

数字经济时代的人力资本差异与收入不平等

——基于 PIAAC 微观数据

王国敏 唐 虹 费 翔

〔摘要〕 基于新人力资本理论本文构建了认知技能和非认知技能的细分指标，试图探寻究竟是何种技能引起了数字密集型行业与非数字密集型行业的收入不平等，以及技能互补是如何影响了数字密集型行业与非数字密集型行业的收入不平等。基于 PIAAC 微观数据的实证分析表明：复杂认知技能中的信息技能，非认知技能中的学习和创造性解决问题的技能、社会交往技能以及自组织技能可导致更高的技能溢价。数字密集型行业的劳动者若拥有以上技能中的两种或两种以上的技能组合可以获得额外的工资溢价。这一结论启示我们应结合数字化转型的技能需求，完善教育培训体系，以应对未来工作性质的科技化、复杂化和灵活化，避免因技能短缺或错配造成收入不平等。

〔关键词〕 数字经济；人力资本；收入不平等；数字行业；非数字行业；认知能力；非认知能力

〔中图分类号〕 F244 〔文献标识码〕 A 〔文章编号〕 1000-4769 (2020) 05-0097-11

一、引言

数字 2.0 时代已然来临，云计算、大数据、移动互联网、物联网和人工智能等新技术带来的数字化革命不仅深刻地改变着人们的生产生活方式，也正在加速重构全球劳动力市场。一些常规的、程序化的职位被人工智能代替，导致大量行业出现技术性失业，甚至牛津大学的相关研究预言，美国有 47% 的工作将被人工智能替代

(Frey, 2017)。^①“失业”和“收入不平等”成为数字经济时代社会最为关注的问题之一。

在过去，从人力资本的视角，收入不平等主要来自教育溢价，即技术进步对高技能工人需求的增加和对低技能工人需求的减少，因此最终可归结为人力资本认知能力的高或低，这是传统人力资本理论的基本观点 (Autor et al. 1998; Acemoglu, 1998)。^②但是近年来有研究表明，自 21 世纪以来，技术进步同时导致了高技能工作 (比如

〔基金项目〕 国家社会科学基金“中国特色社会主义‘三农’协同发展研究”(15BKS038)；四川大学一流学科建设：马克思主义原理与中国特色社会主义基本理论与实践问题方向 (18SYL001)；中央高校基本科研业务费专项资金资助 (2012017YJSY230)；清华大学中国农村研究院博士论文奖学金项目

〔作者简介〕 王国敏，四川大学马克思主义学院教授、博士生导师；

唐 虹，四川大学马克思主义学院博士研究生，四川 成都 610064；

费 翔，成都理工大学马克思主义学院讲师，四川 成都 610059。

算法工程师)与低技能工作(比如食物配送)的增加,相反,中等技能工作(比如银行柜员、会计、翻译)却大幅减少(Deming, 2015)。^③显然这一现象以传统人力资本理论的“教育与认知能力”假说已无法做出解释。

为了弥补这个缺陷,新人力资本理论(Deming D J&Lisa Kahn, 2017)试图在传统工资决定方程的基础上引入非认知能力以加强对上述新的现象的解释。^④非认知能力的引入,不仅可以缓解内生性问题,有力地修正教育回报率的估计偏差,也可以部分地解释不可观测因素所带来的收入不平等。从认知能力与非认知能力的角度研究收入不平等尽管打开了不可观测因素的“黑箱”,但是当前学界有关认知能力与非认知能力指标构建所采用的仅是综合指标,并没有考虑细分指标,进而无法回答究竟是何种能力引起了数字密集型行业与非数字密集型行业的收入不平等,也无法回答技能互补是如何影响数字密集型行业与非数字密集型行业的收入不平等的。

本文拟在新人力资本理论基础上,结合PIAAC数据库提供的微观数据构建一般认知能力(读写能力、计算能力、在复杂信息环境中解决问题的能力)、复杂认知能力(运用信息和通信技术的能力、复杂读写能力、复杂计算能力)、非认知能力(学习和创造性解决问题的能力、管理能力、社会交往能力、自组织能力)的细分指标,进而研究这些能力及其相互之间的互补对数字密集型行业与非数字密集型行业的收入不平等有何影响。通过分析何种技能以及技能组合能够在劳动力市场获得更高的回报,以了解数字经济时代所需要的主要技能及类型。这项研究将有助于针对性地设计有效的和前瞻性的教育及技能培训政策,调整劳动力市场的供求关系,减小由技能短缺导致的收入不平等。

二、文献综述

学界关于技术进步对收入不平等的影响主要从基于技能偏向型技术进步和基于任务偏向型技术进步的视角进行研究。

Tinbergen 是较早提出技能偏向型技术进步假说的学者。他认为技术进步表现为对高技能工人(即大学毕业生)需求的大幅上升,而对低技能工人(即没有大学学历的人)的需求大幅下降。当高技能工人的供应不足以满足技术变革引发的需求增长时,高技能工人便能够获得更高的技术溢价,从而导致收入不平等加剧(Card and Di

Nardo 2002; 宋冬林等, 2010; 董直庆等, 2014; Autor, 2015)。^⑤基于技能偏向型技术进步(SBTC)假说将技术溢价作为高低技能工人收入不平等的主要原因虽有一定解释力,但是也存在明显的局限性:采用SBTC假设的文献通常仅仅将教育水平作为技能高低的唯一评价标准,忽略同一技能水平的工人之间的异质性问题,这将导致“过度教育”与技能溢价的同时存在(Cuadras - Morató et al., 2013)^⑥,而且SBTC不能分析技术进步究竟是如何作用于不同技能劳动的。还有部分学者从技能错配的角度探讨了收入不平等问题。技能错配指劳动者通过学校教育所习得的技能与就业岗位所需技能之间的不匹配。G Horvath (2014) 基于欧盟的数据研究发现,拥有高中学历的工人的技能错配比例大于拥有大学学历的工人,并且技能错配会引起工资下降5.6%,这导致了不同教育群体之间的工资不平等。^⑦刘云波(2019) 基于中国的数据发现,普通高中或中职毕业生是工作错配程度最高的群体,相比工作错配者而言,技能错配者的工资显著减少。^⑧

基于任务偏向型技术进步(RBTC)的假设则将工作严格区分为“常规工作任务”和“非常规工作任务”。“常规工作任务”等同于重复、单调乏味的工作任务;而“非常规工作任务”是非程序化认知型工作任务与非程序化互动型工作任务。不同技能的工人在操作具体任务时具有不同的比较优势,高技能工人通常在操作“非常规工作任务”上存在比较优势,由于此类工作任务难以被计算机或先进机器设备替代,从而增加了对技能劳动的需求并引致收入不平等(Autor 和 Murnane, 2003)。^⑨Frey 和 Osborne (2017) 利用美国劳动力市场数据(O*NET)以高斯过程分类器实现的一种新方法估计了702个具体职业的计算机化概率,他们发现,美国劳动力市场上有47%的工作面临着计算机化的风险,尤其是那些从事常规性任务密集型职业的人工劳动有98%的概率将被自动化技术所替代。^⑩孙早、侯玉琳(2019) 基于中国数据发现,工业智能化将促使先进设备替代初中和高中学历的劳动力,并增加对高、低教育程度劳动力的需求。而那些高端个性化服务行业的职业工种由于程序化水平较低很难被自动化技术替代,二者因此具有互补关系。^⑪宁光杰和林子亮(2014) 运用中国制造业企业的微观数据证明了信息技术与高技能劳动力呈互补关系。^⑫还有部分学者指出,自20世纪80年代以来,数字技术对收入不平等产生了非线性影响:

信息技术对处于中等技能水平的劳动者的收入产生了负面影响,对处于高技能水平和低技能水平的劳动者的收入产生了正面影响,即出现了劳动力市场“两极化”情况(Autor et al., 2006; Maarten Goos 和 Alan Manning, 2009)^③,而劳动力市场两极化意味着中等技能水平的劳动者执行的是比较常规和非交互式的任务,这些任务被数字技术替代的风险较高(Acemoglu 和 Autor, 2012)。^④我国学者也确认了中国劳动力市场存在极化现象,并从对外贸易(黄灿, 2014)、城镇化(郝楠、江永红, 2017)、产业结构升级(江永红等, 2016)、研发投入和高技术资本设备的广泛使用(吕世斌、张世伟, 2015)方面分析了劳动力市场上极化产生的原因。^⑤总之,与 SBTC 相比, RBTC 考虑了同一技能水平的工人从事不同工作任务显示的异质性,进而可以有效地分析技术进步与不同技能劳动在微观层面的互动机制。

根据新人力资本理论,不易被技术要素替代的能力因素(包括认知能力与非认知能力)是影响收入不平等的关键因素。Hanushek et al. (2015) 和 Sonja Jovicic (2016) 采用 PIAAC 数据库的微观数据研究了认知能力对收入不平等的影响,其中 Hanushek et al. (2015) 重点探讨了认知能力中的计算能力,而 Sonja Jovicic (2016) 不仅研究了计算能力,还分析了读写能力和在复杂环境中解决问题的能力。这两项研究都发现在经合组织(OECD)国家中,个体的认知能力特征可以显著地影响其工资收入。然而,上述研究的缺陷在于无法直接判断非认知能力的作用,导致研究结果有偏差。^⑥Bowles et al. (2001) 认为,在技术进步过程中那些拥有某些人格特征的个人能够获得更多的收入,例如个人的时间偏好和个人效能。^⑦Bresnahan et al. (2002) 基于企业数据的研究发现,技术改变了工作场所管理和组织生产的运作形式,提高了企业对组织和交流相关技能的需求,进而导致拥有这些技能的劳动力能够获得更高的工资。^⑧Cubel et al. (2016) 利用仿真实验检测了“五大”人格特征中有哪些特征在劳动力市场更重要。他们发现,责任心在一个人的表现中起着重要的作用,并且也能够获得劳动力市场的奖励,这是因为责任心提高了工人的生产力。^⑨Weinberger (2014)、Deming (2015) 和 Deming、Kahn (2017) 的研究表明,当个体拥有良好的认知水平以及社交能力时便能够从劳动力市场获得更高的收入。^⑩此外, Falck et al. (2016) 基于 PIAAC 数据的研究发现,与读写能力和计算

能力相比,掌握信息和通信技术的工人能在劳动力市场上获得更高的工资。^⑪

国内学者何珺子和王小军(2017) 基于美国 PIAAC 数据的研究发现,男性的非认知能力的教育回报率更显著,女性则体现在认知能力。^⑫盛卫燕和胡秋阳(2019) 基于中国数据的研究表明,认知能力和非认知能力可以显著地提高劳动收入,并且非认知能力可通过职业选择偏好效应影响技能溢价。^⑬

总之,认知能力和非认知能力作为一种重要的人力资本构成要素,既可以直接地通过生产率效应增加劳动收入,也可间接地通过影响个人的受教育水平、职业选择偏好以及技能形成,提高教育回报率与经验回报率,增加工资收入。

但文献回顾发现,目前的研究尚存在以下三方面的不足:第一,没有区分数字密集型行业和非数字密集型行业,这导致既有的研究无法回答数字密集型行业与非数字密集型行业之间是否存在收入差距;第二,新人力资本理论仅利用综合指数测度认知能力和非认知能力,至于细分指标对收入不平等影响的异质性未纳入讨论;第三,较少有文献研究技能互补对收入不平等的影响。本文力求弥补上述三个方面的不足,将认知能力和非认知能力细分为多种具体的技能,并研究这些技能以及技能互补是否可以用于解释数字密集型行业的高收入现象。

三、数据来源、指标建构与描述统计

1. 数据来源

本文数据来自 PIAAC 数据库。PIAAC 是国际经合组织(OECD)发起的一项针对 16-65 岁人群的成人技能国际调查。该调查的主要目的是从三个方面测试成人的认知技能:读写能力、计算能力以及在复杂技术环境中解决问题的能力,这些能力是通过评估阅读、写作、计算、信息通信技术和问题解决等多项任务执行频率的信息获得的。PIAAC 还包括其他类型信息,如与管理、沟通、组织和规划以及体力工作相关的任务执行频率。此外,PIAAC 通过自我报告的方式提供有关工人对学习、信任、健康和其他问题的态度信息。

由于本研究旨在探讨数字密集型行业与非数字密集型行业的收入不平等,以及数字密集型行业需要哪些类型的技能,因此需要 PIAAC 调查数据中 D、F、G 和 I 部分的背景调查问卷,其中, F 部分的调查问卷涉及工作中有关技能的使用情况, G 部分的调查问卷更具体,侧重于计算、识

字、信息和通信技术相关技能的使用，这两个部分所调查的问题都是关于技能使用频率；D 和 I 部分主要包括工作灵活性、学习策略、管理和信任方面的背景问卷。需要补充说明的是，PIAAC 调查的第一阶段共经历了三轮，分别是 2011 – 2012 年、2014 – 2015 年以及 2017 年，其中国际经合组织分别于 2011 – 2012 年以及 2017 年在美国进行了两次调查。本文采用 PLAAC 数据库中 2017 年的美国成人技能数据进行研究，其中包括了 3660 人的调研数据，但在排除失业人员和未报告主要可观察信息（工资和技能）的个人后，数据库中只剩下 2257 人的数据。

关于数字密集型行业与非数字密集型行业的分类，本文采用 Calvino et al.（2018）的产业数字化强度度量方法。^④该分类方法充分考虑了信息和通信技术的投资与使用情况（即投资于信息和通信技术的比例、购买信息和通信技术中间产品及服务占产出的百分比、每名雇员管理机器人数量）、对人力资本的信息化要求（即信息和通信技术专家占该部门就业总人数的比例），以及电子商务的程度（即电子销售占整个行业销售的比例）。依据上述信息，Calvino et al. 得出了各行业的数字化程度排名，且排名越靠前意味着数字化在该行业的渗透程度越高。根据各个行业的排名得分情况，本文使用排名得分中位数将行业细分为数字密集型行业和非数字密集型行业，得分高于中位数的行业属于数字密集型行业，反之属于非数字密集型行业。

2. 指标构建与描述性统计

Grundke et al.（2017）利用工人在工作中执行任务的额外信息以及关于工人态度和个性特征的自我报告信息，采取探索性因子分析法提取了六项技能指标，以捕获工人不同类型的认知、非认知和社交技能。^⑤本文在参考其技能指标基础上进一步构建了认知能力和非认知能力的细分指标（见表 1）。

（1）个人收入（*lnearnings*）：选自数据库中用购买力平价表示的包含奖金的小时收入，去掉小时收入中分布在前 1% 和后 1% 的数据以清除异常值。

（2）认知能力（*cognitive*）：认知能力一般包括识字能力、记忆能力、计算能力、推理能力等能力因素。PIAAC 主要测度了读写能力（*Lit*）、计算能力（*Num*）和在复杂技术环境中解决问题的能力（*PSTRE*）。其中，在复杂技术环境中解决问题的能力是指利用技术解决问题和完成复杂

任务的能力，它不是“计算机素养”的衡量标准，而是信息时代所需的认知技能——在这个可以获

表 1 认知能力与非认知能力测度的细分指标体系

	能力指标	测度技能及相关项目
一般 认知 能力	读写能力（ <i>Lit</i> ）	从 PIAAC 数据库中直接获得
	计算能力(<i>Num</i>)	
	在复杂信息环境中解决问题的能力（ <i>PSTRE</i> ）	
复杂 认知 能力	运用信息和通信技术能力（ <i>ICT</i> ）	G_ Q01B 阅读信件、电子邮件和备忘录的频率
		G_ Q02A 写信、写电子邮件和备忘录的频率
		G_ Q05A 综合使用电子邮件的频率
		G_ Q05C 简单使用互联网的频率
		G_ Q05D 通过互联网进行交易的频率
		G_ Q05E 使用 excel 的频率
		G_ Q05F 使用 word 的频率
		G_ Q05G 使用编程语言的频率
		G_ Q05H 通过计算机进行实时讨论的频率
	G_ Q06 工作要求使用计算机的级别	
	复杂读写能力（ <i>CLit</i> ）	G_ Q01D 阅读专业期刊或出版物的能力
		G_ Q01F 阅读使用手册或参考资料的能力
		G_ Q01H 阅读图表或示意图的能力
		G_ Q02B 写文章的能力
	复杂计算能力（ <i>CNum</i> ）	G_ Q03F 编制图表的频率
G_ Q03G 简单使用代数 and 公式的频率		
G_ Q03H 使用复杂代数与统计学的频率		
非认 知能 力	学习和创造性解决问题的能力（ <i>LCPS</i> ）	D_ Q13B 边学边干的能力
		L_ Q04J 寻找困难事情真正起因的能力
		L_ Q04M 如果对问题一知半解，我会寻找更多的信息弄懂它
		L_ Q04H 当遇到新事物时，我试图将它和已有知识联系起来
		L_ Q04B 当听到或读到一些新想法时，我试图将它们和现实情况联系起来
		L_ Q04D 我喜欢学习新事物
		L_ Q04L 我试图弄清楚不同想法是如何结合在一起的
		管理能力（ <i>Man</i> ）
	F_ Q02B 吩咐和指导他人的频率	
	F_ Q02E 给他人提建议的频率	
	F_ Q04A 说服或影响他人的频率	
	社会交往能力（ <i>Soc</i> ）	D_ Q13A 向同事/主管学习的能
		F_ Q01B 与同事合作的时间
		F_ Q04B 与他人谈判的频率
	自组织能力（ <i>SelfOrg</i> ）	D_ Q11A 自己规划并顺序完成任务的程度
D_ Q11B 自己规划工作方式的程度		
D_ Q11C 自己规划工作速度的程度		
D_ Q11D 自己规划工作时间的程度		

得大量信息的时代，人们需要具备识别信息、综合信息和利用信息解决问题的能力。这种一般性认知能力可以在 PIAAC 数据库中直接获得，而 PIAAC 为每个受访者和每一种技能提供了 10 个可能的合理值，本文按照 Perry er al. （2014）的要求^⑥采用第一个可能值。

除了一般认知能力外，也可以通过 PIAAC 中的 G 部分背景调查构造一种概念上的复杂认知能力。复杂认知能力包括运用信息和通信技术的能力（ICT）、复杂读写能力（CLit）和复杂计算能力（CNum）。G 部分的背景调查主要是关于相应技术使用频率的数据，测度信息和通信技术、复杂读写能力和复杂计算能力的相关项目的原始数据都被标准化到 [1, 5]，其中，1 表示从不使用相应的技能，5 表示每天都会使用相应的技能。由于这些项目的取值范围一致，且数字越大意味着该技能的使用频率越高，所以本文将测度信息和通信技术、复杂读写能力和复杂计算能力的相关项目的标准化得分加总，作为这三种复杂认知能力的代理变量。

（3）非认知能力（non - cognitive）：相较于认知能力，当前学术界主要采用内外点控制量表、自尊量表、大五人格量表测度非认知能力（盛卫燕和胡秋阳，2019）。其中，大五人格量表通过刻画人格特征测度非认知能力。Grundke et al.（2017）根据 PIAAC 的调查数据提出了测度非认知能力的四大人格特征，即学习和创造性解决问题的能力、管理和交流能力、自组织能力和会计与销售能力。本文根据这四大非认知能力构造了学习和创造性解决问题的能力（LCPS）、管理能力（Man）、社会交往能力（Soc）和自组织能力（SelfOrg），这些指标主要来自 PIAAC 的 D、F 和 I 部分。同复杂认知能力一样，D 部分和 I 部分的原始数据同样被标准化到 [1, 5]，且数字越大意味着相应的非认知能力越强。所以，与对复杂认知能力的处理方法一致，将学习和创造性解决问题的能力（LCPS）、管理能力（Man）、社会交往能力（Soc）和自组织能力（Selforg）的相关测度得分加总，作为非认知能力的代理变量。

表 2 为相应的描述统计。就收入而言，数字密集型行业的收入明显高于非数字密集型行业；就一般认知能力而言，数字密集型行业和非数字密集型行业的差距不大，说明一般认知能力是整个社会普遍拥有的能力；就复杂认知能力和非认知能力而言，复杂读写能力和管理能力的差距不大，数字密集型行业拥有更高的运用信息与通信

技术的能力以及复杂计算能力、学习和创造性解决问题的能力、社会交往能力和自组织能力。总体上，数字密集型行业在一般认知能力、复杂认知能力和非认知能力方面都高于非数字密集型行业，表明数字密集型行业对劳动者的技能有更高的要求。

此外，采用计量模型分析还需要一定的控制变量：受访者年龄（age）；受访者受教育年限（edu）；受访者性别（gen），男性 gen = 1，女性 gen = 0；受访者所在企业雇员超过 250 人属于大型企业 bsize = 1；受访者所在企业属于中型企业 msize = 1，即雇员超过 51 人而小于 250 人；受访者的健康状况（hea），非常差得分为 1，非常健康得分为 5；受访者是否处于打零工的状态，即每周工作时间小于等于 20 个小时，若处于打零工的状态，则 wpt = 1；受访者的相关工作经验（exp），没有相关工作经验 exp = 0，有相关工作经验 exp = 1。

表 2 美国数字与非数字密集型行业（2017 年）
主要技能变量的描述性统计

指标	数字密集型行业		非数字密集型行业	
	平均值	标准差	平均值	标准差
larnings	3. 64	0. 46	2. 49	0. 71
Lit	270. 84	45. 95	268. 29	55. 01
Num	255. 25	52. 37	249. 82	66. 47
PSTRE	275. 14	40. 05	263. 53	50. 05
ICT	45. 41	8. 71	20. 12	10. 07
CLit	10. 06	4. 35	8. 59	3. 02
CNum	7. 20	2. 11	3. 03	4. 56
LCPS	35. 02	3. 84	25. 29	4. 87
Man	12. 95	4. 58	12. 02	4. 77
Soc	12. 97	3. 13	7. 25	2. 63
SelfOrg	17. 36	2. 27	8. 17	4. 04

四、实证分析

本文首先探讨数字行业与非数字行业是否存在收入不平等，然后考察具体是哪些技能引起收入不平等，最后分析技能互补对数字行业与非数字行业收入不平等的影响。

1. 数字行业与非数字行业收入不平等的计量分析

本文在标准明瑟方程中引入数字密集型行业哑变量、认知能力、复杂认知能力、非认知能力以及数字密集型行业哑变量与这三种能力的交互

项，具体模型设定如下：

$$\begin{aligned} l\text{earnings}_i = & \alpha + \beta D + \delta_1^j D \cdot \text{cognitive}_{i,j} + \delta_2^j D \cdot \\ & \text{ccognitive}_{i,j} + \delta_3^k D \cdot \text{non} - \text{cognitive}_{i,j} + \chi_1^j \text{cognitive}_{i,j} + \\ & \chi_2^j \text{ccognitive}_{i,j} + \chi_3^k \text{non} - \text{cognitive}_{i,j} + \varphi x_i + \sigma_{ind} + \rho_{occ} + \\ & \varepsilon_i \end{aligned} \tag{1}$$

其中， D 表示个体 i 是否属于数字密集型行业的哑变量。本文最关注的系数是 δ_1^j 、 δ_2^j 和 δ_3^k ，分别表示所数字密集型行业哑变量与一般认知能力（读写能力、计算能力和在复杂信息环境中解决问题的能力）、复杂认知能力（复杂读写能力、复杂计算能力和 ICT 技能）以及非认知能力（学习和创造性解决问题的能力、管理能力、社会交往能力和自组织能力）交互项的系数。若 δ 的符号为正，一方面表明数字密集型行业需要这种技能，另一方面也说明该技能是引起数字密集型行业和非数字密集型行业收入不平等的主要技能。 x_i 表示个体 i 的控制变量； σ_{ind} 和 ρ_{occ} 分别表示控制行业和职业的固定效应，其中 σ_{ind} 数据来自国际经合组织（OECD）的 TiVA 数据库， ρ_{occ} 数据来自 2008 年国际标准职业分类（ISCO-08），这两个固定效应变量控制了在行业和职业层面未观察到的其他影响收入的因素。在对收入变量和所有技能变量进行标准化后，均值为 0，标准差为 1。本文采用固定效应模型对面板数据进行回归，结果如表 3。

表 3 数字行业与非数字行业收入不平等的回归结果

指标	系数	指标	系数
$Lit \ (\chi_1^1)$	0.009*	$D \cdot Lit \ (\delta_1^1)$	0.001
$Num \ (\chi_1^2)$	0.010**	$D \cdot Num \ (\delta_2^1)$	0.017
$PSTRE \ (\chi_1^3)$	0.015***	$D \cdot PSTRE \ (\delta_3^1)$	0.015
$ICT \ (\chi_2^1)$	0.075***	$D \cdot ICT \ (\delta_2^2)$	0.023
$CLit \ (\chi_2^2)$	0.015	$D \cdot CLit \ (\delta_2^2)$	0.007
$CNum \ (\chi_2^3)$	0.025	$D \cdot CNum \ (\delta_3^2)$	0.020
$LCPS \ (\chi_3^1)$	0.015	$D \cdot LCPS \ (\delta_3^3)$	0.008**
$Man \ (\chi_3^2)$	0.022	$D \cdot Man \ (\delta_2^3)$	0.003
$Soc \ (\chi_3^3)$	0.045**	$D \cdot Soc \ (\delta_3^3)$	0.013
$SelfOrg \ (\chi_3^4)$	0.059**	$D \cdot SelfOrg \ (\delta_3^4)$	0.019**
D	0.035***	exp	0.026***
Adj. R ²	0.507		

注：***、**和*分别表示在1%、5%和10%置信水平上显著

表 3 报告的仅为本文关心的系数。从表 3 中的数字密集型行业哑变量回归结果可以看到，数字密集型行业的工资收入比非数字密集型行业高

3.5%，一方面可能由于经验知识（隐性知识）在数字化工作环境中发挥着非常重要的作用，早在 20 世纪 80 年代进行的关于从传统机器向数控工具过渡的研究、加工工业中关于复杂操作的管理研究以及对远程服务和电子服务的虚拟专家工作数据的分析中已经发现，在数字化条件下，经验是处理系统不确定性和复杂性的关键（Böhle and Milkau, 1988；Böhle, 1994）^②，近期的研究也证实了经验在高度自动化的生产性工作中同样发挥着重要作用。Levitt et al.（2013）运用美国工厂信息化管理系统的数据分析企业生产力提高的来源，发现经验是生产效率提高的重要来源，特别是在汽车装配和连续生产过程中，劳动力越来越多地需要处理更多而不是更少的复杂性问题。^③从表 3exp 的系数也可看到，相比于没有经验的个人，具有相关工作经验的个人的工资收入高出了 2.6%，可见经验知识在高度自动化和数字化的工作环境中显得尤为重要，数字密集型行业的企业可能也更愿意支付额外的费用以激励员工，避免有经验和高技能的劳动力外流。劳动力外流可能会对生产造成破坏，增加知识外溢到竞争对手的风险，如 2016 年 Google 的母公司 Alphabet 的研发总成本为 167 亿美元，占其整个公司毛利润的 25%，这些研发总成本包括负责新产品和服务研发的人员薪酬及相关费用，以及对现有产品和服务的重大改进（Paško Bilić, 2018）。^④另一方面，数字技术的进步会导致经济体增加对相应技能工人的需求，进而增加拥有这些技能的工人的工资，导致数字行业和非数字行业的收入不平等。从表 3 第三列可以看出，数字密集型行业对哪些技能支付了更高的工资，即哪些技能会引起技术溢价。

一是学习和创造性解决问题的能力。根据表 3，拥有学习和创造性解决问题能力的个人在数字密集型行业能够比在非数字密集型行业获得的工资收入高 0.8%，这可能是因为数字化时代大量重复、单调乏味的“常规工作任务”已经被自动化或算法化，自动化或算法化使资本取代了单调的体力劳动，进而降低了劳动在价值增值中的份额。但“感知和操作任务、创造性智力任务和社会智力任务”这三种工作任务难以被自动化或算法化（Frey&Osborne, 2017），虽然自动化或算法化可以减少劳动者的数量，但是其对劳动力的综合素质和技能有更高的要求，尤其是对创造性劳动能力有一定的要求（Pfeiffer, 2016）。^⑤正如 Baxter et al.（2012）所言：“人类越是依赖技术

并将其推向使用的极限，我们就越需要高技能、训练有素的人才，这样才能使系统运行得更加流畅，且具备抵御风险的弹性。”^⑧相比于非数字密集型行业，数字密集型行业自动化和算法化程度更高，需要完成更多的创造性智力任务，导致数字密集型行业对具有学习和创造性解决问题的个人的需求增加，例如工业机器人在汽车装配线上的运用。Pfeiffer（2016）调研了一家高度自动化的汽车装配线，发现每一名工人需要监控 8 个工业机器人，并且要使工业机器人正常工作，一个工作日内需要对工业机器人的工作过程进行 20 - 30 次干预。为了做到这一点，工人不仅需要大量的专业知识（例如机器人编程或焊接技术），而且需要满足特定环境的知识（例如质量控制和上下游工艺），以及经验知识（有关先前干预、机器人磨损的原因、材料对温度变化的反应方式等），这要求工人一方面要通过学习不断地积累经验和相关知识；另一方面要“边学边干”，解决工业机器人运行过程中遇到的各种复杂问题，保证其正常运行。

二是自组织能力。根据表 3，拥有自组织能力的个人在数字密集型行业能够比在非数字密集型行业获得的工资收入高 1.9%。可能的原因是：数字经济时代，信息技术深刻地改变着企业的组织方式、生产方式和交易方式，使企业的边界不断收缩，从大规模标准化生产转向小规模个性化生产。相应的，企业的转型也使得具有灵活性和自适应性（自组织能力）的人力资本产生了技能溢价，比如互联网、大数据、人工智能等新一代信息技术实现了信息的快速和发散传递，极大地降低了企业包括搜寻成本、信息成本、议价成本、决策成本、监督成本在内的交易成本，使得企业内外部的交易速率和质量都产生了质的飞跃。正如科斯在《企业的性质》中所指出的，当交易成本越低，企业的边界会越小，相关交易越是外部化。换言之，未来的企业不是航空母舰，而是复杂生产链上“自由人的自由联合体”向协作关系为基础的组织模式转型，这种组织模式的特征是将原先严密而庞大的组织拆为分工更加细化的独立个体（小型团队乃至个人），这些独立个体根据目标和任务的需要随时建立协作关系，任务完成便解除关系，随后再根据下一项任务所需重新组合。相应地，这种协作型的组织结构要求劳动力以更独立和分散的方式（例如通过远程工作）开展工作，执行更多的非常规任务，以及适应不断变化的技术和工作环境。因此，在数字经济时

代，数字密集型行业对拥有自组织能力的个人的需求更大。

2. 技能互补对数字行业与非数字行业收入不平等的影响

前文实证结果表明，在数字经济时代一般认知能力、复杂认知能力中的 ICT 能力以及非认知能力中的自组织能力是所有行业都需要的能力；而数字密集型行业尤其重视学习和创造性解决问题的能力、自组织能力。这一结果可以说明为什么单一技能的溢价便能够引起工资收入的不平等。但是，是否存在某些技能本身虽不被市场重视，一旦与其他技能相结合却同样可以引起技能溢价呢？接下来进一步分析技能互补对数字行业与非数字行业收入不平等的影响。

认知能力是人脑加工、储存和提取信息的能力，即人脑接受外界输入的信息并经过头脑的加工处理，转换成内在的心理活动，进而支配人的行为的能力。认知能力是发展高级技能、积累人力资本的核心。根据表 3，ICT 是所有认知能力中最受劳动力市场重视的能力。鉴于数字密集型行业尤其重视学习和创造性解决问题的能力、自组织能力，本节将深入研究数字密集型行业中信息和通信技术、学习和创造性解决问题、自组织三种能力与所有其他技能的互补性问题。其计量模型的设定方法是在标准明瑟方程中引入数字密集型行业哑变量和以上三种技能与其他技能之间的交互项，具体如下：

$$\ln earnings_i = \alpha + \beta D + \delta_1^l D \cdot y_i^l \cdot cognitive_{i,j} + \delta_2^l D \cdot y_i^l \cdot ccognitive_{i,j} + \delta_3^k D \cdot y_i^k \cdot non - cognitive_{i,j} + \chi_1^j cognitive_{i,j} + \chi_2^j ccognitive_{i,j} + \chi_3^k non - cognitive_{i,j} + \varphi x_i + \sigma_{ind} + \rho_{occ} + \varepsilon_i \quad (2)$$

其中， y_i^l 表示信息和通信技术（ $l=1$ ）、学习和创造性解决问题（ $l=2$ ）、自组织能力（ $l=3$ ）中的一种。采用固定效应模型对面板数据进行回归的结果如表 4 所示。

根据表 4，在数字密集型行业确实存在技能互补引起技能溢价，进而导致数字密集型行业与非数字密集型行业收入不平等的情况。总体上，信息和通信技术能力、学习和创造性解决问题的能力、自组织能力三者之间具有互补性，而学习和创造性解决问题的能力、自组织能力与社会交往能力具有互补性，这与 Deming（2015）的研究结论一致。Deming（2015）基于美国全国青少年纵向调查数据的研究表明，在信息和通信技术密集型工作中，认知和非认知技能组合会得到更好的回报，而公司愿意为拥有多种技能的劳动力支

付更高的工资可能存在以下三方面的考量：第一，技能互补提高了劳动力的工作和生产效率（Deming, 2015）；第二，技能互补提高了劳动力解决复杂问题的能力（Autor et al. 2002）；第三，劳动力的技能组合有助于提高企业在行业中的竞争力和在全球价值链中的层级（Grundke et al., 2017）。

表 4 技能互补影响收入不平等的计量结果

	<i>ICT</i>	<i>LCPS</i>	<i>SelfOrg</i>
<i>Lit</i>	0.005	0.004	0.004
<i>Num</i>	0.003	0.012	0.007
<i>PSTRE</i>	0.010	0.007	0.008
<i>ICT</i>	—	0.015**	0.008**
<i>CLit</i>	0.005	0.003	0.009
<i>CNum</i>	0.006	0.006	0.006
<i>LCPS</i>	0.020**	—	0.011**
<i>Man</i>	0.002	0.006	0.005
<i>Soc</i>	0.003	0.012**	0.011**
<i>SelfOrg</i>	0.007**	0.009**	—
Adj. R ²	0.506	0.493	0.512

注：***、**和*分别表示在1%、5%和10%的置信水平上显著

那么，为什么数字密集型行业需要信息和通信技术能力、学习和创造性解决问题能力、自组织能力、社会交往能力这四种能力的互补？来自理论和实践的经验表明，由信息和通信技术引起的企业组织结构的变革，导致劳动者之间可能会经常根据任务的需要形成以团队或个体形式的自由组合的结构，尤其是数字密集型行业其生产过程更加分散（如外包，离岸外包），更需要劳动者具备自适应、自学习、自组织的能力，以提高解决各种复杂问题和不确定性的能力。同时，信息和通信技术还引起企业组织模式从单个企业向多主体的协同创新网络转变，众多分散的生产者和消费者能够通过互联网随时随地聚集在虚拟网络的平台上，劳动者在实际生产服务中的网络化合作逐渐增多，要求劳动者必须具有较高的社会交往能力。毕竟人工智能在模拟人与人之间的互动交往方面表现较差，而人与人之间的互动交往需要一种被心理学家称之为“心智理论”的能力，根据他人的行为将心理状态归因于他人，即“设身处地为他人着想”的能力，这是人际交往中的隐性知识，也是一种非常规的互动任务，人工智能很难替代人类，而这正是人类相对于人工

智能的优势。因此，在数字化时代，数字密集型行业所要求的劳动力必须具备信息和通信技术能力、学习和创造性解决问题的能力、自组织能力以及社会交往能力的综合技能，是确保企业生产和团队合作正常运行的关键。

3. 稳健性检验

为了验证结论的可靠性，本文进行了稳健性检验：改变对数字密集型行业和非数字密集型行业的划分，即将数字密集型行业定义为排名前25%的行业，而不是排名前50%的行业。检验结果如表5。

从表5左边第二列可以看到，数字密集型行业哑变量与学习和创造性解决问题的能力及自组织能力交互项的系数依然在5%的显著性水平下为正，表明在数字密集型行业，学习和创造性解决问题的能力与自组织能力对收入不平等的正向影响效应具有稳健性。从表5右边第四、五、六列可以看到，信息和通信技术能力、学习和创造性解决问题的能力、自组织能力三者之间的交互项系数，以及学习和创造性解决问题的能力、自组织能力与社会交往能力的交互项系数均显著为正，表明技能互补对收入不平等的正向影响效应同样具有稳健性。

表 5 稳健性检验

指标	系数	指标	<i>ICT</i>	<i>LCPS</i>	<i>SelfOrg</i>
<i>D · Lit</i>	0.002	<i>Lit</i>	0.003	0.002	0.005
<i>D · Num</i>	0.009	<i>Num</i>	0.005	0.006	0.005
<i>D · PSTRE</i>	0.010	<i>PSTRE</i>	0.008	0.009	0.008
<i>D · ICT</i>	0.055**	<i>ICT</i>	—	0.010**	0.006**
<i>D · CLit</i>	0.006	<i>CLit</i>	0.004	0.004	0.010
<i>D · CNum</i>	0.015**	<i>CNum</i>	0.007	0.012**	0.009
<i>D · LCPS</i>	0.011**	<i>LCPS</i>	0.023**	—	0.009**
<i>D · Man</i>	0.004	<i>Man</i>	0.004	0.007	0.006
<i>D · Soc</i>	0.029**	<i>Soc</i>	0.009**	0.016**	0.014**
<i>D · SelfOrg</i>	0.032**	<i>SelfOrg</i>	0.011**	0.010**	—
Adj. R ²	0.512	Adj. R ²	0.511	0.505	0.520

注：***、**和*分别表示在1%、5%和10%的置信水平上显著

五、结论与政策建议

我国是数字经济领域的全球领先者，2018年我国数字经济规模达到31.3万亿元，占GDP比重达34.8%^③，因技术化失业（数字技术运用带来的技能缺口、技能错配）导致的收入不平等现象正日益凸显。过去我们知道“知识就是力量，

教育改变命运”，通过大力投资人力资本的“认知技能”可以有效缩小社会收入差距。事实上，在工业时代，“认知技能”的提升的确使大量劳动力从农村走向城市，变成流水线工人、职员、会计和翻译等，从事具有一定标准的常规化工作，由此也改善了他们的收入水平。但是，数字化变革以来，社会正大量减少对中等认知技能的需求，而大大增加对“复杂认知技能”和“非认知技能”的需求，并推动工作性质向科技化、复杂化和灵活化转变。甚至有研究预言，“到2035年，我国整体数字经济规模将接近112万亿元，总就业容量将达到4.15亿”。^③这意味着，届时至少有一半的劳动人口将面对这种复杂而灵活的工作性质。本文基于新人力资本理论构造了认知能力和非认知能力的细分指标，试图探寻究竟是何种能力引起了数字密集型行业与非数字密集型行业的收入不平等，以及技能互补是如何在影响数字密集型行业与非数字密集型行业的收入不平等。基于PIAAC微观数据的实证分析表明：（1）一般认知能力、复杂认知能力和非认知能力对劳动力收入具有显著溢价，但在复杂认知能力中的信息和通信技术能力、非认知能力中的社会交往能力和自组织能力能够导致更高的技能溢价。（2）数字密集型行业的工资收入比非数字密集型行业高3.5%，这一方面可能是由于经验知识在高度自动化和数字化的工作环境中显得尤为重要，所以数字密集型行业的企业可能更愿意支付额外的费用以激励员工，避免有经验和高技能劳动力的外流；另一方面是由于学习和创造性解决问题的能力、自组织能力带来的技能溢价。（3）技能互补同样能够引起数字密集型行业与非数字密集型行业的收入不平等。对于数字密集型行业的劳动力而言，若拥有信息和通信技术技能、学习和创造性解决问题技能、自组织技能、社会交往技能中的两种或两种以上的技能组合便能获得额外的工资溢价。

结合数字化转型对技能的需求，本文建议政府未雨绸缪，完善教育培训体系，积极应对数字化带来的挑战。

1. 加大人力资本的数字技能投资，应对工作性质的科技化转型

人力资本的复杂认知技能，尤其是其中“信息与通信”为代表的数字技能是数字时代的基础技术支撑，社会正在持续不断地增加需求量并已产生了较高溢价，加大力度投资人力资本的数字技能是应对未来工作性质科技化转型的关键。第一，深化教育改革，扩大数字人才规模。积极推

动各级各类教育机构开展数字智能和技能培训，逐步建立健全多层次、多类型的数字人才培养体系，高等院校尤其应积极发展数字领域的新型专业，促进信息技术科学与其他专业学科的交叉融合，扩大信息技术专业人员和具有数字化素养的跨学科人才的培养规模。第二，支持多方协同培育。将普通本科高校、职业院校与科研机构、行业协会等多个利益相关方纳入数字教育框架，建立职业培训的规范管理制度和协调发展机制，为在校学生提供相匹配的数字能力培训与认证。第三，运用数字技术，创新人才培养方式。结合移动技术、互联网、VR、人机互动等数字技术发展“数字技术+”教学和技能培训，打造高质量、大规模的开放式在线课程，为大众提供灵活的、个性化教育和培训模式。

2. 重视人力资本的非认知技能投资，应对工作性质的灵活化转型

人力资本的非认知技能，尤其是“学习和创造性解决问题的技能、自组织技能和社会交往技能”是数字经济的重要可迁移技能，其在社会需求量持续攀升的同时也产生了较高的技能溢价，重视人力资本的非认知技能投资是应对未来工作任务灵活化转型的重要途径。第一，重视儿童时期的非认知技能教育，逐步降低义务教育的起始年龄。根据世界银行的相关研究，儿童时期是培养非认知技能的窗口期，此间得到优质教育的儿童更善于人际互动、遵守指令和在面临压力时更好地调整情绪，这些能力的习得直接影响了成年时期更为复杂的非认知技能的习得。应逐步降低义务教育的起始年龄，尽早对儿童的营养、健康、社会保障和亲社会教育进行投资，为其未来获得健康优质的非认知技能奠定基础。第二，积极探索高等教育阶段成年学生习得非认知技能的路径。目前备受关注的路径有：①增加“通识教育”在高校课程中的比重。通过修习综合性通识课程，参与课外实践活动，有效地提升学生解决问题的能力、自学能力和社会交往能力。②合作学习。将不同专业背景的学生组成合作小组，鼓励学生“跨课程学习”，为其创造相互合作共同探索某一学术问题或现实问题的条件，通过“知识的横向融合”，提高学生的问题解决能力。③多样性和全球化学习。通过设立“国别文化研究课程”，帮助学生探索多元文化，提升学生对跨文化现象的理解力和全球胜任力。④支持大学生创新创业。开设创业课程、举办创业实践活动，为学生提供商业培训与创业辅导，尤其为优秀大学生的创新

创业项目提供资金和场地支持能有效地提升其团队精神、创造能力和自组织能力。

3. 建立“终身学习”的教育培训体系，应对工作性质的持续性变革

过去，技术进步导致的技能需求转变需要几个世纪的时间才能充分展现出来，而在数字经济时代，技术进步似乎要求人们一夜之间具有新的技能，甚至如今刚进小学读书的儿童未来有很大一部分将从事现在尚未存在的职业。可以断定的是，未来的工作性质会产生持续性变革，而很多变革是不确定的，建立“终身学习”的教育培训体系至关重要。第一，加强成人再教育体系建设，减少由失业带来的贫困发生率。针对失学、失业、年龄偏大的工人以及失地农民开展灵活的再教育活动，提高其读、写和基础数字工具运用等一般

认知能力，帮助其适应变化了的市场环境。第二，加强职业再培训体系建设，增加成人的职业技能溢价。鼓励企业和教育资源结合，举办职业再培训学院，推动员工提高销售、社交甚至数据分析等复杂认知和非认知的技能，帮助其实现更好的就业前景。第三，加强创业培训体系建设，迎接数字时代的挑战和机遇。建议由政府主导，依托各类创业服务机构，联合科研院校、融资平台和社会组织等优质资源，广泛开展创业资讯服务、面对面问题深聊、创业沙龙、创业公开课、创业讲堂等活动，帮助创业者累积创业知识、了解创业政策、分析创业条件、搭建创业平台以及整合创业资源，提高其创业技能，推动“大众创业、万众创新”走向纵深，进而将数字经济时代的挑战转化为机遇。

-
- ① ⑩ Frey C B , Osborne M A . , “The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to C-computeri-sation?” *Technological Forecasting & Social Change*, vol. 114, 2017, pp. 254 – 280.
 - ② Autor D H, Krueger K A B, “Computing Inequality: Have Computers Changed the Lab-or Market?” *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 113, no. 4, 1998, pp. 1169 – 1213; Acemoglu, D, “Why do New Technologies Complement Skills? Directed Technical Change and Wage Inequality,” *Quarterly Journal of Economics*, vol. 113, no. 4, 1998, pp. 1055 – 1089.
 - ③ Deming D J, “The Growing Importance of Social Skills in the Labor Market,” *Nber Working Papers* no. 21473, 2015.
 - ④ Deming D J, Lisa Kahn, “Skill Requirements across Firms and Labor Markets: Evidence from Job Postings for Professionals,” *Journal of Labor Economics*, no. 36, 2017, pp. 337 – 369.
 - ⑤ Card, D. and J. Di Nardo, “Skill Biased Technological Change and Rising Wage Inequality: Some Problems and Puzzles,” *Journal of Labor Economics*, no. 4, 2002, pp: 733 – 783; 宋冬林、王林辉、董直庆：《技能偏向型技术进步存在吗？——来自中国的经验证据》，《经济研究》2010年第5期；董直庆、蔡啸、王林辉：《技能溢价：基于技术进步方向的解释》，《中国社会科学》2014年第10期；Autor D H, “Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation,” *The Journal of Economic Perspectives*, no. 3, 2015, pp. 3 – 30.
 - ⑥ Cuadras-Morató, Xavier, Mateos-Planas X, “Overeducation and Skill-biased Technical Chang-e,” *B. e. Journal of Macroeconomics*, vol. 13, no. 1, 2013, pp: 1 – 18.
 - ⑦ Horvath G, “Impact of Skill Mismatch on Wage Inequality,” *SSRN Electronic Journal*, no. 1, 2014, pp. 425 – 453.
 - ⑧ 刘云波：《教育错配和技能错配的发生率及其收入效应——基于中国 CGSS2015 的实证分析》，《东岳论丛》2019年第3期。
 - ⑨ Autor D H, Murnane L R J, “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration,” *Quarterly Journal of Economics*, no. 4, 2003, pp. 1279 – 1333.
 - ⑩ 孙早、侯玉琳：《工业智能化如何重塑劳动力就业结构》，《中国工业经济》2019年第5期。
 - ⑫ 宁光杰、林子亮：《信息技术应用、企业组织变革与劳动力技能需求变化》，《经济研究》2014年第8期。
 - ⑬ Autor, David, H, Katz, Lawrence F, Kearney, Melissa S, “The Polarization of the U. S. Labor Market,” *American Economic Review*, no. 2, 2006, pp. 189 – 194; Maarten Goos, Alan Manning, Anna Salomons, “Job Polarization in Europe,” *American Economic Review*, no. 2, 2009, pp. 58 – 63.
 - ⑭ Acemoglu D, Autor D H, “What Does Human Capital Do? A Review of Goldin and Katz’s the Race between Education and Technology,” *Journal of Economic Literature*, vol. 50, no. 2, 2012, pp. 426 – 463.
 - ⑮ 黄灿：《垂直专业化贸易对我国就业结构的影响——基于省际面板数据的分析》，《南开经济研究》2014年第4期；郝楠、江永红：《谁影响了中国劳动力就业极化？》，《经济与管理研究》2017年第5期；江永红、张彬、郝楠：《产业结

- 构升级是否引致劳动力“极化”现象》，《经济学家》2015年第1期；吕世斌、张世伟：《中国劳动力“极化”现象及原因的经验研究》，《经济学》（季刊）2015年第1期。
- ⑩ Hanushek, E. A., G. Schwerdt, S. Wiederhold and L. Woessmann, “Returns to Skills around the World: Evidence from PIAAC,” *European Economic Review*, no. 73, 2015, pp. 103 – 130; Sonja Jovicic, “Wage Inequality, Skill Inequality, and Employment: Evidence and Policy Lessons from PIAAC,” *IZA Journal of European Labor Studies*, no. 21, 2016, pp. 211 – 26.
- ⑪ Bowles, S., H. Gintis and M. Osborne, “The Determinants of Earnings: a Behavioral Approach”, *Journal of Economic Literature*, vol. 39, no. 4, 2001, pp. 1137 – 1176.
- ⑫ Bresnahan, T. F., E. Brynjolfsson and L. M. Hitt, “Information Technology, Workplace Organisation, and the Demand for Skilled Labour: Firm-Level Evidence,” *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 117, no. 1, 2002, pp. 339 – 376.
- ⑬ Cubel, M., A. Nuevo-Chiquero, S. Sanchez-Pages and M. Vidal-Fernandez, “Do Personality Traits Affect Productivity? Evidence from the Laboratory,” *Economic Journal*, vol. 126, no. 592, 2016, pp. 654 – 681.
- ⑭ Weinberger, C. J., “The Increasing Complementarity between Cognitive and Social Skills,” *Review of Economics and Statistics*, vol. 95, no. 5, 2014, pp. 849 – 861.
- ⑮ Falck, O., A. Heimisch and S. Wiederhold, “Returns to ICT Skills,” *OECD Education Working Papers*, no. 134, OECD Publishing, Paris. <http://dx.doi.org/10.1787/5jlzfl2p5rzq>.
- ⑯ 何珺子、王小军：《认知能力和非认知能力的教育回报率——基于国际成人能力测评项目的实证研究》，《经济与管理研究》2017年第5期。
- ⑰ 盛卫燕、胡秋阳：《认知能力、非认知能力与技能溢价——基于 CFPS2010 – 2016 年微观数据的实证研究》，《上海经济研究》2019年第4期。
- ⑱ Flavio Calvino & Chiara Criscuolo & Luca Marcolin & Mariagrazia Squicciarini, “A Taxonomy of Digital Intensive Sectors,” OECD Science, Technology and Industry Working Papers 2018/14, 2018. <https://doi.org/10.1787/f404736a-en>.
- ⑲ Robert Grundke & Stéphanie Jamet & Margarita Kalamova & François Keslair & Mariagrazia Squicciarini, “Skills and Global Value Chains: A Characterisation”, OECD Science, Technology and Industry Working Papers 2017/05, 2017. <https://dx.doi.org/10.1787/cdb5de9b-en>.
- ⑳ Perry, Anja, Simon Wiederhold, and Daniela Ackermann-Piek, “How Can Skill Mismatch Be Measured? New Approaches with PIAAC,” *Journal for Quantitative Methods and Survey Methodology*, vol. 8, no. 2, 2014, pp. 137 – 174.
- ㉑ Fritz Böhle, Milkau B., “Computerised Manufacturing and Empirical Knowledge,” *Ai & Society*, vol. 2, no. 3, 1988, pp. 235 – 243; Fritz Böhle, “Relevance of Experience-based Work in Modern Processes,” *Ai & Society*, vol. 8, no. 3, 1994, pp. 207 – 215.
- ㉒ Levitt S D, List J A, Syverson C, et al, “Toward an Understanding of Learning by Doing: Evidence from an Automobile Assembly Plant,” *Journal of Political Economy*, vol. 121, no. 4, 2013, pp. 643 – 681.
- ㉓ Bilič, Paško, “A Critique of the Political Economy of Algorithms: A Brief History of Google’s Technological Rationality,” *Triplec Communication Capitalism & Critique*, no. 1, 2018, pp. 315 – 331.
- ㉔ Pfeiffer, S, “Robots, Industry 4. 0 and Humans, or Why Assembly Work Is More than Routine Work,” *Societies*, vol. 6, no. 2, 2016, pp. 1 – 26.
- ㉕ Baxter, G.; Rooksby, J.; Wang, Y.; Khajeh-Hosseini, A. The Ironies of Automation ... Sti-ll Going Strong at 30? In Proceedings of the 30th European Conference on Cognitive Ergonomics ECCE, Edinburgh, UK, 28 – 31 August 2012; pp. 65 – 71. Available online; http://johnrooksby.org/papers/ECCE2012_baxter_ironies.pdf.
- ㉖ 中国信息通信研究院：《中国数字经济发展与就业白皮书（2019年）》，北京：中国信息通信研究院，2019年，第1页。
- ㉗ 波士顿咨询公司：《迈向 2035（上）：4 亿数字经济就业的未来》，波士顿咨询公司大中华网站，https://image-src.bcg.com/Images/BCG_Year-2035_400-Million-Job-Opportunities-Digital-Age_CHN_Jan2017_tcm55-153965.pdf, 2017 年 1 月 11 日。

（责任编辑：张琦）