

年龄歧视、人力资本和企业生产效率

——基于线上千万级职位描述的数据

陈晓宇¹, 侯京娅², 廖理¹, 张伟强¹, 祝恒书³

(1. 清华大学 五道口金融学院, 北京 100083; 2. 中证金融研究院, 北京 100033;
3. 中国科学院 计算机网络信息中心, 北京 100083)

摘要:在劳动力年龄结构重心后移的背景下, 劳动力市场中存在的年龄歧视问题需要引起重视。当前关于年龄歧视产生的原因及其对企业生产效率、人力资本影响的学术研究较少。文章从锚定效应出发构建理论模型, 从技能需求与产业转型升级视角探讨年龄歧视存在的原因, 并将经验资本引入企业成本最小化和利润最大化的分析框架, 进而探讨 35 岁年龄歧视对企业人力资本和生产效率的影响。基于线上千万级公开职位描述的数据, 文章使用文本分析方法构建城市维度的年龄歧视指标, 实证分析了其对企业生产效率的影响。研究发现, 年龄歧视程度越高, 企业的人力资本水平和生产效率就越低, 这在技能迭代速度较快的新兴产业中更显著; 同时, 产业结构迭代升级以及新兴产业对高技术技能的要求是造成年龄歧视的主要原因。机制分析表明, 年龄歧视通过降低经验密度和包含经验密度的人均产出而降低了企业生产效率, 而更好的营商环境可以缓解年龄歧视对人力资本和生产效率的负面影响。文章的研究为劳动力市场的结构性转型、企业提升人力资本水平和生产效率提供了理论与实证依据。

关键词: 年龄歧视; 劳动力市场; 企业生产效率; 人力资本; 文本分析

中图分类号: F249.2; F272; C912 文献标识码: A 文章编号: 1001-9952(2026)01-0153-16

DOI: 10.16538/j.cnki.jfe.20251020.301

一、引言

“年龄歧视”通常指在年龄与员工绩效无直接联系的情况下, 在招聘中人为设置年龄门槛, 导致超过特定年龄的个体无法或更难获得就业机会, 甚至被迫离开工作岗位的现象。从 20 世纪 90 年代至 21 世纪 10 年代, 我国 60 岁以上人口占比从 8.6% 上升到 13.3%, 收入高峰期年龄却从 55 岁下降至 35 岁, 收入高峰年轻化与人口结构老龄化形成了鲜明对比(Fang 和 Qiu, 2023)。“黄金年龄”的提前不仅是因为人力资本租赁价格的快速增长, 针对 35 岁求职者或在职者的年龄歧视也是其重要原因。

同时, 我国在校生数量屡创新高且在学时间延长, 延迟退休政策也逐步施行, 晚工作、晚退休导致我国劳动力年龄结构重心发生了后移。然而在此背景下, 针对 35 岁的年龄歧视在劳动力

收稿日期: 2025-03-14

基金项目: 教育部人文社会科学重点研究基地重大项目(22JJD790091)

作者简介: 陈晓宇(1999-), 男, 山东济南人, 清华大学五道口金融学院博士研究生;

侯京娅(1990-), 女, 河南商丘人, 中证金融研究院助理研究员;

廖理(1966-), 男, 安徽阜阳人, 清华大学五道口金融学院讲席教授, 博士生导师;

张伟强(1974-), 男, 河南新郑人, 清华大学五道口金融学院副研究员;

祝恒书(1986-), 男, 江苏淮安人, 中国科学院计算机网络信息中心研究员, 博士生导师。

市场中却普遍存在。从青年教师招聘的年龄要求到人才头衔评定的年龄限制,从公务员报考要求到企业招募的年龄要求,以 35 岁为门槛的劳动力偏好屡见不鲜。该问题不利于个人的长期、可持续的职业发展,不仅引发了社会关注,也引起了学术研究的深入探讨与多维反思。

学界对劳动力市场中的歧视现象进行了广泛探讨,主要集中在性别、教育、劳动力流动限制等方面,并将其归因于少数群体的地位、信息不对称、偏见以及制度障碍等(Charles 和 Guryan, 2008; Becker, 2010; 蔡昉, 2010; 郭凯明和颜色, 2015; 于新亮等, 2021; 汪前元等, 2022; Heiserman 和 Simpson, 2023)。相关研究主要聚焦偏好性歧视和统计性歧视两大理论。偏好性歧视一般指因为个人好恶,出于个人或群体的情绪和主观偏见等非理性因素而排斥特定群体所产生的歧视(Becker, 1957);而统计性歧视则是指用人单位在面临求职者生产效率不确定性时会基于求职者所属群体的统计数据 and 整体特征进行推断,从而形成的对特定群体的歧视性判断(Phelps, 1972; Arrow, 1973)。35 岁前后的个体在健康、能力等方面并不存在明显的差异,设立招聘的 35 岁年龄门槛属于对劳动者的“刻板印象”,更大程度上属于偏好性歧视而非统计性歧视。

针对年龄歧视的影响,部分文献研究了年龄歧视的界定、年龄歧视与失业风险(蔚金霞等, 2024; 林文炼, 2025)之间的关系,以及研究中国劳动者收入高峰期提前现象(Fang 和 Qiu, 2023);也有文献从劳动者自身的可塑性(Marchiondo, 2022)、健康状况(张川川等, 2020)、工作经验(Guzzo 等, 2022)、薪资要求(Lazear, 1976)和刻板印象(锁凌燕等, 2023)等角度,或从企业端优化人员配置和招聘效率(赵曙明, 2001)以及成本控制(吴元元, 2010)的角度出发,将年龄歧视归因于年长劳动者可塑性降低、精力不足、难以管理、健康状况较差、人力资本陈旧、薪资期望过高,以及企业设定 35 岁等年龄门槛进行劳动力筛选时,在招聘效率和成本控制中可以获得的好处。在实践中,年长者拥有更加丰富的经验、更深的专业技能和知识等优势,从而更有利于提升其工作绩效(Guzzo 等, 2022; Fang 和 Qiu, 2023)。然而雇主可能倾向于投资年轻劳动者以期待更高的未来回报,不过新员工亦有薪资和培养等成本(赵曙明, 2001)。因此,若公司忽略劳动者的技能和经验,仅将年龄作为招聘的决定性筛选标准,不仅会忽略了高年龄与高能力的相关性,也会导致劳动力市场的供需失衡,使人力成本上升。高年龄、高能力的劳动者被排除出劳动力市场亦会导致企业人才流失、创新能力下降和市场机会的丧失,进而对经济效益和市场竞争力产生影响。

本文聚焦于企业招聘中普遍存在的“35 岁门槛”现象,探讨这一年龄歧视行为究竟是提升了效率,还是损害了人力资源的长期价值。在理论方面,首先,假设雇主具有“年轻劳动力技能投资高、雇佣概率高”及“年长劳动力技能投资低、雇佣概率低”的刻板印象,锚定效应下导致对年长劳动力的歧视,并误判其实际技能水平,导致出现系统性年龄偏见;其次,推导出产业升级对技能要求的变化会进一步加剧歧视;最后,将经验资本纳入企业成本最小化与利润最大化的理论框架,推导出年龄歧视对企业人力资本和生产效率的影响。在实证方面,本文依托某大型线上招聘平台的千万级职位数据,构建“35 岁年龄歧视指数”进行实证研究,结果表明,歧视程度越高,企业生产效率和单位人力资本水平越低,且这一负面影响在不同年龄段均存在。通过大语言模型和文本分析技术,本文进一步从技能需求、产业结构等维度剖析歧视成因。进一步机制分析显示,年龄歧视降低了企业对经验资本的依赖和人力培训的投入,从而损害效率与人力资本的积累,而良好的营商环境可缓解这种负面影响。因此,对 35 岁以上劳动者的歧视并不能提升企业效率,用人单位应消除偏见、涵养长期人力资本,以充分发挥劳动力价值。

本研究可能的边际创新体现在以下四个方面:第一,从需求端揭示了年龄歧视的形成机制及其对企业生产效率的影响,填补了理论空白,为年龄歧视干预政策提供了理论依据;第二,基于千万级职位描述数据构建城市年龄歧视指数,从市场微观行为视角开辟了年龄歧视分析的新视角;第三,实证分析 35 岁年龄歧视对于企业生产效率和人力成本的影响,为劳动力市场的结

构性转型升级和企业生产效率提升提供了实证依据；第四，相关结论亦能为促进就业和招聘公平、优化人力资源配置提供新的对策思路。

二、理论模型和研究假设

从年龄歧视的形成原因来看，雇主会对“年轻劳动力技能投资高、雇佣概率高”以及“年长劳动力技能投资低、雇佣概率低”的表现产生刻板印象，久而久之形成锚定效应（Glover 等，2017；林文炼，2025），产生对年长劳动力的歧视，导致对其技能投资水平的“误读”，进而出现年龄歧视。本文将经验资本纳入企业成本最小化与利润最大化的分析框架中，从理论上推导 35 岁年龄歧视对企业人力资本和生产效率的影响。理论推导表明，若企业出于年龄歧视而低估年长劳动力的经验资本，则会扭曲其在劳动雇佣、经验资本水平选择及劳动要素投入方面的成本最小化决策，进而可能导致企业降低单位劳动用工成本，减少经验资本密度，最终降低企业的实际人均产出水平和人均经验资本水平，使企业偏离生产优化路径。

（一）年龄歧视存在的原因

本文的模型分为技能投资决策和雇佣决策两步。第一步，年轻劳动力 Y 和年长劳动力 O 选择技能投资水平 e ，并对应支付投资技能时的成本 $C_{age}(e, \theta)$ 。其中：

$$C_{age}(e, \theta) = k_{age} \times \frac{e^{1+\gamma}}{1+\gamma} \times \theta^{-\alpha}, age = \{Y, O\} \quad (1)$$

年轻劳动力 Y 和年长劳动力 O 的技能投资边际成本和学习效率不同，使二者最终的技能投资水平存在差异性。其中， $k_Y < k_O$ ，即年长劳动力的技能边际投资成本更高； $\alpha > 0$ ，且 α 越大技能学习效率越高。对每个求职者求解式(2)，得到相应一阶条件和最优技能投资 e_{age}^* 如式(3)、式(4)所示：

$$\max_e P(\text{hire}|e, s) \times w - C_{age}(e, \theta) \quad (2)$$

$$w \times \frac{\partial P}{\partial e} = k_{age} \times e^\gamma \cdot \theta^{-\alpha} \quad (3)$$

$$e_{age}^*(\theta) = \left(\frac{w \times \frac{\partial P}{\partial e}}{k_{age} \times \theta^{-\alpha}} \right)^{\frac{1}{\gamma}} \quad (4)$$

其中，最优投资是技能边际投资成本 k_{age} 和能力值 θ 的隐函数。

第二步，雇主根据观测到的劳动力能力水平和技能投资水平，基于自身设置的门槛给出一个雇佣规则，并对外界给出一个适应于能力 θ 分布、技能投资水平 e 的雇佣概率。其中，雇主不能观测到求职者的具体能力 θ ，而只能看到考察求职者时的综合能力信号 s ，因此虽然雇主有一个准确的雇佣门槛 c^* ，却只能对求职者基于具体能力 θ 的分布特征和技能投资水平 e 的特征给出一个雇佣概率的衡量。设定雇主观测到的 $\theta \sim N(\mu_{age}, \sigma_\theta^2)$ ，雇主对求职者考察后得到一个求职者能力的信号 s ，这个信号是求职者技能投资水平 e 、求职者真实能力 θ 和干扰波动项 ε 的线性加总，定义：

$$s - \beta e = \theta + \varepsilon, \varepsilon \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (5)$$

当且仅当雇主对求职者的后验能力期望大于门槛值 c^* 时，雇主选择招募该求职者，即：

$$E(\theta|s, age) \geq c^* \quad (6)$$

结合正态分布的性质和贝叶斯定理，可以计算得出雇主对求职者的后验期望等于先验均值与调整后信号的加权平均，令 $\tau_\theta^2 = \frac{1}{\sigma_\theta^2}$ ， $\tau_\varepsilon^2 = \frac{1}{\sigma_\varepsilon^2}$ ，则可以得到：

$$E(\theta|s, age) = \frac{\mu_{age}\tau_{\theta}^2 + (s - \beta e)\tau_{\varepsilon}^2}{\tau_{\theta}^2 + \tau_{\varepsilon}^2} \quad (7)$$

雇主收到的信号 s 满足下述公式时会进行招募:

$$s \geq \frac{\tau_{\theta}^2 + \tau_{\varepsilon}^2}{\tau_{\varepsilon}^2} c^* + (\beta e \tau_{\varepsilon}^2 - \mu \tau_{\theta}^2) \quad (8)$$

依照上文设定, 雇主观测到的求职者能力信号 s 的分布由求职者真实能力 θ 、技能投资水平 e 和干扰波动项 ε 的线性加总决定。在上述三个成分中, 雇主仅能观测到求职者技能投资水平 e , 而对求职者真实能力 θ 和干扰波动项 ε 仅有一个分布上的认识, 因此雇主基于对求职者具体能力 θ 的分布特征和技能投资水平 e 的特征给出一个雇佣概率的衡量, 即:

$$P(\text{Hire}|e, s) = P\left[S \geq \frac{\tau_{\theta}^2 + \tau_{\varepsilon}^2}{\tau_{\varepsilon}^2} c^* + (\beta e \tau_{\varepsilon}^2 - \mu \tau_{\theta}^2)\right] = P\left[\theta + \varepsilon \geq \frac{\tau_{\theta}^2 + \tau_{\varepsilon}^2}{\tau_{\varepsilon}^2} c^* - \mu \tau_{\theta}^2 + \beta(\tau_{\varepsilon}^2 - 1)e\right] = 1 - \varphi(m) \quad (9)$$

其中, $\varphi(m)$ 是正态分布的累计概率分布函数, $m = k\left[\frac{\tau_{\theta}^2 + \tau_{\varepsilon}^2}{\tau_{\varepsilon}^2} c^* - \mu \tau_{\theta}^2 + \beta(\tau_{\varepsilon}^2 - 1)e\right] + b$, k 为 m 经标准正态分布转化后的斜率参数, b 为 m 经标准正态分布转化后的截距参数, $k > 0$ 。均衡时, 上述两个问题的稳态应当满足: (1) 雇主基于 e 和观测到的信号 s 给出的雇佣概率是给定的; (2) 雇主基于不同 e 给出雇佣概率, 年轻劳动力 Y 和年长劳动力 O 均没有激励对自身的投资进行改变。将上述雇佣概率代入第一步的求职者最优化问题, 经推导得到 $e_o^* < e_y^*$, 即年轻劳动力选择更高的技能投资, 而年长劳动力则选择更小的技能投资水平。

进一步地, 年轻劳动力选择更高的技能投资, 而年长劳动力则选择更低的技能投资水平的结果是什么呢? 由链式法则可知: $\frac{\partial P(\text{Hire}|e, s)}{\partial e} = \frac{\partial P(\text{Hire}|e, s)}{\partial \varphi(m)} \times \frac{\partial \varphi(m)}{\partial m} \times \frac{\partial m}{\partial e} > 0$, 即选择更高技能投资的群体有更高的被雇佣概率, 也即选择更低技能投资的群体被雇佣概率更低, 受到雇佣歧视。定义这种歧视程度为年长劳动力相对于年轻劳动力的“误读”水平, 记为 σ :

$$\sigma = \frac{P_{\text{hire}, O}}{P_{\text{hire}, Y}} \quad (10)$$

当年长劳动力的雇佣概率 $P_{\text{hire}, O}$ 小于年轻劳动力的雇佣概率 $P_{\text{hire}, Y}$ 时, 会产生年长劳动力相对于年轻劳动力的雇佣歧视, σ 越大, 歧视程度越高。

综上, 本文认为年龄歧视存在的原因主要在于以下三个方面: 首先, 雇主为了筛选出符合岗位技能门槛的劳动力, 会对求职者进行选择。由于不同年龄劳动者的技能掌握程度存在差异, 雇主往往更偏好于选择技能投资更高的年轻劳动力。其次, 年轻劳动力 (Y) 和年长劳动力 (O) 在技能投资边际成本和学习效率上有所不同, 加之不同行业对技能的要求也具有差异性, 导致年龄歧视呈现出行业异质性。技能更新速度较快的行业更倾向于雇佣技能投资更高的年轻劳动力, 产生对年长劳动力的挤出。此外, 若雇主对某些特定技能有明显偏好, 而该类技能又更集中于年轻群体, 则会进一步加剧 Y 与 O 在雇佣概率上的差别。最后, 雇主容易固化成一种刻板认知, 认为年轻劳动力通常技能投资高、更易就业, 年长劳动力则技能投资低、就业概率低。这种认知逐渐锚定作为一种判别偏差, 脱离个体实际能力, 导致对年长劳动力的歧视, 并系统性地低估其真实技能水平, 从而强化了劳动力市场中的年龄歧视现象。上述机制也成为下文理论模型中企业“误读”及年龄歧视的基础设定。

基于上述理论推导, 本文提出第一个和第二个研究假设:

H1: 技能投资的异质性要求导致了年龄歧视的差异性, 技能要求越高的岗位年龄歧视程度越高。

H2: 产业升级带来技能迭代速度加快, 进而导致新兴产业部门的年龄歧视更高, 年龄歧视的影响也会更大。

(二) 年龄歧视对企业人力资本和生产效率的影响

基于既有研究模型(郭凯明和颜色, 2015; 郭凯明和王藤桥, 2019; 王贤彬和陈春秀, 2023; Acemoglu, 2023), 本文将年长的劳动力所独有的经验资本 H 作为技术生产的内生要素纳入分析框架中。在模型中, 年轻劳动力仅提供普通劳动力 L , 年长的劳动力不仅具备 L , 还拥有因其工作时间更长所积累的独特经验资本 H 。该经验资本既能增强 L 的效能, 又可作为独立生产要素直接参与技术生产。由此, 无歧视下的真实生产函数为:

$$Y_0 = A_0 H^\beta K^\alpha (H + L)^{1-\alpha-\beta} \quad (11)$$

其中, $A_0 H^\beta$ 代表包含经验资本的企业技术生产, K 代表资本, L 代表普通劳动力, $H + L$ 代表经验资本和普通劳动力加总提供的总劳动力要素水平。参数 $\alpha, \beta \in (0, 1)$, 且 $\alpha + \beta \in (0, 1)$ 。在模型设定中, 由于只有更年长的劳动力拥有经验资本, 因此年长劳动力主导企业的技术生产过程, 并由此对企业生产能力造成影响。

根据上文的分析, 雇主对年轻劳动力往往存在技能投资高、雇佣概率高的锚定认知, 而对年长劳动力则认为其技能投资低、雇佣概率低。这种系统性认知偏差形成了对年长劳动力的歧视或“误读”, 其歧视程度可表示为给定技能投资水平下年长劳动力与年轻劳动力的雇佣概率之比。在该模型设定下, 尽管企业认可年长劳动力拥有更丰富的技能或经验水平, 却仍对其生产能力存在歧视, 即认为年长劳动力所拥有的技能或经验资本存在一定程度的折价。在垄断企业的最小化问题中, 企业一方面在生产函数中引入年龄歧视, 另一方面却需在成本端付出不存在年龄歧视和“误读”时的工资水平, 从而体现出决策过程中的内在矛盾。参考式(10), 设企业的这一歧视水平为 $\sigma \in (0, 1)$ 。基于本文的假设, 考虑企业选择经验资本、劳动力和资本的投入数量进行成本最小化的问题:

$$\min_{K_t, L_t, H_t} C_t = \min(rK_t + w_L L_t + w_H H_t), \text{ s.t. } Y_t = A_0 \sigma^\beta H_t^\beta K_t^\alpha (\sigma H_t + L_t)^{1-\alpha-\beta} \quad (12)$$

成本最小化问题设定中, r 代表资本的租赁价格, w_L 代表普通劳动力的使用成本, w_H 代表经验资本的使用成本, 给定企业真实的要素价格 (r, w_L, w_H) , 仅根据当前的情况来决定 K, L, H 的投入, 且不考虑人力资本的积累效应, 因此企业的成本最小化问题无需考虑时间 t 及其下一期 $t+1$ 的情形; 企业根据不“误读”时的工资水平为经验资本付费。

构造拉格朗日函数, 联立一阶条件, 并设经验密度 $x \equiv \frac{H}{L}$, 包含误读的生产密度 $M \equiv \frac{Y}{L}$, 根据一阶条件:

$$x = \frac{\beta w^L}{(1-\alpha-\beta)w^H + (\alpha-1)\sigma w^L} \quad (13)$$

$$M = \frac{(w^H)^\alpha A_0 \sigma^\alpha \beta^\beta (1-\alpha-\beta)^{1-\alpha-\beta} (w^H - w^L)^{1-\alpha-\beta}}{r^\alpha [(1-\alpha-\beta)w^H + (\alpha-1)\sigma w^L]} \quad (14)$$

稳态时, 经验密度 $x(\sigma) \equiv \frac{H}{L}$ 和包含误读的人均劳动产出 $M(\sigma) \equiv \frac{Y}{L}$ 均为年龄歧视或误读水平 σ 的函数。年龄歧视通过降低经验密度 $x(\sigma)$ 和包含经验资本的人均产出 $M(\sigma)$, 从而影响企业生产效率。基于上述理论推导, 本文提出第三个和第四个研究假设:

H3: 年龄歧视通过降低经验密度, 从而对企业生产效率产生负向影响。

H4: 年龄歧视通过降低包含经验资本的人均产出, 从而对企业生产效率产生负向影响。

(三) 比较静态分析

在模型设定中, 企业在生产函数中对年长劳动力的经验资本存在“误读”(即年龄歧视)。这将促使企业通过调整劳动雇佣结构、经验资本配置和资本投入来降低单位劳动成本, 进而影响实际人均产出水平和人均经验资本水平, 最终传导至企业的全要素生产率。

鉴于此,定义企业实际的单位劳动成本 c 、人均劳动产出 y 和人均人力资本量 h 分别为:

$$c \equiv \frac{w_L L + w_H H}{L} = w_L + w_H x \quad (15)$$

$$y \equiv \frac{Y_0}{L} = A_0 \left(\frac{H}{L}\right)^\beta \left(\frac{K}{L}\right)^\alpha \left(\frac{H}{L} + 1\right)^{1-\alpha-\beta} = A_0 x^\beta \left[\frac{\alpha w^L (\sigma x + 1)}{(1-\alpha-\beta)r} \right]^\alpha (x+1)^{1-\alpha-\beta} \quad (16)$$

$$h \equiv \frac{H^\beta}{L} = x^\beta \left[M \mu E^m \left(\frac{k-1}{k \cdot MC} \right)^{k-1} \right]^{1-\beta} \quad (17)$$

将经验资本加入技术生产过程中并表示为 $A_0 H^\beta$,由此人均经验资本水平 H^β 的变化也会影响企业人均技术生产水平,即影响企业的全要素生产率水平。基于式(14)可知, $\frac{\partial M}{\partial \sigma} > 0$,其中,年龄歧视程度越高(σ 越小),经验密度 x 越小,企业当期投入的经验资本数量越低;由式(13)和式(15)以及链式法则可知 $\frac{\partial c}{\partial \sigma} = \frac{\partial c}{\partial x} \cdot \frac{\partial x}{\partial \sigma} > 0$,即年龄歧视程度越高(σ 越小),企业的人均单位劳动力成本越低,企业的人力资本水平也会越低。由此,本文推导出第五个研究假设:

H5: 年龄歧视降低了企业的人力资本水平。

基于(13)式,显然也有 $\frac{\partial x}{\partial \sigma} > 0$,这个式子表明,年龄歧视程度越高(σ 越小),意味着企业对年轻劳动力的认知偏差越大,导致包含“误读”的经验密度和生产效率越低;观察(16)式可知, $\frac{\partial y}{\partial \sigma} > 0$,即年龄歧视程度越高(σ 越小),不包含“误读”的企业真实人均劳动产出越低;由(14)式和(17)式,得到 $\frac{\partial h}{\partial \sigma} = \frac{\partial h}{\partial M} \cdot \frac{\partial M}{\partial \sigma} > 0$,结合技术生产的表达式 $A \frac{H^\beta}{L} = Ah$,表明企业的年龄歧视程度越高(σ 越小),企业的技术生产或全要素生产率越低。由此,本文推导出第六个研究假设:

H6: 年龄歧视降低了企业生产效率。

本文理论模型和实证研究的整体框架是:首先,分析岗位及行业的技能投资差异如何促进年轻劳动力增加技能投资,形成劳动力结构的初始分化;其次,探讨此类差异如何进一步影响城市与企业的年龄歧视水平,并作用于两个核心变量——经验资本依赖度(x)和人力资本培育投入强度(M);最后,考察年龄歧视如何通过削弱经验积累效率与人力投资强度,进而抑制企业整体生产效率。

三、研究设计

(一)核心解释变量

参考 Bai 和 Jia(2016)的思路,本文构建了以 35 岁为分界线的年龄歧视指标 $drate_j$,并将其作为核心解释变量。本文基于 2021 年我国某大型互联网招聘平台的全量脱敏职位描述信息,提取了明确限制应聘者年龄的招聘文本。为便于数据分析,本文将数据按照职位描述中的工作城市聚合到地级市层次。考虑数据有效性,仅保留实际发生招聘行为的数据。基于得到的文本数据库,通过正则表达式识别并统计带有限制 35 岁及以上年龄要求的职位描述数量,及其占对应城市职位描述的比例。按照式(17)定义,最终在城市层面构建了年龄歧视变量 $drate_j$,代表城市 j 中的超过 35 岁求职者群体相对不能投递的岗位比例。对应构建公式为:

$$drate_j = \left(\frac{\text{城市 } j \text{ 中 34 岁可以投递的职位描述数}}{\text{城市 } j \text{ 中有雇主雇员间沟通的职位描述总数}} - \frac{\text{城市 } j \text{ 中 35 岁可以投递的职位描述数}}{\text{城市 } j \text{ 中有雇主雇员间沟通的职位描述总数}} \right) \times 100 \quad (18)$$

在城市层面，职位描述中的公司所在地被认定为对应城市。关于 34 岁与 35 岁求职者是否可投递的职位数量判定如下：若职位描述中包含“18—25 岁”，则 34 岁和 35 岁求职者均不可投递；若注明“25—40 岁”，则 34 岁和 35 岁求职者均可投递；若注明“35 岁以内”，则 34 岁求职者可投递但 35 岁求职者不可投递。所有招聘信息均经平台审核，本文认为该指标所依据的职位描述真实有效。

（二）变量构建

本文的被解释变量是企业生产效率和人力资本。首先，本文以全要素生产率和劳动生产率代表企业的生产效率，具体可参考杨汝岱(2015)的研究。学界目前衡量企业全要素生产率的方法有 OP 法、LP 法、FE 法、OLS 法和 GMM 法等，参考 Levinsohn 和 Petrin(2003)及 Olley 和 Pakes(1996)的研究，本文使用 OP 法和 LP 法测算企业全要素生产率。参考 Imbert 等(2022)、牛志伟等(2023)基于企业层面的国内外微观数据，本文也定义劳动生产率为人均营业收入的自然对数值。文献对人力资本的测度主要采用成本法和收入法，即用劳动者的教育和技能投入(Gu 和 Wong, 2015)或劳动者预期可获得的收入(Jorgenson 和 Fraumeni, 1991)进行测算，本文用企业的单位劳动用工成本表示人力资本。参考 Imbert 等(2022)的研究，定义企业的单位劳动用工成本为现金流量表项目的当期“支付给员工以及为职工支付的现金”除以员工总数，并取对数。

为确保识别策略的稳健性，本文加入企业和城市两个层面的控制变量。企业层面变量为资产负债率、第一大股东持股比例、无形资产比例、市净率、独立董事数目和企业年龄(对数)，用以反映企业财务规模、资产结构、基本特征和市场估值等情况。其中，资产负债率为企业年报中的总负债除以总资产；第一大股东持股比例为第一大股东持股百分比；无形资产比例为无形资产除以总资产；市净率为年末的市净率；独立董事数目为年末披露的独立董事数目；企业年龄为企业上市至今的存续年份取对数。城市层面则控制了 GDP 增速，以反映城市经济增长水平。为进一步在城市层面控制产业结构差异的影响，本文还引入了城市第一产业占比、第二产业集聚度和新兴第三产业企业密度等变量，并控制上市公司行业门类固定效应，以减少遗漏变量问题。

（三）模型设定与数据来源

本文以 2021 年中国沪深 A 股上市公司为研究对象。公司财务数据与基本特征来自国泰安(CSMAR)数据库；年龄歧视数据是根据某大型互联网招聘平台 2021 年职位描述，在城市层面进行估算得出；城市工具变量与控制变量来源于中国研究数据服务平台(CNRDS)和中国城市统计年鉴。此外，依托 RESSET 数据提取并处理了约 7800 万条职业描述信息，并将其聚类至公司层面用于稳健性检验。为确保样本质量，本文剔除了关键变量缺失、ST 与 *ST 状态、金融及房地产行业公司，以及职位描述未能匹配到地级市的样本。经过剔除，本文最终获得 3473 家 2021 年 A 股上市公司有效样本。本文对年龄歧视与人力成本、全要素生产率和劳动生产率进行回归，主回归分析模型设定如下：

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 drate_j + \delta X_{ij} + \varepsilon_{ij} \quad (19)$$

其中， i 代表上市公司， j 代表城市； $drate_j$ 代表职位可投递比例的降低幅度，该指标衡量在仅考虑年龄限制条件下，35 岁求职者相对于 34 岁求职者可投递职位数量比例的下降程度； X_{ij} 代表公司和城市层面的控制变量； ε_{ij} 代表误差项。

四、回归分析

（一）年龄歧视与企业生产效率

企业在招聘中偏好年轻劳动力，通常源于对其体力、工作时长和技能迭代适应性的预期。然而，年长劳动力往往具备更丰富的工作经验、更高的技能积累水平，这也意味着年轻劳动力

未必在劳动生产率上更有优势。若企业过度依赖“35 岁门槛”筛选员工，可能难以有效利用现有人力资本资源。

在表 1 中，本文以 LP 法计算企业全要素生产率 *TFP*，并以人均营业收入的自然对数值 *YLratio* 测算劳动生产率，将 35 岁以下年龄偏好比率 *drate* 作为自变量。列(1)和列(2)、列(3)和列(4)分别是以劳动生产率、全要素生产率作为被解释变量，呈现了 35 岁年龄歧视对企业生产率的实证分析结果。^①表 1 的回归结果显示，35 岁以下劳动力偏好比率与企业生产率显著负相关。年龄歧视程度每提高 1%，劳动生产率平均下降 0.082%。这表明，尽管企业期待通过招聘年轻劳动力来提升产出效率，但可能会因忽视经验型劳动力的价值而适得其反。进一步以全要素生产率作为生产率的衡量指标，本文发现年龄歧视每提高 1%，全要素生产率下降 0.114% 至 0.119%，说明年龄歧视不仅损害当期劳动效率，也抑制了企业整体资源配置和技术要素的协同效率。综上，以“35 岁门槛”为代表的年龄歧视削弱了企业对经验资本的利用，导致生产效率停滞甚至下降。企业降低招聘过程中的年龄歧视有助于“人尽其才”，更好发挥人力资本价值，优化劳动力结构，从而推动生产率的持续提升。

(二) 年龄歧视与人力资本

进一步从人力资本角度考察作用机制。表 2 以单位员工现金薪酬 *laborcost* 作为人力资本投入的衡量指标，回归结果显示，35 岁年龄歧视程度与企业人力资本水平均显著负相关。具体来看，年龄歧视每上升 1%，企业的人力资本投入约下降 0.134% 至 0.233%。上述结果说明，企业在招聘中实施年龄门槛往往是出于“降低成本”的考虑，通过减少年轻劳动力的比例来实现在短期内降低薪酬支出。然而，这种“降本”行为实际上削弱了企业对高技能、高经验劳动力的获取，会导致整体人力资本水平的降低。

结合表 1 和表 2，年龄歧视不仅削弱了生产效率，也降低了人力资本积累，二者之间存在相互强化机制，即人力资本下降削弱了企业的创新和学习能力，进而阻碍生产效率的提升；而生产效率的停滞又进一步降低了企业增加人力资本投入的激励和意愿。因此，年龄歧视可能会导致企业陷入一种“低人力资本—低效率—低人力资本”的恶性循环，损害企业的长期竞争力。

(三) 工具变量回归

本文采用工具变量法以缓解内生性问题。参考 Bartik(1991)、Imbert 等(2022)、王永钦和董雯(2020)的方法，本文构建了一个巴蒂克工具变量(*BartikIV*)，其体现了地区就业结构与全国层面行业年龄歧视冲击。以 2011 年(基年)各地区三大产业的就业占比作为份额，以全国各产业的 35 岁年龄歧视程度作为冲击，将二者相乘并加总成最终的工具变量。该构建思路有利于排除

表 1 年龄歧视与企业生产效率

变量	(1) <i>YLratio</i>	(2) <i>YLratio</i>	(3) <i>TFP</i>	(4) <i>TFP</i>
<i>drate</i>	-0.081** (0.033)	-0.082** (0.036)	-0.119*** (0.041)	-0.114*** (0.042)
控制变量	不控制	控制	不控制	控制
<i>Observations</i>	3 473	3 473	3 473	3 473
<i>Adjusted R-squared</i>	0.001	0.143	0.002	0.250

注：模型中控制了企业和城市的控制变量，其中括号内数字代表了系数或常数项的标准误，如无特殊说明，标准误为聚类到企业的标准误。出于节省篇幅的考虑，控制变量的系数省去。其中，***表示 $p < 0.01$ ，**表示 $p < 0.05$ ，*表示 $p < 0.1$ 。下同。

表 2 年龄歧视与企业人力资本

变量	(1) <i>laborcost</i>	(2) <i>laborcost</i>	(3) <i>laborcost</i>
<i>drate</i>	-0.220*** (0.017)	-0.233*** (0.017)	-0.134*** (0.018)
企业控制变量	不控制	控制	控制
城市控制变量	不控制	不控制	控制
<i>Observations</i>	3 473	3 473	3 473
<i>Adjusted R-squared</i>	0.043	0.068	0.187

① 本文还使用 OP 法计算全要素生产率进行了稳健性检验，相关结果留案备索。

地区产业结构、经济发展模式等混杂因素对年龄偏好估计的干扰。式(19)中, $proportion_{okj}$ 代表城市 j 在基年第 k 个产业部门的就业人口比重, $opdown_{ik}$ 代表全国范围内在当期第 k 个产业部门的 35 岁年龄歧视程度。

$$BartikIV_{jt} = \sum_{k=1}^3 proportion_{okj} \times opdown_{ik} \quad (20)$$

本文基于某大型线上招聘平台中雇主对求职者的主动沟通记录来构建巴蒂克工具变量的冲击部分。雇主对求职者的主动沟通可以视为工作邀约,若企业与超过 35 岁求职者的主动沟通次数显著降低,则反映出招聘行为中存在年龄歧视。^①首先,将沟通数据按年龄和行业加总,计算各“行业-年龄”组合的人均雇主平均主动沟通次数;其次,借助

OpenAI 大语言模型 API 接口将平台行业分类到三大产业部门,并进行人工核验;最后,在全国层面计算第一产业、第二产业和第三产业在每一年龄组的平均主动沟通次数,定义 $opdown_{ik}$ 为 k 部门 34 岁与 35 岁求职者的人均雇主平均主动沟通次数之差,并将其作为 $BartikIV$ 年龄歧视的冲击部分。本文基于基准年份构建的 $BartikIV$ 保证了工具变量的无关性假设。表 3 列(1)的第一阶段回归结果表明, $BartikIV$ 与年龄歧视指标 $drate$ 显著正相关, $Cragg-Donald F$ 值为 74.622,说明相关性假设成立,工具变量具有较强解释力;列(2)至列(4)的第二阶段结果显示,年龄歧视显著降低了企业的全要素生产率、劳动生产率和人力资本水平,且经济学含义与统计学含义均与 OLS 基准回归保持一致。工具变量回归的结果进一步增强了本文结论的稳健性。

(四)年龄歧视多样性的检验

实践中,35 岁是我国劳动力市场中最为突出、影响力最大的一个年龄歧视节点。本文以 35 岁与 34 岁之间的可投递岗位差异构建了年龄歧视指标,但这一设定可能存在一定局限,即仅聚焦 35 岁可能忽略其他年龄阶段同样存在的歧视现象。为此,本文进一步扩展了年龄歧视指标的度量方式:参照式(18)的方式分别构建 30 岁、40 岁、50 岁、60 岁与 20 岁之间的可投递岗位比例差($rate_{3020}$ 、 $rate_{4020}$ 、 $rate_{5020}$ 、 $rate_{6020}$),并以这些指标替代原变量重新进行回归。表 4 与附录中附表 4 表明,无论以 40 岁、50 岁还是 60 岁作为歧视阈值,年龄歧视均显著降低了企业生产效率 TFP 和人力资本投入 $laborcost$ 。一方面,企业在短期内通过减少年轻劳动力雇佣实现

表 3 使用巴蒂克工具变量 ($BartikIV$) 的回归结果

变量	(1) <i>drate</i>	(2) <i>TFP</i>	(3) <i>YLRatio</i>	(4) <i>laborcost</i>
<i>BartikIV</i>	0.108*** (0.011)			
<i>drate</i>		-0.436* (0.252)	-1.156*** (0.304)	-1.038*** (0.149)
控制变量	控制	控制	控制	控制
<i>Cragg-Donald F</i>	74.622	-	-	-
<i>Observations</i>	3 441	3 441	3 441	3 441

表 4 年龄歧视多样性指标与企业全要素生产率和人力资本

变量	<i>TFP</i>			
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>rate_6020</i>	-6.598*** (1.639)			
<i>rate_5020</i>		-6.756*** (1.718)		
<i>rate_4020</i>			-5.584** (2.207)	
<i>rate_3020</i>				-0.062 (3.945)
控制变量	控制	控制	控制	控制
<i>Observations</i>	3 473	3 473	3 473	3 473
<i>Adjusted R-squared</i>	0.251	0.251	0.249	0.248

① 本文的数据来源平台主要采取线上沟通进行劳动力匹配,在此过程中存在两种沟通方式:一种是雇主直接对期望沟通的求职者进行沟通,如果双方在沟通时对该沟通工作的情况较为满意,则雇主可以与求职者达成初步工作面试意向;另一种是求职者针对想要投递的工作岗位,主动找雇主进行沟通,如果双方在沟通时对该沟通工作的情况较为满意,则雇主也可以与求职者达成初步工作面试意向。本文认为,雇主对不同年龄段求职群体进行主动沟通的行为可以直接反映雇主自身的年龄偏好,因此更适合构建巴蒂克工具变量。

“成本节约”；另一方面，年龄歧视也带来了“生产率下降”。在 30—40 岁的年龄区间内，企业首次同时出现生产率下降与人力资本减少，而该区间正是 35 岁年龄歧视高发的阶段。若以“生产率边际损失与成本边际节约的比例”衡量不同年龄歧视对企业的净损失效应，可发现该比率在“40 岁相对于 30 岁”的歧视组中跃升至 0.74，高于“30 岁相对于 20 岁”组别的 0.01，呈现加速上升趋势。这表明，35 岁歧视会伴随更高的效率损失，进一步验证了以 35 岁为年龄歧视核心节点进行研究的学术价值与现实意义。^①

五、年龄歧视的形成机制及异质性分析

（一）年龄歧视的形成机制：基于技能的解释

职业所要求的技能结构差异往往与年龄歧视现象相伴发生。为验证该机制，本文基于 2021 年 RESSET 平台的上市公司职位描述文本，定义若某岗位职位描述中明确限制应聘者在 35 岁及以下，则认定该岗位存在 35 岁歧视，变量取值为 1；否则取 0。同时，提取每条职位描述中的年龄上限，若明确标注具体数字，则直接采用该数值；未注明者则默认设定为 60 岁。^②年龄下限要求也以类似方式提取，并进一步以年龄上限要求加年龄下限要求的均值计算岗位平均年龄要求。参考 Deming 和 Noray (2020) 以及吴非等 (2021) 的研究，本文构建不同维度的技能指标。首先，基于职业描述文本，结合人工阅读语料与大语言模型 (DeepSeek、GPT-4) 生成技能指标的种子词，经人工扩充和筛选后，使用 Word2Vec 等机器学习模型对文本进行分词和去除停用词等处理后，匹配每条职业描述与种子词之间的语义相似性，筛选出每个技能项下与基于文献、大语言模型生成的种子关键词相似性最高的前 50 个关键词。^③随后，使用 Python 逐条比照职位描述文本，统计每一个关键词的出现频次，从而构建对应技能的二元变量，若某技能的关键词在一条职位描述文本中出现至少一次，则该职业文本对该技能要求标识为 1，否则为 0。按照式 (20) 进行实证分析，其中 Y_i 代表年龄要求的相关变量， $Dummy_Skill_i$ 代表对应技能要求的哑变量，如果对应 $\beta_i > 0$ ，则代表对应技能要求提升了对应范畴的年龄要求：

$$Y_i = \beta_0 + \sum_i \beta_i Dummy_Skill_i + \varepsilon_i \quad (21)$$

表 5 的结果显示，一方面，数字技术应用、大数据、云计算等新兴技术技能，以及社交技能和个性特质等创造性技能的需求，显著提高了岗位中设置“35 岁以下限制”的概率，这反映出企业普遍认为年轻劳动力在这些领域更具有学习优势及应用潜力，从而加剧了对年长劳动力的排斥；另一方面，认知能力、写作能力、专业软件操作等传统技能要求则普遍与较高的年龄上限和较低“35 岁限制”概率相关，这表明这些技能与年龄的关联性较弱，企业对具备这些技能的年长劳动力接纳度更高。这意味着企业对传统技能要求越高，其对劳动力年轻化的偏好将反而越弱。综合上述研究结果可以看出，35 岁年龄歧视现象在很大程度上是源于企业将“新兴技术”和“核心软技能”需求与年轻群体相绑定。该实证结果与理论模型的推演高度吻合，进一步验证

^① 此外，本文还基于 2021 年 RESSET 数据库约 7814 万条招聘描述信息，通过对沪深 A 股上市公司的招聘文本进行筛选，共获得了 56 万余条有效样本，沿用城市层面年龄歧视指标的构建方法进一步构建了企业层面的两个年龄歧视指标：一是存在 35 岁职业歧视的岗位比例，二是企业是否存在 35 岁年龄歧视（哑变量）。所得企业层面的估计结果与主回归基本一致，进一步支持了本文的研究结论。本文还以企业的总专利申请量、发明专利申请量和实用新型专利申请量为因变量，对年龄歧视进行了回归，以排除研发创新这一短期转型压力对企业生产效能的可能负面影响。针对潜在的内生性问题，本文还借鉴 Ishimaru (2024) 等的研究方法，分别通过系数差异分解和回归敏感性分析，对结论的稳健性作了进一步验证。限于篇幅，上述结果留案备索。

^② 2021 年我国的男性退休年龄为 60 岁，尽管女性退休年龄要早于男性退休年龄，但对于那些没有年龄上限要求的职位描述文本，为不失一般性，本文采用男性退休年龄 60 岁以表明年龄门槛对所有适龄工作人群均没有约束。

^③ 本文附录 1 中列出了各技能指标所对应的关键词明细。

了技能维度在年龄歧视形成机制中具有关键作用。

(二) 年龄歧视的形成机制：基于产业结构的解释

不同产业对技能更新速度和技能类型的要求存在显著差异。在数字化程度高、新兴产业集中的行业中，岗位更新快、对前沿技术掌握要求高，年轻劳动力的技能优势更为突出，这加剧了对年长劳动力的挤出效应，更容易产生“年龄歧视”现象。与此对应，在更多依赖经验积累和稳定性高的传统行业，雇主往往更加青睐年长劳动力，设置年龄限制的现象也相对较少。可见，产业间在技能需求属性与迭代速度等方面的差异共同导致了年龄歧视的异质性。本文基于某大型线上招聘平台行为数据，构建行业层面的人均雇主平均主动沟通次数，采用断点回归分析的方法验证年龄歧视在不同行业间的异质性，以对年龄歧视的形成机制做进一步分析。

通过在不同行业进行断点回归，对35岁两侧的人均雇主沟通次数进行二次拟合，依据回归系数在5%水平上是否显著为负，考察年龄歧视的行业异质性特征。图1和附录3中展示了按系数显著性情况分类的行业结果。具体而言，第一类行业在5%水平上显著为负，主要集中在技术与资本密集型行业领域，如互联网、电信/网络设备及电子/半导体/集成电路等技术驱动强、技能更迭快的部门；第二类行业在5%水平上不显著或显著为正，主要包括传统制造业、大部分劳动密集型服务业（如家庭服务、旅游和物业管理）、健康服务以及包括保险、银行、信托和基金等金融部门，这些行业技术迭代速度较慢，更注重经验积累与技能熟练度，对年轻劳动力的偏好相对较低。

表5 技能投资的差异导致不同程度的年龄歧视程度

变量	(1)	(2)
	年龄上限	年龄是否限制35岁及以下
社交技能	0.035*** (0.007)	0.001*** (0.000)
认知技能	0.310*** (0.005)	-0.007*** (0.000)
个性特质	-0.098*** (0.010)	0.003*** (0.000)
写作	0.361*** (0.017)	-0.007*** (0.000)
管理	-0.011 (0.007)	-0.001*** (0.000)
客户服务	-0.243*** (0.009)	0.007*** (0.000)
办公软件	0.124*** (0.013)	-0.003*** (0.000)
数据分析	0.001 (0.013)	0.000 (0.000)
专业软件	1.225*** (0.045)	-0.029*** (0.001)
人工智能技术	-0.019 (0.019)	0.001** (0.001)
大数据技术	-0.122*** (0.023)	0.003*** (0.001)
区块链技术	0.444*** (0.043)	-0.012*** (0.001)
云计算技术	0.196*** (0.022)	-0.005*** (0.001)
数字技术应用	-0.092*** (0.028)	0.005*** (0.001)
Observations	568 119	568 119
Adjusted R-squared	0.013	0.009

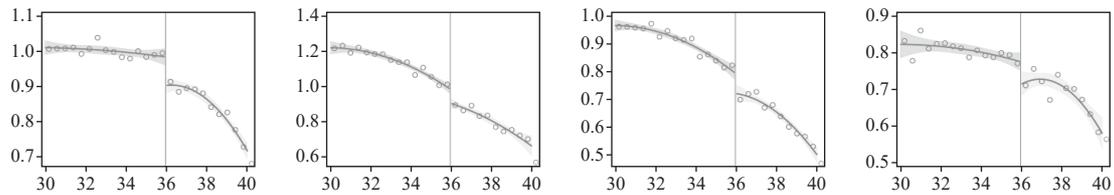


图1 招聘年龄偏好：35岁后有显著向下断点的代表性行业

注：图1为行业加总的人均招聘者主动沟通次数与求职者年龄之间关系的参数估计断点回归估计结果。该图的横轴为求职者对应的年龄，纵轴为行业加总的人均招聘者主动沟通次数。从左到右的行业对应为互联网、企业服务、批发和零售、原材料加工/模具。图中各点为行业加总的人均招聘者主动沟通次数的估计结果，阴影代表系数的95%置信区间。

(三) 年龄歧视影响的产业内部差异性

本文进一步实证分析35岁年龄歧视对不同行业的企业生产效率和人力资本的异质性影响。表6中展示了劳动密集型企业、资本密集型企业和技术密集型企业不同表现，其中，列(1)和列(2)代表劳动密集型企业，列(3)和列(4)代表资本密集型企业，列(5)和列(6)代表技术密集型企业，企业分类参考尹美群等(2018)的标准。结果表明，劳动密集型企业与资本密集型企业年

龄歧视比率每上升 1%，薪资水平分别降低 0.099% 和 0.065%，但全要素生产率未受明显影响；技术密集型企业的年龄歧视比率每上升 1%，全要素生产率降低 0.146%，薪资水平降低 0.16%。总体来看，资本密集型企业的生产效率受年龄歧视的负面影响最小；技术密集型企业受到 35 岁年龄歧视的负面影响最大。尽管如此，所有类型的企业均受到 35 岁年龄歧视的负面冲击，具体体现为生产效率下降或薪酬水平降低。^①

表 6 基于生产要素类型的异质性分析

变量	劳动密集型企业		资本密集型企业		技术密集型企业	
	(1)TFP	(2)laborcost	(3)TFP	(4)laborcost	(5)TFP	(6)laborcost
<i>drate</i>	-0.078 (0.084)	-0.099*** (0.036)	-0.116 (0.087)	-0.065* (0.035)	-0.146** (0.057)	-0.160*** (0.026)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Observations</i>	1 084	1 084	596	596	1 741	1 741
<i>Adjusted R-squared</i>	0.303	0.248	0.259	0.305	0.197	0.153

注：劳动生产率的异质性分析结果在经济学和统计学含义上与全要素生产率的回归结果类似，限于篇幅，这里仅展示全要素生产率的回归结果，有关劳动生产率的结果备索，下同。

(四) 年龄歧视何以影响企业生产效率：基于经验资本依赖度和人力资本培育投入强度的解释

在理论模型中，经验密度 x 和包含经验资本的生产效率 M 均受到年龄歧视程度 σ 的影响。年龄歧视可能通过降低经验密度 x 以及包含经验资本的人均产出 M ，进而对企业生产效率产生负面影响。本文构建经验资本依赖度和人力资本培育投入强度两个指标，分别对应经验密度 x 和包含经验资本的生产效率 M 。其中，经验资本依赖度用以衡量企业在生产经营过程中对生产经验、知识积累、技术强度等经验资本要素的依赖程度；“人力资本培育投入强度”用以衡量企业在员工保护、培训和技能提升等方面的投入强度，反映了企业的生产潜力。理论上，企业生产效率依赖知识和技术应用，技术应用水平越高，生产效率也越高(姚加权等, 2024)。而知识和技术的有效应用往往建立在持续经验积累和人才创新的基础上，因此经验资本依赖度较高的企业通常技术积累更强，从而生产效率更高。

与财务指标相比，年报文本更能反映企业管理者的主观判断及认知决策，更适合用于分析年龄歧视的作用机制。文本分析方法可通过语义信息直接捕捉企业在经验资本利用与人力资本投资方面的实际投入。首先，本文通过人工阅读《中国企业人力资源发展报告(2023)》等相关资料，使用 Word2Vec、大语言模型(DeepSeek、OpenAI)生成种子词；其次，借助腾讯预训练的 100 维、200 万词语的 1.8G 中文词向量模型(Song 等, 2018)，依语义相似度筛选每个种子词最相似的前 8 个词语，经人工剔除不合理项后构建出扩展词集；^②最后，使用对企业年报文本进行分词、去停用词等预处理，基于扩展词集进行词嵌入与词频统计，形成年度指标。表 7 中无论是 OLS 还是 IV 估计，

表 7 基于经验资本依赖度和人力资本培育投入强度的机制分析

变量	经验资本依赖度		人力资本培育投入强度	
	OLS	IV	OLS	IV
<i>drate</i>	-0.234*** (0.090)	-2.938*** (0.702)	-0.180*** (0.054)	-0.698** (0.332)
控制变量	控制	控制	控制	控制
<i>Observations</i>	3 473	3 441	3 473	3 441
<i>R-squared</i>	0.104		0.019	

① 本文还进一步研究了基于三大产业、区分互联网和制造业的分类异质性结果，研究发现，第三产业和互联网企业这类本就容易受年龄歧视较为严重的部门，在生产效率方面受到年龄歧视的不利影响也更为显著，限于篇幅，相关结果备索。

② 本文附录 2 中列出了关键词明细。

年龄歧视程度均对经验资本依赖度与人力资本培育投入强度产生了显著负向影响，年龄歧视程度越高，企业越倾向于降低对经验资本的依赖和人力资本投资强度，从而抑制生产效率。上述实证结果与理论模型一致，即年龄歧视程度不仅削减经验密度 x ，也减少包含经验资本的人均产出 M ，两种机制共同作用，最终导致企业生产效率下降。

（五）缓解年龄歧视的负面影响：以营商环境为例

在理论上，外部制度环境对企业和劳动力市场的运行具有重要影响。制度环境越完善，企业的用工和生产决策就越倾向于遵循市场化逻辑，而非基于偏见或非理性的歧视性认知。因此，营商环境的优化有望成为缓解年龄歧视的一条重要路径。相关文献也表明，市场化改革能够显著降低劳动力市场的

表 8 基于营商环境的机制分析

变量	(1)营商环境	(2)TFP
营商环境		0.016*** (0.003)
<i>drate</i>	-5.176*** (0.280)	-0.029 (0.044)
控制变量	控制	控制
<i>Observations</i>	3 583	3 583
<i>Adjusted R-squared</i>	0.170	0.240

歧视现象，提升人力资源配置效率（张晓云等，2018）。这意味着，在信息透明、竞争充分的市场环境中，企业因偏见或惯性形成的年龄偏好将得到缓解。表 8 的列（1）以中国城市营商环境指数的综合评分（中国城市营商环境评价研究课题组，2021）作为因变量；列（2）以中国城市营商环境指数的综合评分和 *drate* 变量同时作为解释变量，以 LP 法衡量的全要素生产率作为因变量。研究表明，更好的营商环境与更低的歧视比率密切相关，而且可以缓解年龄歧视对企业生产效率的负面影响；营商环境通过提升市场运行效率和强化制度化约束，既增强了劳动力的公平性，也抑制了年龄歧视引发的效率损失。

六、结 论

深入实施人才强国战略，借助更加积极、更加开放、更加有效的人才政策，依托高素质人才实现企业绩效和经济效能的提升，是我国人才战略布局的关键一环。加快发展新质生产力，实现创新驱动与人才引领的高质量发展，尤其需要打破体制机制障碍，充分发挥各年龄阶段人力资本的作用。

本文基于锚定效应构建理论模型，从技能需求与产业转型升级视角探讨年龄歧视存在的原因。并将经验资本引入企业成本最小化和利润最大化的分析框架中，探讨 35 岁年龄歧视对企业人力资本和生产效率的影响。通过国内某大型互联网招聘平台的千万级公开职位描述信息数据，在地级市层次构建年龄歧视指标，实证回归发现年龄歧视显著降低了企业单位人力资本水平以及劳动生产率和全要素生产率。为应对内生性问题，本文借助大语言模型识别产业结构，构建巴蒂克工具变量，结论依然稳健。此外，本文使用 RESET 企业招聘数据进行了交叉检验。相关机制分析表明，高技能要求和产业转型是产生年龄歧视的重要原因，年龄歧视通过削弱经验资本依赖度与人力资本培育投入强度进一步降低企业生产效率，而优化营商环境能够有效缓解该负面影响。本研究为理解年龄歧视的形成机制及影响路径提供了理论与实证依据，也为新质生产力背景下推动人才结构优化与制度创新提供了参考。

根据本文研究结论，提出如下几点建议：第一，建立健全反年龄歧视法律体系，推广盲选招聘以消除简历中年龄信息。近些年，不断有全国人大代表呼吁社会重视劳动力市场中的就业年龄歧视问题，建议将“禁止就业年龄歧视”明确写入《中华人民共和国劳动法》《中华人民共和国就业促进法》等法律，并细化年龄歧视的判定标准。同时，可以推广“盲选招聘”，提倡隐去简历中的年龄、性别等信息，单以岗位能力模型为核心评估标准。第二，督促并激励企业积极履行社会责任，推动人力资源管理革新。破除企业“唯年龄论”的短视行为，鼓励企业建立“多通道晋

升体系”，提高中年员工晋升路径的多元化，鼓励其将丰富的工作经验转化成业务实践。促进企业内中高龄员工与年轻员工的知识交流和合作，尝试建立“终身学习平台”，为35岁以上员工提供新技术、新技能的培训和学习机会。第三，完善配套政策与文化引导。一是优化社会保障和再就业服务。针对大龄失业者再就业难问题，可参考“4050”就业援助政策，对有条件、有意愿的地区试点将35岁以上的失业保险金领取期限从最长24个月延长至36个月；试点“大龄劳动者就业补贴”，对35岁以上灵活就业者给予社保缴费一定比例的返还，并提供职业指导、岗位匹配和创业扶持。二是营造年龄友好型社会氛围。媒体可以积极宣传相关正面案例，向社会传递“能力本位”的就业理念，扭转“年轻才是创新”的刻板印象。三是尝试清理现有政策中关于“35岁以下”的隐性年龄限制条款，充分发挥体制内的正面示范和引导作用。在短期内，应持续优化外部营商环境以减轻年龄歧视的负面效应；长期来看，则需从制度建设与社会观念入手，推动年龄歧视能得到根本性解决和消除。其中，立法与监管是基础，企业革新是关键，社会支持是保障。破除年龄歧视不仅是实现社会公平的必要举措，更是激活人力资本、扩大内需、推动新质生产力发展的战略选择。政策设计需兼顾短期纠偏与长期制度建设，通过法律、经济、文化等多维度协同，构建年龄友好型就业市场。

参考文献：

- [1]蔡昉. 人口转变、人口红利与刘易斯转折点[J]. 经济研究, 2010, (4): 4-13.
- [2]郭凯明, 王藤桥. 基础设施投资对产业结构转型和生产率提高的影响[J]. 世界经济, 2019, (11): 51-73.
- [3]郭凯明, 颜色. 性别工资差距、资本积累与人口转变[J]. 金融研究, 2015, (8): 13-30.
- [4]林文炼. 年龄歧视导致了失业: 一个断点回归设计[J]. 经济学(季刊), 2025, (1): 103-120.
- [5]牛志伟, 许晨曦, 武琪. 营商环境优化、人力资本效应与企业劳动生产率[J]. 管理世界, 2023, (2): 83-99.
- [6]锁凌燕, 陈晓宇, 王正位, 等. 户籍制度、身份认同和风险承担——基于 CHFS 数据的分析[J]. 经济科学, 2023, (4): 178-202.
- [7]王贤彬, 陈春秀. 重点产业政策与制造业就业[J]. 经济研究, 2023, (10): 34-54.
- [8]王永钦, 董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据[J]. 经济研究, 2020, (10): 159-175.
- [9]蔚金霞, 高文书, 倪晨旭. 中国劳动力市场中的年龄歧视及其影响——基于中国社会状况综合调查(CSS)数据的分析[J]. 人口与经济, 2024, (3): 97-110.
- [10]吴非, 胡慧芷, 林慧妍, 等. 企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据[J]. 管理世界, 2021, (7): 130-144.
- [11]吴元元. 信息能力与压力型立法[J]. 中国社会科学, 2010, (1): 147-159.
- [12]杨汝岱. 中国制造业企业全要素生产率研究[J]. 经济研究, 2015, (2): 61-74.
- [13]姚加权, 张银澎, 郭李鹏, 等. 人工智能如何提升企业生产效率?——基于劳动力技能结构调整的视角[J]. 管理世界, 2024, (2): 101-116.
- [14]尹美群, 盛磊, 李文博. 高管激励、创新投入与公司绩效——基于内生性视角的分行业实证研究[J]. 南开管理评论, 2018, (1): 109-117.
- [15]于新亮, 左雅璇, 冯霄汉, 等. 长期照护保险、女性就业与劳动平权——基于世代交叠模型和合成控制法的研究[J]. 财经研究, 2021, (10): 95-109.
- [16]张川川, 李秋池, 魏雅慧, 等. 老年人能工作多久?——中国退休年龄人口额外工作能力研究[J]. 劳动经济研究, 2020, (6): 7-29.

- [17]张晓云, 辛兵海, 杜丽群. 市场化能够消除歧视吗?——来自“身高溢价”的证据[J]. *财经研究*, 2018, (5): 140–152.
- [18]赵曙明. 人力资源管理研究[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2001.
- [19]“中国城市营商环境评价研究”课题组. 中国城市营商环境评价的理论逻辑、比较分析及对策建议[J]. *管理世界*, 2021, (5): 98–112.
- [20]Acemoglu D. Distorted innovation: Does the market get the direction of technology right?[J]. *AEA Papers and Proceedings*, 2023, 113: 1–28.
- [21]Arrow K J. The theory of discrimination[A]. Ashenfelter O, Rees A. Discrimination in labor markets[M]. Princeton: Princeton University Press, 1973.
- [22]Bai Y, Jia R X. Elite recruitment and political stability: The impact of the abolition of China's civil service exam[J]. *Econometrica*, 2016, 84(2): 677–733.
- [23]Bartik T J. Who benefits from state and local economic development policies?[M]. Kalamazoo: W. E. Upjohn Institute for Employment Research, 1991.
- [24]Becker G S. The economics of discrimination[M]. Chicago: University of Chicago Press, 2010.
- [25]Charles K K, Guryan J. Prejudice and wages: An empirical assessment of becker's the economics of discrimination[J]. *Journal of Political Economy*, 2008, 116(5): 773–809.
- [26]Deming D J, Noray K. Earnings dynamics, changing job skills, and STEM careers[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2020, 135(4): 1965–2005.
- [27]Fang H M, Qiu X C. “Golden Ages”: A tale of the labor markets in China and the United States[J]. *Journal of Political Economy Macroeconomics*, 2023, 1(4): 665–706.
- [28]Glover D, Pallais A, Pariente W. Discrimination as a self-fulfilling prophecy: Evidence from French grocery stores[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2017, 132(3): 1219–1260.
- [29]Gu W L, Wong A. Productivity and economic output of the education sector[J]. *Journal of Productivity Analysis*, 2015, 43(2): 165–182.
- [30]Guzzo R A, Nalbantian H R, Anderson N L. Age, experience, and business performance: A meta-analysis of work unit-level effects[J]. *Work, Aging and Retirement*, 2022, 8(2): 208–223.
- [31]Heiserman N, Simpson B. Discrimination reduces work effort of those who are disadvantaged and those who are advantaged by it[J]. *Nature Human Behaviour*, 2023, 7(11): 1890–1898.
- [32]Imbert C, Seror M, Zhang Y F, et al. Migrants and firms: Evidence from China[J]. *American Economic Review*, 2022, 112(6): 1885–1914.
- [33]Ishimaru S. Empirical decomposition of the IV–OLS Gap with heterogeneous and nonlinear effects[J]. *Review of Economics and Statistics*, 2024, 106(2): 505–520.
- [34]Jorgenson D W, Fraumeni B M. Investment in education and U. S. economic growth[A]. Walker C E, Bloomfield M A, Thorning M. The U. S. savings challenge[M]. New York: Routledge, 1991.
- [35]Lazear E. Age, experience, and wage growth[J]. *American Economic Review*, 1976, 66(4): 548–558.
- [36]Levinsohn J, Petrin A. Estimating production functions using inputs to control for unobservables[J]. *Review of Economic Studies*, 2003, 70(2): 317–341.
- [37]Marchiondo L A. Older age discrimination at work: Not so weak and feeble[J]. *Work, Aging and Retirement*, 2022, 8(4): 335–338.
- [38]Olley G S, Pakes A. The dynamics of productivity in the telecommunications equipment industry[J]. *Econometrica*, 1996, 64(6): 1263–1297.
- [39]Phelps E S. The statistical theory of racism and sexism[J]. *American Economic Review*, 1972, 62(4): 659–661.

Age Discrimination, Human Capital, and Firm Productivity: Evidence from Online Tens of Millions of Job Descriptions

Chen Xiaoyu¹, Hou Jingya², Liao Li¹, Zhang Weiqiang¹, Zhu Hengshu³

(1. PBC School of Finance, Tsinghua University, Beijing 100083, China; 2. China Institute of Finance and Capital Markets, Beijing 100033, China; 3. Computer Network Information Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100083, China)

Summary: Against the backdrop of China's shifting labor force, the "35-year-old threshold" in recruitment has become a pressing labor market issue. From the 1990s to 2010s, China's population aged 60 and above increased from 8.6% to 13.3%, while the peak income age declined from 55 to 35, creating a stark contradiction between population aging and income peak rejuvenation. Despite its prevalence, academic research on the causes and impact of age discrimination on firm productivity remains limited.

This paper leverages tens of millions of job descriptions from a major Chinese online recruitment platform in 2021 to construct a city-level age discrimination index using machine learning models. Baseline regression results show that a 1% increase in age discrimination reduces labor productivity by 0.082%, TFP by 0.114%–0.119%, and human capital investment by 0.220%–0.233%. Mechanism testing reveals that emerging technology skills and creative skills significantly increase the probability of age restrictions, while traditional skills correlate with higher age acceptance. Regression discontinuity analysis shows a significant negative discontinuity at age 35 in technology-intensive sectors with rapid skill iteration, but no significant discontinuity in traditional manufacturing and labor-intensive services where experience holds greater value. Heterogeneity analysis indicates that technology-intensive firms suffer the greatest productivity decline and wage reduction, while labor-intensive and capital-intensive firms primarily experience a wage effect with a minimal productivity impact. Through the analysis of corporate annual report texts, it is found that age discrimination significantly reduces both experience capital dependency and human capital cultivation intensity, indicating that the decline in the utilization of experience capital and the reduction in human capital investment jointly explain why age discrimination impairs firm productivity. Finally, a better business environment can mitigate the above negative impact of age discrimination through enhanced market efficiency and institutional constraints.

The main contributions of this paper are as follows: It reveals the formation mechanism of age discrimination from the demand size and its impact on productivity efficiency, and constructs a novel city-level discrimination index based on tens of millions of job descriptions, providing empirical evidence on the impact on efficiency and costs, and offering policy insights for employment equity and resource optimization.

Key words: age discrimination; labor market; production efficiency; human capital; textual analysis

(责任编辑 石 慧)