述

基于数字鸿沟的理论视角,本研究围绕“Z世代”的互联网使用及其对学业表现的影响展开分析,从家庭背景影响因素、互联网使用偏好的学业影响以及年龄效应三个方面梳理研究脉络。

(一)“惯习”与“排斥”:数字不平等的家庭背景因素

已有研究关于互联网使用究竟会带来“数字红利”还是“数字鸿沟”这一问题产生争议,分歧的焦点集中于差异化的互联网使用。持有前一种观点的研究认为,作为获致性因素,互联网使用能够有效激发数字红利,产生普遍的信息福利,且对于弱势群体福利效应更强(鲁元平、王军鹏,2020),互联网学习有助于阻断贫困,提升阶层获得(刘彦林,2023)。而后者的基本观点则是家庭经济社文化地位显著影响互联网使用偏好与学生学业成就(陈纯瑾、顾小清,2017),在线教育加深了新的教育不公平(崔仕臣、杨刚,2021)。这意味着数字鸿沟背后存在“隐蔽的再生产”模式,即家庭背景更好的群体更倾向于使用互联网进行学习与技能提升,从而成为数字优势群体,弱势群体由于资源不足或使用不当更易成为数字弱势群体,对于数字资源的使用差异正是形成数字不平等的机制所在(许庆红,2017;潘士美,2022)。而互联网使用差异的生成机制在于使用者遵从“惯习”逻辑还是“排斥”逻辑。

遵循“惯习”机制的观点认为,个体的家庭背景直接影响了对社交网络的选择(Hargittai,2007),拥有较高教育水平和优势家庭背景的青年群体,更多地将互联网视为信息媒介,形成“信息惯习”(Peter &

Valkenburg, 2006);同时也更倾向于参与“资本强化型”(capital-enhancing)的在线活动(Hargittai & Hinnant, 2008)。家庭社会经济地位对互联网使用行为及偏好存在优势积累效应,例如经常使用开放学习资源的参与者往往来自更高受教育水平的社区,相较于中间阶层和普通阶层,上流阶层能够更好地应用互联网实现更佳的效用与回报(李金昌、任志远, 2022),在线学习强化了家庭社会经济地位与教育成就之间的关系(Hansen & Reich, 2015)。然而,受教育水平较低和家庭资源较少的青少年表现出更多的“娱乐消遣型”互联网使用行为,更容易成为数字弱势群体,形成“排斥”机制。这种数字劣势在三重数字鸿沟上均有体现,如贫困农村地区网络接入机会相对弱势(闫慧、刘济群, 2016),而接入互联网和使用熟练程度方面的双重劣势使得他们难以基于互联网获得经济或其他收益(Park, 2017)。

(二)“学习促进”与“娱乐阻碍”:互联网使用偏好的学业影响

已有定量研究发现,不同的互联网使用行为会显著影响学业成绩(Senthil, 2018; Hou et al., 2020; Çebi & Güyer, 2020)。支持互联网使用能够正向影响学业表现的研究认为,通过互联网学习能够有效提升个体的资本总量(李金昌、任志远, 2022),互联网学习偏好与信息获得偏好对教育成就发挥着重要的促进作用(陈纯槿、顾小清, 2017;程建伟等, 2018)。其中重要影响因素包括互联网使用的满意度(Maqableh et al., 2021)、较早接触互联网(程千里、张炜华, 2016)、互联网使用频率与熟练程度(Judge et al., 2006),等等。

从学校层面来看,国际学生评估项目(Programme for International Student Assessment, PISA)数据结果显示,在校使用平板电脑和笔记本电脑对学生数字化阅读成绩呈显著负向影响(陈纯槿、郅庭瑾, 2016);方超和黄斌(2018)研究发现,信息技术因改变了阅读方式与习惯,间接对语文和英语成绩产生消极影响,又通过挤占有效学习时间,直接降低了数学成绩;互联网教育的负向影响对中小学优势学生更加不利(龚伯韬, 2022)。简言之,互联网使用对于学业成就的消极作用存在不同的作用机制,如因长时间使用互联网形成的“时间挤压效应”与“健

康损失效应”(张皓乙等, 2022)直接损害了学业表现,而互联网的娱乐偏好作为重要影响因素则会显著消极影响学生的认知能力发展(方超等, 2019),从而对学业表现起阻碍作用。在具体的测量方式上,以往研究常常采纳PISA大规模测验分数或者将考试成绩标准化等技术工具作为学业表现的依据,较少关注参照群体位置形成的成绩排名这一教育结果的相对量。

(三)“增益”与“损抑”:互联网使用的其他影响因素

除互联网使用方式之外,跨国层面的调查数据显示,年龄与互联网接入机会是互联网使用的关键预测因子(Brandtzaeg et al., 2011)。有研究从个体能力心理视角分析,指出造成在线学习差异的关键因素在于学生个体的自主学习能力,学生认同感也会影响在线学习参与(赵宏等, 2021);学生能否在在线学习环境中取得成功,在很大程度上取决于自我调节学习能力(白雪梅等, 2021)。互联网使用的效果差异还体现在学生的信息技术素养和教师的信息化教学能力等方面(胡艺龄等, 2021)。现有文献的调查对象主要为中学生群体,如信息化教学应用能够显著提高初中生的认知能力水平或课业平均成绩(胡钦太等, 2021)。尽管大多数青少年具备网络使用能力,但并不意味着他们拥有诸如数字探究能力、批判性使用网络资源和数字化工具等充分的数字素养(Li & Ranieri, 2010;徐顺等, 2021)。当前,我国第一代大学生的数字劣势主要体现在使用鸿沟与思维鸿沟,第一重数字鸿沟并不显著(马良等, 2023)。基于上述分析可以发现,已有研究对于高等教育阶段关注较少,年龄范围相对有限,对于互联网学习正向作用的发挥是否对于身处不同年龄与学段的群体具有差异性表现这一问题的讨论较为模糊。

(四)研究假设

通过文献梳理可以发现,不同家庭背景和学业表现的“Z世代”青少年群体对于互联网使用存在“惯习”差异,互联网使用的数字鸿沟可能会拉大不同家庭条件学生的差距(罗长远、司春晓, 2020)。据此提出研究假设1:互联网使用方式存在阶层异质性,家庭背景越高越倾向于使用互联网进行学习;家庭背景越低越倾向于使用互联网进行娱乐。

互联网使用对于学业成就究竟起促进作用还是阻碍作用,较一致的要素在于互联网使用方式差异。研究表明,在线学习行为与学习成效显著相关(温慧群、穆肃,2023)。据此提出研究假设2:互联网使用方式对学业表现具有显著影响,其中互联网学习显著正向影响成绩排名,互联网娱乐显著消极影响成绩排名。

作为数字原住民的“Z世代”年龄跨度较大,互联网使用可能因所处学段或认知能力,对不同教育主体产生差异化作用效果。据此提出研究假设3:互联网使用偏好对学业表现的影响因“Z世代”所处年龄段存在差异。

三、数据、变量与方法

(一)数据来源

本研究数据采用由北京大学中国社会科学调查中心(ISSS)发布的中国家庭追踪调查数据(Chinese Family Panel Studies, CFPS)。该数据涵盖了家庭社会经济地位等先赋性因素以及学业表现、媒介使用等个体特征信息,是国内具有代表性的微观调查数据之一。本研究采用2020年CFPS公开数据样本,其独特优势首先在于更新的数据资料更符合当下“Z世代”的互联网使用以及学情现状;其次,该年调查问卷的互联网模块涉及本研究主要变量的测量,包括较为全面的互联网使用行为、使用频率以及互联网重要性的感知与评估;最后,该数据库在样本选择上时间跨度大,个人层面问卷中涵盖横贯中学与大学的“Z世代”代际群体,便于进行内部差异比较。本研究选取出生年份在1995年至2009年之间的“Z世代”作为研究对象,经过对数据的整理与筛选,剔除不适用的缺失样本后,共计纳入样本量4827。

(二)变量的概念化、操作化

1. 因变量:学业表现

2020年CFPS个人层面问卷调查了“最近一次大考(期中或期末)中,您在年级的排名大约为?”和“上学期本专业排名(%)”。因此,将“Z世代”群体分别对中学组采用年级排名、对大学组采用专业排名作为因变量学业表现的测量指标。由于对该题目的回答“前10%”“11%~25%”“26%~50%”“51%~75%”“后25%”均为类别变量,反向计分后可分为含有高低次序的“优等”“中等偏上”“中

等”“中等偏下”“较差”五个等级与之相对应,因此需要采用有序多分类Logit回归分析。

2. 自变量:家庭背景与互联网使用

家庭背景变量使用“14岁时父母受教育程度”与“14岁时家庭社会地位”来表示,将受教育程度“定序变量,文盲/半文盲=1、小学=2、初中=3、高中=4、大专=5、大学本科=6、硕士=7、博士=8”转化为受教育年限,分别为0、6、9、12、15、16、19、22,作连续变量处理;主观家庭社会地位采用李克特五点量表测量,从1到5表示从低到高进行打分,为连续变量。互联网使用行为设置为虚拟变量“是=1”“否=0”,包括“是否每天进行互联网学习”“是否每天进行互联网游戏”“是否每天进行互联网购物”“是否每天看短视频”,并将后三项合成“互联网娱乐”变量,出现任一行为即为1,否则为0。

3. 控制变量

学校层面的控制变量包括“就读的是否为示范/重点学校”和“是否在重点班”,以重点学校和重点班为参照设置为1,其余为0,作哑变量处理。个体层面的控制变量包括性别、年龄、父母政治面貌等;其中政治面貌为类别变量,分为“共产党员(=1)、民主党派(=2)、共青团员(=3)、群众(=4)”四类,设置为虚拟变量,共产党员为1,其余为0;性别为二分变量,以男性为参照组设置虚拟变量;移动设备上网时长和电脑上网时长均为连续变量,将分钟换算为小时。

(三)数据分析原理及操作步骤

本研究中的因变量为成绩排名,因变量唯一且为有序多分类变量;自变量家庭背景为连续变量;互联网使用方式为二分变量。因此,采用STATA 17.0进行自变量的多重共线性检验和Wald检验(曲文、闵素芹,2019),并进行有序多分类逻辑回归分析,旨在探究“Z世代”群体的家庭背景及互联网使用方式对于学生成绩排名发挥何种程度的作用。基本的回归模型如下:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \beta_6 X_6 + \beta_7 X_7 \quad (1)$$

根据检验结果,利用逐步回归法剔除未通过检验的“互联网重要性感知”和“朋友圈分享频率”,其余自变量之间并不存在多重共线性。接着采用SPSS 26.0进行分析,结果显示, χ^2 统计量值为

3071.50, p 值小于 0.001, 表明该模型拟合结果良好。此外, 平行性假设检验 (Test of parallel lines) 结果 $p > 0.05$, 说明该模型具有统计学意义。因此, 本研究使用有序多分类 Logit 回归模型, 按照不同的取值水平将被解释变量依次分割成两两等级, 建立 $n-1$ 个二分类 Logit 回归模型, 并将因变量成绩排名分为 5 个水平, 取值依次为 1、2、3、4、5。相应取值水平概率为 $\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_5$, 对变量拟合 4 个模型如下:

$$\begin{aligned} \text{Logit}[P(Y \leq j)] &= \log\left(\frac{P(Y \leq j)}{1 - P(Y \leq j)}\right) \\ &= \log\left(\frac{\pi_1 + \dots + \pi_j}{\pi_{j+1} + \dots + \pi_4}\right) \\ &= \alpha_j + \sum_{m=1}^7 \beta_m x_m \quad (j=1, 2, 3, 4) + \varepsilon \end{aligned} \quad (2)$$

式(2)中: π_j 表示第 j 个水平发生的概率, α_j 为截距项, β_m 为回归系数, 解释变量 $X_1 \sim X_7$ 分别代表父母受教育程度、主观家庭社会地位、性别、每周学习时长、父母政治面貌、是否重点学校以及是否重

点班级, ε 为随机扰动项。

四、研究发现

(一)“线上再生产”: 互联网使用的阶层异质性

本研究整体样本分布较为均衡, 男生占 51.09%, 女生占 48.91%。由表 1 的描述性统计结果可知, 被解释变量成绩排名均值介于 3~4 之间, 集中在中等及中等偏上; 在互联网娱乐的多样方式中, 59% 的群体每天都看短视频, 且使用频率最高; 使用互联网进行游戏或学习的比例相当, 各占 36% 与 38%; 家庭背景方面, 父母受教育程度为两者受教育年限的累加, 调查样本中均值为 15.37, 最高为 35; 14 岁时家庭社会地位的自评结果均值为 3, 集中选择“一般”; 每周课外学习时长平均为 12.77 小时, 上网时长平均为 4.93 小时。

如下页表 2 所示, 在家庭背景对互联网学习的二元逻辑回归模型中, $LR \chi^2(3) = 23.55, p = 0.000 < 0.001$, 伪 $R^2 = 0.0103$ 。作为家庭文化资本的父母受教育程度均与互联网学习这一使用方式显著正

表 1 变量的设置与说明

| 变量类别 | 变量维度 | 变量名称 | 变量的操作化含义 | 均值 | 标准差 |
|---------------|-------------|----------|---|-------|------|
| 因变量 (学业表现) | 成绩排名 | 年级排名 | 类别变量, 1=前 10%, 2=11%~25%, 3=26%~50%, 4=51%~75%, 5=后 25% | 3.32 | 1.15 |
| | | 专业排名 | 类别变量, 1=前 10%, 2=11%~25%, 3=26%~50%, 4=51%~75%, 5=后 25% | 3.68 | 0.97 |
| 自变量 | 互联网 使用行为 | 互联网游戏 | 1=是, 0=否 | 0.36 | 0.48 |
| | | 网上购物 | 1=是, 0=否 | 0.05 | 0.22 |
| | | 看短视频 | 1=是, 0=否 | 0.59 | 0.49 |
| | | 互联网学习 | 1=是, 0=否 | 0.38 | 0.49 |
| 家庭背景 | | 主观家庭社会地位 | 连续变量, 1=很低, 2=较低, 3=一般, 4=较高, 5=很高 | 3.06 | 0.89 |
| | | 父母受教育程度 | 定序变量, 0=文盲/半文盲, 6=小学, 9=初中, 12=高中/中专/职校, 15=大专, 16=大学本科, 19=硕士, 22=博士 | 15.37 | 6.83 |
| 控制变量 | 个体层面 | 性别 | 1=男性, 0=女性 | 0.51 | 0.50 |
| | | 每周学习时长 | 连续变量, 小时 | 12.77 | 5.41 |
| | | 父亲政治面貌 | 虚拟变量, 以共产党员为参照 | 0.10 | 0.30 |
| | | 母亲政治面貌 | 虚拟变量, 以共产党员为参照 | 0.28 | 0.17 |
| | | 每周上网时长 | 连续变量, 小时 | 4.93 | 4.29 |
| 学校层面 | | 重点学校 | 1=是, 0=否 | 0.29 | 0.46 |
| | | 重点班 | 1=是, 0=否 | 0.16 | 0.37 |

表 2 家庭背景对互联网使用方式的二元 logistic 回归

| 家庭背景 | 互联网学习 | | | | 互联网娱乐 | | | |
|----------------------|----------|--------|-------|---------------|----------|--------|-------|-----------------|
| | 系数 | Exp(B) | 标准误 | 95% 置信区间 | 系数 | Exp(B) | 标准误 | 95% 置信区间 |
| 父母受教育程度 | 0.009*** | 1.009 | 0.003 | [0.004,0.015] | 0.022** | 1.022 | 0.041 | [1.006,1.039] |
| 主观家庭社会地位 | 0.040*** | 1.041 | 0.002 | [0.021,0.059] | 0.034 | 1.035 | 0.008 | [0.958,1.117] |
| 父母受教育程度× 主观家庭社会地位 | 0.005* | 1.005 | 0.009 | [0.003,0.009] | -0.007** | 0.993 | 0.002 | [-0.008,-0.002] |

注：* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001。

相关,且母亲受教育水平的影响程度高于父亲受教育水平;在不受其他控制变量的影响下,父母受教育程度每增加一个单位,使用互联网学习的概率(odds)就增加0.9%;同样地,家庭社会地位每增加一个单位,使用互联网学习的概率便增加4.1%,两者交互之后仍呈现出积极的作用效果。在家庭背景对互联网娱乐的二元逻辑回归模型中,LR chi²(3)=392.81, p=0.000<0.001, 伪 R²=0.091, Log likelihood=-1953.3257。这说明主观家庭社会地位并未呈现显著,但总体上家庭背景与互联网娱乐呈负向关系。上述分析表明,家庭背景对于互联网使用方式产生了促进与阻碍的双重影响,即互联网使用具有阶层异质性。换言之,家庭背景越好的“Z世代”群体,越倾向于每天使用互联网进行学习而非娱乐,形成良性的数字惯习,呈现出“第二重数字鸿沟”现象,研究假设1得以证实。

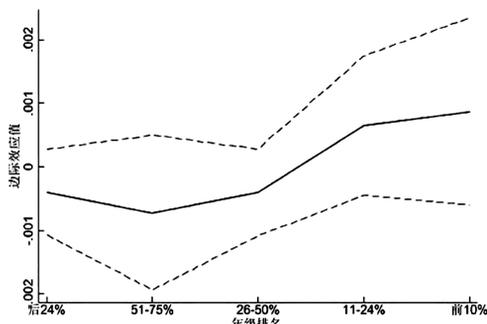
如表3所示,在家庭背景对年级排名的有序逻辑回归模型中,卡方值为2192.31, p=0.000<0.001, 伪 R²=0.1377;作为家庭文化资本的父母受教育程度均正向影响年级排名,不受其他控制变量的影响下,父亲的受教育程度每增加一个单位,年级排名提升的概率增加2.8%;同样地,母亲的受教育程度每增加一个单位,专业排名提升的概率增加3.2%。在家庭背景对专业排名的有序逻辑回归模

型中,卡方值为655.03, -2Log-likelihood 值为5312.014, p 值在0.001的水平上显著。作为家庭文化资本的父母受教育程度均正向影响专业排名,未加入其他控制变量时,父亲的受教育程度每增加一个单位,专业排名提升的odds随之增加5%;同样地,母亲的受教育程度每增加一个单位,专业排名提升的odds随之增加6%;主观家庭社会地位对成绩排名的正向作用则更为显著,拥有更高的家庭社会地位获得更优专业排名的概率是更低一级的1.141倍。值得一提的是,由于回归模型为非线性模型,对系数估计值的解释有限,需要进一步计算边际效应来解释自变量对因变量的影响效果。如下页图1所示,家庭背景总体上有助于“Z世代”教育成就。从类型上看,作为家庭文化资本的父母受教育程度的积极影响主要集中在成绩排名在中等及偏上的群体,边际效应最强;主观家庭社会地位同样发挥着正向效应,但更多集中在中等及偏下群体。从学段来看,家庭背景带来的学业优势在中学组主要集中于“尖子生”,在大学组则更多出现在中等成绩群体。这同时也反映了家庭背景对于学业成就的促进作用在专业排名为“中等及偏上”的群体中表现更为突出,印证了学业成就存在阶层异质性并且存在“线上再生产”的传递模式。

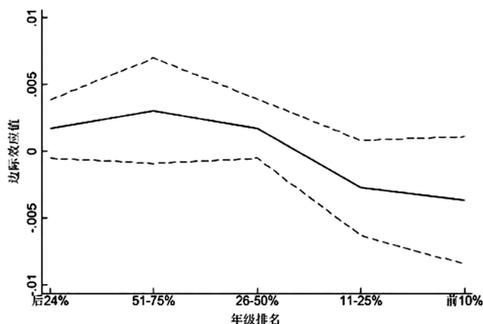
表 3 家庭背景对成绩排名的有序 logistic 回归

| 家庭背景 | 年级排名 | | | | 专业排名 | | | |
|----------|-----------|--------|-------|-----------------|----------|--------|-------|---------------|
| | 系数 | Exp(B) | 标准误 | 95% 置信区间 | 系数 | Exp(B) | 标准误 | 95% 置信区间 |
| 父亲受教育程度 | 0.028*** | 1.028 | 0.005 | [0.018,0.037] | 0.050*** | 1.051 | 0.007 | [0.036,0.063] |
| 母亲受教育程度 | 0.031*** | 1.032 | 0.006 | [0.019,0.043] | 0.059*** | 1.060 | 0.007 | [0.044,0.073] |
| 主观家庭社会地位 | -0.311*** | 0.733 | 0.009 | [-0.329,-0.294] | 0.132*** | 1.141 | 0.030 | [0.073,0.190] |

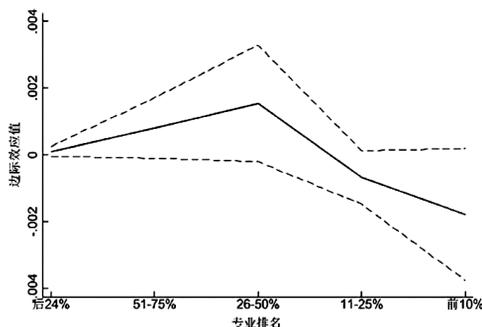
注：* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001。



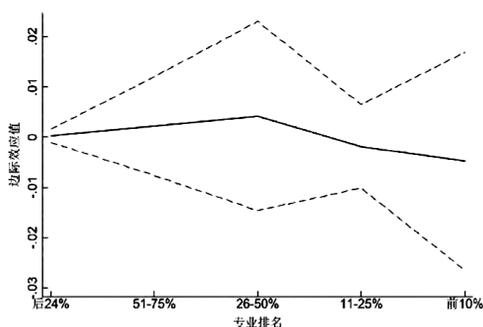
(a) 父母受教育程度对年级排名的边际效应



(b) 主观家庭社会地位对年级排名的边际效应



(c) 父母受教育程度对专业排名的边际效应



(d) 主观家庭社会地位对专业排名的边际效应

图1 家庭背景对年级排名、专业排名的边际效应

(二) 数字使用鸿沟：“有限的学习增益”与“鲜明的娱乐损抑”

在年级排名影响因素的主效应模型中(如下页表4所示),伪 $R^2=0.3698>0.2$,说明模型具有较好的拟合优度,这也意味着控制变量总共可以解释36.98%的年级排名变化原因。LR卡方检验的 p 值为0.000,通过显著性检验。在模型1中纳入控制变量与被解释变量进行有序多分类逻辑回归,结果显示:性别因素并不显著,说明年级排名并不受性别影响;重点学校、重点班、每周课外学习时长都在0.001的显著性水平上能够正向影响年级排名,而移动设备和电脑上网时长呈现显著的负向影响。

其中值得注意的是,从学校层面来看,重点班的回归系数值为0.423($Z=35.46, p<0.001$),OR值为1.526,这说明与非重点班相比,在重点班级成绩排名更靠前的odds是在更低一级成绩排名的1.526倍;从个体层面来看,每周课外学习时长每增加1小时,取得更高年级排名的概率就增加6.2%[95%CI:1.05, 1.07];然而,无论是使用移动设备还是电脑,上网时长每增加1小时,相应地,年级排名下降的概率就分别增加了4.5%和5.6%。模型2中将其他变量控制之后纳入家庭背景变量,发现

家庭背景显著正向影响年级排名,父母受教育程度与主观家庭社会地位的交互作用下每提升一个单位,取得年级排名的odds就增加1.6%;模型3的结果显示,互联网学习有利于提升年级排名,而互联网娱乐对年级排名起着显著的消极影响,每日使用互联网进行娱乐行为的群体取得更优成绩的概率仅为0.329倍,研究假设2得到证实。

从第119页图2中可以看出,成绩排名在“中等偏上”和“优秀”的“Z世代”群体受到互联网学习的边际效应更强,成绩中等及以下的学生更容易受到互联网娱乐的负面影响。就效应量而言,互联网学习的作用效果相当微弱,而互联网娱乐的负向影响却更为鲜明。最后,在全模型中,家庭背景对年级排名的显著正向作用始终保持一致,并未因为互联网使用而产生强化或弱化的作用效果。然而,从互联网学习对年级排名的正向效果并无显著变化这一结果可以看出,预期的“数字红利”现象并未出现;反之,互联网娱乐的负向效应得到强化。同样地,即使控制了上网时长与家庭背景,互联网娱乐仍对年级排名表现出强有力的损害作用,说明互联网娱乐在中学阶段不仅加剧了“数字鸿沟”现象,更表现出广泛显著的消极影响,值得反思和警惕。

表 4

年级排名影响因素的主效应模型

| 变量 | 年级排名 | | | | | | | |
|-----------------------------|----------------------|---------------------|----------------------|---------------------|----------------------|---------------------|----------------------|---------------------|
| | 模型 1 | | 模型 2 | | 模型 3 | | 模型 4 | |
| | 系数 | OR 值 |
| 性别(以男为参照) | -0.046 (0.068) | 0.956 (0.065) | YES | YES | YES | YES | YES | YES |
| 学校类型 (以重点学校为参照) | 0.118*** (0.012) | 1.125*** (0.014) | YES | YES | YES | YES | YES | YES |
| 班级类型 (以重点班级为参照) | 0.423*** (0.012) | 1.526*** (0.018) | YES | YES | YES | YES | YES | YES |
| 每周课外学习时长 | 0.060*** (0.005) | 1.062*** (0.005) | YES | YES | YES | YES | YES | YES |
| 移动设备上网时长 | -0.045*** (0.012) | 0.956*** (0.012) | YES | YES | YES | YES | YES | YES |
| 电脑上网时长 | -0.056* (0.027) | 0.945* (0.026) | YES | YES | YES | YES | YES | YES |
| 父母受教育程度 | | | -0.013** (0.004) | 0.987** (0.004) | YES | YES | -0.012** (0.004) | 0.988** (0.004) |
| 主观家庭社会地位 | | | -0.078*** (0.022) | 0.925*** (0.020) | YES | YES | -0.075*** (0.022) | 0.927*** (0.020) |
| 父母受教育程度× 主观家庭社会地位 | | | 0.015*** (0.001) | 1.016*** (0.001) | YES | YES | 0.016*** (0.001) | 1.016*** (0.001) |
| 互联网学习 | | | | | 0.019** (0.007) | 1.020** (0.007) | 0.008 (0.007) | 1.008 (0.007) |
| 互联网娱乐 | | | | | -1.111*** (0.071) | 0.329*** (0.024) | -0.336*** (0.079) | 0.714*** (0.056) |
| LR chi ² | 5886.16 | 5886.16 | 2319.64 | 2319.64 | 244.14 | 244.14 | 2337.82 | 2337.82 |
| Pseudo R ² | 0.370 | 0.370 | 0.146 | 0.146 | 0.015 | 0.015 | 0.147 | 0.147 |
| 模型拟合度 (-2Log likelihood) | p=0.000 | p=0.000 | p=0.000 | p=0.000 | p=0.000 | p=0.000 | p=0.000 | p=0.000 |

注: * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001。表中回归系数均为标准化回归系数(Beta 值),括号中的值为标准误。OR 的值为 exp(β),可直接比较自变量对因变量的影响程度。

(三)数字使用鸿沟:“学习的有效红利”与“娱乐的时限损抑”

在专业排名影响因素的主效应模型中(如第120页表5所示),LR卡方检验的p值为0.000,通过显著性检验。模型1结果显示:性别因素的回归系数为负,表明女生取得更优专业排名的概率仅是男生的0.767倍;模型2中父母受教育程度与主观

家庭社会地位正向影响大学专业排名,相较于中学年级排名,家庭背景的作用更加显著,高一级家庭社会地位获得更优专业排名的概率增加了24.5%。然而模型3出现了与年级排名相悖的情况。对于专业排名而言,互联网学习对于专业排名提升具有显著的促进作用,每天使用互联网学习者取得更优排名的概率比低一级增加5.2%,尽管互联网娱乐

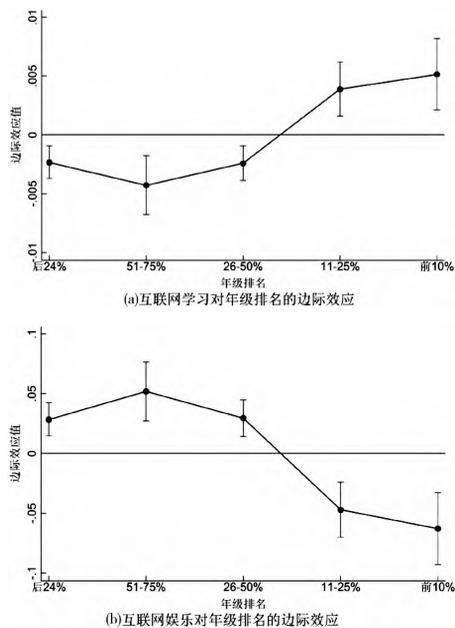


图2 互联网学习、互联网娱乐
对Z世代各年级排名的边际效应

同样呈现负向影响,但在控制上网时长的条件下并不显著,这与研究假设2并不完全一致。

如第121页图3所示,进一步计算互联网学习与互联网娱乐分别对专业排名的边际效应,结果显示:相较于其他排名,互联网学习对成绩排名中等以上的“Z世代”表现出更强的正向作用,发挥有效的潜在数字红利;而互联网娱乐的影响主要集中于专业排名为“中等”群体。同样地,从数值上看,互联网娱乐的效应量远超过互联网学习。在全模型中,女性的相对劣势削弱,家庭背景仍然正向影响专业排名,但相应的回归系数有所减少,效应量减弱,反之互联网学习的积极作用有所增强。此外,每天使用互联网娱乐显著正向影响专业排名,在与上网时长交互之后才表现出显著的消极影响。简言之,互联网使用的红利激发需要注意学段的分界,要依据学情合理利用互联网功能,注意监督时间把控,有效引导数字时代背景下互联网使用的“双刃剑”作用。

五、结论与建议

(一) 研究结论

本研究基于2020年中国家庭追踪调查(CFPS)个体层面的调查数据,分析了不同家庭背景下“Z世代”的互联网使用差异及其对学业表现的影响。研究发现,互联网使用存在“数字鸿沟”现象,家庭背景越好的“Z世代”,越倾向于表现出学习偏好的

“数字惯习”;取得更优成绩排名的“Z世代”,表现出学习时间投入更多、上网时长更少且上网时间内学习频率更高的特点,可能的原因在于期望自证效应,学习投入与学习结果之间互相形成正反馈。此外,“Z世代”群体的互联网使用存在年龄效应,具体表现为互联网学习显著正向影响大学专业排名,但对中学年级排名并不显著。究其缘由,理论上两者的学习方式存在本质上的差异,大学的学习空间更为广阔,学习的边界更为模糊,同时,学习行为的发生更多依靠自觉自主,尤其是在专业学习和技能学习方面更需要借助外部学习资源和工具来实现,这就给了利用信息技术进行学习的使用空间;而中学阶段的很多知识学习往往是固定在课堂中,额外的学习资源通常也由教师提供。因此,两者在互联网使用的频率、功能以及互联网使用对学习结果的影响上可能存在差异。

综上所述,本研究得出三条有益结论:一是不同家庭背景的“Z世代”表现出相异的“数字惯习”,越是身处优势地位的学生越表现出更强的学习偏好,反之则表现出更强的娱乐偏好,这与以往量化研究结果保持一致;二是互联网使用偏好呈现出异质性的学业影响,总体上符合“学习增益”与“娱乐损抑”的研究假设,尽管数字红利的激发是有条件、有限度的,但互联网学习作为一种有益的“数字惯习”,能够成为“第二次机会”在专业排名中发挥补偿性作用;三是“Z世代”的互联网使用存在年龄差异,互联网娱乐对年级排名呈现更显著的损抑作用,而对专业排名存在时间效应。有鉴于此,有必要通过打破数字鸿沟、培育数字惯习、激发数字红利等多重路径来有效提升“Z世代”群体的教育获得,促进数字化时代的教育公平。

本研究的贡献主要在于,基于数字鸿沟理论,通过采用大型数据库建立回归模型定量研究方法,发现“Z世代”群体对于互联网使用存在“惯习”差异,丰富了家庭背景对学业成就影响机制的相关研究。此外,互联网使用方式的影响并不是绝对的,而是在不同学段存在不同的效应大小,这与以往研究(陈纯槿、郅庭瑾,2016;龚伯韬,2022)所指出的信息技术对于学生成绩带来负面影响结论不尽相同。但对于互联网使用行为是如何随着年龄或者年级的增长产生差异的变化趋势并未做进一步探究,也存在着一定的局限性。在变量设置方面,

表 5

专业排名影响因素的主效应模型

| 变量 | 专业排名 | | | | | | | | |
|-----------------------------|----------------------|---------------------|---------------------|---------------------|-------------------|-------------------|----------------------|---------------------|---------------------|
| | 模型 1 | | 模型 2 | | 模型 3 | | 模型 4 | | |
| | 系数 | OR 值 | 系数 | OR 值 | 系数 | OR 值 | 系数 | OR 值 | |
| 控制变量 | 性别(以男为参照) | -0.266** (0.096) | 0.767** (0.073) | YES | YES | YES | YES | -0.248** (0.097) | 0.774** (0.075) |
| | 父亲政治面貌 (以共产党员为参照) | 0.065 (0.062) | 1.067 (0.066) | YES | YES | YES | YES | 0.071 (0.051) | 1.074 (0.055) |
| | 母亲政治面貌 (以共产党员为参照) | 0.353*** (0.066) | 1.423*** (0.094) | YES | YES | YES | YES | 0.141* (0.058) | 1.151*** (0.067) |
| | 每周学习时长 | 0.063*** (0.004) | 1.065*** (0.004) | YES | YES | YES | YES | 0.062*** (0.004) | 1.064*** (0.004) |
| | 移动设备上网时长 | 0.067*** (0.015) | 1.069*** (0.016) | YES | YES | YES | YES | 0.237*** (0.056) | 1.267*** (0.071) |
| | 电脑上网时长 | 0.113*** (0.022) | 1.120*** (0.025) | YES | YES | YES | YES | 0.277*** (0.059) | 1.320*** (0.078) |
| 自变量 | 父母受教育程度 | | 0.029*** (0.003) | 1.030*** (0.004) | YES | YES | 0.012** (0.004) | 1.012*** (0.004) | |
| | 主观家庭社会地位 | | 0.219*** (0.021) | 1.245*** (0.020) | YES | YES | 0.165*** (0.031) | 1.180*** (0.036) | |
| | 互联网学习 | | | | 0.051* (0.007) | 1.052* (0.007) | 0.072*** (0.012) | 1.074*** (0.013) | |
| | 互联网娱乐 | | | | -0.214 (0.071) | 0.807 (0.024) | 1.019*** (0.263) | 2.772*** (0.730) | |
| | 互联网娱乐×上网时长 | | | | | | -0.193*** (0.056) | 0.825 (0.046) | |
| | LR chi ² | 1078.09 | 1078.09 | 628.09 | 628.09 | 35.21 | 35.21 | 1190.95 | 1190.95 |
| Pseudo R ² | 0.181 | 0.181 | 0.105 | 0.105 | 0.029 | 0.029 | 0.200 | 0.200 | |
| 模型拟合度 (-2Log likelihood) | p=0.000 | p=0.000 | p=0.000 | p=0.000 | p=0.000 | p=0.000 | p=0.000 | p=0.000 | |

注: * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001。表中回归系数均为标准化回归系数(Beta 值), 括号中的值为标准误。OR 的值为 exp(β), 可直接比较自变量对因变量的影响程度。

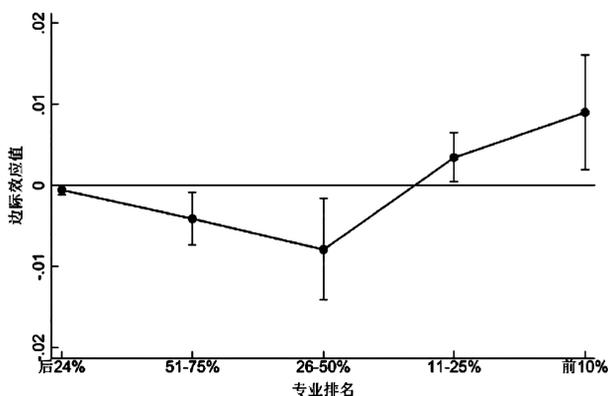
采纳 CFPS 调查中关于互联网使用的方式与频率的数据, 但并未补充其他维度; 在具体研究方法上, 仅限于对 CFPS 调查数据的分析, 未能有更多的案例研究、田野调查来印证统计分析结果。

(二) 对策建议

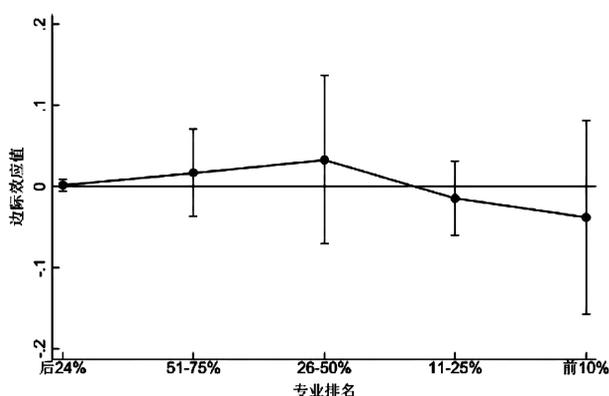
1. 弥合数字鸿沟, 纾解数字隐忧

由于互联网等新技术的地区发展不均衡, 加之

家庭背景弱势的学生对数字化场域的不适应和对数字惯习的迷茫等文化资本相对匮乏, 加剧了新数字鸿沟, 阻碍了竞争性教育利益的分配(韩世梅, 2021), 表现出新的数字不平等现象, 展现了数字时代的隐忧与壁垒。因此, 在价值观念上应当正视互联网使用带来的“技术食粮”与“技术鸦片”的双重影响, 充分发挥在线学习的补偿性效益; 宏观政策



(a) 互联网学习对专业排名的边际效应



(b) 互联网娱乐对专业排名的边际效应

图3 互联网学习、互联网娱乐对Z世代各专业排名的边际效应

方面,大力推进教育信息化建设,积极引导多方主体向数字化转型,消解数字隔阂,促进教育公平。在具体的实践方式上,主动建立“家—校—社”三方联动机制,积极引导并介入其数字化生活,有效监管其互联网使用时长与行为规范,共同为“Z世代”群体创建出学习友好型与资源强化型的互联网环境,培养虚拟空间与现实场域之间转化的适应力和生活于真实世界的生命力。

2. 家校合力监管,培育数字惯习

技术本身无害,但对待技术的态度与认知同样重要。仅仅认识到互联网使用的有限红利和潜在威胁并不足以真正解决问题。生活在信息时代的“Z世代”群体可能拥有足够的数字素养,对互联网技术使用看似是个体自由的选择,实则隐含着难以抗拒的危机(邹红军,2023)。对于家庭内部而言,拥有设备与资源未必是促进教育获得的利器,更重要的是要学会引导孩子树立正确的数字使用观念,培育有益的数字惯习。此外,学校层面的数字支持至关重要,可以通过诸如提供充分的优质学习资源共享、实操技能公共培训、数字化的科学活动以及系统化的素养研修课程等积极举措来推进数字校园建设。同时需要注意,技能的培养并非一朝一夕便能实现,更重要的是在理论与实践激发“Z世代”对信息技能的掌握,并形成对于信息数据的正确观念与批判性思考。

3. 注意年龄差异,有效激发红利

“Z世代”作为网络原住民,可随时随地进入“赛博空间”,更要学会在数字空间情境中理解主体行动,关注个体差异。一味地限制使用互联网会适得其反,无须将互联网娱乐视为“洪水猛兽”,应当根据其所处学段、使用时长与使用偏好等因素,综合考虑与灵活调整互联网使用策略。如对于低年级的“Z世代”而言,要警惕互联网娱乐带来的负面

效应,警惕陷入网络沉迷之中:手机屏幕一亮,便沉浸在个性化的娱乐之中;手机屏幕熄灭,又成为碎片化信息的孤岛。生长于信息过载时代的“Z世代”更应提升信息鉴别能力与批判反思能力,在生动而复杂的教育交往中实现数字反哺(段俊吉,2023)。对于身处大学阶段的“Z世代”,要利用自身所处环境红利,积极适应并掌握在线学习力;同时注意合理分配互联网使用功能与时间,借助信息优势来增长自身人力资本,调节先赋性因素的不足,实现文化资本的有效转化,通过外部支持来有效降低数字不平等,进而保障信息技术对于教育成就的最大化发挥。

参考文献:

- [1]白雪梅,尹欢欢,顾小清.(2021).谁会成为在线学习的赢家——K12学生在线自我调节学习能力及其影响.中国远程教育,(3),36-44,75,77.
- [2]陈纯槿,顾小清.(2017).互联网是否扩大了教育结果不平等——基于PISA上海数据的实证研究.北京大学教育评论,(1),140-153,191-192.
- [3]陈纯槿,郅庭瑾.(2016).信息技术应用对数字化阅读成绩的影响——基于国际学生评估项目的实证研究.开放教育研究,(4),57-70.
- [4]陈云松.(2022).观念的“割席”——当代中国互联网空间的群内区隔.社会学研究,(4),117-135,228.
- [5]程建伟,颜剑雄,高磊.(2018).中小学生学习互联网使用偏好与学习成绩关系的研究.中国健康教育,(4),347-351.
- [6]程千里,张炜华.(2016).数字鸿沟与学生学业水平——以PISA 2012上海地区的调查数据为例.青年学报,(3),49-56.
- [7]崔仕臣,杨刚.(2021).公共危机事件中家庭背景对高校学生在线教育公平的影响.苏州大学学报(教育科学版),(2),68-77.
- [8]段俊吉.(2023).教育数字化转型中的数字代沟:数字反哺的教育镜像.中国远程教育,(3),46-54.

[9]方超,黄斌.(2018).信息技术促进了学生的学业表现吗?——基于中国教育追踪调查数据的实证研究.开放教育研究,(6),88-99.

[10]方超,王顾学,黄斌.(2019).信息技术能促进学生认知能力发展吗?——基于教育增值测量的净效应估计.开放教育研究,(4),100-110.

[11]龚伯韬.(2022).“互联网+”教育公平的起点、过程与结果——基于中学生互联网获得、使用及其学业影响的全国性数据分析.华南师范大学学报(社会科学版),(2),104-118.

[12]韩世梅.(2021).我国教育信息化促进教育公平的政策演进、问题分析和未来发展建议.中国远程教育,(12),10-20,76.

[13]何绍辉.(2022).Z世代青年的形成背景与群体特征.中国青年研究,(8),14-20.

[14]胡钦太,林晓凡,张彦.(2021).信息化何以促进基础教育的结果公平——基于中国教育追踪调查数据的分析.教育研究,(9),142-153.

[15]胡艺龄,聂静,顾小清.(2021).从机会公平走向发展公平——疫情之下我国中小学大规模在线教育的城乡对比分析.中国远程教育,(5),13-21,76-77.

[16]黄荣怀,王运武等.(2018).中国教育改革40年:教育信息化.科学出版社.

[17]李春玲.(2022).社会经济变迁中的Z世代青年:构成、观念与行为.中国青年研究,(8),21-27.

[18]李金昌,任志远.(2022).互联网使用是否会加重社会阶层分化.经济学家,(7),98-108.

[19]刘玉君,张德祥.(2022).在线学习能促进教育公平吗?——疫情期间中小学在线学习“数字鸿沟”的实证研究.基础教育,(2),58-68.

[20]刘彦林.(2023).第二次机会:互联网学习对阶层获得的影响特点与机制研究.中国远程教育,(4),42-51.

[21]鲁元平,王军鹏.(2020).数字鸿沟还是信息福利——互联网使用对居民主观福利的影响.经济学动态,(2),59-73.

[22]罗长远,司春晓.(2020).在线教育会拉大不同家庭条件学生的差距吗?——以新冠肺炎疫情为准自然实验.财经研究,(11),4-18.

[23]马良,甘崎旭,蔡晓.(2023).第一代大学生身份、多维数字鸿沟和劳动力市场劣势.黑龙江高教研究,(1),121-131.

[24]潘士美.(2022).线上再生产何以继续:数字惯习、线上补习对城乡学生学业成就的影响研究.教育学报,(4),139-155.

[25]邱泽奇,张樹沁,刘世定,许英康.(2016).从数字鸿沟到红利差异——互联网资本的视角.中国社会科学,(10),93-115,203-204.

[26]曲文,闵素芹.(2019).基于定序Logit模型的互联网使用视角下数字不平等研究.中国传媒大学学报(自然科学版),(6),50-55.

[27]沈杰.(2022).Z世代:时代与社会多重规定性的建构.中国青年研究,(8),5-13.

[28]温慧群,穆肃.(2023).殊途如何同归?——不同复杂度混合教学实践效果的分析.中国远程教育,(2),64-72.

[29]谢洋,王曦影.(2022).21世纪全球Z世代研究的回顾与展望.中国青年研究,(10),102-109.

[30]徐芳,马丽.(2020).国外数字鸿沟研究综述.情报学报,(11),1232-1244.

[31]徐顺,杨浩,朱莎.(2021).数字原住民是合格的数字公民?——兼论数字公民素养的提升.中国远程教育,(9),8-15,76.

[32]许庆红.(2017).数字不平等:社会阶层与互联网使用研究综述.高校图书馆工作(5),16-20.

[33]闫慧,&刘齐群.(2016).农村数字化贫困群体的ICT接受行为研究:中国六省市田野调查报告.中国图书馆学报(3),74-90.

[34]闫慧,张钰浩,韩蕾倩.(2021).移动数字鸿沟研究进展.图书情报工作,(22),143-150.

[35]杨策,刘益东.(2017).中国互联网教育发展历程研究.河北师范大学学报(教育科学版),(6),78-83.

[36]杨朴,徐颖.(2017).数字鸿沟与家庭教育投资不平等.北京大学教育评论,(4),126-154,188.

[37]张皓乙,胡南燕,宁满秀.(2022-05-07).农村青少年互联网使用时间对学业表现的影响——基于父母教养方式的调节效应.农业技术经济,<https://doi.org/10.13246/j.cnki.jae.20220506.001>.

[38]张济洲.(2018).隐蔽的再生产——城乡不同阶层家庭学生互联网使用偏好调查.开放教育研究,(5),73-80.

[39]赵宏,蒋菲,汤学黎,甄志平.(2021).在线教育:数字鸿沟还是数字机遇?——基于疫情期间在线学习城乡差异分析.开放教育研究,(2),62-68.

[40]中国互联网络信息中心.(2022-12-01).《2021年全国未成年人互联网使用情况研究报告》发布.中国互联网络信息中心网站.<http://www.cnnic.cn/n4/2022/1201/c135-10691.html>.

[41]邹红军.(2023).走出“数字洞穴”:数字化时代的生存隐忧与教育应对.重庆高教研究,(1),61-75.

[42]Brandtzæg, P. B., Heim, J., & Karahasanović, A. (2011). Understanding the new digital divide: A typology of Internet users in Europe. *International Journal of Human-Computer Studies*, 69(3), 123-138.

[43]Çebi, A., & Güyer, T. (2020). Students' interaction patterns in different online learning activities and their relationship with motivation, self-regulated learning strategy and learning performance. *Education and Information Technologies*, 25, 3975-3993.

[44]Dewan, S., & Riggins, F. J. (2005). The digital divide: Current and future research directions. *Journal of the Association for Information Systems*, 6(12), 298-336.

[45]Dijk, J. V. (2012). The evolution of the digital divide: The digital divide turns to inequality of skills and usage. In G. Metakides, J. Bus, & M. Crompton (Eds.), *Digital enlightenment yearbook*, (pp. 57-75). IOS Press.

[46]DiMaggio, P., & Garip, F. (2011). How network exter-

nalities can exacerbate intergroup inequality. *American Journal of Sociology*, 116(6), 1887-1933.

[47] Dimock, M. (2019). Defining generations: Where Millennials end and Generation Z begins. Pew Research Center. <http://tony-silva.com/eslefl/miscstudent/downloadpagearticles/defgenerations-pew.pdf>.

[48] Hansen, J. D., & Reich, J. (2015). Democratizing education? Examining access and usage patterns in massive open online courses. *Science*, 350(6265), 1245-1248.

[49] Hargittai, E. (2002). Second-level digital divide: Differences in people's online skills. *First Monday*, 7(4), 1-20.

[50] Hargittai, E. (2007). Whose space? Differences among users and non-users of social network sites. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 13, 276-297.

[51] Hargittai, E., & Hinnant, A. (2008). Digital inequality: Differences in young adult's use of the Internet. *Communication Research*, 35(5), 602-621.

[52] Hou, R., Han, S., Wang, K., & Zhang, C. (2020). To WeChat or to more chat during learning? The relationship between WeChat and learning from the perspective of university students. *Education and Information Technologies*, 26, 1813-1832.

[53] Judge, S., Puckett, K., & Bell, S. M. (2006). Closing the digital divide: Update from the early childhood longitudinal study. *The Journal of Educational Research*, 100(1), 52-60, 64.

[54] Li, Y., & Ranieri, M. (2010). Are "digital natives" really digitally competent?: A study on Chinese teenagers. *British Journal of Educational Technology*, 41(6), 1029-1042.

[55] Maqableh, M., Jaradat, M., & Azzam, A. (2021). Ex-

ploring the determinants of students' academic performance at university level: The mediating role of internet usage continuance intention. *Education and Information Technologies*, 26(4), 4003-4025.

[56] Park, S. (2017). Digital inequalities in rural Australia: A double jeopardy of remoteness and social exclusion. *Journal of Rural Studies*, 54, 399-407.

[57] Peter, J., & Valkenburg, P. M. (2006). Adolescents' internet use: Testing the 'disappearing digital divide' versus the 'emerging digital differentiation' approach. *Poetics*, 34(4), 293-305.

[58] Prensky, M. (2001). Digital natives, digital immigrants part 1. *On the Horizon*, 9(5), 1-6.

[59] Senthil, V. (2018). Does the more internet usage provide good academic grades? *Education and Information Technologies*, 23, 2901-2910.

[60] Shams, G., Rehman, M., Samad, S., & Oikarinen, E. (2020). Exploring customer's mobile banking experiences and expectations among generations X, Y and Z. *Journal of Financial Services Marketing*, 25(1-2), 1-13.

[61] Wei, K. K., Teo, H., Chan, H. C., & Tan, B. C. (2011). Conceptualizing and testing a social cognitive model of the digital divide. *Information Systems Research*, 22(1), 170-187.

[62] Yu, L. (2006). Understanding information inequality: Making sense of the literature of the information and digital divides. *Journal of Librarianship and Information Science*, 38(4), 229-252.

Gain or Loss? Internet Usage by Generation Z and Its Impact on Academic Achievement

Jiao Youxi Yu Xiulan

Abstract: As digital natives, Generation Z are highly engaged in Internet usage. Based on data from the China Family Panel Survey (CFPS) 2020, this study uses a multi-categorical ordinal logistic regression model for analysis. The results show that there is a usage gap among Generation Z with different family status. In addition, the impact of Internet usage on academic performance varies according to stage and prior grade rankings. Specifically, Internet usage has class and performance heterogeneity, in other words, the higher the social and cultural capital of the family and the higher the academic ranking, the more inclined to learn by the Internet. Internet learning effectively promotes university academic performance, while it is not significant for secondary school academic performance; Internet entertainment shows a wide range of significant negative effects, among which the effect on secondary school academic performance is stronger, but there is a time effect on university academic performance. Therefore, in order to effectively promote educational outcomes by information technology, it is necessary to build a digital enhancement learning environment, supervise by home-school cooperation and guide individuals to cultivate online learning ability and enhance self-control.

Key words: Generation Z; Internet usage; digital divide; academic performance; Internet learning preferences