

算法重塑与数据治理：人工智能对未来就业结构的影响及劳动力数据安全研究

杜瑞豪

广州南方学院商学院 广东 广州, 510970, 邮箱: 2960677214@qq.com

[摘要] 随着生成式人工智能技术的迅猛发展,全球就业结构正经历前所未有的重构。本文立足于人工智能时代的数据治理视角,深入探讨 AI 技术如何通过算法决策改变劳动力市场的供需关系。研究首先梳理了技术替代与互补的相关理论,结合 Acemoglu (2024)关于 AI 宏观效应的最新框架与 Autor (2024)“AI 赋能中产”的设想,分析了 AI 对就业结构的深层影响机制。随后运用案例分析法与规范研究法,剖析了 AI 在重塑就业结构中的具体路径。特别地,本文重点探讨了就业转型过程中伴随的“算法管理”与“劳动力数据隐私”问题,结合欧盟《人工智能法案》的实施进展、ILO (2025)最新报告以及 Deepfake 技术对招聘安全的威胁等最新动态,指出了当前数据治理体系在劳动者权益保护方面的缺失。最后,本文提出了构建“以人为本”的算法治理框架及数据安全分级保护策略,旨在为实现技术进步与社会就业稳定的平衡提供理论依据与实践建议。

[关键词] 人工智能; 就业结构; 数据治理; 算法伦理; 隐私保护; 生成式 AI; Deepfake; 欧盟 AI 法案

一、引言

2023 年至 2025 年,以大语言模型为代表的生成式 AI 技术已从技术爆发期全面进入产业落地期。根据麦肯锡全球研究院报告预测, AI 将不仅自动化重复性体力劳动,更开始深度渗透至编程、设计、金融分析等认知型工作领域。Acemoglu (2024)在其《The Simple Macroeconomics of AI》中基于任务模型分析指出, AI 的宏观经济效应取决于被自动化任务的比例和平均任务层面的成本节约,其预测未来十年全要素生产率(TFP)增幅不超过 0.53%,效果“非平凡但温和”。这一审慎判断与业界普遍的乐观预期形成鲜明对照。

然而,就业市场的实际冲击远比宏观总量数字所暗示的更为剧烈。Brynjolfsson 等 (2025)利用美国 ADP 高频工资单数据发现, AI 暴露度最高职业中的 22-25 岁早期职业劳动者,相对就业下降约 16%;具体到软件开发人员,该年龄段就业人数较 2022 年末峰值下降接近 20%。

国际劳工组织(ILO)与波兰国家研究所 (2025)联合发布的 ILO-NASK 指数基于近 3 万份真实职位描述,指出全球四分之一的岗位可能受生成式 AI 影响,其中在高收入国家,9.6%的女性就业岗位处于最高自动化风险类别,几乎是男性的三倍。这种技术范式的转移直接导致了未来就业结构的剧烈震荡。

更为关键的是,现有的研究多集中于经济学视角的“替代率”测算,往往忽视了 AI 决策背后的核心要素——数据。就业市场的匹配、人才的筛选、绩效的评估,本质上都是数据的流转与治理过程。从数据治理视角切入,探讨算法如何重塑就业并在此过程中产生治理风险,成为当前研究亟需弥补的空白。

在微观层面,研究 AI 对就业的影响有助于劳动者提前进行技能储备;在宏观层面,有助于政府制定产业人才政策。更为重要的是,从数据治理的视角切入,探讨如何在算法重塑就业的过程中保障劳动者的数据主权、防止算法歧视,对于构建公平、安全的数字劳动力市场具有重要的现实意义。2025 年 12 月,欧洲议会以 451 票赞成通过立法倡议报告,要求欧盟委员会就工作场所算法管理提出新规则,明确禁止处理员工情感状态、私人通讯及非工作时间数据。这一动向凸显了就业数据治理的紧迫性。

本文试图回答以下三个核心问题:第一, AI 技术(特别是生成式 AI)通过何种机制改变了未来的就业结构?第二,在智能化招聘与人机协作中,存在哪些数据治理与安全隐患(如算法黑箱、隐私泄露、Deepfake 欺诈)?第三,如何构建适应 AI 时代的数据治理体系,以缓解技术性失业带来的社会冲击?

二、文献综述

2.1 国外研究现状

关于 AI 对就业的影响,学术界主要存在“替代论”与“互补论”两种观点。在替代论方面, Frey 和 Osborne (2017)预测美国 47%的工作面临自动化风险,这一研究成为后续相关研究的重要基础。Acemoglu 和 Restrepo (2020)进一步指出, AI 对劳动力的替代效应可能导致工资份额下降和不平等加剧。Acemoglu 和 Restrepo (2024)在《Automation and Rent Dissipation》中提出了“租金消散”机制,指出自动化倾向于瞄准高租金任务,消散工人租金并放大工资损失,其基于 1980-2016 年美国数据的估计显示,自动化解释了 52%的组间不平等增长,而低效的租金消散抵消了 60-90%的生产率增益。Acemoglu (2024)还警示了“平庸自动化(so-so automation)”的风险,即技术上可实现但效率无实质提升的自动化,可能仅因节省人力成本而替代劳动者,却对社会整体效率几乎没有贡献。

在互补论方面, Autor (2015)提出的“任务模型”认为, AI 将替代部分任务, 但会创造新的任务。Autor (2024)进一步提出了“AI 赋能中产”的设想, 认为 AI 可以帮助具备基础训练的劳动者执行部分原本由高技能专家完成的任务, 从而扩大中等技能劳动者进入专业服务等领域的能力边界, 可能修复过去几十年自动化造成的劳动市场极化现象。Brynjolfsson 等 (2023)的实证研究表明, 生成式 AI 显著提升了低技能员工的生产率, 缩小了技能差距。Eloundou 等 (2024)在《Science》发表的研究估计, 约 80%的美国劳动力至少有 10%的任务可被 LLM 替代, 19%的工人至少 50%的任务面临暴露, 且白领高技能职业暴露度更高。

Humlum 和 Vestergaard (2024)在《PNAS》发表的大规模调查研究发现, ChatGPT 已在暴露职业中广泛普及, 但存在显著的性别不平等——女性使用该工具的可能性低 16 个百分点, 且低收入工人更不可能采用该技术。这种采用障碍加剧了既有的不平等。世界经济论坛《2025 年未来就业报告》预测, 到 2030 年, 人工智能和数据处理技术将创造 1100 万个岗位, 也将取代 900 万个岗位, 大数据专家、金融科技工程师以及 AI 和机器学习专家将成为增长最快的职业。

在数据治理视角下, 欧盟《人工智能法案》(AI Act, 2024)明确将招聘、员工管理和自雇准入列为高风险 AI 应用领域, 并设定了分阶段实施时间表: 2025 年 2 月起禁止职场情绪识别等不可接受实践; 2026 年 8 月起对高风险招聘 AI 系统全面执行合规要求, 包括人工监督、偏见检测和候选人透明度通知等义务。Ingrao (2025)在《AI at Work: Reframing Data Protection through the Lens of Labor Law》中深入分析了自适应 AI 系统对 GDPR “目的限定”原则的结构性冲击, 指出 AI 模型的动态学习特性使得数据处理目的无法在事前明确定义, 揭示了 AI 与现行数据保护框架之间的深层张力。ILO 工作论文(Nurski 和 Ruer, 2024; ILO Working Paper 149, 2025)则从劳动者数据权利的角度系统梳理了数字监控与算法管理的法律挑战, 呼吁建立跨学科的数据治理框架。

2.2 国内研究现状

国内学者主要关注 AI 对制造业与服务业就业的异质性影响。陈彦斌等 (2019)指出, 人工智能对中国就业总量影响有限, 但对就业结构有显著的极化效应。在数据治理方面, 王天玉 (2021)关注了“算法控制”下的劳动者权益问题, 以外卖骑手为例分析了算法管理的法律挑战, 呼吁建立算法审计制度。周汉华 (2021)在《论算法解释权与算法治理路径》中探讨了算法透明度与问责机制。张新宝 (2020)研究了大数据时代个人隐私保护的法律框架。

近期国内研究进一步深化了对劳动者数据权益的关注。王倩 (2026)在《法治日报》撰文分析了用人单位利用劳动者数据训练 AI 算法及提炼技能模块的行为, 指出劳资双方的利

益失衡表现为：劳动者对数据处理往往不知情，工作经验被无偿抽取为用人单位数据资源却未获补偿，且劳动者越努力工作越可能加速自身被取代。文章提出应构建“人格权益优先、财产权益匹配”的双重规制体系，在“充分知情+单独同意”的前置防线基础上，建立“一次性奖励+持续性分红”的贡献量化补偿机制。国家发改委（2025）在《以人工智能赋能高质量充分就业》中提出，应将“替代范式”转向“赋能范式”，构建就业友好型 AI 发展方式。猎聘大数据研究院（2025）的报告显示，中国掌握 AI 技能的职位平均年薪近 30 万元，较无 AI 要求职位高出 7.8 万元，AI 技能溢价效应显著。

2.3 研究不足与本文切入点

现有研究存在以下不足：第一，多从宏观经济学角度分析就业数量变化，缺乏从微观数据治理层面的剖析；第二，对 AI 技术发展的跟踪不够及时，2024-2025 年涌现的大量实证证据和法规进展尚未被充分整合；第三，对 Deepfake 等新型 AI 安全威胁在就业领域的风险评估尚属空白。本文将结合数据全生命周期管理理论，填补这一视角的空白，同时关注 AI 时代劳动力数据治理的特殊性，并纳入最新的实证发现与政策动态。

三、理论基础与分析框架

3.1 AI 影响就业的作用机制

人工智能对就业的影响并非表现为对完整职业的简单替代，而是通过改变职业内部的任务结构影响劳动力需求。依据 Acemoglu（2024）的任务框架，AI 主要通过替代效应、生产率效应和复原效应作用于就业：替代效应表现为自动化减少部分劳动任务；生产率效应表现为成本下降和产出扩张带动新的劳动需求；复原效应则表现为技术进步创造新的任务和职业。三种效应共同决定 AI 对就业规模与就业结构的最终影响。

$$L(t) = D(t) - A(t) + C(t) + R(t) \quad (1)$$

式（1）用于概括 AI 影响劳动力需求的基本逻辑。其中， $L(t)$ 表示 t 时期劳动力需求的净变化， $D(t)$ 表示总需求增长带来的就业变化， $A(t)$ 表示自动化替代的任务或岗位数量， $C(t)$ 表示 AI 直接创造的新岗位数量， $R(t)$ 表示新任务形成及产业扩张带来的就业恢复量。该式属于概念性分析工具，用于说明不同作用渠道之间的关系，并非基于本文样本估计得到的计量模型。

3.2 就业领域的重点风险场景

在上述作用机制基础上，本文选取智能招聘、生成式 AI 辅助工作和远程招聘身份验证三个场景展开分析。智能招聘场景主要考察简历筛选中的数据偏差、算法歧视与申诉机制；

生成式 AI 辅助编程等场景主要考察岗位任务重组、职业入口收缩以及代码数据的知识产权和安全风险；远程招聘场景则重点分析 Deepfake 技术引发的身份欺诈问题。这三个场景分别对应算法决策、劳动过程和就业安全环节，能够较为系统地呈现 AI 重塑就业过程中产生的数据治理风险。

3.3 数据治理评估框架

本文从公平性、透明度、数据权益和责任可追溯性四个维度评估 AI 在就业领域的应用。公平性关注算法是否对特定性别、年龄或族群产生系统性不利影响；透明度关注劳动者和求职者能否获知算法的使用方式及主要决策依据；数据权益关注个人信息采集、使用和再利用是否符合目的限定与最小必要原则；责任可追溯性则关注算法决策造成不利后果时，平台、用人单位和技术提供者之间的责任划分。该框架为后文分析算法招聘、劳动者数据保护和就业安全风险提供统一的评价标准。

四、AI 重塑就业结构的影响与数据治理挑战

4.1 AI 重塑未来就业结构的机制分析

AI 对就业结构的影响并非简单的“机器换人”，而是基于数据流动的结构性的重组。Acemoglu (2024)的任务框架为理解这一过程提供了清晰的理论脉络：AI 对劳动需求的影响通过三条渠道实现——替代效应（自动化减少劳动任务）、复原效应（技术进步创造新任务使劳动重新进入）和生产率效应（成本降低带动需求扩张）。关键在于，如果 AI 的应用方向被企业成本节约逻辑主导，则“平庸自动化”可能先削弱职业入口，再加剧高技能核心员工与普通劳动者之间的分化。



图 1 AI 重塑未来就业结构：机制流程图

注：该流程图展示了 AI 技术通过替代效应、生产率效应和复原效应三条渠道重塑就业结构，

并引致数据治理挑战的全过程。

在任务层面,生成式 AI 擅长处理非结构化数据(文本、图像),涉及数据录入、初级翻译、基础代码编写等“中间技能”岗位将大幅缩减。相反,需要复杂情感交互、高阶策略制定以及 AI 模型训练的“高技能”岗位需求将上升。Brynjolfsson 等 (2025)的实证研究直接验证了这一点-AI 暴露度最高的职业中,早期职业劳动者(22-25 岁)就业显著下降,这意味着 AI 正在压缩入门级岗位,可能破坏职业发展的“阶梯”结构。

在人机协作的新范式下,未来的就业结构将呈现“人类+AI”的特征。数据治理的核心在于如何界定人与 AI 的权责边界。Anthropic (2025)基于 Claude 模型真实使用数据构造的“实际 AI 暴露度”指标显示,计算机程序员(74.5%)、客服代表(70.1%)、数据录入员(67.1%)等岗位实际 AI 渗透率最高,而餐饮、维修、护理等线下岗位实际暴露度较低。Autor (2024)提出的“AI 赋能中产”设想则指出,若 AI 被用于扩展而非替代人的能力,则可能修复劳动市场极化——但前提是把 AI 嵌入劳动者能力形成过程,而非仅用于压缩初级岗位。世界经济论坛《2025 年未来就业报告》预测,分析思维、技术素养和 AI 交互能力将成为劳动力市场最需要的技能。

$$W_skill = W_base + \Delta W_AI + \varepsilon \quad (2)$$

公式(2)说明: W_skill 表示不同技能层级劳动者的工资水平, W_base 为基础工资, ΔW_AI 为 AI 技术冲击带来的工资溢价或折价, ε 为随机误差项。该公式反映了 Brynjolfsson 等 (2025)发现的 AI 对早期职业劳动者就业的显著冲击效应。

4.2 就业转型中的数据治理挑战

4.2.1 算法招聘中的偏见与数据质量问题

AI 招聘系统依赖历史数据进行训练,如果历史数据中包含性别、种族或年龄歧视,算法会学习并放大这种偏见。华盛顿大学 Wilson 和 Caliskan (2024)的研究系统性地揭示了 LLM 在招聘中的交叉性偏见:三种主流 LLM 在超过 550 份真实简历和 500 个真实职位列表的测试中,偏向白人关联姓名 85%的时间,且对黑人男性构成了独特的交叉性伤害——这一偏见无法仅从种族或性别维度独立观察中发现。英国信息委员会(ICO, 2024)对 AI 招聘工具的审计发现,部分工具从社交网站抓取并组合数百万人的个人信息构建数据库,且在未经候选人知情的情况下推断其性别、种族等特征用于偏见监控——但这些推断数据准确性不足,无法有效监控偏见,反而构成了新的隐私侵犯。

更值得关注的是,算法招聘歧视已从学术研究走向法律战场。Mobley v. Workday 案(2023 年提起)成为美国历史上最大的 AI 招聘歧视诉讼:2024 年 7 月,法院裁定 AI 筛选供应商可

作为雇主的“代理人”被直接起诉；2025年5月，法院有条件认证了涵盖2020年9月以来所有通过Workday AI工具被拒绝的40岁以上申请人的集体诉讼。Workday自己的证据披露显示，其AI筛选工具处理并拒绝了约11亿份申请。这一案件标志着AI招聘歧视问责从理论讨论进入司法实践。

4.2.2 算法管理的普及与劳动者数据权利

在网约车、外卖配送等领域，平台通过收集劳动者的位置、行为、生物识别数据进行实时监控与派单。OECD (2025)基于六国6000多名中层管理者的调查提供了首份跨国、代表性数据：美国90%的企业至少采用了一种算法管理工具，欧洲四国平均采用率为79%，日本为40%。近三分之二使用算法管理工具的管理者对其对劳动者的影响表示担忧，其中最突出的问题是错误决策时责任归属不清，其次是无法追踪算法决策逻辑以及对劳动者身心健康的保护不足。

2025年12月，欧洲议会通过立法倡议报告，要求欧盟委员会就工作场所算法管理提出新规则。报告明确：招聘和解雇等重大决策必须由人类作出；劳动者有权获知被收集的数据类型和算法如何影响工作条件；禁止处理员工情感状态、私人通讯、非工作时间地理定位等数据。这一立法动向代表了全球范围内对算法管理进行专项规制的最前沿实践。

4.2.3 生成式AI带来的知识产权与数据安全风险

设计师、文案人员在使用AI工具时，输入的企业机密数据或个人创意可能被模型吸收并泄露。王倩 (2026)指出，部分用人单位为构建“数据护城河”，将劳动者的项目资料、会议记录、操作日志等内部数据“喂养”给本地化部署的AI工具，甚至打着“知识管理”的旗号提炼员工的工作经验和决策思路，形成标准化、可复用的技能模块。其后果是“劳动者越努力工作，越可能加速自身被取代”——AI训练的数据来源正是劳动者自身的智慧产出。

4.3 数据安全视角的就业风险评估

4.3.1 数据投毒与模型攻击

恶意攻击者可能通过向招聘数据库注入虚假简历，破坏AI筛选模型的准确性，导致人才错配。根据IBM《2023年数据泄露成本报告》，数据投毒攻击的平均成本达到445万美元。随着AI Agent在招聘流程中的深度嵌入，攻击面进一步扩大。

4.3.2 Deepfake 深度伪造与身份欺诈

这是2024-2026年就业安全领域最突出的新兴威胁。Experian (2026)发布的《欺诈预测》将Deepfake愚弄人力资源部门列为年度第二大威胁。Gartner预测到2028年，全球四分之一

一的求职者将是虚假的。美国司法部 (2025)针对朝鲜 IT 工作者渗透美国企业的行动进行了全国性执法，查获 16 个州的 29 个“笔记本农场”，130 多家美国公司被骗雇用朝鲜 IT 工作者。2025 年 7 月，FBI 发布警告，称“几乎每家财富 500 强公司”都收到了朝鲜 IT 工作者的求职申请。2025 年 12 月，亚马逊披露其安全监控发现了异常行为——分配给系统管理员的笔记本电脑位于亚利桑那州，但击键延迟显示海外访问的迹象，公司已阻止超过 1800 名疑似朝鲜特工的录用，2025 年同比增长 27%。

Deepfake 在招聘欺诈中的攻击链日趋成熟：从 AI 生成人脸和合成简历，到伪造 LinkedIn 档案和克隆 GitHub 代码库，再到实时 Deepfake 视频滤镜和 AI 驱动的答题生成。Experian 警告，雇主将在更大规模上不知不觉地录用身份不实的人员，使其获得敏感系统的访问权限。2026 年 2 月，一名乌克兰人因运营身份租赁网络被判处 5 年监禁，该网络帮助朝鲜 IT 工作者在美国约 40 家公司获得职位。这些案例表明，Deepfake 已从理论风险演变为对就业安全的现实且大规模的威胁。



图 3 AI 就业安全风险全景图

注：该图系统梳理了 AI 时代就业安全面临的四大风险类别，其中 Deepfake 身份欺诈是 2024-2026 年最突出的新兴威胁。

$$P_{\text{fraud}} = 1 - \prod (1 - p_i)$$

(3)

公式(3)说明： P_{fraud} 为求职者身份欺诈被成功识别的概率， p_i 为第 i 道身份验证防线（如简历验证、视频面试、背景调查、专业追问等）的检测成功率。该公式揭示了 Deepfake 招聘欺诈中多重验证的重要性。

五、研究结论与对策建议

5.1 研究结论

本文研究表明, AI 将导致未来就业结构呈现“两极化”趋势, 即高技能创造性岗位与低技能服务性岗位增加, 中等技能重复性岗位减少。然而, 与传统的极化叙事不同, Autor (2024)的“AI 赋能中产”设想和 Brynjolfsson 等 (2025)关于 AI 对低技能工人生产率提升的实证发现提示, 若 AI 被导向增强而非替代人类能力, 则极化效应可能被部分修复。但 Brynjolfsson 等 (2025)关于早期职业劳动者就业显著下降的发现也警示, AI 正在压缩职业发展的“入口阶梯”, 这可能会对长期职业生态造成比岗位总量变化更深远的影响。

当前, 算法歧视、隐私侵犯、Deepfake 欺诈和数据安全隐患是阻碍 AI 红利公平分配的主要障碍。欧盟 AI Act 的实施(2026 年 8 月高风险系统全面合规)、欧洲议会关于算法管理的立法倡议、以及各国对 Deepfake 招聘欺诈的执法行动, 标志着全球就业数据治理正在从原则倡导进入制度落地阶段。

5.2 数据治理策略与安全防护建议

5.2.1 构建“可信 AI”招聘治理框架

在数据源头治理方面, 应建立严格的训练数据清洗标准, 剔除包含历史偏见的样本, 并引入第三方机构对招聘算法进行定期审计, 确保算法公平性。Wilson 和 Caliskan (2024)的研究揭示, 仅从单一维度(种族或性别)审计无法发现交叉性偏见, 因此审计框架必须纳入交叉性分析维度。在透明度机制方面, 企业在应用 AI 筛选简历时, 必须向求职者披露算法的基本逻辑, 并提供人工申诉通道。这一建议与欧盟 AI Act (2024)关于高风险 AI 系统的要求高度一致——该法要求到 2026 年 8 月, 所有 AI 招聘工具必须满足人工监督、偏见检测和候选人通知等合规要求。

5.2.2 实施分级分类的劳动力数据保护

平台在管理零工劳动者时, 应严格遵循“最小必要”原则, 仅采集完成任务所需的数据。Ingrao (2025)的分析指出, AI 系统尤其是自适应 AI, 在结构上与数据最小化原则相冲突——AI 需要大量多样化数据才能有效运行, 这与“仅收集必要数据”的要求存在根本张力。因此, 应推广使用隐私增强技术, 例如在跨企业的人才背景调查中, 利用联邦学习在不共享原始数据的前提下完成信用与能力验证。此外, 应借鉴欧洲议会 (2025)的立法倡议, 明确禁止处理劳动者情感状态、私人通讯和非工作时间数据。

5.2.3 提升劳动者的数据主权与素养

立法应明确劳动者对其产生的工作数据拥有访问权和可携带权。针对王倩 (2026)揭示的“劳动者数据被无偿抽取”问题，应建立分层分类的贡献量化标准与权益补偿机制：在可明确归因的场景下，实行“一次性奖励+持续性分红”的复合补偿模式；在难以精确归因的场景下，采用“类型化推定+集体协商”路径。此外，教育体系应从单纯的知识传授转向“数据治理能力”培养。Humlum 和 Vestergaard (2024)的研究显示，女性和低收入工人在 AI 工具采用上存在显著障碍，因此技能培训项目必须特别关注弱势群体的 AI 素养提升。

5.2.4 建立 AI 就业安全预警与身份验证机制

鉴于 Deepfake 招聘欺诈的爆发式增长，政府应建立就业市场动态监测系统，并将身份验证安全纳入劳动治理框架。FBI (2025)建议企业采取多重身份验证（如面试中要求随机动作）、深层专业对话追问、强化背景调查直接联系前任雇主等措施。Gartner 预测到 2028 年四分之一求职者将是虚假的，因此企业必须将身份验证从“HR 形式”升级为“安全控制”——零信任安全模型不应止步于防火墙，而应始于第一份简历。



图 2 劳动力数据治理框架示意图

注：该框架以“以人为本”的算法治理为目标，构建了可信 AI 招聘、分级数据保护、劳动者数据主权和就业安全预警四大支柱，底部以法律法规和技术支撑为保障。

六、研究局限与未来展望

本研究主要存在以下局限：第一，案例分析部分的数据主要来源于公开报告，缺乏第一手的企业调研数据；第二，对策建议的实证检验需要更多实践验证；第三，对 AI 技术发展

的预测存在一定的不确定性，特别是 AI Agent 和自主系统的快速演进可能带来新的就业冲击形态。

未来研究可以从以下方向深入：第一，开展跨行业、跨地区的实证调研，收集更多一手数据，特别是针对中国劳动力市场 AI 暴露度的精细测算；第二，建立 AI 就业影响的量化评估模型，纳入交叉性偏见等新维度；第三，探索区块链等新技术在劳动力数据治理中的应用潜力；第四，深入研究 AI Agent 对就业结构的独立影响，区别于传统工具型 AI 的分析框架；第五，关注 Deepfake 等 AI 安全威胁的治理路径，推动技术与制度的协同演进。

参考文献

- Acemoglu, D. (2024). The simple macroeconomics of AI. *Economic Policy*, 40(121), 13 – 58. <https://doi.org/10.1093/epolic/eiae042>
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2020). Robots and jobs: Evidence from US labor markets. *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188 – 2244. <https://doi.org/10.1086/705716>
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2024). *Automation and rent dissipation: Implications for wages, inequality, and productivity* (NBER Working Paper No. 32536). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w32536>
- Anthropic. (2025). *Labor market impacts of AI: A new measure and early evidence*. Anthropic Economic Index.
- Autor, D. H. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3 – 30. <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3>
- Autor, D. H. (2024). *Applying AI to rebuild middle class jobs* (NBER Working Paper No. 32140). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w32140>
- Autor, D. H., Chin, C., Salomons, A., & Seegmiller, B. (2024). New frontiers: The origins and content of new work, 1940 – 2018. *The Quarterly Journal of Economics*, 139(3), 1399 – 1465. <https://doi.org/10.1093/qje/qjae008>
- Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. R. (2023). *Generative AI at work* (NBER Working Paper No. 31161). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w31161>
- Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. R. (2025). *The labor market effects of generative AI: Evidence from online job postings*. Working paper.

- Cazzaniga, M., Jaumotte, F., Li, L., Melina, G., Panton, A. J., Pizzinelli, C., Rockall, E., & Tavares, M. M. (2024). *Gen-AI: Artificial intelligence and the future of work* (Staff Discussion Note No. 2024/001). International Monetary Fund. <https://doi.org/10.5089/9798400262548.006>
- Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., & Rock, D. (2024). GPTs are GPTs: Labor market impact potential of LLMs. *Science*, 384(6702), 1306 – 1308. <https://doi.org/10.1126/science.adj0998>
- European Parliament. (2025). *Legislative initiative report on algorithmic management in the workplace*. <https://www.europarl.europa.eu>
- European Parliament and Council of the European Union. (2024). *Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence (Artificial Intelligence Act)*. Official Journal of the European Union. <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj>
- Experian. (2026). *Future of fraud forecast 2026*.
- Federal Bureau of Investigation. (2025). *Warning to U.S. businesses about North Korean IT workers*. FBI Advisory.
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254 – 280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Gmyrek, P., Berg, J., & Bescond, D. (2023). *Generative AI and jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality* (ILO Working Paper). International Labour Organization.
- Gmyrek, P., Berg, J., Bescond, D., & NASK. (2025). *ILO-NASK index: GenAI and jobs — Updated global analysis*. International Labour Organization.
- Humlum, A., & Vestergaard, E. (2024). The unequal adoption of ChatGPT exacerbates existing inequalities among workers. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 121(52), Article e2414972121. <https://doi.org/10.1073/pnas.2414972121>
- IBM Security. (2023). *Cost of a data breach report 2023*. IBM.
- Information Commissioner’s Office. (2024). *AI tools in recruitment: Audit outcomes report*.
- Ingrao, A. (2025). *AI at work: Reframing data protection through the lens of labor law* (Essays No. 1-2025). University of Milan.

- International Labour Organization & NASK. (2025). *GenAI and jobs: A global analysis*. International Labour Organization.
- McKinsey Global Institute. (2023). *The economic potential of generative AI: The next productivity frontier*. McKinsey & Company.
- Milanez, A., Lemmens, T., & Ruggiu, C. (2025). *Algorithmic management in the workplace: New evidence from an OECD employer survey* (OECD Artificial Intelligence Papers No. 31). OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/287c13c4-en>
- OECD. (2025). *How widespread is algorithmic management in workplaces?* OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/cda7a114-en>
- Pizzinelli, C., Panton, A. J., Tavares, M. M., Cazzaniga, M., & Li, L. (2023). *Labor market exposure to AI: Cross-country differences and distributional implications* (IMF Working Paper No. 2023/216). International Monetary Fund. <https://doi.org/10.5089/9798400254802.001>
- Wilson, K., & Caliskan, A. (2024). Gender, race, and intersectional bias in resume screening via language model retrieval. *Proceedings of the AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, 7(1). <https://doi.org/10.1609/aies.v7i1.31748>
- World Economic Forum. (2025). *The future of jobs report 2025*. World Economic Forum. <https://www.weforum.org/reports/future-of-jobs-report-2025>
- 陈彦斌, 林晨, & 陈小亮. (2019). 人工智能、老龄化与经济增长. *经济研究*, 54(7), 47 - 63.
- 国家发展和改革委员会高技术司. (2025). *以人工智能赋能高质量充分就业*.
- 猎聘大数据研究院. (2025). *2025 上半年人才供需洞察报告*.
- 王倩. (2026, May 13). 人工智能算法训练视域下劳动者数据权益保护. *法治日报*.
- 王天玉. (2021). 算法权力的法律规制——以平台用工为例. *法学研究*, 43(5), 28 - 46.
- 张新宝. (2020). 大数据时代个人隐私保护的法律框架. *中国法学*, 38(2), 5 - 24.
- 周汉华. (2021). 论算法解释权与算法治理路径. *中国社会科学*, (12), 123 - 142.

Algorithmic Reshaping and Data Governance: A Study on the Impact of Artificial Intelligence on Future Employment Structures and Labor Data Security

Ruihao Du

(School of Business, Guangzhou Nanfang College, Guangzhou, Guangdong 510970, China)

Email: 2960677214@qq.com

Abstract: With the rapid development of generative artificial intelligence, the global employment structure is undergoing unprecedented restructuring. From the perspective of data governance in the AI era, this paper explores how AI technologies reshape the supply – demand relationship in the labor market through algorithmic decision-making. The study first reviews relevant theories of technological substitution and complementarity. Drawing on Acemoglu’ s (2024) latest framework on the macroeconomic effects of AI and Autor’ s (2024) proposal of “AI-enabled middle-class jobs,” it analyzes the underlying mechanisms through which AI affects employment structures. It then employs case analysis and normative research methods to examine the specific pathways through which AI reshapes employment structures. In particular, this paper focuses on the issues of “algorithmic management” and “labor data privacy” that accompany employment transformation. By incorporating recent developments such as the implementation of the European Union Artificial Intelligence Act, the latest ILO report in 2025, and the threat posed by deepfake technology to recruitment security, the paper identifies deficiencies in the current data governance system in protecting workers’ rights and interests. Finally, this paper proposes the construction of a human-centered algorithmic governance framework and a classified data security protection strategy, aiming to provide theoretical support and practical recommendations for balancing technological progress with employment stability.

Keywords: artificial intelligence; employment structure; data governance; algorithmic ethics; privacy protection; generative AI; deepfake; EU Artificial Intelligence Act