

技术接受的贫富分化？主观社会阶层影响 个体对人工智能的态度*

李凯¹ 许丽颖² 刘采梦³ 喻丰²

(¹武汉大学哲学学院; ²武汉大学心理学系, 武汉 430072) (³乐山师范学院教育科学学院, 四川 乐山 614000)

摘要 新科技常常带来新的社会贫富分化, 如何防范人工智能带来新的贫富分化是巩固共同富裕成果的重要议题。已有研究指出阶层不同则社会认知不同, 但社会阶层如何影响他们对人工智能的态度尚不清楚。本文通过 3 个递进研究(5 个子研究)检验主观社会阶层对人工智能态度的影响及其心理机制。结果发现, 主观社会阶层越高, 人们对人工智能的态度也越积极; 社会流动信念是社会阶层影响人工智能的中介因素, 社会阶层越高, 社会流动信念越高, 对人工智能的态度也越积极; 集体主义是社会流动信念影响个体对人工智能态度的调节因素, 集体主义越高, 社会流动信念和个体对人工智能的积极态度的正相关关系越强。这些结果表明, 不同阶层在社会认知上的差异导致他们对人工智能的态度也出现差异, 提高社会流动信念或加强集体主义文化可以提高较低收入阶层对人工智能的积极态度, 从而缓解因人工智能带来的贫富分化。

关键词 社会阶层, 人工智能态度, 社会流动信念, 集体主义

分类号 B849: C91

1 引言

社会贫富差距持续扩大, 民众逐渐分化成不同社会阶层。研究发现不同阶层的认知、情感以及对社会问题的态度均存在显著差异(Kraus et al., 2012)。近年来, 以 ChatGPT 为代表的人工智能引发人们热议, 不同社会阶层对人工智能的态度是否也显著不同呢? 人工智能(Artificial Intelligence, 简称 AI)通常被定义为能够正确解释外部数据、从中学学习, 并通过灵活适应来实现特定目标和任务的计算系统(Kaplan & Haenlein, 2019)。作为一种最新科技工具, 人工智能可提高生产效率、优化资源配置并创造新商业模式, 将显著推动社会财富增长和社会变革, 甚至可能是第四次工业革命的关键技术(Darko et al., 2020)。

然而, 人工智能的发展也加剧财富分配的不平等。掌握人工智能技术的企业和个人能够获取更多

经济利益, 而那些无法适应人工智能技术变革的行业和人群则面临失业和收入下降的风险, 这种不平等可能进一步拉大社会贫富差距(刘凤良等, 2022)。但究竟产生何种影响也还取决于政府政策(陈斌开, 徐翔, 2024)。故而目前人工智能对于大多数人来说仍是一种“黑箱”, 也正是由于当前人工智能的这种“黑箱”特性, 使其在公众视野中面临着信任缺失危机(张语嫣等, 2022), 甚至即便是客观上人工智能决策具有公平性和准确性, 但个体的公平感依然较低(蒋路远等, 2022)。人们对人工智能态度还比较复杂(Lichtenthaler, 2020), 既期待其巨大效能又担心隐私泄露和加剧不公等问题(Cave & Dihal, 2019)。

此外, 人工智能使得一部分人受益而另一部分人受损, 它给不同阶层的人带来不同的风险和收益(Wissing & Reinhard, 2018), 这必将导致不同阶层群体对人工智能的态度不同。初步证据显示高收入

收稿日期: 2024-06-05

* 国家社科基金青年项目(20CZX059); 中国博士后科学基金面上项目(2022M722482)。

通信作者: 喻丰, E-mail: psychpedia@whu.edu.cn

阶层通常对人工智能的态度更加积极而低收入阶层对人工智能的态度往往更为负面(如 Carradore, 2022)。但该心理差异如何产生?如何减少人工智能带来的贫富差距扩大?对这些问题的回答对理解人工智能背景下不同社会阶层的心理差异具有重要理论意义,同时对减缓人工智能带来负面社会影响方面具有重要现实价值。为回答这些问题,本研究考察个体的主观社会阶层如何影响他们对人工智能的态度,并探索阶层态度差异的潜在原因与边界条件。

1.1 社会阶层与对人工智能态度的关系

社会阶层指个体在社会层级阶梯中相对位置高低(郭永玉等, 2015; Kraus et al., 2012; 2013)。社会阶层常被分为主观社会阶层和客观社会阶层,尽管两者通常表现为正相关关系,但也有时候表现出主客观效应的分离(如 Li et al., 2020)。研究发现,高收入阶层有更多积极情绪、对未来也更乐观(Tetzner & Becker, 2019; Yu & Blader, 2020),他们的风险厌恶水平更低(Weissberger et al., 2022),对采用机器人服务的接受程度也更高(Yao et al., 2022),而低收入阶层通常更保守(Stacey & Green, 1971)。通过这些研究可知,高收入阶层对于新事物的态度更乐观、风险厌恶水平更低并且接受程度也更高。

研究也发现客观社会阶层影响人们对科技产品的态度。如收入越高、受教育水平越高则对科技的态度越积极(Corrales & Westhoff, 2006),更富裕的农场主更乐于接受新科技产品(Mittal & Mehar, 2016)。客观社会经济地位越低,越认为机器人和人工智能糟糕(Gnambs & Appel, 2019)。也有研究发现居住在偏远地区的低学历老年女性对社交机器人的态度更积极,但当她们认为自己属于高收入阶层时,也会变得更为积极(Carradore, 2022);另外,对人工智能的知识经验、感知有用性和效能都正向预测对人工智能的积极态度,感知到的失业威胁则负向预测积极态度;使用互联网频率越高的人对人工智能的态度也越积极(Carradore, 2022)。通过这些研究可知,客观社会阶层越高则对科技类产品的态度也越积极。然而由于阶层心理差异常出现主客观的分离,故关注个体的主观社会阶层如何影响对人工智能的态度有重要价值。

以往解释人们对人工智能态度的理论一般为技术接受模型(Technology Acceptance Model),根据该模型,技术的易用性和有效性是影响人们是否

愿意接受该技术的重要因素(Davis, 1989),因而当前研究对人工智能接受程度的研究也多关注人工智能本身的特性(如 Sindermann et al., 2022)。然而技术想要成功广泛应用必然受到民众态度的影响(De Graaf & Allouch, 2013),研究亦必须关注人们的主观态度。更为重要的是,若人们对技术持消极态度并拒绝了解和使用,那这部分人必然无法从该新技术的广泛应用中获得益处。而考虑到新一代人工智能技术对于生产生活和工作效率的巨大提升,那些拒绝人工智能的人们将遭受巨大损失,这必将导致进一步的贫富分化。而根据社会阶层的社会认知理论(Social Cognitive Theory of Social Class),阶层不同则自我、社会知觉以及人际关系方面存在显著不同,高收入阶层者更多“唯我主义”,而低收入阶层者更多“情境主义”认知倾向。“唯我主义”即个体更相信事情结果是由个人自身因素所决定,如成功是因为努力而失败则是因为懒惰,“情境主义”是指个体更相信事情结果不由个人自身因素而是由于个体所处的外部环境所决定(Kraus et al., 2012)。由于存在这种认知上的差异,使得社会阶层越高其个人控制感也越高同时威胁敏感性更低(Kraus et al., 2009; Li et al., 2023),社会阶层越高也越倾向于对外界事件进行特质性解释(Kraus & Keltner, 2013)。基于不同社会阶层的这种认知差异可推测,高收入阶层者基于“唯我主义”的认知倾向,使他们更多从自身兴趣出发,基于技术易用性、有效性给他们生活带来的便利产生对人工智能的积极态度;而低收入阶层由于“情境主义”的认知倾向,使得他们对潜在威胁更敏感从而产生对人工智能的消极态度。基于这些理论和实证研究,在此本文提出假设 1: 相比于较低收入阶层者,主观社会阶层越高,对于人工智能的态度也就越积极。

1.2 社会流动信念的中介作用

如上文所述,因为高收入阶层者形成“唯我主义”的认知倾向,他们更相信成功是个人能力或努力的结果,而低收入阶层形成“情境主义”的认知倾向,更不相信依靠个人努力可以获得成功(Kraus et al., 2012)。所以高收入阶层更相信社会鼓励自主性和探索,更加主动追求目标的实现,而低收入阶层总是被教育要服从并与其他人保持一致,低收入阶层总是采取“调整”与“适应”生活应对策略(Snibbe & Markus, 2005)。从结果上来看,低收入阶层家庭的孩子对机器人编程和技术通讯的理解能力更差(Druga et al., 2019),因为低收入阶层家庭的父母更

不相信他们的孩子具备利用机器人开展学习的能力(Lin et al., 2012)。而且低收入阶层有更高的风险厌恶因而在实物型消费中规避使用机器人(Yao et al., 2022)。也就是说, 高收入阶层和低收入阶层在心理认知上的差异导致了心理结果上的差异, 高收入阶层形成更自由而低收入阶层更加保守的认知风格(Qin, 2021), 高收入阶层比低收入阶层更乐观、对未来的态度更积极等(Piff & Moskowitz, 2018)。这些认知风格上的差异导致高收入阶层认为社会更公平, 更相信成功是个人能力或努力的结果, 如人人都有平等的阶层流动机会(Kraus et al., 2012)。

社会流动信念是指人们对于当前社会中人的社会地位或等级多大程度上能够向上或向下流动的信念, 是个体对于自身在多大程度上能够改变自身社会地位的主观认知(Day & Fiske, 2017)。社会阶层越高, 社会流动信念也就越高(Kraus & Tan, 2015)。人们所处的社会阶层塑造个体的自我, 不同阶层的人对能力的信念不同(Belmi et al., 2020)。低收入阶层者更容易形成社会流动性较低的认知或信念, 因为低收入阶层者更倾向于认为能力是固定而非增长的, 更不敢相信自己将会通过教育改变自身阶层(Rheinschmidt & Mendoza-Denton, 2014)。

基于上述理论推理, 正是由于高收入阶层从认知上更相信社会阶层是流动的, 故而对于新出现的影响社会变革的人工智能的态度也将更积极。而以往实证研究也发现社会流动信念影响人们的社会态度。社会流动信念越高, 对未来也更有信心, 越相信社会自由(Day & Fiske, 2019), 对于科技的态度也将越积极。如研究发现控制感越高的人对人工智能的态度也越积极(Atwal & Bryson, 2021), 越相信社会自由也就越支持人工智能技术的发展, 如更倾向于支持自动驾驶(Cui & van Esch, 2022)。生活在越不平等的环境下, 民众感知到来自人工智能的威胁也越大(Shoss & Ciarlante, 2022), 而感知到来自人工智能对工作的影响以及对整个社会的不确定性又是决定人们对于人工智能系统信任程度的关键因素(Gillespie et al., 2023)。基于社会阶层的社會认知理论、技术接受模型及社会流动信念的相关实证研究可发现, 社会流动信念可以解释为何社会阶层影响民众对人工智能的态度。由此, 我们提出新的解释社会阶层影响对人工智能态度的中介模型, 即假设 2: 社会流动信念在社会阶层影响对人工智能的态度之间起中介作用, 具体而言即社会阶

层越高, 社会流动信念也越高, 对人工智能的态度也越积极。

1.3 集体主义的调节作用

文化影响人们对人工智能的态度(Yam et al., 2023)。集体主义文化强调集体利益高于个人利益, 个人服从和奉献于集体的价值观和行为模式, 对个体态度的形成常常具有显著影响(Zhang et al., 2007)。研究发现来自个人主义、未来导向文化的团队成员对使用新技术有更积极的期待, 而集体主义则负向预测对新技术的绩效期望, 也负向预测享乐主义动机(Fleischmann et al., 2020)。在集体主义文化中维持社会结构稳定和人际关系更重要, 因此集体主义文化将限制批判性思维进而导致基础学科或技术发展水平更低(Fleischmann et al., 2020)。处于高不确定性规避文化下的个体在是否使用新兴科技产品时明显受到群体意见和认知信念的影响, 而长期主义导向的文化中个体则更乐于接受社会变化(Hofstede & Minkov, 2010)。感知到的社会规范影响人们对人工智能的态度。例如, 当使用者缺少关于人工智能的经验时, 来自身边人、媒体或专家的建议会对使用者的使用意图造成显著的积极影响(Belanche et al., 2019)。保守主义者对人工智能的态度更加消极, 权威主义者对自动驾驶的积极态度有微弱正相关, 和对人工智能服务的积极态度正相关显著(Asbrock et al., 2022)。由此可知, 集体主义文化对人工智能态度的影响机制在于放大或强化本就存在的心理机制。如果主观社会阶层通过阶层流动信念影响对人工智能的积极态度, 那么集体主义信念可能强化这一机制, 即集体主义越高的文化中, 主观社会阶层对人工智能态度的影响也越强。

跨文化的研究也支持了上述推论, 如研究发现中国被试的年龄、开放性和宜人性与对人工智能的接受程度表现出正相关关系, 而对人工智能的恐惧仅和宜人性负相关, 和神经质没有相关关系。但对于德国被试来说, 仅神经质和对人工智能的恐惧呈现出正相关关系(Sindermann et al., 2022), 日本消费者更关注宾馆中服务型机器人的情绪特征而非日本人则更关注机器人的实用和技术细节(Choi et al., 2021)。另外, 还有研究发现尽管国家水平的变量(人均GDP、科技渗透率、智能终端持有率)对其态度没有影响, 但国与国之间存在差异, 澳大利亚人总体上对人工智能持积极态度、愿意支持人工智能的发展, 而美国民众对人工智能的态度分化、存在广泛争议(Selwyn & Cordoba, 2022)。此外, 而越是

权威主义的政府, 收入和对科技产品的正向关系越强(Corrales & Westhoff, 2006)。梳理这些研究可知, 集体主义文化中人们态度的形成更容易受到身边人、媒体专家或权威人士的影响(Belanche et al., 2019), 集体主义文化中的人们对社会中新事物的批判性也更低(McBride et al., 2002)。集体主义促使人们更多遵循外部主流社会规范而非个体自身规则(Hagger et al., 2014), 而高收入阶层的价值和意志又往往是社会的主流价值或规范性价值(Stephens et al., 2014), 因而集体主义也进一步促进了高收入阶层与人工智能积极态度的关联, 即集体主义可以强化社会阶层和人工智能积极态度间的关系。据此, 本文提出假设 3: 集体主义调节社会阶层对人工智能态度的影响, 集体主义价值观越强, 社会阶层对人工智能态度的影响越强。

本研究通过 3 个研究来分别考察社会阶层影响对人工智能态度的直接效应(研究 1)、中介(研究 2)以及调节机制(研究 3)。首先, 研究 1 用两个子研究探讨社会阶层和对人工智能态度的相关关系, 检验主效应的存在, 通过网络取样所得不同样本数据重复证明社会阶层对人们人工智能态度的直接影响。其次, 在研究 1 的基础上, 研究 2 用两个子研究共同探讨为何社会阶层可以影响人们对人工智能的态度, 即社会流动信念的中介作用。最后, 在前两个研究的基础上, 研究 3 将集体主义作为调节变量, 检验社会阶层通过社会流动信念影响对人工智能态度中介路径的边界条件。

2 研究 1: 主观社会阶层影响对人工智能态度的直接效应

研究 1 包括两个子研究以证明社会阶层影响人们对人工智能的态度。其中, 研究 1a 采用主观社会阶层测量工具和人工智能态度量表检验两者的关系; 然后研究 1b 更换被试群体和测量工具, 再一次验证两者之间的关系。研究假设为: 主观社会阶层与对人工智能的积极态度呈正相关关系。

2.1 研究 1a: 主观社会阶层与对人工智能态度的关系

2.1.1 被试

采用 G*Power 3.1 软件(Faul et al., 2007)确定所需样本量, 对于本实验适用的相关分析, 以获得中等效应量 $d = 0.30$, 显著性水平 $\alpha = 0.05$, 要达到 95% 的统计检验力至少需要 134 名被试, 本研究中使用问卷星平台收集 231 名被试。其中, 男性 102

名, 女性 129 名, 平均年龄为 31.29 ($SD = 5.21$) 岁。

2.1.2 过程与材料

本研究采用相关设计。首先, 社会阶层的测量使用 Adler 等人(2000)设计的 MacArthur 阶梯量表作为主观社会阶层的测量工具, 题目为: “如果这个梯子代表了不同的家庭所处的不同的社会阶层, 等级越高, 表示其所处的阶层地位越高。例如, 01 代表社会最底层, 来自这些家庭的人其生活境况是最糟糕的, 教育水平最低、工作最不体面、收入最低; 10 代表社会最高层, 来自这些家庭的人其生活境况是最优裕的, 他们受教育程度高、工作最体面、收入最高”。现在, 结合您的状况, 您的家庭位于梯子哪一级?

其次, 人工智能态度的测量使用一般人工智能态度量表(The Attitude Towards Artificial Intelligence, Sindermann et al., 2022)。5 道题目为: 我害怕人工智能, 我信任人工智能, 人工智能将会摧毁人类, 人工智能将会丰富人类, 人工智能将会导致大量人员失业。5 点计分, 1 代表完全不符合, 5 代表完全符合, 将第 1、3、5 反向计分后求平均分, 得分越高代表对人工智能的态度越积极。在本研究中, α 系数为 0.78。最后被试填写年龄、性别、父母受教育程度、家庭客观年收入等人口统计学信息。

2.1.3 结果

本研究通过采用匿名数据收集、部分项目反向计分等措施从程序上控制共同方法偏差(周浩, 龙立荣, 2004)。采用 Harman 单因素检验对数据进行共同方法偏差检验, 未旋转的探索性因子分析结果提取出特征根大于 1 的因子共 3 个, 最大因子方差解释率为 28.58% (小于 40%), 因此本研究不存在严重的共同方法偏差。

相关分析发现, 主观社会阶层与对人工智能的积极态度正相关显著($r = 0.142, p = 0.03$)。父母受教育程度和对人工智能的态度相关边缘显著($r = -0.123, p = 0.06$); 家庭年收入与对人工智能的态度正相关显著($r = 0.131, p = 0.05$), 但在控制了被试父母的家庭年收入和受教育程度等客观社会阶层后, 主观社会阶层和人工智能的积极态度依然显著($r_{\text{partial}} = 0.151, p = 0.02$)。

2.2 研究 1b: 主观家庭社会阶层与对人工智能态度的关系

为了进一步确认社会阶层和对人工智能的态度关系, 增强结果的鲁棒性, 我们再次开展了一

个研究,选取了新被试与新的测量工具。

2.2.1 被试

同子研究 1a 中确定样本量的方法,本次研究通过问卷星平台制作问卷链接,在某高校收集 252 名学生被试。其中,男性 30 名,女性 222 名,平均年龄为 20.02 岁($SD = 1.19$ 岁)。

2.2.2 过程与材料

本研究采用相关设计。主观家庭社会阶层的测量同研究 1a。

对人工智能态度的测量采用 Schepman 和 Rodway (2022)编制的人工智能一般态度量表,共 20 道题,包括积极和消极两维度。积极态度测量题目如:“人工智能可以为国家经济发展带来新机会”,消极态度测量题目如:“我发现使用人工智能是有风险的”。量表为 Likert 7 点量表,1 为非常不同意,7 为非常同意。将消极态度反向计分后求量表平均分,得到越高代表对人工智能的态度越积极。在本次研究中,量表的 α 系数为 0.76。最后被试填写年龄、性别、父母受教育程度、家庭客观年收入等人口统计学信息。

2.2.3 结果

共同方法偏差检验程序同研究 1a,未旋转的探索性因子分析结果提取出特征根大于 1 的因子共 6 个,最大因子方差解释率为 20.61% (小于 40%),本研究也不存在严重的共同方法偏差。

而偏相关分析发现,在控制了父母受教育程度和家庭收入后,主观社会阶层与对人工智能的积极态度正相关显著($r_{\text{partial}} = 0.13, p = 0.034$)。主观社会阶层越高,对人工智能的态度就越积极。研究 1b 使用 MacArthur 阶梯量表和对人工智能一般态度量表检验社会阶层和人工智能态度的关系,所得结果和研究 1a 一致,再次支持了社会阶层与对人工智能积极态度的正相关关系。

3 研究 2: 阶层流动感知的中介作用

研究 1 发现了主观社会阶层与人工智能积极态度之间的正相关关系。然并未探讨两者发生关系的心理机制,因此研究 2 在研究 1 的基础上检验阶层流动感知的中介作用。研究 2 包括 2 个子研究,研究 2a 用实验法检验阶层流动感知的中介作用;研究 2b 用相关法再次检验这一中介模型。

3.1 研究 2a 阶层流动感知的中介作用

3.1.1 被试

采用采用 G*Power 3.1 软件(Faul et al., 2007)

确定所需样本量,对于本实验适用的独立样本 t 检验,以获得中等效应量 $d = 0.50$,显著性水平 $\alpha = 0.05$,要达到 95%的统计检验力至少需要 210 名被试。本研究通过问卷星平台招募有效被试 305 名,平均年龄 33.26 ($SD = 7.13$)岁,男性为 156 名,女性 149 名。随机分配到高收入阶层组有 150 人,低收入阶层组有 155 人。所有被试在实验结束后获得报酬。

3.1.2 程序与材料

主观实验采用单因素两水平设计。首先采用主观社会阶层操纵的材料(Adler et al., 2000)对被试主观社会阶层进行操纵。在被试阅读完实验参与知情同意书后,先阅读关于主观社会阶层的介绍,具体内容:如图所示,请您想象一下,如果这个梯子代表了不同的家庭所处的不同的社会阶层,等级越高,表示其所处的阶层地位越高。例如,01 代表社会最底层,来自这些家庭的人其生活境况是最糟糕的,教育水平最低、工作最不体面、收入最低;10 代表社会最高层,来自这些家庭的人其生活境况是最优裕的,他们受教育程度高、工作最体面、收入最高。

随后,被随机分配阅读两种材料。低收入阶层组被要求想象自己正在与位于梯子最顶端的一个进行交谈关于未来生活与工作场景的话题。思考一下,你们之间的差别会如何影响你们谈话的主题,这种交谈可能进行得怎么样,你们可能会对对方说些什么。请围绕这些内容在下面的空白处写几句话。高收入阶层组被要求想象自己正在与位于梯子最底端的一个进行交谈关于未来生活与工作场景的话题。思考一下,你们之间的差别会如何影响你们谈话的主题,这种交谈可能进行得怎么样,你们可能会对对方说些什么。请围绕这些内容在下面的空白处写几句话。

然后,请被试回答在当前社会背景下,请结合您现在家庭的经济状况、受教育程度和社会地位,您觉得自己的家庭位于梯子的哪一级? 1 代表最底层,5 代表中间阶层,10 代表社会最顶层,数字越大代表家庭社会经济地位越高。

阶层流动感知的测量采用 Sagioglou 等人(2019)的问卷,包括 6 个题目,分别为:(1)我们所处的这个社会,是出生的环境决定了整个人生;(2)我们目前的社会环境使得在我们的一生中很容易变成高地位或者低地位的人;(3)在我们这个社会中,人的社会经济地位很容易改变;(4)我们当前这个社会中,从穷人变成富人非常容易;(5)在我们当前生活的环

境中,人的社会地位很稳固,一般难以改变;(6)在目前的 社会环境中,很有钱的人也容易丢失一切,变成穷人。7 点计分。1 和 5 反向计分后求平均数。得分越高,表示社会流动信念越高。本研究中, α 系数为 0.72。

对人工智能的积极态度的测量同子研究 1b,在本研究中, α 系数为 0.81。

最后,被试填写年龄、性别和父母受教育程度等人口统计学信息。

3.1.3 结果

独立样本 t 检验结果表明,低收入阶层组报告的主观社会阶层($M = 5.50, SD = 1.37$)显著低于高收入阶层组($M = 5.80, SD = 1.42$), $t(303) = 1.90, p = 0.058, Cohen's d = 0.22$ 。说明主观社会阶层的操纵有效。低收入阶层参与者的阶层流动感知($M = 3.85, SD = 0.93$)显著低于高收入阶层组($M = 4.07, SD = 0.90$), $t(303) = 2.06, p = 0.040, Cohen's d = 0.24$ 。低收入阶层组对人工智能的积极态度($M = 3.62, SD = 0.71$)显著低于高收入阶层组($M = 3.78, SD = 0.58$), $t(303) = 2.10, p = 0.037, Cohen's d = 0.24$ 。

为了检验阶层流动感知的中介作用,我们使用 Hayes (2013)SPSS 插件 PROCESS (Model 4),以主观社会阶层为自变量(低收入阶层组 = 1,高收入阶层组 = 2),阶层流动感知为中介变量,对人工智能的积极态度为因变量,将性别、年龄、教育水平和家庭年收入水平作为控制变量,设定 Bootstrap 样本量为 5000,采用偏差校正的方法,选取 95%置信区间进行中介效应检验。数据结果显示,阶层流动感知的中介效应值为 0.05,95%的 Bootstrap 置信区间为[0.001, 0.123],不包含 0,这表明中介作用显著。当控制中介变量后,主观社会阶层对积极态度的直接效应为 0.07,95%的 Bootstrap 置信区间为[-0.071, 0.209],包含 0,表明其直接效应不再显著。

3.2 研究 2b 阶层流动感知的中介作用

3.2.1 被试

采用 G*Power 3.1 软件(Faul et al., 2007)确定所需样本量,对于本实验适用的相关分析,以获得小到中等的效应量 $p = 0.20$,显著性水平 $\alpha = 0.05$,要达到 80%的统计检验力至少需要 191 名被试,本研究通过腾讯问卷平台收集 231 名被试数据,其中 32 名未通过测谎题目测试故删除后得到 199 名被试数据,其中男性 93 名,女性 106 名,平均年龄 31.63 岁($SD = 7.03$ 岁)。

3.2.2 程序与材料

被试阅读完实验参与知情同意书后,首先填写 MacArthur 主观社会阶层量表(Adler et al., 2000)和阶层流动感知量表(测量同研究 2a),本研究中,阶层流动感知量表 α 系数为 0.76。对人工智能的态度的测量同子研究 1b。在本次研究中,量表的 α 系数为 0.81。

3.2.3 共同方法偏差检验

本研究数据全部采用自我报告法收集,可能会出现共同方法偏差问题,为此除了匿名作答设置外,我们还是用统计分析检验共同方法偏差问题。采用 Harman 单因素检验进行统计控制。结果显示,共提取了 7 个因子,特征根均大于 1,首因子的解释率为 25.34%,小于临界值 40%,即本研究数据不存在严重的共同方法偏差。

3.2.4 结果

偏相关分析发现,控制了性别、年龄、教育水平和收入水平的情况下,主观社会阶层和对人工智能的积极态度偏正相关显著($r_{\text{partial}} = 0.161, p = 0.025$);主观阶层和阶层流动感知偏相关显著($r_{\text{partial}} = 0.230, p = 0.001$);阶层流动感知和积极态度偏相关显著($r_{\text{partial}} = 0.308, p < 0.001$)。以对人工智能的积极态度为因变量,主观社会阶层为预测变量,阶层流动感知为中介变量做中介效应模型检验(使用 Hayes (2013)提供的 SPSS 插件 PROCESS 中的 Model 4)。设定 Bootstrap 样本量为 5000,采用偏差校正的方法,选取 95%置信区间进行中介效应检验。数据结果显示,阶层流动感知的中介效应值为 0.12,95%的 Bootstrap 置信区间为[0.06, 0.17],不包含 0,表明中介作用显著;在控制了流动感知时,直接效应值为 0.00,95%的 Bootstrap 置信区间为[-0.04, 0.04],包含 0,即直接效应不再显著。这些数据结果表明阶层流动感知在主观社会阶层影响对人工智能的积极态度之间起中介作用。

4 研究 3: 阶层流动感知的中介和集体主义的调节

研究 2 发现了阶层流动感知的中介作用,即主观社会阶层越高,感知到的社会阶层流动性也越高,进而对人工智能的态度也就越积极。然而由于集体主义文化对个体态度的形成过程具有显著影响(Zhang et al., 2007)。故研究 3 开展研究检验集体主义文化的调节作用。在研究 3 中,同时检验阶层流动感知的中介和集体主义的调节作用。

4.1 被试

采用 G*Power 3.1 软件(Faul et al., 2007)确定所需样本量, 对于本实验适用的相关分析, 以获得小到中等效应量($p = 0.20$), 显著性水平 $\alpha = 0.05$, 要达到 95% 的统计检验力至少需要 262 名被试, 本研究通过腾讯问卷服务收集 350 名被试数据, 其中 24 名未通过测谎题目测试故删除后得到 326 名有效被试数据, 其中男性 121 名, 女性 202 名, 3 人未填写性别, 平均年龄 28.08 岁($SD = 7.79$ 岁)。

4.2 程序与材料

主观社会阶层的测量。同研究 1b。

阶层流动感知的测量。同研究 2a。在本研究中, 该量表的 Cronbach's α 系数为 0.75。

集体主义的测量采用 Yoo 和 Donthu (2005)编制的集体主义量表。该量表包含 6 道题。样例题目如: “个人应当为了所在群体的利益而牺牲个人利益”, “即使在困难时期, 个人也应当坚持集体为上”。该量表为 Likert 7 点量表, 1 为非常不同意, 7 为非常同意。6 道题目平均分作为集体主义价值观分数, 得分越高代表集体主义信念越高。在本研究中, 该量表的 Cronbach's α 系数为 0.93。

一般人工智能态度的测量同研究 1b。

最后被试填写父母受教育程度、家庭年收入、性别、年龄和民族。

4.3 共同方法偏差检验

本研究数据全部采用自我报告法收集, 可能会出现共同方法偏差问题, 为此除了匿名作答设置外, 我们还是用统计分析检验共同方法偏差问题。采用 Harman 单因素检验进行统计控制。结果显示, 共提取了 6 个因子, 特征根均大于 1, 首因子的解释率为 32.17%, 小于临界值 40%, 即本研究数据不存在严重的共同方法偏差。

4.4 结果

首先, 我们对中介效应进行再检验(使用 Hayes (2013)提供的 SPSS 插件 PROCESS 中的 Model 4)。以对人工智能的积极态度为因变量, 主观社会阶层

为预测变量, 阶层流动感知为中介变量做中介效应模型检验。结果显示, 主观社会阶层正向预测阶层流动感知, $a = 0.06$, $SE = 0.03$, $p = 0.03$ 。主观社会阶层、阶层流动信念同时进入回归方程, 主观社会阶层显著正向预测对人工智能的积极态度, $c' = 0.06$, $SE = 0.03$, $p = 0.09$, 阶层流动信念显著正向对人工智能的积极态度, $b = 0.30$, $SE = 0.07$, $p < 0.001$ 。 $ab = 0.02$, $Boot SE = 0.01$, 95% 的置信区间为 [0.002, 0.035], 说明阶层流动信念在主观社会阶层与对人工智能的积极态度的中介作用显著, 中介效应占比 $ab/(ab + c') = 25%$ 。

随后, 我们对有调节的中介效应进行检验(使用 Hayes (2013)提供的 SPSS 插件 PROCESS 中的 Model 14)。以对人工智能的积极态度为因变量, 主观社会阶层为预测变量, 阶层流动感知为中介变量, 集体主义价值观为调节变量做有调节的中介效应模型检验。设定 Bootstrap 样本量为 5000, 采用偏差校正的方法, 选取 95% 置信区间进行有调节的中介效应检验。数据结果显示, 阶层流动感知和集体主义价值观的交互作用效应值为 0.20, 95% 的 Bootstrap 置信区间为 [0.12, 0.28], 不包含 0, 表明交互作用显著(见表 1)。

为了更清楚地解释集体主义价值观如何调节阶层流动信念和对人工智能积极态度的关系, 将集体主义价值观按照 $M \pm 1 SD$ 分出高、低组, 进行简单斜率检验。结果显示, 当集体主义价值观较高时 ($+1 SD$), 社会阶层流动信念正向预测对人工智能的积极态度 ($B = 0.47$, $SE = 0.10$, $p < 0.001$, 95% CI 为 [0.28, 0.67]), 而当集体主义价值观较低时 ($-1 SD$), 社会阶层流动信念与对人工智能的相关不再显著 ($B = -0.08$, $SE = 0.08$, $p = 0.34$, 95% CI 为 [-0.25, 0.09]) (如图 1)。最后考察调节变量不同水平下的中介效应的不同情况发现, 当集体主义价值观较高时, 阶层流动感知的中介效应显著, 95% 的 Bootstrap 置信区间为 [0.29, 0.70], 不包含 0; 当集体主义价值观较低时, 阶层流动感知的中介效应不

表 1 有调节的中介模型检验 ($N = 326$)

预测变量	方程 1 (阶层流动信念)				方程 2 (对 AI 的积极态度)				方程 3 (对 AI 的积极态度)			
	B	SE	t	95% CI	B	SE	t	95% CI	B	SE	t	95% CI
主观社会阶层	0.06	0.03	2.24	[0.01, 0.11]	0.06	0.03	1.71	[-0.01, 0.12]	0.05	0.03	1.73	[-0.01, 0.11]
阶层流动信念					0.30	0.07	4.17	[0.16, 0.44]	-0.73	0.19	-3.81	[-1.10, -0.35]
集体主义									-0.55	0.17	-3.28	[-0.88, -0.22]
交互项									0.20	0.04	4.83	[0.12, 0.28]
R^2			0.02				0.07				0.21	
F			5.02				11.23				21.72	

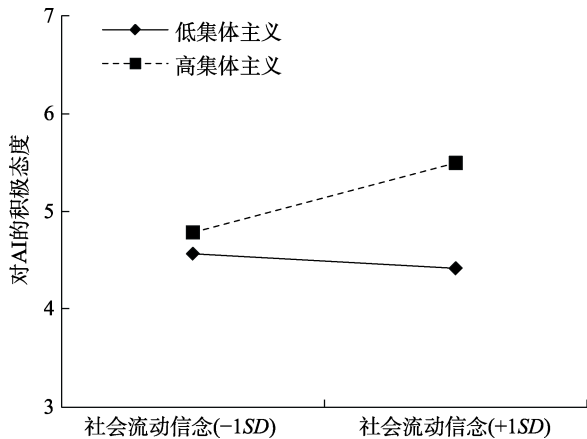


图 1 集体主义对社会流动信念预测对人工智能的积极态度的调节作用

再显著, 95%的 Bootstrap 置信区间为 $[-0.27, 0.07]$, 包含 0。这些数据结果表明对于高集体主义价值观的群体, 主观社会阶层通过阶层流动信念影响对人工智能的积极态度的中介作用显著, 而对于低集体主义价值观的群体, 主观社会阶层通过阶层流动信念影响对人工智能的积极态度的中介作用不显著。

5 讨论

近几十年以来, 中国社会结构发生了翻天覆地的变化, 总体社会经济持续快速发展的同时也出现了严重的阶层分化(陆学艺, 2003)。不同阶层的社会感受、认知和态度出现巨大差异(Manstead, 2018), 经历了向上流动的高收入阶层群体的社会流动信念也比较高(Gugushvili, 2016)。与此同时, 人工智能正处于发展的关键时期, 且由于其“黑箱”特性引起了广泛争议, 这种情况下民众的态度将对其发展和应用有重要影响。更为重要的是, 在当今贫富差距持续扩大的社会背景下, 人工智能这种影响不同阶层群体利益的革命性工具会诱发各群体何种反应值得关注, 出租车司机会不会像历史上手工纺织工人砸毁纺织机那样对待无人驾驶车辆? 且目前人工智能的发展如何影响当前社会公平尚无定论, 故而个体所处社会阶层究竟如何影响他们对人工智能的态度亦不清楚。

本文通过 3 项研究发现, 主观社会阶层和对人工智能的积极态度正相关, 社会流动信念在其中起中介作用, 这一机制受到集体主义价值观的调节。具体而言, 本研究先通过不同样本和不同研究工具确认了主观社会阶层和对人工智能态度的正相关关系(研究 1a-1b)。随后在确认主观社会阶层和社会流动信念两者关系的基础上(研究 2a), 检验了社会

流动信念在主观社会阶层和对人工智能积极态度之间的中介作用(研究 2b), 最后又用问卷法检验了集体主义对于中介模型的调节作用(研究 3)。本研究发现了人们对人工智能的态度受到主观社会阶层的影响, 亦是发现了新的社会阶层心理差异。社会阶层越高的人社会流动信念也越高, 对人工智能的态度也越积极。

以往研究关注人工智能本身如何影响人们的态度, 发现人工智能的社会智能特征、拟人化水平以及对人工智能的了解程度等都是预测他们是否接受人工智能的重要因素(如 Song & Kim, 2022)。本研究对过往人工智能领域的研究进行了拓展, 发现了接受主体的特征, 即社会阶层也是影响人工智能接受程度的因素, 且社会流动信念是社会阶层影响人们对科技产品态度的中介因素。首先, 社会阶层影响人们的社会流动信念, 这一结果同以往研究者的假设一致(如 Davidai & Wienk, 2021)。根据社会阶层的认知理论, 社会阶层不同则社会认知不同, 也将形成不同的社会态度。如较高收入阶层形成了本质主义的社会认知风格, 他们也就更相信社会是公平的, 努力即可获得回报, 即高收入阶层感知到的社会流动性更高, 而较低收入阶层形成情境主义的社会认知风格, 他们也更倾向于认为出生的环境决定社会经济地位, 感知到的社会流动性较低(Kraus et al., 2012)。这种感知或认知上的差异又进一步带来诸多心理异同, 如社会流动信念不同决定了个体对现行社会政策的态度也不同。如社会流动信念不同则对共同富裕相关政策持不同的态度。社会流动信念较高的人反对再分配来促进平等和实现共同富裕, 认为社会更加需要自由, 他们有更多的享乐主义而非实用主义价值取向(Wilson et al., 2022)。本研究的结果为社会阶层的认知理论提供了新的实证支撑, 即主观社会阶层不同的人其社会认知也不同, 对人工智能的态度也不同, 这再次证明了社会阶层的认知理论所具有的强大解释力, 同时也证实了不同阶层心理差异的广泛性。最后, 虽然以往研究已指出文化影响人们对人工智能的态度(如 Kelly et al., 2022), 但本研究的结果进一步明确了集体主义价值观发生作用的机制, 指出集体主义价值观通过强化原有的心理机制来影响对人工智能的态度。即集体主义价值观能影响人们对于科技产品的使用, 是因为集体主义下的人们使用新设备的意愿更容易受已使用者观点的影响(Lee et al., 2013)。本研究的这一发现为理解文化

如何影响民众对人工智能态度提供了解释机制, 对于如何促进不同社会阶层群体民众接受人工智能提供了启示。

除上述理论价值外, 本研究对于减少贫富分化促进共同富裕具有重要的实践价值。从社会管理和实践方面来讲, 人工智能是当前新的革命性生产工具, 也将是改变社会生产关系的重要工具, 几乎不可避免的是人工智能带来贫富差距的改变。人工智能提高工作效率、减少人为错误、承担复杂或无聊的任务, 创造新的就业机会(Hartwig, 2023; Smids et al., 2020)。无论人们是否意识到, 那些大型公司或社会服务机构对于人工智能的广泛使用正显著改变着社会的经济、政治、科学和教育(Luan et al., 2020, Stephanidis et al., 2019)。考虑到人工智能正在给社会带来的这种深远影响(Vesnic-Alujevic et al., 2020), 促进低收入阶层者更多受益对于促进共同富裕来说具有重要意义, 况且人工智能具体发挥出何种影响必然受到社会政策的影响(陈斌开, 徐翔, 2024), 这种情况下发现如何促使低收入阶层积极使用人工智能工具十分重要。本研究发现阶层流动信念可以提高个体对人工智能的积极态度, 这启示我们在社会管理中应当注重强调人工智能时代社会的流动性, 从而促进低收入阶层群体产生积极信念并积极使用人工智能, 这将对减缓贫富差距具有重要意义。

尽管本文通过系列研究探讨了不同社会阶层对人工智能态度的差异、机制和边界条件, 但研究依然存在一定的局限性, 有待后续研究完善。首先, 本研究数据基于问卷研究的自我报告数据, 自我报告法收集数据高效的同时存在着社会赞许行等效应导致的效度较低的问题, 未来研究可通过实验室实验记录被试的行为决策数据(如安排被试在多种场景中选择人工智能助理或是人类助理), 以便更为真实记录被试对人工智能的态度。其次, 本研究探讨了不同阶层对于一般人工智能的态度, 而研究发现人工智能类型或应用领域不同人们的态度也会不同, 如人们可能对医疗领域的人工智能态度更积极(Gao et al., 2020), 而工人也认为在工作中算法会比人类更加公平(Bai et al., 2022), 但在其它领域如安全监控或自动驾驶领域不同阶层的人态度是否存在差别仍有待研究的检验。最后, 本研究关注了阶层流动感知, 但没有进一步关注个体向上流动信念或向下流动信念的作用, 而向上流动信念或向下流动信念对个体的社会态度也具有重要影响。

参 考 文 献

- Adler, N. E., Epel, E. S., Castellazzo, G., & Ickovics, J. R. (2000). Relationship of subjective and objective social status with psychological and physiological functioning: Preliminary data in healthy, White women. *Health Psychology, 19*(6), 586–592.
- Asbrock, F., Mayerl, J., Holz, M., Andersen, H., & Maskow, B. (2022). AI Takeover... doesn't sound that bad!. Authoritarian ambivalence towards artificial intelligence. *PsyArXiv*. April, 15.
- Atwal, G., & Bryson, D. (2021). Antecedents of intention to adopt artificial intelligence services by consumers in personal financial investing. *Strategic Change, 30*(3), 293–298.
- Bai, B., Dai, H., Zhang, D. J., Zhang, F., & Hu, H. (2022). The impacts of algorithmic work assignment on fairness perceptions and productivity: Evidence from field experiments. *Manufacturing & Service Operations Management, 24*(6), 3060–3078.
- Belanche, D., Casalo, L. V., & Flavián, C. (2019). Artificial Intelligence in FinTech: Understanding robo-advisors adoption among customers. *Industrial Management & Data Systems, 119*(7), 1411–1430.
- Belmi, P., Neale, M. A., Reiff, D., & Ulfe, R. (2020). The social advantage of miscalibrated individuals: The relationship between social class and overconfidence and its implications for class-based inequality. *Journal of Personality and Social Psychology, 118*(2), 254–282.
- Carradore, M. (2022). People's attitudes towards the use of robots in the social services: A multilevel analysis using eurobarometer data. *International Journal of Social Robotics, 14*(3), 845–858.
- Cave, S., & Dihal, K. (2019). Hopes and fears for intelligent machines in fiction and reality. *Nature Machine Intelligence, 1*(2), 74–78.
- Chen, B. K., & Xu, X. (2024). Artificial Intelligence and social justice: International experiences and mechanism and public police. *International Economic Review, 3*, 70–88.
- [陈斌开, 徐翔. (2024). 人工智能与社会公平: 国际经验、影响机制与公共政策. *国际经济评论, 3*, 70–88.]
- Choi, Y., Oh, M., Choi, M., & Kim, S. (2021). Exploring the influence of culture on tourist experiences with robots in service delivery environment. *Current Issues in Tourism, 24*(5), 717–733.
- Corrales, J., & Westhoff, F. (2006). Information technology adoption and political regimes. *International Studies Quarterly, 50*(4), 911–933.
- Cui, Y., & van Esch, P. (2022). Autonomy and control: How political ideology shapes the use of artificial intelligence. *Psychology & Marketing, 39*(6), 1218–1229.
- Darko, A., Chan, A. P., Adabre, M. A., Edwards, D. J., Hosseini, M. R., & Ameyaw, E. E. (2020). Artificial intelligence in the AEC industry: Scientometric analysis and visualization of research activities. *Automation in Construction, 112*, 103081.
- Davidai, S., & Wienk, M. N. (2021). The psychology of lay beliefs about economic mobility. *Social and Personality Psychology Compass, 15*(8), e12625.
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly, 13*(3), 319–340.
- Day, M. V., & Fiske, S. T. (2017). Movin' on up? How perceptions of social mobility affect our willingness to defend the system. *Social Psychological and Personality*

- Science*, 8(3), 267–274.
- Day, M. V., & Fiske, S. T. (2019). Understanding the nature and consequences of social mobility beliefs. In J. Jetten & K. Peters (Eds.), *The social psychology of inequality* (pp. 365–380). Springer.
- De Graaf, M. M., & Allouch, S. B. (2013). Exploring influencing variables for the acceptance of social robots. *Robotics and Autonomous Systems*, 61(12), 1476–1486.
- Druga, S., Vu, S. T., Likhith, E., & Qiu, T. (2019). Inclusive AI literacy for kids around the world. In *Proceedings of FabLearn 2019* (pp. 104–111), ACM, New York, USA.
- Faul, F., Erdfelder, E., Lang, A. G., & Buchner, A. (2007). G* Power 3: A flexible statistical power analysis program for the social, behavioral, and biomedical sciences. *Behavior Research Methods*, 39(2), 175–191.
- Fleischmann, C., Cardon, P. W., & Aritz, J. (2020). Smart collaboration in global virtual teams: The influence of culture on technology acceptance and communication effectiveness. In *Proceedings of the 53rd Hawaii International Conference on System Science* (pp.363–372). Maui, Hawaii.
- Gao, S., He, L., Chen, Y., Li, D., & Lai, K. (2020). Public perception of artificial intelligence in medical care: Content analysis of social media. *Journal of Medical Internet Research*, 22(7), e16649.
- Gillespie, N., Lockey, S., Curtis, C., Pool, J., & Akbari, A. (2023). *Trust in Artificial Intelligence: A global study*. The University of Queensland and KPMG Australia. <https://doi.org/10.14264/00d3c94>
- Gnams, T., & Appel, M. (2019). Are robots becoming unpopular? Changes in attitudes towards autonomous robotic systems in Europe. *Computers in Human Behavior*, 93, 53–61.
- Gugushvili, A. (2016). Intergenerational social mobility and popular explanations of poverty: A comparative perspective. *Social Justice Research*, 29(4), 402–428.
- Guo, Y. Y., Yang, S. L., Li, J., Hu, X. Y. (2015). Social fairness researches in perspectives of social class psychology. *Advances in Psychological Science*, 23(8), 1299–1311.
- [郭永玉, 杨沈龙, 李静, 胡小勇. (2015). 社会阶层心理学视角下的公平研究. *心理科学进展*, 23(8), 1299–1311.]
- Hagger, M. S., Rentzelas, P., & Koch, S. (2014). Evaluating group member behaviour under individualist and collectivist norms: A cross-cultural comparison. *Small Group Research*, 45(2), 217–228.
- Hartwig, B. (2023, January 04). *Benefits of artificial intelligence*. From <https://hackr.io/blog/benefits-of-artificial-intelligence>
- Hayes, A. F. (2013). *Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis: A regression-based approach*. New York: Guilford Press.
- Hofstede, G., & Minkov, M. (2010). Long-versus short-term orientation: New perspectives. *Asia Pacific Business Review*, 16(4), 493–504.
- Jiang, L. Y., Cao, L. M., Qin, X., Tan, L., Chen, C., & Peng, X. F. (2022). Fairness perceptions of artificial intelligence decision-making. *Advances in Psychological Science*, 30(5), 1078–1092.
- [蒋路远, 曹李梅, 秦昕, 谭玲, 陈晨, 彭小斐. (2022). 人工智能决策的公平感知. *心理科学进展*, 30(5), 1078–1092.]
- Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15–25.
- Kelly, S., Kaye, S. A., & Oviedo-Trespalacios, O. (2022). What factors contribute to the acceptance of artificial intelligence? A systematic review. *Telematics and Informatics*, 77, 101925.
- Kraus, M. W., & Keltner, D. (2013). Social class rank, essentialism, and punitive judgment. *Journal of Personality and Social Psychology*, 105(2), 247–261.
- Kraus, M. W., Piff, P. K., & Keltner, D. (2009). Social class, sense of control, and social explanation. *Journal of Personality and Social Psychology*, 97(6), 992–1004.
- Kraus, M. W., Piff, P. K., Mendoza-Denton, R., Rheinschmidt, M. L., & Keltner, D. (2012). Social class, solipsism, and contextualism: How the rich are different from the poor. *Psychological Review*, 119(3), 546–572.
- Kraus, M. W., & Tan, J. J. (2015). Americans overestimate social class mobility. *Journal of Experimental Social Psychology*, 58, 101–111.
- Kraus, M. W., Tan, J. J., & Tannenbaum, M. B. (2013). The social ladder: A rank-based perspective on social class. *Psychological Inquiry*, 24(2), 81–96.
- Lee, S. G., Trimi, S., & Kim, C. (2013). The impact of cultural differences on technology adoption. *Journal of World Business*, 48(1), 20–29.
- Li, B., Yu, W., Hu, X., & Jin, L. (2023). The impact of subjective social class on subjective well-being: Examining the mediating roles of perceived scarcity and sense of control. *Current Psychology*, 43, 27327–27338.
- Li, W., Yang, Y., Wu, J., & Kou, Y. (2020). Testing the status-legitimacy hypothesis in China: Objective and subjective socioeconomic status divergently predict system justification. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 46(7), 1044–1058.
- Lichtenthaler, U. (2020). Extremes of acceptance: Employee attitudes toward artificial intelligence. *Journal of Business Strategy*, 41(5), 39–45.
- Lin, C. H., Liu, E. Z. F., & Huang, Y. Y. (2012). Exploring parents' perceptions towards educational robots: Gender and socio-economic differences. *British Journal of Educational Technology*, 43(1), E31–E34.
- Liu, F. L., Wu, M. F., & Xu, S. F. (2022). The wealth distribution effect of artificial intelligence. *Economic Theory and Business Management*, 42(6), 64–78.
- [刘凤良, 吴孟非, 徐少锋. (2022). 人工智能的财富分配效应研究. *经济理论与经济管理*, 42(6), 64–78.]
- Lu, X. Y. (2003). The divisions and changes of the contemporary Chinese social class. *Jiangsu Social Science*, 4(1), 1–9.
- [陆学艺. (2003). 当代中国社会阶层的分化与流动. *江苏社会科学*, 4(1), 1–9.]
- Luan, H., Geczy, P., Lai, H., Gobert, J., Yang, S. J., Ogata, H., ... Tsai, C. C. (2020). Challenges and future directions of big data and artificial intelligence in education. *Frontiers in Psychology*, 11, 580820.
- Manstead, A. S. (2018). The psychology of social class: How socioeconomic status impacts thought, feelings, and behaviour. *British Journal of Social Psychology*, 57(2), 267–291.
- McBride, R. E., Xiang, P., Wittenburg, D., & Shen, J. (2002). An analysis of preservice teachers' dispositions toward critical thinking: A cross-cultural perspective. *Asia-Pacific Journal of Teacher Education*, 30(2), 131–140.
- Mittal, S., & Mehar, M. (2016). Socio-economic factors affecting adoption of modern information and communication technology by farmers in India: Analysis using multivariate probit model. *The Journal of Agricultural Education and Extension*, 22(2), 199–212.
- Piff, P. K., & Moskowitz, J. P. (2018). Wealth, poverty, and happiness: Social class is differentially associated with

- positive emotions. *Emotion*, 18(6), 902–905.
- Qin, G. (2021). Liberal or conservative? The differentiated political values of the middle class in contemporary China. *The China Quarterly*, 245, 1–22.
- Rheinschmidt, M. L., & Mendoza-Denton, R. (2014). Social class and academic achievement in college: The interplay of rejection sensitivity and entity beliefs. *Journal of Personality and Social Psychology*, 107(1), 101–121.
- Sagioglou, C., Forstmann, M., & Greitemeyer, T. (2019). Belief in social mobility mitigates hostility resulting from disadvantaged social standing. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 45(4), 541–556.
- Schepman, A., & Rodway, P. (2022). The General Attitudes towards Artificial Intelligence Scale (GAAIS): Confirmatory validation and associations with personality, corporate distrust, and general trust. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 39(13), 1–18.
- Selwyn, N., & Cordoba, B. G. (2022). Australian public understandings of artificial intelligence. *AI & Society*, 37(4), 1645–1662.
- Shoss, M. K., & Ciarlante, K. (2022). Are robots/AI viewed as more of a workforce threat in unequal societies? Evidence from the Eurobarometer survey. *Technology, Mind, and Behavior*, 3, 1–14.
- Sindermann, C., Yang, H., Elhai, J. D., Yang, S., Quan, L., Li, M., & Montag, C. (2022). Acceptance and fear of Artificial Intelligence: Associations with personality in a German and a Chinese sample. *Discover Psychology*, 2(1), 8. <https://doi.org/10.1007/s44202-022-00020-y>
- Smids, J., Nyholm, S., & Berkers, H. (2020). Robots in the workplace: A threat to-or opportunity for-meaningful work?. *Philosophy & Technology*, 33(3), 503–522.
- Snibbe, A. C., & Markus, H. R. (2005). You can't always get what you want: Educational attainment, agency, and choice. *Journal of Personality and Social Psychology*, 88(4), 703–720.
- Song, S. Y., & Kim, Y. K. (2022). Factors influencing consumers' intention to adopt fashion robot advisors: Psychological network analysis. *Clothing and Textiles Research Journal*, 40(1), 3–18.
- Stacey, B. G., & Green, R. T. (1971). Working - class conservatism: A review and an empirical study. *British Journal of Social and Clinical Psychology*, 10(1), 10–26.
- Stephanidis, C., Salvendy, G., Antona, M., Chen, J. Y., Dong, J., Duffy, V. G., ... Zhou, J. (2019). Seven HCI grand challenges. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 35(14), 1229–1269.
- Stephens, N. M., Markus, H. R., & Phillips, L. T. (2014). Social class culture cycles: How three gateway contexts shape selves and fuel inequality. *Annual Review of Psychology*, 65(1), 611–634.
- Tetzner, J., & Becker, M. (2019). Why are you so optimistic? Effects of sociodemographic factors, individual experiences, and peer characteristics on optimism in early adolescents. *Journal of Personality*, 87(3), 661–675.
- Vesnic-Alujevic, L., Nascimento, S., & Pólvara, A. (2020). Societal and ethical impacts of artificial intelligence: Critical notes on European policy frameworks. *Telecommunications Policy*, 44(6), 101961.
- Weissberger, G. H., Han, S. D., Yu, L., Barnes, L. L., Lamar, M., Bennett, D. A., & Boyle, P. A. (2022). Subjective socioeconomic status is associated with risk aversion in a community-based cohort of older adults without dementia. *Frontiers in Psychology*, 13, 963418.
- Wilson, G., Roscigno, V., Sauer, C., & Petersen, N. (2022). Mobility, inequality, and beliefs about distribution and redistribution. *Social Forces*, 100(3), 1053–1079.
- Wissing, B. G., & Reinhard, M. A. (2018). Individual differences in risk perception of artificial intelligence. *Swiss Journal of Psychology*, 77(4), 149–157.
- Yam, K. C., Tan, T., Jackson, J. C., Shariff, A., & Gray, K. (2023). Cultural differences in people's reactions and applications of robots, algorithms, and artificial intelligence. *Management and Organization Review*, 19(5), 1–17.
- Yao, Q., Wu, Z., & Zhou, W. (2022). The impact of social class and service type on preference for AI service robots. *International Journal of Emerging Markets*, 17(4), 1049–1066.
- Yoo, B., & Donthu, N. (2005). The effect of personal cultural orientation on consumer ethnocentrism: Evaluations and behaviors of U.S. consumers toward Japanese products. *Journal of International Consumer Marketing*, 18(1–2), 7–44.
- Yu, S., & Blader, S. L. (2020). Why does social class affect subjective well-being? The role of status and power. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 46(3), 331–348.
- Zhang, D., Lowry, P. B., Zhou, L., & Fu, X. (2007). The impact of individualism-collectivism, social presence, and group diversity on group decision making under majority influence. *Journal of Management Information Systems*, 23(4), 53–80.
- Zhang, Y. Y., Xu, L. Y., Yu, F., Ding, X. J., Wu, J. H., & Zhao, L. (2022). A three-dimensional motivation model of algorithm aversion. *Advances in Psychological Science*, 30(5), 1093–1105. [张语嫣, 许丽颖, 喻丰, 丁晓军, 邬家骅, 赵靓. (2022). 算法拒绝的三维动机理论. *心理科学进展*, 30(5), 1093–1105].
- Zhou, H., & Long, L. R., (2004). Statistical remedies for common method biases. *Advances in Psychological Science*. 12(6), 942–950.
- [周浩, 龙立荣. (2004). 共同方法偏差的统计检验与控制方法. *心理科学进展*, 12(6), 942–950.]

How social class influences attitudes towards artificial intelligence: The mediating role of mobility beliefs

LI Kai¹, XU Liying², LIU Caimeng³, YU Feng²

(¹ School of Philosophy, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

(² Department of Psychology, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

(³ School of Education Science, Leshan Normal University, Leshan 614000, China)

Abstract

Artificial Intelligence (AI) significantly influences society by enhancing human capabilities, improving efficiency, and addressing complex problems. While many people hold an optimistic view of AI's development, there is also a noticeable sense of apprehension. This duality arises from AI's potential to create challenges related to fairness, privacy, and security. The concerns about AI's impact on these areas highlight the need for careful management of its risks.

Social class, a construct that signifies individuals' hierarchical position within society, is shaped by both the tangible social resources they possess and their subjective perception of societal status. The social class to which individuals belong significantly influences their attitudes. However, the extent and manner in which social class shapes these attitudes remain complex and not fully understood.

This paper examines the complex relationship between social class and attitudes toward Artificial Intelligence (AI), exploring the psychological mechanisms underlying this connection. Through a series of three methodologically advanced studies, we investigate how social class correlates with perceptions of AI. Our findings reveal a positive correlation between social class and attitudes toward AI. We identify beliefs about social mobility—the perceived likelihood of changing one's social status—as a significant mediating factor. Individuals from higher social classes tend to hold more optimistic beliefs about social mobility, which in turn fosters more favorable attitudes toward AI. Additionally, we explore collectivism as a moderating variable.

Our analysis indicates that high levels of collectivism amplify the relationship between social mobility beliefs and positive attitudes toward AI. This suggests that in more collectivist contexts, the belief in the possibility of social ascension is more strongly associated with favorable views on AI. This study not only highlights the disparities in AI attitudes across social classes but also uncovers new psychological dimensions of class differences. By incorporating social mobility beliefs and collectivism into our analysis, we provide fresh insights into the societal reception of AI technology.

Keywords social class, attitudes towards artificial intelligence, social mobility beliefs, collectivism