

中国不同学科背景劳动者的工资差异及演变

孙广亚¹ 孙亚平²

[内容摘要] 学科背景是劳动者的重要技能特征，其对个人的思维方式、行为模式以及劳动力市场表现都有深远影响。本文利用中国家庭收入调查（CHIP）的微观数据，通过高中阶段的文理分科选择来识别个人的学科背景，旨在探讨不同学科背景下劳动者的工资差异及演变趋势。研究发现，在中国的劳动力市场中，理工科背景劳动者的平均工资普遍高于文科背景劳动者。从2007年到2018年，文理工资差异呈先上升后略下降趋势。此外，文理工资差异主要源于个体特征差异，而由特征回报率差异造成的工资差异虽小，但仍不容忽视。从异质性角度来看，在除高工资群体外的其他工资群体中，个体特征差异对文理工资差异的贡献始终大于特征回报率差异；在不同年龄段中，文理工资差异的分布呈倒“U”型，即随着年龄增长，文理工资差异先扩大后减小；在两性群体中，男性的文理工资差异主要是由个体特征回报率差异引起，而女性的文理工资差异则主要源于个体特征差异。

[关键词] 学科背景；文科生；理科生；工资差异

中图分类号：F249.2 文献标识码：A 文章编号：1000-8306(2025)03-0102-12

一、引言

学科背景是个人的重要技能特征，关系劳动者在劳动力市场的表现。学科配置是教育体系的重要学科特征，对国家的生产效率和经济发展具有深远影响。^[1-2]在中国，文理学科之间的区分和竞争由来已久。新中国成立初期，在国家发展需要和苏联模式的影响下，理工科发展得到支持，社会逐渐盛行“学会数理化，走遍天下都不怕”的思想。20世纪80年代，我国众多高校开始增设文科类专业，文科生占比开始提高。然而，大部分高校仍奉行“理工为王”的教育理念，文科一直处于弱势地位。近年来，随着人工智能的兴起，文理之争再次引起社会广泛讨论。

在劳动力市场中，不同学科背景劳动者所具备的技能特征存在显著差异。理工科教育重点培养科学技术人才，而文科教育侧重于培养管理、制度创新和设计人才。^[3]理工科人才直接通过科技创新来提升生产效率。^[4]相比之下，文科人才则通过有效的管理和制度设计，为技术创新提供必要的支持。^[5-9]这种价值创造和表现方式的差异，影响了劳动力市场的需求，^[7]进而影响个体的就业和收入。同时，文理学科在知识结构和体系上的差异，往往导致思维方式和行为习惯的不同，长期也会影响个人收入。《2023年中国大学生就业报告》显示，本科阶段薪酬排行前十的专业均属于理工科专业。因此，在中国的劳动力市场

孙广亚，汕头大学商学院，1169990632@qq.com；孙亚平（通讯作者），浙江财经大学经济学院，1872616965@qq.com。本文受到国家自然科学基金面上项目“政策效应异质性的识别和推断：从因变量条件型参数视角”（72273076）的资助。

中，不同学科背景劳动者的工资差异是否普遍存在？劳动力市场是否存在对文科生的歧视？遗憾的是，鲜有学者从学科背景角度观察中国居民在劳动力市场的表现。

本文利用中国家庭收入调查（CHIP）数据，以高中阶段的文理学科选择作为个体学科背景的识别依据，旨在探讨不同学科背景劳动者的工资差异。在中国的教育体系中，文理分科通常起始于高中。基于这一事实，我们以高中阶段的文理选择来界定学科背景，不仅有助于观察早期教育对个人长期发展的影响，也能突出学科背景在个人发展中的重要作用。考察发现，从2007年到2018年，理工科背景劳动者的平均工资普遍高于文科背景劳动者，且这一工资差异呈先增大、后略缩小的趋势。采用OB分解法研究发现，文理工资差异主要源于个体特征差异，特征回报率差异对文理工资差异的贡献较小，但也不可忽视。进一步，利用RIF分位数分解方法进行异质性考察发现，在除高工资群体外的其他群体中，个体特征差异对文理工资差异的贡献始终大于特征回报率差异。最后，针对不同年龄段而言，文理工资差异的分布呈倒“U”型，即随着年龄增长，文理工资差异先扩大后减小；针对不同性别群体而言，男性文理工资差异主要是由个体特征回报率差异引起，而女性文理工资差异则主要源于个体特征差异。

本文的研究与两类文献紧密相关。其一，一系列文献着重探讨了不同学科背景劳动者在劳动力市场中的表现。研究普遍认为，具有STEM背景的劳动者在劳动力市场上的表现最为突出。^[8-10]例如，Goos等（2013）利用欧洲国家的数据展示了STEM背景工人在就业和工资方面的优势；^[11]Buffington等（2016）通过分析美国行政数据发现，经历过STEM项目培训的学生在职业早期发展更好；^[12]Croce和Ghignoni（2019）通过研究意大利的劳动力市场发现，STEM毕业生更容易获得优质工作机会。^[7]然而，现有文献主要立足于欧美等发达国家，尚未有文献在中国背景下讨论学科背景对个人发展的影响。不同于已有文献，本文立足于当代中国背景，着重探讨了不同学科背景劳动者的工资差异，并通过系统分析学科背景的长期效应，旨在为中国居民的人力资本积累和劳动力市场的人才配置提供有益参考。其二，部分文献探讨了学科配置在宏观层面的经济效应。作为人才配置的重要基础，学科配置具有多方面经济效应。早期的研究认为，理工科人才越多，其经济发展速度越快；相反，法律人才越多的地区，越容易滋生腐败而抑制经济发展。^[13]近些年，针对不同地区的研究都发现，地区STEM人才的配置与技术创新密切相关，比如信息与通信技术。^[14]STEM人才配置较高的地区，其获得新技术投资的机会越多，进而提升了生产效率。^[1-2,10]然而，只有少数学者关注了学科配置的经济效应。本文聚焦于文理之间的学科配置问题，从微观角度探讨其对中国劳动力市场的影响，旨在为大学生就业与职业发展提供指导性建议。

与以往研究相比，本文存在以下几方面创新：第一，从研究视角来看，目前尚未有文献关注学科背景如何影响中国居民在劳动力市场中的表现，尤其是通过高中文理学科选择来识别学科背景的文献更少，本文对此进行了系统考察；第二，从政策含义来看，本文通过探讨文理群体间的工资收入差异，丰富了研究工资收入差异的相关文献，为降低居民收入不平等、有效促进共同富裕提供了新视角；第三，就研究方法而言，本文采用了恰当的工资差异分解方法——OB分解和RIF分位数分解，不仅有效估计了劳动力市场中的歧视现象，还揭示了影响文理工资差异的关键因素，为居民人力资本积累和职业规划提供了重要参考。

二、研究背景与理论假设

新中国成立初期，百废待兴，国家迫切需要大量技术人员和工程师等理工科人才推进新中国建设，

教育资源向理工科倾斜。据统计,从1947年至1957年,文科类学科的学生比例从47.6%下降到9.6%,而工科学生的比例则从1947年的17.8%上升到1957年的37%。^[15]为了优化人才培养结构,1958年中国借鉴苏联教育模式,实施了学科的二元划分,逐渐形成了偏重理科、忽视文科的教育趋势。进入20世纪80年代,各高校开始增设文科专业,文科学生比例有所回升。同时,在985工程教育计划中,国务院批准的985院校包含各类理工科名校,而纯粹的文科类高校却只有两所。

在过去几十年里,我国社会的主要矛盾和经济结构都发生了根本性转变,相应人才需求结构也随之改变。一方面,凭借持续的国家建设和经济发展,中国已全面实现脱贫攻坚的目标,成功步入小康社会。面向未来,中国的发展重点将转向缓解发展不均衡以及提高经济发展质量,更需要发展理工科的技术创新优势。另一方面,中共十九届五中全会提出的2035年宏伟目标是实现“全体人民共同富裕的显著实质性进展”。针对日益严峻的收入差距问题,需要强调文科人才在推动社会共同富裕中的重要作用。近些年,文科教育开始受到更多重视和支持。2018年,中国教育部推出新文科研究计划,以促进新时代文科的转型及其与理科的交叉融合。2020年,教育部宣布实施“强基计划”,在36所A类高校开展基础学科招生改革试点,其中16所高校的招生范围涵盖历史、哲学、古文学等人文社科领域。

理工科教育旨在培养科学与技术人才,而文科教育则侧重于培养管理、制度创新和设计人才。^[16]科学技术产生的价值容易直接呈现和被认定,但组织管理和制度创新间接创造价值,且难以量化。^[16]以老龄化场景为例,理工科人才的研究有助于直接提升老年群体健康水平,文科人才则通过有效沟通和传播健康生活方式等形式间接提升老年群体健康水平。然而,文理学科之间也是相辅相成的。从经济增长的角度来看,现代社会主要依靠科技创新驱动,通过提高生产效率来促进经济增长。然而,如何有效分配经济增长的成果,会直接影响社会的公平性和效率,这是实现经济持续稳定增长的关键。文科教育有助于促进思维开放和创新能力的培养,从而为理工科的发展提供支持。最终,从长期发展的角度来看,中国需要依靠文科建设来增强国家的软实力,促进企业的国际化和文化的国际传播,从而实现经济高质量持续增长。

众多研究揭示,学习和研究的领域会对劳动者的工资收入产生显著影响。^[17-19]例如,不同专业以及学科背景差异,均会导致劳动力市场上的工资溢价。^[20-24]那么,在中国的劳动力市场上,是否存在由学科背景引起的工资差异?以及这种差异的具体表现是什么?

从需求角度来看,研究表明,技术进步显著增加了对技术型人才的需求。^[25-26]特别是在技术变革的早期阶段,这种需求主要集中于STEM领域的专业人才。^[27]自改革开放以来,中国经历了高速发展阶段。快速的技术进步加上国家基础设施建设的持续投资,推动了对理工科人才的大量需求。以2016年至2021年为例,十大就业率最低的专业中,除化学与生物工程等少数理工科专业外,其余均为文科类专业。从供给角度来看,尽管理工类职业在过去几十年的就业机会显著增加,工资溢价也持续提升。^[28]然而,全球范围内理工科领域仍面临人才短缺的问题,尤其是中国的新型产业人才紧缺问题更加突出。^[29]以网络空间安全为例,2019网络空间安全人才数量缺口高达70万,到2020年超过了140万。^[30]据此,本文提出第一个理论假说。

假说H₁:具有理工科背景的劳动者平均工资水平高于文科背景劳动者。

一方面,由于理工科的学习往往对学生的认知能力等有较高要求,这可能会影响个人对文理学科的

选择,^[30-35]从而导致文科和理科学生的禀赋条件在初始就存在较大差异。在劳动力市场上,这种禀赋差异会影响工资收入差异。另一方面,在中国的就业市场中,除公共部门外,大多数企业遵循利润最大化原则。根据克拉克的边际生产力理论,在利润最大化的驱动下,劳动者的工资水平是由其边际生产率决定的。因此,文理生的工资也由其各自的边际生产率决定,即不会存在显著的学科背景歧视。据此,本文提出第二个理论假说。

假说H₂:文理工资差异主要源于个体特征差异,而不是特征回报率差异。

三、数据及变量说明

本文采用了中国家庭收入调查(CHIP)中的城镇住户调查数据。CHIP数据重点采集了住户个人的收入信息,为研究中国居民工资差距和收入不平等问题等提供了数据基础。为考察不同学科背景居民的工资收入差距,我们需要识别出居民个人的学科背景。CHIP数据包含了居民参加高考时的学科选择信息,可以帮助我们识别出居民早期(高中阶段)的学科背景,这是其他微观数据库不具备的。因此,本文借助CHIP 2007、CHIP 2013和CHIP 2018年的微观数据,^②来考察不同学科背景下中国居民的工资收入差异问题。

本文研究对象为受雇者群体,删除了失业者、个体经营者和私营企业经营者群体。居民劳动者的工资收入包含工资、奖金、津贴和实物折现。首先,根据问卷信息“您是否参加过高考”,筛选出具备学科背景信息的群体。其次,根据“高考报考的是文史类还是理工类”信息,识别出劳动者的学科背景,选择文史类和理工类两个群体,删除其他类别群体。最后,删除没有工作的群体和工资收入为0的群体,得到2007年样本数为1860,2013年样本数为2181,2018年样本数为4398。

需要注意的是,在探讨个体学科背景时,我们必须认识到其概念的复杂性。首先,学科背景在不同的教育阶段呈现出不同特征。例如,在高中阶段,学科背景主要体现为文科和理科的划分;而到大学阶段,则更多体现为人文社会学科和自然科学学科的区别。两阶段分类并不是简单的对应关系,比如某些本科专业会同时吸纳在高中阶段具有文科和理科背景的学生。其次,学科背景在时间维度上也可能存在不一致性。例如,个体在后续的教育阶段(如研究生阶段)进行了专业转换。最后,个体学科背景不仅仅局限在正式教育阶段,也可以包含专业和职位等因素。因此,如何定义个体学科背景是一个复杂且关键的议题。

在本研究中,我们采用个人在高中阶段的文理选择作为学科背景的判断依据。这是基于以下几个方面的考虑:首先,高中阶段的学科分类简明,主要划分为文科和理科,这与本科及以上教育阶段的复杂学科结构形成了对比。其次,从更早期的高中教育阶段进行分析,能够涵盖仅接受高中教育的样本,而依据本科及以上阶段的分析则会遗漏这一重要群体。^③再次,虽然高中与本科的学科背景存在差异,但高中学科背景是本科专业录取的重要依据,两者具有强相关性。最后,通过识别高中阶段的文理选择,不仅能揭示学科背景对个人发展的重要作用,而且体现了学科背景对个体表现的长期深远影响。^④

本文重点关注居民个人的工资收入,根据经典的明瑟(Mincer)工资方程进行回归分析,参照同类文献进行了变量控制。^[36-38]表1列举了所有变量的具体信息。

表1 变量说明

被解释变量	变量名称	含义	定义
关键变量	工资收入	平均月收入	您一般平均每月的收入为多少?
	学科类别	是否为理科生	高考报考理工类记为1,文史类记为0
其他变量	性别	个人的性别	男性记为1,女性记为0
	年龄	个人的年龄	调查年份减去出生年份
	婚姻状况	是否结婚	已婚记为1,其余记为0
	受教育年限	受到多少年的教育	个人所受到的教育有多少?
	工作经验	个人的工作年限	年龄减去受教育年限,再减去6(一般6岁入学)
	工作职业	工作属于什么职业	根据不同的职业,设置4个虚拟变量
	工作行业	工作属于什么行业	根据不同的行业,设置4个虚拟变量
	单位所有制	单位所有制类型	根据不同所有制,设置4个虚拟变量
	所在地区	个人所在的地区	设置东部省份变量和中部省份变量
	父母教育水平	父母的最高教育水平	父亲和母亲的最高受教育水平
	高考省份	高考所在省份	在哪个省份进行的高考
	高考分数	高考时的分数	您的高考成绩是多少分?
	父母就业身份	父母是否为雇主	根据父母的就业身份判断
	父母工作类型	父母的工作类型	根据不同的职业,设置4个虚拟变量
	父母职业类型	父母的职业类型	根据不同的职业,设置4个虚拟变量
	人均教育支出	省级人均教育支出	省教育财政支出与省人口比值
	地区高校类型	地区高校是否为理工科	该省份的顶级高校是否为理工科高校?
	认知能力	高中是否为重点学校	您高中毕业的学校是否为重点中学?
沟通能力	是否为管理、咨询或销售人员	根据职业类型进行区分	
领导能力	是否为管理人员	根据职称类型区分是否为管理人员	
意志力	是否当过兵	根据当兵情况判断	
职业流动性	是否为固定职工	根据劳动合同性质判断	

注:工资收入包含了工资、奖金、津贴和实物折现。在2013和2018年问卷中,工资收入单位为元/年,为与2007年保持一致,我们将其换算成了元/月。在回归分析中,我们对工资变量进行了取对数处理。2007年的问卷中,未包含个人高中学校质量、是否当过兵、父母就业身份和父母工作类型的信息,因此2007年的回归分析中未包含认知能力、意志力、父母就业身份和父母工作类型四类变量。

在设置工作的职业、行业和所有制变量时,我们参考卢晶亮(2018)的设置方法。^[37]首先,设置了机构负责和管理人员、办事人员/商业及服务人员、专业技术人员和生产加工/运输设备等人员四个职业变量。其次,设置了农林牧渔业、工业及建筑业、高等服务业与初等服务业四个行业变量。^⑨最后,设置了机关事业单位与国有企业、集体企业、外资及合资企业和私营/个体/其他企业四种单位所有制变量。对于不同地区的划分,我们将北京、辽宁、江苏、山东和广东记为东部地区,将山西、安徽、河南、湖北和湖南记为中部地区,将重庆、四川、云南和甘肃记为西部地区。

表2列举了变量的描述性统计结果。容易看出,2007年、2013年和2018年的样本数据具有一致性。以个人的工作经验为例,2007年城镇居民的平均工作年限为15.2149,标准差为9.5584;2013年平均工作年限为16.1593,标准差为9.6547;2018年平均工作年限为15.5423,标准差为10.2603。三年数据结果近似,说明本文筛选后的样本数据具有稳定性和可信度。其次,观察学科背景的均值结果,三年数据中的理科生人数总是高于文科生,其占总人数的比重为60%左右。另外,样本中男生的比重略高于女性。

表2 变量的描述性统计

	2007年			2013年			2018年		
	N	均值	标准差	N	均值	标准差	N	均值	标准差
工资收入	1860	7.7223	0.6886	2181	8.0572	0.7568	4398	8.4452	0.8156
学科类别	1860	0.6077	0.4884	2181	0.5991	0.4902	4398	0.6069	0.4885
性别	1860	0.5591	0.4966	2181	0.5510	0.4975	4398	0.5671	0.4955
年龄	1860	35.8349	8.5524	2181	36.9062	8.8953	4398	36.3383	9.5036
婚姻状况	1860	0.7707	0.4205	2181	0.7982	0.4015	4398	0.7933	0.4050
教育年限	1860	14.6200	2.6883	2181	14.7469	2.0000	4398	14.7960	2.0210
工作经验	1860	15.2149	9.5584	2181	16.1593	9.6547	4398	15.5423	10.2603

注:限于篇幅,此处的描述性统计结果只列举了个体的特征变量,略去了职业、行业和所有制等就业特征变量。

为了观察文科生和理科生之间的差异，我们也计算了文科生和理科生的人数和平均工资。我们发现，理科生的人数比文科生高50%左右，平均工资比文科生高16%以上。同时，我们观察样本中的学历结构发现，大专及本科学历的群体占比最高，约为80%；其次是高中学历群体，占比约为13%。这种学历结构说明，高中学历群体也是不容忽视的群体，通过高中阶段学科背景来识别个人的学科背景更加合理。

四、回归分析

（一）Heckman 样本选择模型

文理学科的选择可能受学习成绩和学科偏好等自身因素的影响，也可能受父母教育背景等外部环境的影响，这些因素都可能引起样本选择偏差问题。Heckman 样本选择模型是处理样本选择偏差的经典方法。^[39-41]因此，下面我们借助 Heckman 两步法来进行回归分析。

样本选择模型的估计分两步进行。第一步，利用 Probit 模型估计，计算出偏差修正项。将是否选择理科（理科记为1，文科为0）作为因变量。结合问卷的相关信息，我们选择影响文理选择的自变量包括性别、高考成绩、高考所在省份、父母最高教育水平、父母就业身份、父母工作类型、父母职业类型、人均教育支出和地区高校类型。第二步，将偏差修正项代入工资方程，分别对文科生和理科生进行 OLS 回归。因变量为月工资的对数，自变量包括教育年限、工作经验、工作经验平方、性别、婚姻状况、行业、职业、所有制、省份、认知能力、沟通能力、领导能力、意志力和职业流动性，再加上选择偏差修正项。表3列出了文科生和理科生的样本选择回归结果。^⑥

首先，观察偏差修正项 λ 的系数，2007年样本中，文科生系数为正但不显著，理科生系数在1%置信水平上显著为负，这说明理科生样本的估计结果存在选择偏差。2013年样本中，文科生的回归系数在5%的置信水平上显著为正，理科生在5%的置信水平上显著为负，说明文理生的回归结果都存在样本选择偏差。然而，2018年样本中，偏差修正项的回归系数不再显著。整体而言，采用 Heckman 样本选择模型对文科生和理科生的工资方程进行回归分析更合理。

其次，观察教育变量的回归结果。在2007年样本的列（1）（2）的回归结果中，教育的回报率显著为正，文科生的教育回报率为2.29%，小于理科生的3.31%。同样，在2013年样本的列（3）（4）中，文科生的教育回报率为11.00%，也低于理科生的11.10%。无论是理科生还是文科生，2013的教育回报率都高于2007年。该回归结果与部分文献结果一致。^[41-42]然而，继续观察2018年的回归结果发现，文科生的教育回报率略微高于理科生。

最后，观察其他变量的结果，工作经验的回归系数几乎都显著为正，经验平方的回归系数显著为负，这表明工作经验对工资收入的影响呈倒“U”型。针对性别的回归系数而言，文科生的性别系数普遍大于理科生，比如，2007年文科生性别的回归系数显著为0.2620，且数值大于理科生回归系数的0.0815。并且，婚姻的回归系数未在时间上表现出一致性特征。

表3 样本选择模型回归结果（Heckman）

	2007年		2013年		2018年	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	文科生	理科生	文科生	理科生	文科生	理科生
教育年限	0.0229** (0.0103)	0.0331*** (0.0099)	0.1100*** (0.0138)	0.1110*** (0.0109)	0.0733*** (0.0123)	0.0884*** (0.0086)

续表3

工作经验	0.0065 (0.0071)	0.0219*** (0.0066)	0.0805*** (0.0130)	0.0437*** (0.0098)	0.0359*** (0.0092)	0.0449*** (0.0083)
工作经验平方	-0.0002 (0.0002)	-0.0006*** (0.0002)	-0.0017*** (0.0003)	-0.0007*** (0.0002)	-0.0007*** (0.0002)	-0.0010*** (0.0002)
性别	0.2620*** (0.0772)	0.0815 (0.0882)	-0.1350 (0.1290)	0.0782 (0.1100)	0.3510** (0.1022)	0.2240** (0.0936)
婚姻	0.1930** (0.0732)	0.1314** (0.0591)	0.0541 (0.0801)	0.0795 (0.0644)	0.1560** (0.0663)	0.2040*** (0.7554)
其他变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
常数项	6.7752*** (0.3308)	6.3370*** (0.4633)	5.4470*** (0.7112)	5.9080*** (0.5511)	6.2290*** (0.3860)	6.3990*** (0.3228)
选择偏差项(λ)	0.0524 (0.0856)	-0.5510*** (0.1329)	0.5190** (0.2008)	-0.6541** (0.2321)	-0.3010 (0.1961)	0.0652 (0.0892)
样本量	731	1129	875	1306	1729	2669

注:括号内为P值统计量,* $p < 0.10$,** $p < 0.05$,*** $p < 0.01$ 。职业、行业、所有制、省份、认知能力、沟通能力、领导能力、非认知能力和职业流动性已控制,限于篇幅未列出。

(二) OB分解

前文发现,文科生和理科生的工资方程存在结构性差异。^⑨那么,文科生和理科生群体的工资差异有多大?引起文理生工资差异的因素可能有哪些?针对不同群体的工资差异问题,Oaxaca-Blinder分解方法(以下简称“OB分解”)能够将不同群体的工资差异进行分解,帮助我们了解引起工资差异的因素和各因素的贡献。OB分解可以将不同群体间的工资差距分解为可解释部分和不可解释部分。根据前文样本选择模型回归结果可知,文科生和理科生的工资方程可能存在选择性偏差。因此,参照Neumark和Oaxaca(2003)、张车伟和薛欣欣(2008)的处理方法,我们在分解中加入了偏差修正项。^[43,40]

在进行OB分解时,需要构造一个反事实(counterfactual)群体。为了观察劳动力市场对文科生的歧视程度,我们构造出“被视为理科生的文科生”的反事实,用公式表示为 $\bar{X}_v \hat{\beta}_L$,即被视为理科生的文科生在劳动力市场的工资收入。^⑩表4为采用OB分解的结果,^⑩表中汇报了文理的工资收入总差异、特征差异引起的工资差异(可解释部分)和特征回报率差异引起的工资差异(不可解释部分),以及对应的占比。

表4 工资差异分解(OB分解)

	2007年	2013年	2018年
总差异	0.1449	0.1760	0.1629
特征差异引起的差异	0.1068	0.1439	0.1181
特征回报率差异引起的差异	0.0381	0.0321	0.0448
特征差异可以解释总差异的比例	73.71%	81.76%	72.50%
特征回报率差异可以解释总差异的比例	26.29%	18.24%	27.50%

注:总差异为理科生和文科生工资对数的平均差值。

容易看出,在2007年、2013年和2018年,文理生的工资总差距分别为0.1449、0.1760和0.1629,这表明理科生的工资水平普遍高于文科生,且这种工资差异较大。其次,继续比较特征差异引起的工资差异与特征回报率差异引起的工资差异发现,在不同年份中,特征差异对工资差异的贡献都大于特征回报率。以2007年为例,特征差异引起的工资差异为0.1068大于特征回报率的0.0381。这表明,文科生与理科生的工资差异主要是个人禀赋特征引起的,而不是劳动力市场对文科生的歧视引起的。同时,我们也发现,在不同年份中,特征回报率差异可以解释总差异的比重普遍高于18%。这意味着,特征回报率差异对文理工资差异的贡献不可忽视,即劳动力市场对文科生的歧视也是值得关注的。

表5为OB分解的具体结果,表中列举了各个变量的可解释部分和不可解释部分以及相应的总效应和贡献率。我们以教育变量为例,来分析各个变量的分解结果。从2007—2018年,教育总效应不断降低最终变为负值,这表明教育对文理工资差异的影响在不断减弱。同时,在2007年,教育的可解释部分为0.0167,远小于不可解释部分的0.1521;在2013年,教育的可解释部分为0.0339,仍小于不可解释部分的0.0411,但差距在缩小;2018年,教育的可解释部分为0.0117,大于不可解释部分的-0.0240。这表明,随着时间的推移,教育年限的特征差异对文理工资差异的贡献在增强,而教育回报率对文理工资差距的贡献在减弱。

表5 工资差异的具体分解结果

		ΔE	ΔU	总效应	贡献率	
2007	教育年限	0.0167	0.1521	0.1688	116.49%	
	工作经验	0.0001	0.0163	0.0164	11.31%	
	性别	0.0621	0.0011	0.0632	46.62%	
	婚姻	0.0047	0.0131	0.0178	12.28%	
	职业	-0.0013	-0.1632	-0.1645	-113.53%	
	行业	0.0100	-0.0701	-0.0711	-49.07%	
	所有制	0.0092	-0.0611	-0.0703	-48.52%	
	省份	-0.0008	-0.0111	-0.0119	-8.21%	
	沟通能力	0.0018	0.0002	0.0020	2.38%	
	领导能力	0.0021	0.0421	0.0442	30.50%	
	职业流动性	0.0022	0.0077	0.0099	6.83%	
	常数项		0.1110	0.1110	76.60%	
	合计	0.1068	0.0381	0.1449	100%	
	2013	教育年限	0.0339	0.0411	0.0750	42.61%
		工作经验	0.0301	0.0091	0.0392	22.27%
性别		0.0525	0.0611	0.1136	64.55%	
婚姻		0.0009	-0.0881	-0.0890	-50.57%	
职业		-0.0003	0.1333	0.1330	75.57%	
行业		0.0021	0.2998	0.3019	171.53%	
所有制		-0.0086	0.0558	0.0472	26.82%	
省份		0.0029	0.0761	0.0790	44.89%	
认知能力		0.0053	-0.0131	-0.0078	-4.43%	
沟通能力		0.0013	0.0032	0.0045	2.56%	
领导能力		0.0100	0.0022	0.0122	6.93%	
意志力		0.0060	0.0002	0.0062	3.52%	
职业流动性		0.0078	0.0137	0.0215	12.22%	
常数项			-0.4206	-0.4206	-239.49%	
合计		0.1439	0.0321	0.1760	100%	
2018	教育年限	0.0117	-0.0240	-0.0123	-7.55%	
	工作经验	0.0135	-0.0590	-0.0455	-27.93%	
	性别	0.0402	-0.0056	0.0346	21.24%	
	婚姻	0.0066	0.0366	0.0432	26.52%	
	职业	0.0212	0.0445	0.0657	40.33%	
	行业	0.0247	-0.3138	-0.2891	-177.47%	
	所有制	-0.0057	0.0036	-0.0021	-1.29%	
	省份	0.0145	0.0023	0.0168	10.31%	
	认知能力	-0.0088	0.0305	0.0217	13.32%	
	沟通能力	0.0117	0.0685	0.0802	49.23%	
	领导能力	-0.0024	0.0764	0.0740	45.43%	
	意志力	0.0047	0.0131	0.0178	10.93%	
	职业流动性	-0.0139	-0.1632	-0.1771	-108.72%	
	常数项		0.3379	0.3379	207.37%	
	合计	0.1181	0.0448	0.1629	100%	

整体来看,工作经验对文理工工资差距的贡献由正转变为负;性别对文理工工资差距的贡献比较稳定,在不同的年份都为正值;而婚姻对文理工工资差距的贡献呈现先降低后有增加的趋势。职业、行业、所有制和省份四个变量的分解结果在不同的年份的差异很大,并且其对文理工工资差距贡献的数值较大。例如,2013年职业的总效应为0.1300,对文理工工资差异的贡献高达75.57%。这表明,与个人特征相关的变量对文理工工资差异的贡献相对稳定,而与个人所在的企业、单位和省份等相关的就业特征对文理工工资差异的影响波动很大,这可能是劳动力市场容易受宏观因素影响的结果。

五、异质性分析

(一) 基于RIF回归的分位数分解

Oaxaca (1973) 和Blinder (1973) 提出的OB分解是研究工资差异的经典方法,但OB分解存在只能考察组间整体均值差异的局限性。^[44-45]为了考察分解的异质性,Firpo, Fortin和Lemieux (2009; 2018) 提出了基于再中心化影响函数(re-centered influence function, RIF)的分解方法,将OB分解拓展到可以对因变量的任何分布特征进行分解,而且具备分解至每个解释变量贡献的优越性。^[46-47]基于这一点,RIF方法在国内文献中得到广泛运用,^[48-49,37]本文也借助RIF回归的分位数分解方法来考察文科生和理科生工资差异的异质性特征。

为了观察文理工工资差异在不同工资水平上的异质性分解特征,我们选择工资水平的0.1、0.25、0.5、0.75和0.9五个分位点,分别代表低工资水平、中低工资水平、中等工资水平、中高工资水平和高工资水平群体。表6列举出了2007年、2013年和2018年RIF分位数分解结果,分别汇报了不同分位点上的总差异、特征效应和系数效应以及特征效应和系数效应的占比。

从横向对比来看。文理工工资差异在不同分位点上均呈正值,这一观察在三个年份的数据中表现出一致性。这表明在不同工资水平上,理科生的工资水平始终高于文科生。这一特征不仅与OB分解结果一致,同时也体现了不同工资水平上的异质性。

从纵向对比来看。比较特征效应和系数效应的大小发现,在2007年样本中,除90%分位以上的高工资水平群体的特征效应小于系数效应外,其余分位点上的特征效应都大于系数效应;在2013年和2018年样本中,所有分位点上特征效应都大于系数效应。以2007年的10%分位点为例,特征效应为0.1648,远大于系数效应的0.0076。这一特征说明,在不同的工资收入群体中,个体特征差异对文理工工资差异的贡献大于特征回报率差异的贡献,即文理工之间的工资差距主要都是由个体特征差异造成的。这一点与前文的OB分解结果一致,也表现出了不同工资水平上的一致性。

表6 RIF分位数分解结果

		P10	P25	P50	P75	P90
2007	总差异	0.1724	0.1198	0.1301	0.1665	0.1652
	特征效应	0.1648	0.2937	0.1262	0.1235	0.0052
	系数效应	0.0076	-0.1739	0.0039	0.0430	0.1600
	特征效应占比	95.59%	245.16%	97.00%	74.17%	3.15%
	系数效应占比	4.41%	-145.16%	3.00%	25.83%	96.85%
2013	总差异	0.1505	0.2234	0.1121	0.1063	0.1509
	特征效应	0.1883	0.2376	0.0970	0.1115	0.1297
	系数效应	-0.0378	-0.0142	0.0151	-0.0052	0.0212
	特征效应占比	125.12%	106.36%	86.53%	104.89%	85.95%
	系数效应占比	-25.12%	-6.36%	13.47%	-4.89%	14.05%

续表 6

2018	总差异	0.1728	0.1393	0.2396	0.2269	0.2156
	特征效应	0.1711	0.1402	0.1745	0.1797	0.1547
	系数效应	0.0017	-0.0009	0.0651	0.0472	0.0609
	特征效应占比	99.02%	100.65%	72.83%	79.20%	71.75%
	系数效应占比	0.98%	-0.65%	27.17%	20.80%	28.25%

注:P10、P25、P50、P75和P90分别代表的分位点为10%、25%、50%、75%和90%。

（二）不同年龄差异

Lu等(2019)认为理工科学生具有激励反应导向,而文科学生更具有长远眼光。^[50]那么长期来看,文科生的工资收入是否仍低于理科生?其文理工工资差异会呈现什么样的特点?我们针对不同年龄段群体进行OB分解。

为了观察出不同年龄段的趋势性特征,我们划分出20~30、30~40、40~50和50岁以上四个年龄区间。我们发现,观察不同年龄的文理工总差异,伴随着年龄的增长,文理工工资差异是先增长后下降的。即刚进入社会工作时,理科生的工资收入高于文科生,并逐渐拉大。在30岁之后的中年阶段达到顶峰,随后文理工工资差距开始逐渐降低。再次,观察可解释部分和不可解释部分发现,在30岁及以上的所有年龄段,文理工工资差异的可解释部分都大于不可解释部分。这表明在年龄较大的群体中,文理之间的工资差异主要是由个体特征差异引起的,这一点与OB分解结果是一致的。然而,在20岁到30岁群体中,不可解释部分的比重较大,部分年份甚至超过了可解释部分。这说明,在青年群体中,文理工工资差异可能是由特征回报率差异造成的。

（三）两性差异

传统思想认为,女性更擅长文科,男性更擅长理科。在进行文理专业选择时,男性更大比例会选择理科,女性主要选择文科。那么,男性和女性之间的文理工工资差异又存在怎样差异?我们计算了不同性别的文理工工资总差异、可解释部分和不可解释部分。

我们发现,针对文理工工资总差异的两性差异,在2007和2013年,男性文理工工资差异大于女性;而在2018年,男性文理工工资差异却小于女性。同时,从2007年到2018年,女性的文理工工资差异不断增大,从0.0629增长到0.1086。这意味着,随着时间的推移,女性群体的文理工工资差异有扩大趋势。其次,针对可解释部分和不可解释部分的两性差异。我们发现,对于男性群体而言,文理工工资差异的可解释部分总是小于不可解释部分;然而在女性群体中,可解释部分总是大于不可解释部分。这一特征在三个不同年份中是一致的。以2007年为例,男性文理工工资差异的可解释部分为0.0211,小于不可解释部分的0.0541;女性文理工工资差异的可解释部分为0.0355,大于不可解释部分的0.0274。这说明,在男性群体中,文理工工资差异主要是由个体特征回报率差异引起的;而在女性群体中,文理工工资差异却主要由个体特征差异引起。

六、进一步分析

（一）Neumark分解

在前文的OB分解中,我们以理科生为基准组,构建了“被视为理科生的文科生”的反事实。这种选择虽然方便观察劳动力市场对文科生的歧视程度,但可能忽略了文科生与理科生在劳动力市场中的其他潜在差异。例如,文科生可能更多地从事管理、咨询等职业,而这些职业的工资决定机制可能与技术

类职业不同。为了减少基准组选择的主观性，我们继续采用 Neumark 分解方法进行分析。Neumark 分解方法则使用所有样本的回归系数作为基准，即基于整个样本的“市场回报”来计算分解项。

首先，估计全样本回归以获取市场回报系数：

$$Y = X\beta^* + \epsilon \tag{1}$$

其中， β^* 是基于整个样本的估计回归系数。然后，使用市场回报系数进行 OB 分解：

$$\Delta Y = (X_L - X_w)\beta^* + X_w(\beta^* - \beta_w) + X_L(\beta_L - \beta^*) \tag{2}$$

其中，第一项 $(X_L - X_w)\beta^*$ 为可解释部分（由文理特征变量差异引起的），第二项 $X_w(\beta^* - \beta_w)$ 是文科生的不可解释部分（歧视或其他因素），第三项 $X_L(\beta_L - \beta^*)$ 是理科生的不可解释部分（歧视或其他因素）。

（二）Neumark 分解结果

表7展示了基于 Neumark 分解法的结果，其中列示了文理科工资收入的总差异、可解释部分、文科生的不可解释部分和理科生的不可解释部分的大小。结果表明，在各年份中，可解释部分对工资差异的贡献均大于不可解释部分，该结论与基于 OB 分解的分析一致。此外，文科生与理科生的不可解释部分均为正值，表明文科生的回归系数低于整体回归系数，而理科生的回归系数高于整体回归系数。这意味着劳动力市场对文科生存在歧视，该结论与 OB 分解结果一致。

表7 工资差异分解（Neumark 分解）

	2007年	2013年	2018年
总差异	0.1449	0.1760	0.1629
可解释部分	0.1118	0.1626	0.1274
不可解释部分	0.0331	0.0134	0.0355
文科生的不可解释部分	0.0271	0.0109	0.0291
理科生的不可解释部分	0.0060	0.0025	0.0064

注：总差异为理科生和文科生工资对数的平均差值。

七、结论与建议

中国高等教育领域的文理之争由来已久，从早期的偏重理科教育转变至现在的“强基计划”和“新学科”建设，映射了不同时期对学科结构的调整和重视。文理分科的设置不仅深刻影响了人才培养模式和居民收入差异，也关系国家经济发展。本研究基于中国家庭收入调查的微观数据，利用高考时学生的文理选择来界定学科背景——文科或理科。通过采用 OB 分解模型，详细分析了文科与理科毕业生的工资差异及其成因，并使用 RIF 分位数分解模型探究了这一工资差异的异质性特征。

研究发现，在中国的劳动力市场中，理工科背景劳动者的平均工资普遍高于文科背景劳动者，这一特征在不同年份有一致性体现。从2007年到2018年，文理工工资差异呈先上升后略下降趋势。此外，文理工工资差异主要源于个体特征差异，而由特征回报率差异造成的工资差异虽较小，但仍不容忽视。这意味着劳动力市场存在对文科生的歧视，但歧视并不严重。从异质性角度来看：（1）在高工资群体外的其他工资群体中，个体特征差异对文理工工资差异的贡献始终大于特征回报率差异。（2）在不同年龄段中，文理工工资差异的分布呈倒“U”型，即随着年龄增长，文理工工资差异先扩大后减小。（3）在两性群体中，男性的文理工工资差异主要是由个体特征回报率差异引起，而女性的文理工工资差异则主要源于个体特征差异。从2007—2018年，女性群体的文理工工资差异有扩大趋势。

本文的研究具有鲜明的政策含义。对于居民个人而言,如何有效提升人力资本来获得劳动力市场优势是劳动者普遍关注的问题。本文从学科背景角度揭示了劳动者在劳动力市场的表现,能够为中国居民的人力资本积累和职业规划提供参考依据。对于国家而言,一方面,如何缩小居民收入差异是中国在新发展阶段必须解决的难题,本文从学科背景角度考察了居民工资收入差异,为促进共同富裕提供了新视角;另一方面,合理的人才配置能够促进经济增长,^[13,51]而学科配置是人才配置的重要基础,本文能够为人才的合理配置提供基础性指导。

借助本文的研究,我们也提出了一些有益建议和思考。首先,文科是科技发展中不可或缺的有益补充,能够指引科技实施以人为本的创新。因此,在学科划分上,不宜过分强调和区分文理差异,否则可能导致人才的片面发展,学科间的交叉和融合才是未来趋势。其次,中国的持续发展需要提升自身软实力,讲好中国故事,通过文化输出来推动对外投资和经济发展。^[52]因此,加强文科领域的软实力建设尤为重要。最后,中国需摒弃对文科“无用论”的争议和偏见,以构建一套适合中国国情的社会科学理论框架。

综上,本文的研究仍存在一些不足。首先,本文以高中阶段的文理分科选择作为学科背景的划分依据,方法简便,但未能充分考虑大学阶段的专业转换及跨学科学习的影响。特别是,本文未涵盖经管类学生,而该类专业在劳动力市场中占据重要地位,且其学科背景介于文理之间。未来研究将进一步关注更精确识别个体学科背景的数据和方法,以提升分析的准确性。其次,虽然本文已采用最新的2018年数据,但受限于微观数据的更新速度,研究的时效性尚有待提高。未来研究将持续关注最新数据的发布,并寻求从其他渠道获取更加及时的数据,以便提出符合最新时代特征的管理启示和政策建议。最后,受篇幅所限,本文未进一步深入探讨改善文理工资差异的具体机制,这是未来研究的重点方向。具体而言,后续研究将重点关注影响文理工资差异的各项政策,如“强基计划”、新文科建设、学科调整改革政策和高等教育扩张政策等,这些研究将对中国高等教育改革具有深远意义。☆

注 释:

①数据来源于中国政府网:https://www.gov.cn/xinwen/2019-09/18/content_5430992.htm。

②目前,公开的CHIP数据包含了1988、1995、2002、2007、2013和2018年数据,只有2007、2013和2018年问卷包含了识别学科背景的信息。

③高中学历占比约为13%,详见表4。

④本文通过高中阶段的文理分科选择来界定学科背景,可能忽略大学阶段的专业转换的影响。为了更全面地控制不同专业类型在劳动力市场上的差异对结果的潜在影响,我们在回归分析中纳入了大学专业类别作为控制变量。由于只有CHIP2018数据中包含大学专业信息,因此该部分分析仅作为稳健性检验,详见附录。

⑤高等服务业包括科学研究与技术服务业、教育、卫生、文化与体育业、金融业、公共管理与社会组织。初等服务业包括交通运输与邮政业、批发零售与住宿餐饮业、房地产与社会服务业。

⑥限于篇幅,第一步的Probit回归结果在正文省略。

⑦本文采用Heckman样本选择模型是为了说明不同学科背景个体存在工资差异。为了克服样本选择模型在遗漏变量方面的缺点,我们进一步采用工具变量方法,通过寻找学科背景的工具变量,来说明学科背景与个体工资之间的因果关系。限于篇幅,详见附录文档。

⑧因为构建的反事实为文科生在劳动力市场被视为理科生,所以分解中以理科生为基准组进行分解。

⑨为了方便观察,此处用理科生的工资方程减去文科生的工资方程。

主要参考文献:

[1]Peri G, Shih K, Sparber C. Stem Workers, H-1b Visas, and Productivity in US Cities[J]. *Journal of Labor Economics*,2015,33(1):225-255.

- [2]Carneiro P, Liu K, Salvanes K G. The Supply of Skill and Endogenous Technical Change: Evidence from a College Expansion Reform[J]. *Journal of the European Economic Association*,2023,21(1):48-92.
- [3]王琦,陶秋燕,李延洲. 理工科大学质量差异对区域创新的影响——基于高等教育质量差异视角的实证分析[J]. *经济经纬*,2020,34(2):27-35.
- [4]Winters J. Foreign and Native-born STEM Graduates and Innovation Intensity in the United States[Z]. IZA Discussion Paper, 2014, No. 8575.
- [5]徐兆仁. 新世纪文科人才培养模式探析[J]. *中国高等教育*, 2006,23(13):22-24.
- [6]王前,杨中楷,刘盛博,等. 高校理工科学生科技伦理意识的问题与对策[J]. *科学学研究*, 2017,27(7):967-974.
- [7]Croce G, Ghignoni E. The Evolution of Wage Gaps between STEM and non-STEM Graduates in a Technological following Economy[J]. *Applied Economics*, 2019,52(23),2427-2442.
- [8]Hamermesh D S, Donald S G. The Effect of College Curriculum on Learnings: Accounting for Non-Ignorable Non-Response Bias[J]. *Journal of Econometrics*, 2008,144(2):479-491.
- [9]Webber D. The Lifetime Earnings Premia of Different Majors: Correcting for Selection Based on Cognitive, Noncognitive, and Unobserved Factors[J]. *Labour Economics*,2014,28(10):14-23.
- [10]Council of Canadian Academies. Some Assembly Required: STEM Skills and Canada's Economic Productivity[R]. Ottawa,2015.
- [11]Goos M, Hathaway I, Konings J, Vandeweyer M. High-technology Employment in the European Union[R]. Vives Discussion Paper,2013, No.41.
- [12]Buffington C, Cerf B, Jones C, Weinberg B A. STEM Training and Early Career Outcomes of Female and Male Graduate Students: Evidence from UMETRICS Data Linked to the 2010 Census[J]. *American Economic Review*, 2016, 106(5):333-338.
- [13]Murphy K M, Shleifer A, Vishny R W. The Allocation of Talent: Implications for Growth[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 1991,281(2): 503-530.
- [14]Harrigan J, Reshef A, Toubal F. Techies, Trade, and Skill-Biased Productivity[Z]. NBER Working Papers, 2018, No 25295.
- [15]查建中,冯磊,Lambda Verdonck,何永汕. 中国工科生源的需求分析[J]. *高等工程教育研究*,2008,45(2):9-20.
- [16]赵子夜,杨庆,陈坚波. 通才还是专才:CEO的能力结构和公司创新[J]. *管理世界*,2018,34(2):123-143.
- [17]Grogger J, Eide E. Changes in College Skills, and the Rise in the College Wage Premium[J]. *The Journal of Human Resources*,1995, 30(2): 280-310.
- [18]Altonji J G, Arcidiacono P, Maurel A. The Analysis of Field Choice in College and Graduate School: Determinants and Wage Effects[M]. In *Handbook of the Economics of Education*, 2016, 305-396.
- [19]Kirkeboen L J, Leuven E, Mogstad M. Field of Study, Earnings, and Self-Selection[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2016, 131(3):1057-1111.
- [20]Arcidiacono P. Ability Sorting and the Returns to College Major[J]. *Journal of Econometrics*,2004,121(12):343-375.
- [21]Altonji J G, Blom E, Meghir C. Heterogeneity in Human Capital Investments: High School Curriculum, College Major, and Careers[J]. *Annual Review of Economics*, Annual Reviews,2012, 4(1):185-223.
- [22]Arcidiacono P, Hotz V J, Kang S. Modeling College Major Choices Using Elicited Measures of Expectations and Counterfactuals[J]. *Journal of Econometrics*, 2012 166(10):3-16.
- [23]Sloane P J, O'Leary N C. The Return to a University Education in Great Britain[J]. *National Institute Economic Review*,2005,193(1):75-89.
- [24]Chevalier A. Subject Choice and Earnings of UK Graduates[J]. *Economics of Education Review*,2011, 30(6):1187-1201.
- [25]Chun H. Information Technology and the Demand for Educated Workers: Disentangling the Impacts of Adoption versus Use[J]. *Review of Economics and Statistics*, 2003, 85(1):1-8.
- [26]O'Mahony M, Robinson K, Vecchi M. The Impact of ICT on the Demand for Skilled Labour: A Cross-Country Comparison[J]. *Labour Economics*, 2008,15(6):1435-1450.
- [27]Beaudry P, Green D, Sand B. The Great Reversal in the Demand for Skill and Cognitive Tasks[J]. *Journal of Labor Economics*,2016,34(1): 199-247.
- [28]Noonan R. Woman in STEM:2017 update[EB/OL].Office of the Chief Economist,Economics and Statistics Administration,U.S.Department of Commerce,2017.
- [29]宋弘,陆毅. 如何有效增加理工科领域人才供给?——来自拔尖学生培养计划的实证研究[J]. *经济研究*, 2020, 55(2):16-34.
- [30]Speer JD. The Gender Gap in College Major: Revisiting the Role of Pre-College Factors[J]. *Labour Economics*, 2017, 44(10):69-88.
- [31]Delaney J M, Devereux P J. High school rank in math and English and the gender gap in STEM[J]. *Labour Economics*, 2021,69(10):1-20.
- [32]Saltiel F. Multi-Dimensional Skills and Gender Differences in Stem Majors[J]. *The Economic Journal*,2022, 133(651):1217-1247.

- [33]Delaney J M, Devereux P J. Understanding Gender Differences in STEM: Evidence from College Applications[J]. *Economics of Education Review*,2019,72(4):219-238.
- [34]Aucejo E, James J. The Path to College Education: The Role of Math and Verbal Skills[J]. *Journal of Political Economy*,2021,129(10):2905-2946.
- [35]Card D, Payne A A. High School Choices and the Gender Gap in STEM[J]. *Economic Inquiry*,2021,59(1):9-28.
- [36]李实,宋锦,刘小川. 中国城镇职工性别工资差距的演变[J]. *管理世界*,2014,40(3):53-65.
- [37]卢晶亮. 城镇劳动者工资不平等的演化:1995-2013[J]. *经济学(季刊)*,2018,12(7):1305-1328.
- [38]罗楚亮. 城镇居民工资不平等的变化:1995-2013年[J]. *世界经济*,2018,67(11):27-50.
- [39]Van Ophem H. A Modified Switching Regression Model for Earnings Differentials between the Public and Private Sectors in the Netherlands[J]. *Review of Economics and Statistics*, 1993,75(4):215-224.
- [40]张车伟,薛欣欣. 国有部门与非国有部门工资差异及人力资本贡献[J]. *经济研究*,2008,29(4):15-25.
- [41]尹志超,甘犁. 公共部门和非公共部门工资差异的实证研究[J]. *经济研究*,2009,34(4):131-142.
- [42]常进雄,王丹枫. 我国城镇正规就业与非正规就业的工资差异[J]. *数量经济技术经济研究*,2010,56(9):94-106.
- [43]Neuman S, Oaxaca R L. Estimating Labor Market Discrimination with Selectivity Corrected Wage Equations: Methodological Considerations and an Illustration from Israel[D]. Discussion Papers, 2003.
- [44]Oaxaca R L. Male-Female Wage Differentials in Urban Labor Markets[J]. *International Economic Review*, 1973, 14(3):693-709.
- [45]Blinder A S. Wage Discrimination: Reduced Form and Structural Estimates[J]. *The Journal of Human Resources*, 1973, 8(4):436-455.
- [46]Firpo S, Lemieux F T. Unconditional Quantile Regressions[J]. *Econometrica*, 2009, 77(3):953-973.
- [47]Firpo S, Fortin N, Lemieux FT. Decomposing Wage Distributions Using Recentered Influence Function Regressions[J]. *Econometrica*, 2018, 6(2):1-40.
- [48]迟巍,黎波,余秋梅. 基于收入分布的收入差距扩大成因的分解[J]. *数量经济技术经济研究*, 2008,37(9):52-64.
- [49]徐舒. 技术进步、教育收益与收入不平等[J]. *经济研究*, 2010,34(9):79-92.
- [50]Lu M, Xia L, Xiao J. Pro-social Leadership under Authoritarianism[J]. *Economics of Transition and Institutional Change*, 2019, 27(1):78-130.
- [51]潘士远,朱丹丹,徐恺. 人才配置、科学研究与中国经济增长[J]. *经济学(季刊)*, 2021,21(2):427-444.
- [52]谢孟军,汪同三,崔日明. 中国的文化输出能推动对外直接投资吗?——基于孔子学院发展的实证检验[J]. *经济学季刊*,2017,89(4):1399-1420.

Wage Gaps and Evolution among Chinese Workers with Different Academic Backgrounds in Disciplines

Sun Guangya¹ Sun Yaping²

Abstract: Discipline background constitutes a significant skill characteristic of workers, profoundly influencing their thought processes, behavioral patterns, and performance in the labor market. This paper utilizes micro-level data from the China Household Income Project to investigate the wage gaps and their evolving trends among workers with different academic backgrounds, identified through their selection of liberal arts or science/engineering during high school. The study reveals that in China's labor market, individuals with a background in science and engineering consistently earn higher average wages compared to those with a background in the liberal arts. From 2007 to 2018, the wage gap between liberal arts and science/engineering initially increased and then slightly decreased. Furthermore, the wage differences are primarily attributed to individual characteristics differences, and though the wage differences caused by differences in the return rates of these characteristics are smaller, they are not negligible. From the perspective of heterogeneity, in wage groups other than the high-wage group, the contribution of individual characteristic differences to the wage gap between liberal arts and science/engineering is consistently greater than the difference in returns on characteristics. In different age groups, the distribution of this wage gap exhibits an inverted "U" shape, indicating an expansion followed by a reduction with increasing age. In gender-specific groups, the wage gap between liberal arts and science/engineering among men is primarily due to differences in returns on individual characteristics, whereas for women, it mainly stems from differences in the individual characteristics themselves.

Key words: Discipline Background; Liberal Arts; STEM; Wage Gaps

责任编辑:陈健生 何雨可(实习)