

共享机制能否推动企业高质量发展？

——来自机器学习的实证发现

万相昱*

内容提要 本文以共享机制能否推动企业高质量发展为研究问题，为以共享发展推动共同富裕提供了理论阐释和经验证据。本文以2008-2016年全国税收调查数据为样本来源，采用分布随机森林模型测度企业层面的共享发展水平，利用双重机器学习模型进行实证分析。研究发现，企业和员工间的共享机制将产生显著的技术进步效应，共享发展水平每增加1个百分点，全要素生产率增长约1个百分点，相关结论具有稳健性。机制分析和检验结果表明，激励企业研发创新、提高人力资本投资、降低经营风险和刺激消费需求是共享机制产生技术进步效应的四种渠道。异质性分析发现，共享发展的技术进步效应具有边际递减特征，受到员工议价能力的制约，在低生产率企业中更为显著。基于可解释机器学习模型的评估结果表明，共享发展的技术进步效应不仅具有统计显著性，经济显著性同样十分突出，共享机制引致了5.4%~9.6%的企业间生产率差距，发挥了加剧生产率不平等的作用。

关键词 共享发展 技术进步 分布随机森林 双重机器学习

一 引言

为解决人民日益增长的美好生活需要和不平衡不充分的发展之间的矛盾，习近平

* 万相昱，中国社会科学院大学应用经济学院、中国社会科学院数量经济与技术经济研究所、中国社会科学院经济大数据与政策评估实验室，电子邮箱：wanxy@cass.org.cn。本研究得到中国社会科学院大学人文社科类重大项目培育专项（02011903822004）、中国社会科学院新疆智库重大课题（XJZK2025ZD007）、中国社会科学院智库基础研究项目（ZKJC241001）的资助。

(2021) 指出：“现在，已经到了扎实推动共同富裕的历史阶段。”蔡昉（2022）认为，当效率不再是全社会追求的唯一发展目标时，推动实现共同富裕的关键在于坚持共享发展。在工资性收入仍是中国居民主要收入来源的背景下，企业成为实现共同富裕的关键主体。共享发展意味着企业向劳动者让渡一部分发展成果，进而提高劳动报酬在初次分配中的比例。然而，盲目地调整分配结构可能偏离利润最大化目标，从而造成效率损失，这与共同富裕的内涵与要求不符。那么，企业愿意与员工共享发展成果是否有经济效率？本文尝试直接回应这一疑问并提出新的实证发现：共享发展机制有助于推动企业高质量发展，以共享发展推动共同富裕具有理论基础和经验证据支持。

构建共享机制、提高与员工的共享水平意味着企业将付出更高的成本。传统观点将劳动力成本上升视为影响企业经营发展的不利因素。孙楚仁等（2013）基于理论与实证分析指出，最低工资制度将降低企业的出口概率和出口额。徐建炜等（2017）发现，最低工资上调会显著提高企业产品价格。许明和李逸飞（2020）指出，最低工资政策显著降低了多产品出口企业的产品加成率。但是，也有文献持有相反观点。林炜（2013）基于工业企业的考察发现，劳动力成本将产生创新激励效应。刘青和肖柏高（2023）发现，劳动力成本上升显著地促进了劳动节约型技术创新的概率、数量、占比以及质量。

如果共享发展只具有成本效应而无增长助力，那么逐利的企业显然不会主动提高与员工的分享比例。反之，则意味着工资与生产率可以同步增长，共同富裕也具有了稳步实现的路径。共享机制是否有助于企业高质量发展是具有学术价值和现实意义的问题。然而，既有研究尚不能为这一命题提供学理支撑和经验证据。本文的增量工作和边际贡献体现在理论和实证两个方面。在理论层面：一是创新性地以不完全竞争市场中的工资决定理论阐释共享发展的经济内涵，为企业和员工间的共享发展水平测度构建了实证模型；二是通过严谨的论证逻辑阐释共享机制如何推动企业高质量发展、发挥显著的技术进步效应^①，具体从研发创新、人力资本投资、经营风险和消费需求四个方面展开详细讨论，为以共享发展推动共同富裕提供了学理支撑。在实证层面：一是发挥机器学习算法在预测上的优势，采用分布随机森林模型解决异质性回归问题，

^① 由于高质量发展属于综合概念，本文选择从技术进步维度进行研究，采用生产率进行度量，原因有两点：第一，效率是高质量发展的重要内容（杨耀武、张平，2021）；第二，《中华人民共和国国民经济和社会发展第十三个五年规划纲要》明确提出“坚持居民收入增长和经济增长同步、劳动报酬提高和劳动生产率提高同步”。本文关于共享发展与企业技术进步的关系研究，本质上属于探究劳动报酬和生产率能否同步提高。

为实证分析提供细粒度的数据支持；二是利用双重机器学习模型检验共享发展和企业技术进步间的统计关系，为实证研究提供因果证据；三是使用沙普利加性解释模型 (SHAP) 改进沙普利 (Shapley) 分解方法，评估共享发展影响企业技术进步的经济显著性，校正传统实证研究过于关注统计显著性而忽略系数经济意义的问题。基于此，本文旨在从理论逻辑推演和前沿方法应用两个方面，论证企业共享机制建设对于推动自身高质量发展的现实意义和作用途径。

二 概念界定与理论阐释

共享发展的概念起源于社会排斥理论和福利经济学。前者关注贫困和剥夺，后者则以个人生存和发展、公平和正义以及人类福利增长为研究对象。从学理层面审视共享发展，首先需要利用经济理论具象化其内涵和思想。本文将共享发展的经济含义界定为“企业与员工关于产出的共享和分配”：企业雇佣员工开展生产经营活动，销售产品所获租金将用于在两者之间进行分配。这一过程可以通过 Blanchflower et al. (1996) 提出的租金分享论进行阐释。

具体来说，员工（委托工会）与企业进行薪酬谈判并制定合同工资 W 。这一过程可简化为，工会以最大化同质员工的总效用 $\Phi = N[U(W) - U(W_0)]$ 为谈判目标。其中， N 表示雇佣数量， $U(\cdot)$ 表示效用函数。 W_0 为员工保留工资，受到教育、经验、性别、失业率等因素的影响。企业的谈判目标为最大化剩余租金 $\Pi = Af(N) - WN$ 。其中， A 表示技术进步、市场需求和经营成本等方面的外生变量。 $Af(N)$ 为扣除资产折旧、资本机会成本后的企业租金，假定只与员工雇佣数量 N 有关。薪资谈判就是要确定租金 $Af(N)$ 的分配比例。根据纳什均衡策略，可知双方需要最大化的目标函数为：

$$\Omega = \Phi^\mu \Pi^{1-\mu} \quad (1)$$

其中，将工会讨价还价能力 μ 的取值范围标准化为 $[0, 1]$ ， $1 - \mu$ 代表企业的议价能力。最大化目标函数后可得关于 W 和 N 的一阶条件：

$$\mu \frac{Af(N)}{N} = (1 - \mu) \frac{U(W) - U(W_0)}{U'} + \mu W \quad (2)$$

$$W = \mu \frac{Af(N)}{N} + (1 - \mu) Af'_N \quad (3)$$

参考 Arulampalam et al. (2012)，针对 $U(W_0)$ 在 W 处进行一阶泰勒展开： $U(W_0) \approx U(W) + U'(W_0 - W)$ 。重新整理式 (2) 和式 (3) 可得：

$$W = \mu \frac{Af(N)}{N} + (1 - \mu) W_0 \quad (4)$$

$$Af'_N = W_0 \quad (5)$$

式(5)代表企业雇佣行为的边际条件:增加雇佣人数直至边际回报等于保留工资。实际上,保留工资 W_0 就是完全竞争市场中劳动要素的均衡价格。式(4)即为根据租金分享理论得到的工资决定方程。等号右侧第一项为单位劳动租金 $Af(N)/N$,第二项为保留工资 W_0 。最终的工资水平由两者加权得到,权重 μ 为工会和企业的相对议价能力,从边际上度量了每单位企业租金中员工所能分享的比例,即共享发展水平。当工会或员工议价能力提升时,员工将分享更多的企业发展成果。租金分享理论所呈现的工资与生产租金的关系完美阐释了共享发展成果的经济内涵,为劳动报酬和生产率的同步提高提供了理论可能性。由此,式(4)可作为共享发展水平测度的基础模型。

进一步地,本文尝试解构共享机制在促进企业高质量发展,特别是技术进步方面的作用机理,进而提出研究假说,以供实证检验。首先是共享发展与研发创新的关系。无论是期权、股权还是现金激励,与经营绩效挂钩的薪酬设计将有利于企业创新水平的提升。企业与员工间关于生产租金的共享,是更为一般化的激励方式。较高的共享发展水平将通过提升员工满意度、工作忠诚度(Chen et al., 2016)和团队工作效率(Tsai & Ghoshal, 1998)进而激发创新行为。由此提出假说1:企业与员工间的共享发展将通过研发创新助力企业技术进步。

其次是共享发展与人力资本投资的关系。人力资本与企业创新绩效和技术进步之间均具有较强的正相关关系(刘伟、张立元, 2020)。较高的共享发展水平有利于削弱劳动要素价格扭曲,这意味着企业将通过解雇低技能劳动力、注重高素质员工的招聘以及提升现有员工技能培训的频率和强度(曲玥、刘睿蕾, 2023)等手段加大人力资本投资,提高劳动要素的边际回报,以弥补增加的用工成本。由此提出假说2:企业与员工间的共享发展将通过提高人力资本投资实现技术进步。

再次是共享发展与企业经营风险的关系。风险承担能力也决定着企业研发创新的进程。较高的成本黏性意味着企业不能随经营收入的变化而灵活地调整成本支出(刘媛媛、刘斌, 2014)。企业提升与员工的租金共享比例,在一定程度上提高了工资随企业经济绩效变动的灵活性,降低了劳动力成本黏性,为企业适应经营环境并快速调整经营策略提供了空间。由此提出假说3:企业与员工间的共享发展将通过降低经营风险实现技术进步。

最后是共享发展与消费需求的关系。市场需求通过分摊研发成本、影响市场结构

和创新动力等渠道对企业技术创新能力起到决定性影响（Schmookler, 1966）。提升企业和员工间的共享水平能够直接反映为员工工资收入的提升，而固定的薪酬方案将有助于员工形成稳定的正向收入预期，从而刺激消费需求（罗楚亮, 2004）。由此提出假设4：企业与员工间的共享发展将通过刺激消费需求实现技术进步。

三 共享发展水平测度方法与实证模型

（一）共享发展水平测度方法

1. 异质性回归

基于租金分享理论，可构建不完全竞争市场中的工资决定方程：

$$\ln Wage_{it} = \beta(X) \ln Rent_{it} + f(X) \quad (6)$$

其中， $\beta(X)$ 可用于度量企业和员工的共享发展水平，影响因素 X 包括企业特征、行业、地区、时间等维度。由于共享发展水平具有横截面和时间维度的异质性，因此式（6）属于异质性回归。传统异质性回归将 $\beta(X)$ 设置为线性模式，并引入协变量和解释变量的交互项。但函数形式的约束可能会带来估计偏误，例如遗漏协变量的高阶项和交互项。另外，并非所有协变量都会对共享发展水平产生影响，很难以理论驱动的方式进行事前选择，而是需要以数据自适应的方式由算法决定。综上，本文认为，需要采用非参数方法对共享发展水平进行估计。

2. 分布随机森林

令 $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_d) \in R^d$ 表示多元响应变量（如工资和租金），其联合分布取决于协变量 $X = (X_1, X_2, \dots, X_p) \in R^p$ （行业、年份、规模等）。为了得到异质性关系的测度，首先需要估计 $\mathbb{P}(Y | X = x) = \mathbb{P}(Y | X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_p = x_p)$ 。给定观测样本 $\{(x_i, y_i)\}_{1 \leq i \leq n}$ ，最直接的估计方式是只考虑距离兴趣观测点（ $X = x$ ）最近（ $x \in \mathfrak{N}_x$ ）的若干子样本（如同行业企业）的非参方法。但即使协变量数（ p ）不大，此类方法仍然面临严重的维度诅咒问题。也就是说，如果最为相似子样本量足够多， $\mathbb{P}(Y | X \in \mathfrak{N}_x)$ 将是 $\mathbb{P}(Y | X = x)$ 的较好估计。但现实情况是，年份、行业、城市、注册类型等虚拟变量及其相互之间的或与连续型协变量间的交互，将导致 p 呈指数增长，显著加大了估计难度。与此同时，并非所有协变量都会产生实质影响。因此， X 中不可避免地充斥无效/噪声变量，需要加以识别和剔除。本文对估计模型提出三点要求：一是克服维度诅咒；二是以数据驱动的方式识别和剔除无效/噪声变量；三是保证 $\mathbb{P}(Y | X = x)$ 估计结果具有良好的统计性质。

Ćevic et al.(2022) 提出基于分布随机森林 (distributional random forest, DRF) 的机器学习算法, 为上述难题的解决提供了途径。DRF 允许使用数据驱动的方式估计多元条件分布 $\mathbb{P}(Y|X=x)$ 。基于随机森林算法的基本思想, 根据不同特征空间响应变量 Y 的分布差距重复切分数据点, 同一特征空间内的样本 Y 具有相似的联合分布, 最终将获得用于刻画样本点接近度的权重函数, 进而估计预测样本的条件分布。多数情况下, 研究者的最终目标并非条件分布 $\mathbb{P}(Y|X=x)$, 而是基于条件分布计算得到的统计量, 例如条件分位数和条件相关系数, DRF 的权重函数则提供了简便的计算途径。DRF 的使用通常遵循两步: 第一步, 估计权重函数; 第二步, 基于权重进行后续的统计分析。Ćevic et al.(2022) 指出, 利用 DRF 估计的条件分布以及基于权重函数所计算的统计量均具有一致性。

(二) 实证模型构建

通过构造满足内曼正交的矩条件, 配合交叉拟合方法, Chernozhukov et al.(2018) 提出有效识别目标参数的去偏差/双重机器学习方法 (debiased/double machine learning, DML), 为在大数据背景下将机器学习算法引入计量经济模型提供了灵活的应用框架。给定经典的半参数回归模型:

$$Y = D\theta_0 + g_0(Z) + U, \quad E[U|Z, D] = 0 \quad (7)$$

其中, Y 为结果变量 (技术进步), D 为处置变量 (共享发展水平), 处置效应 θ_0 为实证分析目标。 Z 为同时影响结果变量与处置变量的混杂因素, U 表示满足条件均值独立的随机干扰项。与传统线性回归模型最大的差异是, 半参数模型只关注少量兴趣变量的参数识别, 并假定其为线性, 对其余混杂因素的具体函数形式并不进行假定, 而是完全通过数据驱动的方式进行估计, 这极大放宽了传统线性回归模型的模型约束假设。对于混杂因素 Z , 其与处置变量必然存在某种显著关系:

$$D = m_0(Z) + V, \quad E[V|Z] = 0 \quad (8)$$

其中, $m_0 \neq 0$, 属于观测性研究的常见特征, 即处置选择非随机。 V 为随机干扰项。具体可采用的估计方法包括以下 3 种。

1. 回归调整估计

关于半参数模型式 (7) 的一个自然估计方法是: ①初始阶段给定 θ_0 的一个猜测值 θ'_0 ; ②基于非参数方法 (例如随机森林、核回归), 使用混杂因素 Z 对 $Y - D\theta'_0$ 进行拟合, 得到冗余参数 $\hat{g}_0(Z)$; ③利用最小二乘法对 $Y - \hat{g}_0(Z)$ 和 D 进行回归, 得到目标参数的估计值 $\hat{\theta}_0$; ④重复步骤①~③直至收敛。其中, 回归调整方法对应的矩条件为:

$$E[(Y - D\theta_0 - g_0(Z))D] = 0 \quad (9)$$

2. 倾向得分调整估计

观测性研究中处置变量和混杂因素之间通常存在相关性，可以仿照回归调整的思路利用 D 与 Z 之间的关系 $m_0(Z)$ 进行倾向得分调整。首先通过非参数方法学习得到冗余参数 $\hat{m}_0(Z)$ ，再利用剔除混杂因素后 $D - E[D|Z]$ 和 $g_0(Z) + U$ 之间的无关性构建如下矩条件：

$$E[(Y - D\theta_0)(D - E[D|Z])] = 0 \quad (10)$$

3. 内曼正交估计

无论回归调整还是倾向得分调整，基本思想都是尝试从结果变量和处置变量中将混杂因素剔除。可以综合两种方式，采用 Frisch - Waugh - Lovell 定理描述的参数估计方式：①基于非参数方法使用 Z 对 Y 和 D 进行预测，得到冗余参数 $\hat{E}[Y|Z]$ 和 $\hat{E}[D|Z]$ ；②剔除混杂因素影响（partialling out）后得到残差 $\hat{W} = Y - \hat{E}[Y|Z]$ 和 $\hat{V} = D - \hat{E}[D|Z]$ ；③对 \hat{W} 和 \hat{V} 进行回归得到目标参数估计值 $\hat{\theta}_0$ 。其对应的矩条件为：

$$E[((Y - E[Y|Z]) - (D - E[D|Z]))\theta_0(D - E[D|Z])] = 0 \quad (11)$$

四 共享发展能够促进企业技术进步吗？

（一）变量选择与样本筛选

1. 变量选择与度量

（1）被解释变量。本文中被解释变量为企业技术进步，采用全要素生产率（ $LnTFP$ ）进行度量，基于 LP 方法（Levinsohn & Petrin, 2003）测度。

（2）解释变量。本文中解释变量为企业和员工的共享发展水平（ $Share$ ），利用 DRF 对式（6）的系数 $\beta(X)$ 进行非参数估计得到。式（6）中， $LnWage_{it}$ 使用人均工资的自然对数进行度量， $LnRent_{it}$ 使用人均增加值的自然对数进行度量。条件变量 X 包括资本密度（人均固定资产的自然对数）、财务风险（资产负债率）、流动性（流动资产除以总资产）、存货（存货除以总产值）、规模（总资产的自然对数）、出口（是否出口货物或服务）、企业所在省市（两位行政区域代码）、行业（两位行业代码）以及登记注册类型。

（3）控制变量。本文选择的控制变量包括企业规模（总资产的自然对数， $Size$ ）、资产结构（固定资产除以总资产， $Fasset$ ）、财务风险（资产负债率， $Debt$ ）、现金流（现金流净额除以总资产， $Cash$ ）、出口（是否出口货物或服务， $Export$ ）、企业所在省

市（两位行政区域代码）、行业（两位行业代码）以及登记注册类型。

2. 样本筛选与描述性统计

本文所使用的样本来自 2008 - 2016 年全国税收调查。该调查由财政部、国家税务总局联合发起，旨在了解企业税收缴纳情况。调查每年涉及大约 70 万家企业，覆盖全部行业 and 不同企业规模。为了保障实证分析质量，本文的变量调整和样本筛选策略如下：一是参照国民经济行业分类标准（GB/T 4754 - 2002）统一行业代码；二是剔除数据异常样本，包括非净值财务指标（工资、各类资产、存货、总产值）小于零、固定资产与流动资产总和大于总资产、存货价值大于等于工业总产值、负债总额超过总资产以及缺失值；三是以 2008 年为基期，采用固定资产投资价格指数、工业生产者出厂价格指数和消费者价格指数对固定资产、增加值和工资进行价格调整。为了减轻异常值的干扰，对连续型变量进行 5% 缩尾处理。最终获得可用样本 370449 个，样本年度分布见表 1，变量统计特征见表 2。

表 1 样本年度分布

| 年份 | 2008 | 2009 | 2010 | 2011 | 2012 | 2013 | 2014 | 2015 | 2016 | 总计 |
|------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|
| 企业数量 | 37868 | 45823 | 43034 | 43432 | 46190 | 46883 | 35633 | 31339 | 40247 | 370449 |
| 占比 | 0.102 | 0.124 | 0.116 | 0.117 | 0.125 | 0.127 | 0.096 | 0.085 | 0.109 | 1.000 |

资料来源：根据 2008 - 2016 年全国税收调查数据计算得到。

表 2 变量描述性统计

| 变量 | 计数 | 均值 | 标准差 | 最小值 | 25% | 50% | 75% | 最大值 |
|---------------|--------|--------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|
| <i>LnTFP</i> | 370449 | 12.527 | 1.073 | 6.057 | 11.879 | 12.565 | 13.244 | 16.963 |
| <i>Share</i> | 370449 | 0.113 | 0.057 | -0.166 | 0.078 | 0.103 | 0.135 | 0.627 |
| <i>Size</i> | 370449 | 10.502 | 1.496 | 5.389 | 9.540 | 10.585 | 11.576 | 16.271 |
| <i>Fasset</i> | 370449 | 0.220 | 0.174 | 0.000 | 0.081 | 0.181 | 0.320 | 0.906 |
| <i>Debt</i> | 370449 | 0.579 | 0.243 | 0.016 | 0.400 | 0.605 | 0.776 | 0.997 |
| <i>Cash</i> | 370449 | 0.037 | 0.176 | -1.339 | 0.000 | 0.000 | 0.065 | 3.350 |
| <i>Export</i> | 370449 | 0.333 | 0.471 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 1.000 | 1.000 |

资料来源：根据 2008 - 2016 年全国税收调查数据计算得到。

3. 共享发展水平与企业技术进步关系的基本特征

图 1 展示了 *Share* 和 *LnTFP* 的二维曲线，用以初步刻画共享发展水平与企业技术进

步之间的关系。依 *Share* 对样本进行 10 等分，分别计算每组 *LnTFP* 的均值和中位数（以削弱异常值影响）。图中展现了共享发展和企业技术进步之间较强的正相关关系。最高和最低组的 *LnTFP* 均值分别为 13.273 和 11.722，中位数分别为 13.254 和 11.916，前者为后者的 1.132 倍和 1.112 倍。当然，两者之间的关系仍需剔除混杂因素、考虑互为因果等实证检验后才能进一步确认。

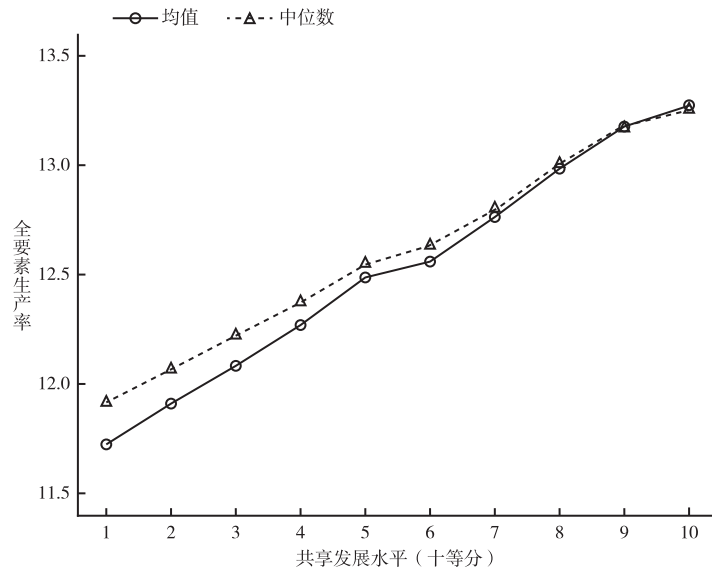


图 1 共享发展水平与企业技术进步

资料来源：根据 2008 - 2016 年全国税收调查数据绘制得到。

(二) 基准回归结果

使用 DML 模型能够进一步剔除混杂因素对企业技术进步和共享发展水平的影响，从而更准确地评估两者之间的关系。DML 模型的灵活性体现在可嵌入当前主流的机器学习算法，包括线性模型和非线性模型。前者类似计量经济学中的线性回归模型，后者的优势在于考虑变量间的交互关系和高阶项产生的非线性影响，避免遗漏可观测混杂因素。为了说明实证结果的稳健性以及观察线性和非线性函数形式下系数估计结果的差异，本文选择两种线性模型和两种非线性模型剔除混杂因素的影响。线性模型选择最小绝对收缩和选择算法（记为 LassoCV）和岭回归（记为 Ridge），非线性模型选择对结构化数据具有良好预测性能的提升算法 CatBoost 和 LightGBM。DML 模型同时可以使用另外一种满足内曼正交性质的得分函数 $E[(Y - D\theta_0 - g_0(Z))(D - m_0(Z))] = 0$ 进行参

数估计（记为 IV - type 型得分函数），本文也将其作为实证分析工具。

表 3 汇报了关于共享发展和企业技术进步关系的基准回归结果。可见，在不同机器学习算法、不同得分函数下，两者之间均呈现出显著的正相关关系，说明企业与员工间的共享发展能够显著提升全要素生产率，发挥了技术进步效应。仔细审查 *Share* 系数的估计结果，有以下两点发现。第一，在相同机器学习算法下，即使得分函数设定不同，系数估计结果仍然十分接近（95% 置信区间重叠度较高）。即使考虑不同的机器学习算法，同一种模型形式（线性和非线性）下的系数估计结果也具有较高的一致性。这充分说明共享发展和企业全要素生产率间的正相关关系十分稳定。第二，采用线性模型剔除混杂因素时，LassoCV 和 Ridge 的系数虽然比较接近（约为 2.500），但是明显高于非线性模型 CatBoost 和 LightGBM（约为 1.00）。从 95% 置信区间来看，线性模型的系数范围大约为 2.236 ~ 2.949，非线性模型的系数区间则为 0.480 ~ 1.520，置信区间间隔十分明显，这表明模型形式对于系数估计结果具有显著影响。这种明显的系数差距可能源于采用样本外预测方式剔除混杂因素影响时，非线性的提升算法具有较高的预测精准度和稳定性；而线性模型的样本外预测效果较差，对训练样本具有较高的敏感性^①。如果遗漏与解释变量和被解释变量同时呈现正相关关系的混杂因素，将会导致共享发展水平的系数被高估。综上，基于 DML 模型的基准回归结果揭示出共享发展能够显著促进企业技术进步。以非线性模型的系数估计 1.00 为准，这意味着共享发展水平每增加 1 个百分点，企业全要素生产率将会增加约 1 个百分点^②。

表 3 共享发展与企业技术进步关系的基准回归结果

| 机器学习算法 | 得分函数 | 系数 | 95% 置信区间 |
|---------|---------------|---------------------------------|----------------|
| LassoCV | IV-type | 2.494 ^{***} (0.124) | [2.252, 2.737] |
| | Partially out | 2.474 ^{***} (0.122) | [2.236, 2.712] |
| Ridge | IV-type | 2.653 ^{***} (0.125) | [2.409, 2.897] |
| | Partially out | 2.658 ^{***} (0.148) | [2.368, 2.949] |

① 后文针对两类模型的预测能力进行了对比。

② 由于异质性的存在，这里无法评估此处系数的经济显著性，只能从符号上判断作用方向。共享发展对企业技术进步的影响大小将在后文从预测角度进行分析。

续表

| 机器学习算法 | 得分函数 | 系数 | 95% 置信区间 |
|----------|---------------|----------------------|----------------|
| CatBoost | IV-type | 0.926 *** (0.227) | [0.480, 1.371] |
| | Partially out | 0.938 *** (0.219) | [0.509, 1.368] |
| LightGBM | IV-type | 1.131 *** (0.173) | [0.792, 1.470] |
| | Partially out | 1.146 *** (0.191) | [0.772, 1.520] |

注：括号内为标准误；***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。
资料来源：根据2008-2016年全国税收调查数据计算得到。

（三）稳健性检验

1. 针对遗漏混杂因素的稳健性检验

如果遗漏的混杂因素同时影响共享发展水平和企业技术进步，那么系数估计结果将不再具有因果解释能力。当采用线性回归模型进行实证分析时，遗漏混杂因素将导致内生性问题，系数偏误不可避免。虽然非线性模型可以通过增强预测效果降低遗漏混杂因素的不良影响，但是实证过程仍然面临可观测和不可观测混杂因素的遗漏问题。为此，此处将针对遗漏混杂因素进行稳健性检验。

（1）引入被解释变量滞后一期。考虑企业技术水平存在时间维度上的序列相关，将前一期的 $LnTFP$ 作为控制变量重新估计 $Share$ 的系数，结果如表4所示。可以发现，虽然与基准回归结果相比， $Share$ 的系数出现了比较明显的下降，但是从符号来看，共享发展对企业技术进步的影响仍然显著且稳定。

表4 控制前一期技术水平的稳健性检验

| 机器学习算法 | 得分函数 | 系数 | 95% 置信区间 |
|---------|---------------|----------------------|----------------|
| LassoCV | IV-type | 0.621 *** (0.058) | [0.508, 0.734] |
| | Partially out | 0.616 *** (0.059) | [0.501, 0.731] |
| Ridge | IV-type | 0.606 *** (0.056) | [0.496, 0.716] |
| | Partially out | 0.597 *** (0.062) | [0.475, 0.718] |

续表

| 机器学习算法 | 得分函数 | 系数 | 95% 置信区间 |
|----------|---------------|---------------------------------|----------------|
| CatBoost | IV-type | 0.205 ^{***} (0.076) | [0.056, 0.353] |
| | Partially out | 0.208 ^{***} (0.082) | [0.048, 0.368] |
| LightGBM | IV-type | 0.275 ^{***} (0.070) | [0.137, 0.412] |
| | Partially out | 0.308 ^{***} (0.075) | [0.160, 0.456] |

注：括号内为标准误；***、** 和 * 分别表示 1%、5% 和 10% 的显著性水平。
资料来源：根据 2008 - 2016 年全国税收调查数据计算得到。

(2) 考虑进入退出的稳健性检验。全国税收调查数据的样本并不固定，大量企业只存续相对较短时期。如果样本缺失完全随机，那么并不会对最终的系数估计结果产生影响。然而，如果企业进入退出背后存在重要的非观测因素影响，例如治理结构、经营绩效等，这些因素可能属于混杂因素的范畴，将导致最终的实证结果存在偏误。为了说明前文实证发现不会受到上述因素的影响，参考 Zou et al.(2020) 选择样本期内存续时间较长（大于等于 5 年）的企业进行实证分析。从表 5 汇报的相关结果可见，线性模型下的系数估计结果发生了较大改变，而非线性模型的系数变动幅度非常微小，这表明基准回归的实证关系对企业进入退出背后的机制并不敏感。

表 5 考虑样本进入退出的稳健性检验

| 机器学习算法 | 得分函数 | 系数 | 95% 置信区间 |
|----------|---------------|---------------------------------|----------------|
| LassoCV | IV-type | 1.701 ^{***} (0.130) | [1.446, 1.956] |
| | Partially out | 1.718 ^{***} (0.140) | [1.443, 1.992] |
| Ridge | IV-type | 1.575 ^{***} (0.109) | [1.361, 1.788] |
| | Partially out | 1.612 ^{***} (0.153) | [1.311, 1.912] |
| CatBoost | IV-type | 0.803 ^{***} (0.192) | [0.427, 1.180] |
| | Partially out | 0.879 ^{***} (0.193) | [0.502, 1.257] |

续表

| 机器学习算法 | 得分函数 | 系数 | 95% 置信区间 |
|----------|---------------|----------------------|----------------|
| LightGBM | IV-type | 0.988 *** (0.151) | [0.693, 1.284] |
| | Partially out | 1.013 *** (0.166) | [0.687, 1.339] |

注：括号内为标准误；***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。
资料来源：根据2008-2016年全国税收调查数据计算得到。

(3) 控制不可观测的固定效应。如果假定不可观测的混杂因素影响只在横截面维度上发生变动，那么就可以通过前后期差分进行剔除。使用被解释变量和解释变量的前后期差分结果重新估计系数，结果如表6所示。系数估计结果仍然稳定且显著，再次验证共享发展对企业技术进步的积极影响。另外，从95%置信区间来看，表6和表4中系数波动范围具有较高的重叠度。实际上，如果存在固定效应，那么当控制前一期被解释变量时，便可剔除不可观测的混杂因素影响，因此这两种稳健性检验结果的一致发现并不令人惊讶。

表6 控制不可观测固定效应的稳健性检验

| 机器学习算法 | 得分函数 | 系数 | 95% 置信区间 |
|----------|---------------|----------------------|----------------|
| LassoCV | IV-type | 0.427 *** (0.036) | [0.356, 0.497] |
| | Partially out | 0.367 *** (0.039) | [0.292, 0.443] |
| Ridge | IV-type | 0.477 *** (0.036) | [0.406, 0.548] |
| | Partially out | 0.479 *** (0.036) | [0.408, 0.549] |
| CatBoost | IV-type | 0.165 *** (0.054) | [0.058, 0.271] |
| | Partially out | 0.175 *** (0.055) | [0.067, 0.284] |
| LightGBM | IV-type | 0.245 *** (0.050) | [0.147, 0.342] |
| | Partially out | 0.248 *** (0.052) | [0.145, 0.350] |

注：括号内为标准误；***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。
资料来源：根据2008-2016年全国税收调查数据计算得到。

(4) 进一步控制其他不可观测的混杂因素。如果不可观测的混杂因素的作用特征并不清晰,这可能意味着无论在时间还是横截面维度都无法通过差分或者虚拟变量的方式进行剔除。为了考虑更加一般的不可观测混杂因素,采用 Guo et al.(2022) 提出的双重去偏差 Lasso 方法 (doubly debiased lasso, DDL) 进行实证分析。DDL 并未对混杂因素的特征进行特殊假定,而是采用谱转换的方式将混杂因素的影响压缩至 0,由此得到无偏且满足渐近正态的系数估计结果。表 7 展示了 *Share* 的系数估计结果,尽管其值小于基准回归结果,但从置信区间来看,DDL 和基于非线性模型的基准回归结果仍然具有重叠区域,可以认为即便考虑了更为一般的不可观测混杂因素,共享发展和企业技术进步的关系仍旧稳定。

表 7 控制不可观测混杂因素的稳健性检验

| 系数 | 95% 置信区间 |
|----------------------|----------------|
| 0.600 *** (0.050) | [0.502, 0.698] |

注:括号内为标准误;***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。
资料来源:根据2008-2016年全国税收调查数据计算得到。

2. 针对内生性的稳健性检验

当遗漏混杂因素时,可能引致内生性问题。如果解释变量和被解释变量同时存在相关性,也可能导致内生性问题^①。当前无法对是否存在内生性进行判断,但本文仍然希望采用稳健性检验缓解潜在的内生性影响。为了从时间维度上缓解内生性带来的影响,本文采用滞后一期的共享发展水平作为工具变量进行实证分析。该选择的考量是,企业和员工的共享发展关系本质上属于制定薪酬方案,取决于两者的相对议价能力 μ 。短期内,来自外部劳动力市场制度和企业内部的薪酬方案并不会发生较大改变,因此共享发展水平在时间维度上表现出一定的惯性特征,也就是说工具变量和内生变量具有较强的相关性。加上时间维度上的滞后,因此前一期的共享发展水平理论上可以作

① 由于共享发展水平是基于增加值测算得到的,而被解释变量全要素生产率也是来自增加值,内生性问题似乎相当明确。但是需要注意的是,共享发展水平的测算采用的是样本外预测方式,是其他相似企业增加值的函数,而非当前回归样本的增加值。除非所有企业的增加值都受到不可观测共同因素的影响,否则样本外预测获取的解释变量具有良好的外生性。关于共同因素的影响,DML模型通过非线性机器学习算法利用地区、年份、行业等虚拟变量及其交互项进行剔除。

为当期共享发展水平的工具变量^①。表 8 汇报了相关结果。当采用线性模型进行估计时，工具变量模型的系数估计结果在统计上不显著。一种可能的原因是，线性模型并未捕捉到工具变量对内生变量的非线性影响（Chernozhukov et al., 2018）。值得注意的是，非线性模型的系数明显变大，与基准回归对比强烈。但从 95% 置信区间上看，两种估计结果的波动范围存在一定的重叠，因此可以认为，工具变量模型下共享发展和企业技术进步的关系并未发生改变。

表 8 基于滞后一期解释变量的工具变量估计结果

| 机器学习算法 | 得分函数 | 系数 | 95% 置信区间 |
|----------|------------------|----------------------|-------------------|
| LassoCV | IV-type | 0.821 (0.516) | [-0.191, 1.833] |
| | Partiallying out | 0.790 (1.099) | [-1.364, 2.945] |
| Ridge | IV-type | 0.782 ** (0.336) | [0.123, 1.441] |
| | Partiallying out | 0.689 (1.111) | [-1.490, 2.867] |
| CatBoost | IV-type | 2.615 *** (0.315) | [1.998, 3.231] |
| | Partiallying out | 2.690 *** (0.842) | [1.040, 4.341] |
| LightGBM | IV-type | 2.488 *** (0.474) | [1.558, 3.417] |
| | Partiallying out | 2.569 *** (0.801) | [0.999, 4.139] |

注：括号内为标准误；***、** 和 * 分别表示 1%、5% 和 10% 的显著性水平。

资料来源：根据 2008 - 2016 年全国税收调查数据计算得到。

为了说明工具变量估计结果的稳健性，本文遵循 Lewbel（2012）的研究，利用数据的异方差特征构建可用工具变量。基本思路是：首先，以共享发展水平为被解释变量，使用控制变量进行回归并获得残差；然后，以控制变量和残差作为工具变量进行估计。

① Bellemare et al.(2017) 针对滞后期解释变量的内生性进行了研究，指出当存在不可观测混杂因素且其具有序列相关性时，滞后期解释变量将存在内生性，此时不能用作工具变量。表 5 至表 7 对于不可观测混杂因素的处理说明其不会对系数估计产生实质性影响，为本文将滞后一期解释变量作为工具变量提供了可行性检验。

需要说明的是，上述方法无法嵌入 DML 模型，只能依赖于完全线性的模型进行估计。表 9 中基于异方差的工具变量估计结果与基准回归中非线性模型的估计结果较为一致（系数及其 95% 置信区间），表明共享发展对企业技术进步的影响非常稳健。

表 9 基于异方差的工具变量估计结果

| 系数 | 95% 置信区间 | 弱工具变量检验 |
|----------------------|----------------|--------------|
| 0.938 *** (0.274) | [0.401, 1.475] | 4026.696 *** |

注：括号内为标准误；***、** 和 * 分别表示 1%、5% 和 10% 的显著性水平。
资料来源：根据 2008 - 2016 年全国税收调查数据计算得到。

3. 针对异常值的稳健性检验

针对可能存在的异常值问题，本文对 $LnTFP$ 进行 1% 和 99% 的缩尾处理，实证结果如表 10 所示。相关结果与基准回归相比并未发生较大改变，说明共享发展与企业技术进步间的相关性并非由于少量异常值所引起，实证发现具有稳健性。

表 10 针对异常值的稳健性检验

| 机器学习算法 | 得分函数 | 系数 | 95% 置信区间 |
|----------|---------------|----------------------|----------------|
| LassoCV | IV-type | 2.302 *** (0.103) | [2.101, 2.503] |
| | Partially out | 2.292 *** (0.104) | [2.088, 2.495] |
| Ridge | IV-type | 2.413 *** (0.104) | [2.209, 2.617] |
| | Partially out | 2.414 *** (0.121) | [2.176, 2.652] |
| CatBoost | IV-type | 1.019 *** (0.200) | [0.627, 1.412] |
| | Partially out | 1.017 *** (0.199) | [0.627, 1.408] |
| LightGBM | IV-type | 1.186 *** (0.168) | [0.857, 1.515] |
| | Partially out | 1.150 *** (0.186) | [0.784, 1.515] |

注：括号内为标准误；***、** 和 * 分别表示 1%、5% 和 10% 的显著性水平。
资料来源：根据 2008 - 2016 年全国税收调查数据计算得到。

（四）异质性分析

前文实证分析结果证实了共享发展与企业技术进步关系的理论假设。然而，相关结果只是平均影响的一致估计。为了挖掘更多具有启发性的经验特征，本文从共享发展水平、议价能力和企业技术水平三个维度进行异质性分析。

1. 基于共享发展水平的异质性分析

对于离散型处置变量，传统统计学方法通常估计单一的平均处置效应。当处置变量为连续型时，随处置程度的变化很有可能引入差异性影响，因此考虑因果剂量反应函数更有实证价值。借助 Galagate (2016) 关于连续型处置变量因果效应估计的研究，利用广义倾向得分控制混杂因素对共享发展和技术进步的影响，近似随机化处置变量^①，估计不同共享发展水平与企业技术进步的变动关系，进而绘制因果剂量反应曲线，如图 2 所示。

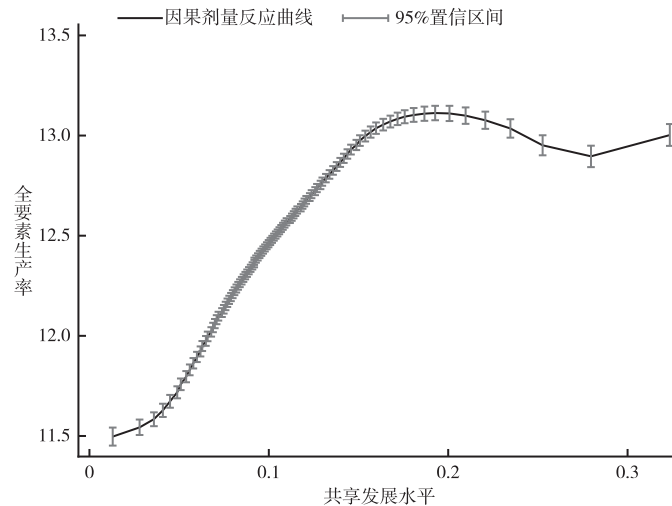


图 2 基于共享发展水平的异质性检验

资料来源：根据 2008 - 2016 年全国税收调查数据绘制得到。

图中横坐标为共享发展水平 $Share$ ，纵坐标为企业技术进步水平 $LnTFP$ 。曲线直观地展现了两者的非线性关系。一方面，曲线斜率在绝大多数情况下大于零，与前文关于共享发展对企业技术进步的平均正向影响估计结果完全吻合。另一方面，曲线斜率

^① 处置变量为离散型时需要控制处置的条件概率，为连续型时需要控制处置的条件概率密度。

明显逐渐减小至 0，说明共享发展所产生的技术进步效应具有边际递减特征。共享发展和企业技术进步的因果剂量反应曲线充分表明两者强烈的异质性关系： $\partial\beta/\partial Share < 0$ ， β 为式（6）中共享发展对技术进步的平均影响。图中曲线揭示出，适度的薪酬激励能够激发员工的工作积极性，但过高的劳动力成本将会挤占研发等其他生产要素的投入，反而有可能引致生产率损失。

2. 基于议价能力的异质性分析

回顾式（4），议价能力 μ 是决定共享发展水平的关键因素。员工议价能力越强，将分得更多的生产剩余，即 $\partial Share/\partial \mu > 0$ ，由此可得 $\partial\beta/\partial \mu = \partial\beta/\partial Share \cdot \partial Share/\partial \mu < 0$ ，表明议价能力可能是引致共享发展边际效应递减规律的重要因素。换句话说，员工议价能力同时影响共享发展的水平及其对技术进步的边际影响。议价能力越强，共享发展水平越高，虽然能够促进企业技术进步，但是过高的议价能力将提高劳动力成本，进而可能会抑制共享发展的技术进步效应并造成企业效率损失。为了验证推测，本文将共享发展对企业技术进步的**平均影响**设定为：

$$\beta_{it} = b_0 + b_1 Fasset_{it} + b_2 Export_{it} \quad (12)$$

其中，使用资产结构 *Fasset* 和进出口 *Export* 作为员工议价能力的代理变量。盛丹和陆毅（2017）研究出口贸易对劳动者工资集体议价能力的影响时发现，由于中国外贸出口多属于来料加工型业务，需要提前备足所需中间品，工人可能通过“敲竹杠”获取工资谈判中的优势地位。同时，出口企业需要根据来料不同提前雇佣不同技术工种的员工，短期内难以在劳动力市场中寻找特定技术水平的替代者，因此会相应增加对于现有员工的依赖。另外，出口贸易的兴起激发了企业对于本土劳动力的需求，特别是能够满足海外委托方产品生产要求的技术工人，这在一定程度上提升了员工的议价能力。Clark（1991）和 Doiron（1992）发现，拥有较高流动资产比重的企业，员工罢工、辞职对企业日常经营所带来的影响较小，故而员工议价能力较低。Brock & Dobbelaere（2006）和 Martins（2009）发现，拥有较高资本依赖度的企业，员工议价能力反而更高，原因可能在于资本与高技能劳动力通常紧密相关，而员工自身的人力资本质量显然能够提高谈判筹码。盛丹和陆毅（2017）针对中国企业的实证发现与上述文献保持一致。

借助已有研究成果，预期 *Fasset* 和 *Export* 的系数显著为负。从表 11 汇报的相关结果可见，系数与理论预期完全相符。出口型、资本依赖度越强的企业，员工议价能力反而抑制了共享发展对于企业技术进步的积极影响。表 12 汇报了引入议价能力后共享发展对于企业技术进步的**平均影响估计结果**。可以发现，无论使用线性还是非线性模

型，估计结果均与基准回归非常接近，95%置信区间重叠度很高。这一方面再次验证了基准回归结果的稳健性，另一方面也说明本文找到了引致共享发展技术进步效应出现边际递减的重要因素。

表 11 基于议价能力的异质性检验

| 机器学习算法 | 变量 | 系数 | 95% 置信区间 | 机器学习算法 | 变量 | 系数 | 95% 置信区间 |
|----------|---------------|-----------------------|------------------|----------|---------------|-----------------------|------------------|
| LassoCV | <i>Fasset</i> | -1.287 *** (0.171) | [-1.622, -0.953] | Ridge | <i>Fasset</i> | -1.132 *** (0.169) | [-1.462, -0.801] |
| | <i>Export</i> | -1.058 *** (0.052) | [-1.159, -0.957] | | <i>Export</i> | -1.081 *** (0.052) | [-1.182, -0.980] |
| | <i>Cons</i> | 3.075 *** (0.042) | [2.992, 3.158] | | <i>Cons</i> | 3.034 *** (0.042) | [2.951, 3.117] |
| CatBoost | <i>Fasset</i> | -0.877 *** (0.264) | [-1.394, -0.360] | LightGBM | <i>Fasset</i> | -1.222 *** (0.255) | [-1.722, -0.722] |
| | <i>Export</i> | -0.313 *** (0.086) | [-0.482, -0.144] | | <i>Export</i> | -0.484 *** (0.082) | [-0.646, -0.322] |
| | <i>Cons</i> | 1.283 *** (0.079) | [1.128, 1.439] | | <i>Cons</i> | 1.668 *** (0.076) | [1.519, 1.817] |

注：括号内为标准误；***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。
资料来源：根据2008-2016年全国税收调查数据计算得到。

表 12 基于异质性检验的平均影响估计

| 机器学习算法 | 系数 | 95% 置信区间 |
|----------|----------------------|----------------|
| LassoCV | 2.439 *** (0.026) | [2.388, 2.490] |
| Ridge | 2.425 *** (0.026) | [2.374, 2.475] |
| CatBoost | 0.986 *** (0.043) | [0.901, 1.071] |
| LightGBM | 1.238 *** (0.042) | [1.156, 1.319] |

注：括号内为标准误；***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。
资料来源：根据2008-2016年全国税收调查数据计算得到。

3. 基于企业技术水平的异质性分析

无论基于共享发展水平还是议价能力的异质性检验，均揭示出共享发展对企业技术进步的影响存在显著的异质性。此时一个问题自然产生：共享发展是否是影响企业间生产率差距的重要因素？如果是，这种影响必然来自两个方向：一是不同技术水平的企业共享发展程度不同，图 1 粗略揭示了生产率高的企业同时拥有较高的共享发展水平；二是不同技术水平企业的共享发展对于技术进步的边际影响不同，这一点尚未明晰。正如图 2 所示，共享发展水平高并不意味着技术进步效应强，源于两个方面影响的乘积才是共享发展对企业生产率的综合影响。此处尝试对第二个方面进行回答，基于 He et al.(2023) 提出的平滑分位数回归方法，对不同生产率企业的共享发展影响进行估计。图 3 中曲线明显向右下倾斜，表明共享发展对技术进步的促进作用在生产率较低时更为显著。表 13 列出了四种置信区间 (CI) 的结果：正态分布置信区间 (Normal CI)、分位数置信区间 (Percentile CI)、枢轴量置信区间 (Pivotal CI)、重抽样置信区间 (Bootstrap CI)。可见，不同分位点处的系数估计结果具有非常显著的差异。虽然高生产率的企业共享发展水平也较高，但共享发展的边际影响较低，因此暂时仍然无法对共享发展所引致的生产率差距进行方向研判。

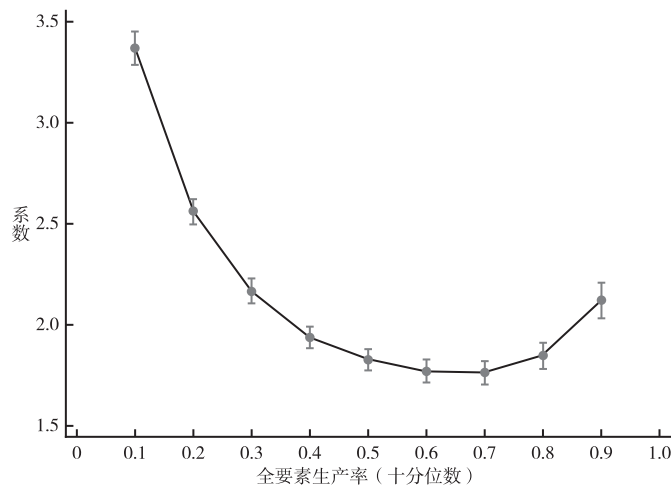


图 3 基于企业技术水平的异质性检验

资料来源：根据 2008 - 2016 年全国税收调查数据绘制得到。

表 13 基于企业技术水平的异质性检验

| 分位点 | 系数 | 95% 置信区间 | | | |
|-----|-------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| | | Normal CI | Percentile CI | Pivotal CI | Bootstrap CI |
| 10% | 3.370 | [3.287, 3.452] | [3.288, 3.445] | [3.294, 3.451] | [3.294, 3.446] |
| 20% | 2.561 | [2.500, 2.621] | [2.488, 2.624] | [2.497, 2.633] | [2.497, 2.624] |
| 30% | 2.167 | [2.105, 2.228] | [2.110, 2.232] | [2.101, 2.223] | [2.108, 2.226] |
| 40% | 1.936 | [1.884, 1.988] | [1.893, 1.987] | [1.886, 1.979] | [1.886, 1.986] |
| 50% | 1.825 | [1.772, 1.877] | [1.765, 1.875] | [1.774, 1.884] | [1.772, 1.877] |
| 60% | 1.771 | [1.715, 1.826] | [1.720, 1.821] | [1.721, 1.821] | [1.720, 1.822] |
| 70% | 1.760 | [1.704, 1.817] | [1.710, 1.825] | [1.696, 1.811] | [1.704, 1.816] |
| 80% | 1.845 | [1.780, 1.910] | [1.779, 1.910] | [1.780, 1.911] | [1.779, 1.912] |
| 90% | 2.121 | [2.033, 2.208] | [2.015, 2.194] | [2.047, 2.226] | [2.032, 2.210] |

资料来源：根据 2008 - 2016 年全国税收调查数据计算得到。

(五) 机制检验

理论分析指出，共享发展将通过研发创新、人力资本、经营风险和消费需求四种机制作用于企业技术进步。上文基于实证检验证实了共享发展与企业技术进步之间的稳定相关性，此处将对四条理论假说进行检验，进一步揭示共享发展为什么会产生显著的技术进步效应。

1. 研发创新激励

共享发展将通过提高管理层和普通员工的工作满意度和积极性，激励创新行为并提升创新绩效。利用研发投入占营业收入的比重度量企业研发创新水平，表 14 汇报了共享发展对研发创新影响的检验结果。经验证据明显支持共享发展对企业研发创新的积极作用，这意味着共享发展可以通过提升企业研发投入从而促进技术进步。具体来看，在不同机器学习算法和不同得分函数设定下，共享发展对企业研发创新的影响估计结果较为稳定。在基准回归中呈现出的线性和非线性模型间的系数差距在此处并不明显。LassoCV、CatBoost 和 LightGBM 三者置信区间的重叠度非常高。Ridge 的系数虽然偏大，但仍与其他算法有所重叠。以上信息充分说明研发创新机制检验结果稳健。

表 14 基于研发创新的机制检验结果

| 机器学习算法 | 得分函数 | 系数 | 95% 置信区间 |
|----------|---------------|----------------------|----------------|
| LassoCV | IV-type | 0.014 *** (0.002) | [0.010, 0.018] |
| | Partially out | 0.014 *** (0.002) | [0.011, 0.018] |
| Ridge | IV-type | 0.028 *** (0.004) | [0.021, 0.035] |
| | Partially out | 0.027 *** (0.004) | [0.020, 0.035] |
| CatBoost | IV-type | 0.017 *** (0.004) | [0.009, 0.025] |
| | Partially out | 0.017 *** (0.004) | [0.010, 0.025] |
| LightGBM | IV-type | 0.017 *** (0.003) | [0.011, 0.024] |
| | Partially out | 0.018 *** (0.004) | [0.011, 0.025] |

注：括号内为标准误；***、** 和 * 分别表示 1%、5% 和 10% 的显著性水平。
资料来源：根据 2008 - 2016 年全国税收调查数据计算得到。

2. 人力资本投资

较高的共享发展水平将通过降低劳动要素价格的扭曲程度，引导企业通过招聘高技能劳动力、加大对现有员工的培训力度，从而提升劳动生产效率，以弥补上涨的劳动力成本。利用职工教育培训经费占营业收入比重代理企业的人力资本投资，实证结果如表 15 所示。共享发展对于企业人力资本投资的促进作用获得了经验数据的支持，意味着企业与员工的共享发展关系将通过提升人力资本投资促进企业技术进步。值得注意的是，在不同机器学习算法和得分函数设定下，共享发展的系数几乎完全一致，95% 置信区间也基本重合，基于人力资本的机制检验相比研发创新更为稳健。

表 15 基于人力资本投资的机制检验结果

| 机器学习算法 | 得分函数 | 系数 | 95% 置信区间 |
|---------|---------------|----------------------|----------------|
| LassoCV | IV-type | 0.003 *** (0.000) | [0.002, 0.003] |
| | Partially out | 0.003 *** (0.000) | [0.002, 0.003] |

续表

| 机器学习算法 | 得分函数 | 系数 | 95% 置信区间 |
|----------|-----------------|---------------------------------|----------------|
| Ridge | IV-type | 0.002 ^{***} (0.000) | [0.002, 0.003] |
| | Partialling out | 0.003 ^{***} (0.000) | [0.002, 0.003] |
| CatBoost | IV-type | 0.003 ^{***} (0.001) | [0.002, 0.004] |
| | Partialling out | 0.003 ^{***} (0.000) | [0.002, 0.004] |
| LightGBM | IV-type | 0.003 ^{***} (0.000) | [0.002, 0.004] |
| | Partialling out | 0.003 ^{***} (0.000) | [0.002, 0.004] |

注：括号内为标准误；***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。

资料来源：根据2008-2016年全国税收调查数据计算得到。

3. 经营风险降低

良好的共享发展关系为企业适应外部冲击提供了可能，原本具有固定成本属性的工资可以转化为可变成本，企业经营风险降低。以相邻年份企业利润和营业收入变动率之比代理经营风险，表16汇报了相关结果。在不同机器学习算法和得分函数设定下，系数估计结果显著小于零，说明共享发展能够显著降低企业经营风险。这种风险抑制效应符合理论判断，共享发展将通过平抑外部冲击，降低企业经营风险，从而提升生产效率。

表16 基于经营风险的机制检验结果

| 机器学习算法 | 得分函数 | 系数 | 95% 置信区间 |
|----------|-----------------|-----------------------------------|--------------------|
| LassoCV | IV-type | -57.337 ^{***} (5.415) | [-67.950, -46.723] |
| | Partialling out | -58.360 ^{***} (5.649) | [-69.432, -47.288] |
| Ridge | IV-type | -41.840 ^{***} (3.274) | [-48.256, -35.424] |
| | Partialling out | -40.567 ^{***} (3.309) | [-47.053, -34.082] |
| CatBoost | IV-type | -61.315 ^{***} (9.296) | [-79.534, -43.096] |
| | Partialling out | -62.004 ^{***} (8.941) | [-79.529, -44.479] |

续表

| 机器学习算法 | 得分函数 | 系数 | 95% 置信区间 |
|----------|---------------|------------------------|--------------------|
| LightGBM | IV-type | -62.074 *** (8.598) | [-78.925, -45.222] |
| | Partially out | -65.084 *** (8.857) | [-82.443, -47.725] |

注：括号内为标准误；***、** 和 * 分别表示 1%、5% 和 10% 的显著性水平。
资料来源：根据 2008 - 2016 年全国税收调查数据计算得到。

4. 消费需求提升

鉴于市场需求对于企业经营绩效、生产效率的重要影响，共享发展通过提高员工工资水平，直接刺激消费需求和提升消费能力。另外，稳定的收入预期将进一步扩大需求规模。以消费品行业营业收入的自然对数作为市场需求的代理变量^①，相关结果如表 17 所示，共享发展对消费需求的正向影响显著。根据非线性模型估计结果，共享发展的边际影响约为 1，与其对技术进步的作用相当。这意味着共享发展水平增加 1 个百分点，市场需求大约增长 1 个百分点。

表 17 基于消费需求的机制检验结果

| 机器学习算法 | 得分函数 | 系数 | 95% 置信区间 |
|----------|---------------|----------------------|----------------|
| LassoCV | IV-type | 1.630 *** (0.207) | [1.223, 2.036] |
| | Partially out | 1.751 *** (0.231) | [1.298, 2.203] |
| Ridge | IV-type | 5.592 *** (0.540) | [4.534, 6.649] |
| | Partially out | 4.966 *** (0.569) | [3.850, 6.081] |
| CatBoost | IV-type | 0.750 ** (0.332) | [0.099, 1.401] |
| | Partially out | 0.796 ** (0.344) | [0.122, 1.470] |

① 这一做法参考了 Liu & Mao (2019)。他们认为“营改增”通过提高机器设备的市场需求和市场规模提升了企业生产率，具体基于装备制造业的销售收入变动进行验证。此处遵循同样的逻辑，选择消费品行业进行需求渠道的机制检验。

续表

| 机器学习算法 | 得分函数 | 系数 | 95% 置信区间 |
|----------|-----------------|----------------------|----------------|
| LightGBM | IV-type | 0.836 ** (0.331) | [0.187, 1.485] |
| | Partialling out | 1.029 *** (0.317) | [0.407, 1.651] |

注：括号内为标准误；***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。
资料来源：根据2008–2016年全国税收调查数据计算得到。

五 共享发展对于企业技术进步有多重要？

（一）贡献度测度方法

虽然本文从理论和实证两个角度对共享发展的技术进步效应进行了研究，但从异质性分析结果来看，差异性影响广泛存在，这意味着基准回归中共享发展对企业技术进步的平均影响估计结果并不能充分说明共享发展的经济显著性。因此，为了进一步证明共享发展的重要性，本文将从预测角度评估共享发展对企业技术进步的贡献度^①，分析共享发展是否能以及在多大程度上解释横截面上的生产率差距。

1. Shapley 值

为了解决合作博弈中成员贡献测度问题，博弈论大师 Shapley 提出了 Shapley 值 (Shapley, 1953)。假设有 N 个成员参与博弈，对于任何子集 s (规模为 $|s| = k$)，成员 i 的贡献定义为：

$$v(s) - v(s \setminus \{i\}) \quad (13)$$

其中， $v(\cdot)$ 为收益函数， $s \setminus \{i\}$ 表示剔除成员 i 后的子集。对于所有规模为 k 的合作，平均贡献为：

$$\frac{1}{C_{N-1}^{k-1}} \sum_{|s|=k} (v(s) - v(s \setminus \{i\})) \quad (14)$$

其中， C_{N-1}^{k-1} 表示规模为 k 的合作数量。对于 N 个成员，规模种类自然为成员总数，因此所有规模下成员 i 的平均贡献为：

$$\sum_{k=1}^N \frac{1}{NC_{N-1}^{k-1}} \sum_{|s|=k} (v(s) - v(s \setminus \{i\})) \quad (15)$$

^① 预测基于变量间的相关性。如果共享发展对企业技术进步具有因果影响，那么其必要条件是二者之间的相关性很强。也就是说，共享发展将有助于提升对企业技术进步的预测效果。

其中, $NC_{N-1}^{k-1} = N! / ((N-k)!(k-1)!)$ 。因此可以进一步写为:

$$\sum_{k=1}^N \frac{(N-k)!(k-1)!}{N!} \sum_{|s|=k} (v(s) - v(s \setminus \{i\})) \quad (16)$$

上式即为 Shapley 值: N 人合作博弈中成员 i 的平均贡献。

2. 基于线性回归的 Shapley 分解

劳动经济学中经常使用 Shapley 分解研究因素 (例如经济增长) 对于社会福利 (例如不平等与贫困) 的贡献度 (李敬等, 2007; 罗楚亮, 2012; Shorrocks, 2013)。基本思想是通过线性回归模型分析控制和未控制特定因素时社会福利指标的变动, 进而明确特定因素的影响程度。以研究因素 X_m 对收入不平等的贡献度为例, 构建如下线性回归模型:

$$y = \sum_{m=1}^M \beta_m X_m + \varepsilon \quad (17)$$

此处对于 X_m 的控制不再是剔除, 而是采用样本均值 \bar{X}_m 替代。考虑 X_m 被控制的顺序, 第 J 次被控制的组合数量为 $1/C_{M-1}^{J-1}$ 。因为有 M 个因素, 所以 J 的总数为 M , 那么用于计算 X_m 贡献的组合总计为 $1/MC_{M-1}^{J-1}$ 。单次情形 X_m 的贡献度为 $G(Y | X_m) - G(Y | \bar{X}_m)$ 。 $G(\cdot)$ 为基于收入 y 所计算的不平等指标。上式度量了因素 X_m 对于收入不平等的贡献度。至此, 基于线性回归的 Shapley 分解公式如下:

$$\sum_{J=1}^M \frac{(M-J)!(J-1)!}{M!} \sum_J (G(Y | X_m) - G(Y | \bar{X}_m)) \quad (18)$$

基于线性回归模型的 Shapley 分解至少存在以下三个缺陷。第一, 受制于线性形式, 无法考虑变量间的相互作用及其对结果变量的非线性影响, 显著降低了模型的预测准确性。第二, 采用取均值的方式剔除因素影响与 Shapley 值的基本思想并不吻合, 对于归因过程的合理定义应该是剔除和未剔除下的目标差异。第三, 采用线性回归模型进行 Shapley 分解的论文通常只纳入少量变量, 一方面便于解释, 另一方面减轻计算负担。显然, 信息缺失也是制约预测效果的重要原因。

3. 基于机器学习的 Shapley 分解

为了解日益复杂的机器学习算法, 可解释机器学习成为一个重要的研究领域。Lundberg & Lee (2017) 根据 Shapley 值提出了用于评估因素预测贡献度的 SHAP (Shapley Additive Explanations) 方法。不难发现, 经济学中所使用的基于线性回归模型的 Shapley 分解严重依赖于模型形式, 简单的线性模型显然不能满足准确计算 Shapley 值所需的预测能力, 因素贡献度的评估结果无法排除模型预测能力缺陷带来的影响。非线性机器学习算法通过放松模型形式约束, 极大地弥补了线性回归模型的弱势。其与 Shapley 值的结合是当前解释机器学习预测结果最受欢迎的评估方法。以树模型为

例，因素对于结果变量预测效果的贡献度可用下式表示：

$$f(x_i) = c_{i,full} + \sum_{k=1}^K contrib(x_i, k) \quad (19)$$

式 (19) 中， $f(x_i)$ 表示样本 i 结果变量的预测值， $c_{i,full}$ 为结果变量的样本均值， $contrib(x_i, k)$ 度量了因素 k 对于结果变量预测结果的贡献度。借鉴 Shapley 值所依据的思想，采用剔除和未剔除因素 k 下的结果变量预测差异度量贡献度：

$$contrib(x_i, k) = \sum_{S \subseteq F \setminus \{k\}} \frac{|S|!(|F| - |S| - 1)!}{|F|!} (f(S \cup \{k\}) - f(S)) \quad (20)$$

其中， F 为全部因素构成的集合， S 表示不包括因素 k 的子集， $|\cdot|$ 为因素数量。 $|S|!(|F| - |S| - 1)!/|F|!$ 为给定不包括因素 k 的条件下，子集规模为 $|S|$ 的组合数量， $\sum_{S \subseteq F \setminus \{k\}} |S|!(|F| - |S| - 1)!/|F|!$ 为所有不包括因素 k 的子集的组合数量。 $f(S \cup \{k\}) - f(S)$ 度量了包含和未包含因素 k 时结果变量预测的差异。显然，上式与 Shapley 值的计算公式完全一样，区别在于需要使用机器学习算法对 $f(x)$ 进行估计。除了预测优势，大量机器学习算法具有并行计算的能力，甚至能够处理高维问题，因此纳入模型的因素数量不再因为计算资源受限而需要权衡。

(二) 共享发展对企业技术进步的贡献度测度结果

为了说明基于线性回归的 Shapley 分解缺陷源于预测效果较差，本文对比 LassoCV、XGBoost、CatBoost 和 LightGBM 四种机器学习算法的样本外泛化能力。具体选择均方误差 MSE 和拟合优度 R^2 作为评估指标，表 18 汇报了十折交叉验证的平均结果。可以发现，线性模型 LassoCV 无论在 MSE 还是 R^2 上均表现最差。基于树模型的三种提升算法的预测效果均优于线性模型。具体来看，表现最好的 CatBoost 相比 LassoCV 在 MSE 上预测精准度提升了约 13%， R^2 提高了约 12%。以上结果充分说明，在评估共享发展对企业技术进步的贡献度时，应该充分考虑不同模型的预测能力。基于预测效果的对比结果，下文将使用 CatBoost 进行贡献度测度。

表 18 机器学习预测效果比较

| 预测模型 | MSE | R^2 |
|----------|-------|-------|
| LassoCV | 0.508 | 0.521 |
| XGBoost | 0.454 | 0.571 |
| CatBoost | 0.442 | 0.583 |
| LightGBM | 0.456 | 0.570 |

资料来源：根据 2008 - 2016 年全国税收调查数据计算得到。

本文使用 SHAP 方法从预测角度对共享发展关于企业技术进步的贡献度进行评估，结果如表 19 所示^①。需要注意的是，如果 $\Delta \overline{LnTFP} < 0$ ，意味着共享发展提升了企业全要素生产率，反之则是降低了全要素生产率。粗略浏览表中结果，仅从 $\Delta \overline{LnTFP}$ 符号上便可清楚发现，共享发展对于企业技术进步的促进作用只体现在高生产率企业中。具体来看，大部分负值出现在 [50%，60%) 和 [70%，80%) 组别。具体考虑贡献度大小，共享发展对 [70%，80%) 组别企业的平均生产率预测提升幅度约为 0.034 ~ 0.402，对 [50%，60%) 组别企业的预测提升幅度约为 0.013 ~ 0.298。对比不同组别的共享度，可以发现共享发展对生产率所带来的损失在低生产率企业中最大，对生产率带来的提升在高生产率企业中最显著。因此，可以预期共享发展将显著加剧企业间生产率差距。

表 19 共享发展贡献度测度结果

| 年份 | 分组 | \overline{LnTFP} | $\overline{C_LnTFP}$ | $\Delta \overline{LnTFP}$ | 年份 | 分组 | \overline{LnTFP} | $\overline{C_LnTFP}$ | $\Delta \overline{LnTFP}$ |
|------|----|--------------------|-----------------------|---------------------------|------|----|--------------------|-----------------------|---------------------------|
| 2008 | 2 | 11.452 | 11.750 | 0.298 | 2012 | 6 | 12.745 | 12.723 | -0.022 |
| | 4 | 11.944 | 12.051 | 0.107 | | 8 | 13.155 | 13.058 | -0.097 |
| | 6 | 12.160 | 12.184 | 0.024 | 2013 | 2 | 12.130 | 12.370 | 0.240 |
| | 8 | 12.653 | 12.557 | -0.096 | | 4 | 12.444 | 12.519 | 0.075 |
| 2009 | 2 | 11.322 | 11.501 | 0.179 | | 6 | 12.761 | 12.765 | 0.004 |
| | 4 | 11.835 | 11.859 | 0.024 | | 8 | 13.113 | 13.068 | -0.045 |
| | 6 | 12.081 | 12.100 | 0.019 | 2014 | 2 | 12.207 | 12.495 | 0.288 |
| | 8 | 12.469 | 12.396 | -0.073 | | 4 | 12.568 | 12.745 | 0.177 |
| 2010 | 2 | 11.750 | 11.825 | 0.075 | | 6 | 12.818 | 12.841 | 0.023 |
| | 4 | 12.033 | 12.061 | 0.028 | | 8 | 13.193 | 13.159 | -0.034 |
| | 6 | 12.370 | 12.320 | -0.050 | 2015 | 2 | 12.581 | 12.591 | 0.010 |
| | 8 | 12.830 | 12.630 | -0.200 | | 4 | 12.838 | 12.654 | -0.184 |
| 2011 | 2 | 11.972 | 12.127 | 0.155 | | 6 | 13.045 | 12.747 | -0.298 |
| | 4 | 12.285 | 12.318 | 0.033 | | 8 | 13.426 | 13.024 | -0.402 |
| | 6 | 12.578 | 12.565 | -0.013 | 2016 | 2 | 11.891 | 12.162 | 0.271 |
| | 8 | 13.015 | 12.897 | -0.118 | | 4 | 12.305 | 12.446 | 0.141 |
| 2012 | 2 | 12.059 | 12.256 | 0.197 | | 6 | 12.660 | 12.682 | 0.022 |
| | 4 | 12.411 | 12.453 | 0.042 | | 8 | 13.199 | 13.157 | -0.042 |

资料来源：根据 2008 - 2016 年全国税收调查数据计算得到。

① 根据 $LnTFP$ 进行十等分，取位于 [10%，20%) (2 组)、[30%，40%) (4 组)、[50%，60%) (6 组) 和 [70%，80%) (8 组) 四组样本计算平均值。 \overline{LnTFP} 表示原始 $LnTFP$ 均值， $\overline{C_LnTFP}$ 表示剔除共享发展预测贡献值的反事实 $LnTFP$ 均值。 $\Delta \overline{LnTFP} = \overline{C_LnTFP} - \overline{LnTFP}$ 度量了平均技术水平的变动。

为了验证共享发展对于企业间生产率差距产生影响的判断，进一步测算剔除共享发展预测贡献值前后的生产率不平等变动，采用基尼系数（Gini）进行度量^①，结果如表 20 所示。可见，基于表 19 的推测结果完全正确，共享发展加剧了企业间生产率差距。根据表中结果可知，样本期内共享发展引致了约 5.4% ~ 9.6% 的企业间生产率差距，显著发挥了加剧生产率不平等的作用。

表 20 共享发展对企业间生产率差距的贡献度

| 年份 | 原始 Gini | CatBoost | |
|------|---------|----------|--------|
| | | 反事实 Gini | 变动 |
| 2008 | 0.517 | 0.489 | -0.054 |
| 2009 | 0.555 | 0.520 | -0.063 |
| 2010 | 0.504 | 0.463 | -0.083 |
| 2011 | 0.526 | 0.488 | -0.072 |
| 2012 | 0.496 | 0.457 | -0.079 |
| 2013 | 0.499 | 0.464 | -0.070 |
| 2014 | 0.508 | 0.472 | -0.072 |
| 2015 | 0.475 | 0.429 | -0.096 |
| 2016 | 0.546 | 0.509 | -0.067 |

资料来源：根据 2008 - 2016 年全国税收调查数据计算得到。

六 研究结论与政策建议

中国正处于迈向共同富裕的关键阶段，而共享发展是促进共同富裕的必然要求和根本途径。本文以企业和员工间的共享发展关系为研究对象，基于理论分析和实证检验研究了“共享机制能否推动企业高质量发展”这一命题。在理论层面，首先，根据共享发展的实践和内涵，借助不完全竞争市场中的工资决定机制即租金分享理论阐释其经济含义：共享发展意味着企业和员工分享生产租金，分配比例由双方议价能力决定。本文同时为共享发展水平的测度提供了实证模型。其次，从研发创新、人力资本、经营风险、消费需求四个方面分析了共享发展促进企业技术进步的机制。在实证层面，首先，以全国税收调查数据作为建模样本，利用分布随机森林模型解决共享发

^① 使用 $\exp(\ln TFP)$ 计算不平等指标，随后利用反事实 Gini 除以原始 Gini 后减 1 计算变动幅度。

展水平测度中的异质性问题，获得企业层面的共享发展水平量化结果。其次，采用双重机器学习模型进行实证检验，发现共享发展发挥着显著的技术进步效应，共享发展水平每增加 1 个百分点，企业全要素生产率增长约 1 个百分点。这一发现在考虑遗漏混杂因素、内生性和异常值时依然稳健。机制检验表明，共享机制将通过激励研发创新、提高人力资本投资、降低经营风险和提升消费需求四个渠道促进企业技术进步。异质性分析表明，共享发展水平、议价能力和企业技术水平是影响技术进步效应的重要因素。最后，采用可解释机器学习模型 SHAP 方法评估实证结果的经济显著性，发现共享发展能够解释 5.4% ~ 9.6% 的企业间生产率差距，加剧了生产率的不平等。

基于研究发现，本文提出政策建议如下。第一，当前仍需将做大经济蛋糕作为第一要务，为共享发展提供基础保障。伴随公共卫生事件爆发、地缘政治冲突不断加剧，全球经济社会面临巨大挑战，稳预期、促增长仍是世界各国面临的重大治理问题。政府需要充分利用财政、金融等宏观经济治理工具，持续推进产业布局优化，创新引领高质量发展。同时，着力加大对中等及以下收入群体的保护力度，通过完善社会保障制度、精准实施面向家庭的转移支付、提升公共服务均等化水平等手段降低居民收入风险，提高家庭金融韧性，营造稳定增长的经济增长预期。第二，鼓励企业内部构建完善的共享机制，提升共享发展水平，从而内生地推动高质量发展。只有共赢才能实现真正的共享。政府一方面需要通过树立典型案例、标杆企业等方式积极宣传共享发展对于企业的积极影响；另一方面要借助财政补贴、定向减税等手段，鼓励企业直接提高员工工资和社保缴费水平，利用培训学习等方式加大员工人力资本投入力度，进而通过让渡发展成果激发员工工作积极性和发展潜力，为促进企业高质量发展提供充足动力。

参考文献：

- 蔡昉(2022)，《共享生产率成果——高质量发展与共同富裕关系解析》，《中共中央党校（国家行政学院）学报》第 3 期，第 5 - 11 页。
- 李敬、冉光和、万广华（2007），《中国区域金融发展差异的解释——基于劳动分工理论与 Shapley 值分解方法》，《经济研究》第 5 期，第 42 - 54 页。
- 林炜（2013），《企业创新激励：来自中国劳动力成本上升的解释》，《管理世界》第 10 期，第 95 - 105 页。

- 刘青、肖柏高 (2023), 《劳动力成本与劳动节约型技术创新——来自 AI 语言模型和专利文本的证据》, 《经济研究》第 2 期, 第 74 - 90 页。
- 刘伟、张立元 (2020), 《经济发展潜能与人力资本质量》, 《管理世界》第 1 期, 第 8 - 24 页。
- 刘媛媛、刘斌 (2014), 《劳动保护、成本粘性与企业应对》, 《经济研究》第 5 期, 第 63 - 76 页。
- 罗楚亮 (2004), 《经济转轨、不确定性与城镇居民消费行为》, 《经济研究》第 4 期, 第 100 - 106 页。
- 罗楚亮 (2012), 《经济增长、收入差距与农村贫困》, 《经济研究》第 2 期, 第 15 - 27 页。
- 曲玥、刘睿蕾 (2023), 《制造业高质量创新的路径与机制：对工资上涨影响效应的检验》, 《经济与管理评论》第 5 期, 第 70 - 85 页。
- 盛丹、陆毅 (2017), 《国有企业改制降低了劳动者的工资议价能力吗?》, 《金融研究》第 1 期, 第 69 - 82 页。
- 孙楚仁、田国强、章韬 (2013), 《最低工资标准与中国企业的出口行为》, 《经济研究》第 2 期, 第 42 - 54 页。
- 习近平 (2021), 《扎实推动共同富裕》, 《求是》第 20 期, 第 4 - 8 页。
- 徐建炜、邹静娴、毛捷 (2017), 《提高最低工资会拉升产品价格吗?》, 《管理世界》第 12 期, 第 33 - 45 页。
- 许明、李逸飞 (2020), 《最低工资政策、成本不完全传递与多产品加成率调整》, 《经济研究》第 4 期, 第 167 - 183 页。
- 杨耀武、张平 (2021), 《中国经济高质量发展的逻辑、测度与治理》, 《经济研究》第 1 期, 第 26 - 42 页。
- Arulampalam, Wiji, Michael Devereux & Giorgia Maffini (2012). The Direct Incidence of Corporate Income Tax on Wages. *European Economic Review*, 56 (6), 1038 - 1054.
- Bellemare, Marc, Takaaki Masaki & Thomas Pepinsky (2017). Lagged Explanatory Variables and the Estimation of Causal Effect. *The Journal of Politics*, 79 (3), 949 - 963.
- Blanchflower, David, Andrew Oswald & Peter Sanfey (1996). Wages, Profits, and Rent-Sharing. *The Quarterly Journal of Economics*, 111 (1), 227 - 251.
- Brock, Ellen & Sabien Dobbelaere (2006). Has International Trade Affected Workers' Bargaining Power? *Review of World Economics*, 142 (2), 233 - 266.

- Ćevid, Domagoj, Loris Michel, Jeffrey Näf, Peter Bühlmann & Nicolai Meinshausen (2022). Distributional Random Forests: Heterogeneity Adjustment and Multivariate Distributional Regression. *Journal of Machine Learning Research*, 23 (333), 1 – 79.
- Chen, Chen, Yangyang Chen, Po-Hsuan Hsu & Edward Podolski (2016). Be Nice to Your Innovators: Employee Treatment and Corporate Innovation Performance. *Journal of Corporate Finance*, 39, 78 – 98.
- Chernozhukov, Victor, Denis Chetverikov, Mert Demirer, Esther Duflo, Christian Hansen, Whitney Newey & James Robins (2018). Double/Debiased Machine Learning for Treatment and Structural Parameters. *The Econometrics Journal*, 21 (1), C1 – C68.
- Clark, Simon (1991). Inventory Accumulation, Wages, and Employment. *The Economic Journal*, 101 (405), 230 – 238.
- Doiron, Denise (1992). Bargaining Power and Wage-Employment Contracts in a Unionized Industry. *International Economic Review*, 33 (3), 583 – 606.
- Galagate, Douglas (2016). *Causal Inference with a Continuous Treatment and Outcome: Alternative Estimators for Parametric Dose-Response Functions with Applications*. Ph. D. diss., University of Maryland, College Park.
- Guo, Zijian, Domagoj Ćevid & Peter Bühlmann (2022). Doubly Debiased Lasso: High-Dimensional Inference Under Hidden Confounding. *The Annals of Statistics*, 50 (3), 1320 – 1347.
- He, Xuming, Xiaou Pan, Kean Ming Tan & Wen-Xin Zhou (2023). Smoothed Quantile Regression with Large-Scale Inference. *Journal of Econometrics*, 232 (2), 367 – 388.
- Levinsohn, James & Amil Petrin (2003). Estimating Production Functions Using Inputs to Control for Unobservables. *Review of Economic Studies*, 70 (2), 317 – 341.
- Lewbel, Arthur (2012). Using Heteroscedasticity to Identify and Estimate Mismeasured and Endogenous Regressor Models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 30 (1), 67 – 80.
- Liu, Yongzheng & Jie Mao (2019). How Do Tax Incentives Affect Investment and Productivity? Firm-Level Evidence from China. *American Economic Journal: Economic Policy*, 11 (3), 261 – 291.
- Lundberg, Scott & Su-In Lee (2017). Consistent Feature Attribution for Tree Ensembles. *arXiv Working Paper*, No. 1706.06060.

- Martins, Pedro (2009). Rent Sharing Before and After the Wage Bill. *Applied Economics*, 41 (17), 2133 – 2151.
- Schmookler, Jacob (1966). *Invention and Economic Growth*. Cambridge: Harvard University Press.
- Shapley, Lloyd (1953). A Value for n-Person Games. In Harold Kuhn & Albert William Tucker (eds), *Contributions to the Theory of Games, Volume II*. Princeton: Princeton University Press, pp. 307 – 318.
- Shorrocks, Anthony (2013). Decomposition Procedures for Distributional Analysis: A Unified Framework Based on the Shapley Value. *Journal of Economic Inequality*, 11 (1), 1 – 28.
- Tsai, Wenpin & Sumantra Ghoshal (1998). Social Capital and Value Creation: The Role of Intrafirm Networks. *Academy of Management Journal*, 41 (4), 464 – 476.
- Zou, Jingxian, Guangjun Shen & Shen Jia (2020). How Labor Share Responds to Risks? *International Labour Review*, 159 (2), 259 – 281.

Can Sharing Mechanisms Promote High-Quality Development of Enterprises? Empirical Findings from Machine Learning

Wan Xiangyu^{1,2,3}

(Faculty of Applied Economics, University of Chinese Academy of Social Sciences¹;

Institute of Quantitative & Technological Economics, Chinese Academy of Social Sciences²;

Laboratory for Economic Big Data and Policy Evaluation, Chinese Academy of Social Sciences³)

Abstract: This paper examines whether sharing mechanisms can promote the high-quality development of enterprises, providing theoretical explanations and empirical evidence for advancing common prosperity through shared development. Using national tax survey data from 2008 to 2016, we employ a distributional random forest model to measure enterprise-level shared development and apply double machine learning models for empirical analysis. The findings reveal that sharing mechanisms between enterprises and employees generate significant technological progress effects; for

every percentage point increase in shared development levels, total factor productivity increases by approximately one percentage point. This relationship proves to be robust. Mechanism analysis and testing demonstrate that the technological progress effects operate through four channels: stimulating enterprise R&D innovation, enhancing human capital investment, reducing operational risks, and boosting consumer demand. Heterogeneity analysis indicates that the technological progress effects of shared development exhibit diminishing marginal returns, are constrained by employee bargaining power, and are more pronounced in low-productivity enterprises. Assessment using explainable machine learning models shows that the technological progress effects are statistically and economically significant, with sharing mechanisms accounting for 5.4 to 9.6 percent of inter-enterprise productivity disparities, thus contributing to productivity inequality.

Keywords: shared development, technological progress, distributional random forest, double machine learning

JEL Classification: C13, C63, O31, E25

(责任编辑: 王 俊)