

工业机器人的应用如何影响黄河流域制造业就业

裴亚蕾

太原师范学院数学与统计学院, 山西 晋中

收稿日期: 2025年9月23日; 录用日期: 2025年10月14日; 发布日期: 2025年12月9日

摘要

制造业一直是黄河流域各地区的核心产业, 为当地提供了大量的就业岗位, 研究制造业失去主导地位之后黄河流域制造业的就业情况十分必要。工业机器人的应用对制造业就业的影响不容忽视, 探索工业机器人的应用与制造业融合过程中对劳动力究竟是“替代效应”还是“创造效应”具有重要意义。我们根据2012~2021年黄河流域制造业省级面板数据, 实证检验了工业机器人对劳动力就业的影响。研究表明, 第一, 在就业总量上, 工业机器人的应用对制造业就业影响为正。第二, 在就业结构上, 工业机器人的应用对高等教育程度劳动力就业影响为正, 对中等教育程度劳动力就业影响为负, 对低教育程度劳动力就业影响不显著。

关键词

工业机器人, 黄河流域, 制造业, 替代效应, 创造效应, 就业结构

How the Application of Industrial Robots Affects the Employment of the Manufacturing Industry in the Yellow River Basin

Yalei Pei

School of Mathematics and Statistics, Taiyuan Normal University, Jinzhong Shanxi

Received: September 23, 2025; accepted: October 14, 2025; published: December 9, 2025

Abstract

Manufacturing has always been a core industry in various regions of the Yellow River Basin, providing a large number of local employment opportunities. It is essential to study the employment situation

in the manufacturing sector of the Yellow River Basin after it loses its dominant position. The impact of industrial robot applications on manufacturing employment cannot be overlooked, and it is of great significance to explore whether the integration of industrial robots with manufacturing has a “substitution effect” or a “creation effect” on the labor force. Based on provincial panel data of manufacturing in the Yellow River Basin from 2012 to 2021, we empirically examined the impact of industrial robots on labor employment. The research shows that, first, in terms of total employment, the application of industrial robots has a positive impact on manufacturing employment. Second, in terms of employment structure, the application of industrial robots has a positive impact on the employment of highly educated labor, a negative impact on the employment of moderately educated labor, and an insignificant impact on the employment of low-educated labor.

Keywords

Industrial Robot, Yellow River Basin, Manufacturing Industry, Substitution Effect, Creation Effect, Employment Structure

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着工业经济的高质量发展，工业机器人的应用渗透到各行各业，包括传统的劳动密集型行业，如制造业等。而制造业一直是黄河流域各地区的主导产业，为黄河流域各地区提供了大量的就业岗位。当前，工业机器人在制造业中的应用，促进了制造业高质量发展，降低了劳动力成本，提高了产品质量，促进了制造业向智能化的转型，是适应未来经济需求、实现可持续发展的关键一步。但也对制造业的从业者提出了挑战。与此同时，面对复杂的国际环境，政府和公众对就业和失业问题的关注更加突出。工业机器人的应用为市场带来了机遇，超过一半的受访者预计与工业机器人相关的工作将会增长。但与此同时，一些工作将受到工业机器人的威胁，预计近四分之一的工作可能会消失[1]。工业机器人的应用如何影响制造业就业总量和结构，需要进一步研究。

工业机器人对就业影响主要有三种观点。第一种观点认为工业机器人对劳动力有替代效应。Chiacchio 等(2018)估计，当每 1000 名工人增加一个机器人时，就业下降了 0.16~0.20 个百分点，替代效应占主导地位[2]。He (2023)将工业机器人视为一种新型的劳动力形式，认为工业机器人对劳动力的影响主要表现为替代效应[3]。第二种观点认为工业机器人对劳动力有创造就业的作用，Berg (2018)认为工业机器人导致劳动生产率和劳动力需求显著提高，对劳动力就业是创造效应[4]。Dauth 等(2021)在分析机器人对德国劳动力市场的影响时，没有发现机器人导致就业规模缩小的证据。制造业就业岗位的总体下降被服务业的新增就业岗位所抵消，机器人的使用可以显著提高整体就业水平[5]。第三种观点认为工业机器人对劳动力既有替代效应又有创造效应。Acemoglu 和 Restrepo (2019)建立了一个任务模型。一方面，工业机器人产生替代效应，使任务的分配相对于劳动力向机器人转移；另一方面，工业机器人的发展引入了新任务，对劳动力就业产生创造效应[6]。Huang 和 Dong (2023)通过数值模拟测量了工业机器人的替代效应和创造效应共存[7]。

在制造业智能化转型的政策导向下，工业机器人的应用已成为中国制造业发展的关键议题。然而，相较于其迅猛的实践推广，针对该领域的系统性研究与实证分析仍相对匮乏，亟需更为充分的数据作为理论支撑与效果评估的依据。因此，本文以 2012~2021 年黄河流域各省制造业面板为样本数据进行了实

证检验。本文的核心创新体现为研究视角与方法论的深化。基于劳动与资本要素的视角，本研究整合任务模型，以单一部门生产过程为典型案例，系统性地构建了工业机器人影响就业的分析框架。这一框架通过对经典 CES 生产函数的拓展与完善，为从微观层面透彻解析替代效应与创造效应提供了新的理论工具。

2. 理论模型和研究假设

2.1. 理论模型

本文引入一个基于 Acemoglu 和 Restrepo (2022) 的任务分配模型[8]。模型中，异质劳动力用一个分布于 $[0, 1]$ 的一维技能指数来表征；同时，任务也连续分布于该区间，其索引值被用作任务复杂度的代理变量，即索引值越高，任务越复杂。根据以往文献，我们假设高技能劳动力在更复杂的任务中具有比较优势，在没有工业机器人的情况下，我们的模型遵循单调的分配模式，即高技能劳动力执行更复杂的任务。

模型设定为一个静态经济体，其产出是单一最终商品 Y 。该商品的生产涉及一个连续的任务空间 $x \in [0, 1]$ ，并由技能 $s \in [0, 1]$ 连续的异质劳动力执行。最终产品的生产函数如下：

$$Y = \left[\int_0^1 Y(x)^{\frac{\lambda-1}{\lambda}} dx \right]^{\frac{\lambda}{\lambda-1}}, \quad (1)$$

其中， $Y(x)$ 为任务 x 的数量， $\lambda > 0$ 为替代弹性。

进一步，为了将任务在工业机器人和不同技能劳动力之间进行合理分配，假设存在任务 $x', x'' \in [0, 1]$ ，将任务 x' 定义为“简单任务”和“中等任务”的分界点，当任务 $x < x'$ 时，可以将其视为“简单任务”，此时，简单任务中存在销售、清洁等操作工作，在实际生活中难以使用工业机器人替换，与此同时，在有些简单任务中雇佣低技能劳动力的工资费用低于使用工业机器人的费用，低技能劳动力具有比较优势，所以假定简单工作只能由低技能劳动力完成。而当任务 $x' < x < x''$ 时，可以将其视为“中等任务”，此时的任务可以由低端工业机器人和中等技能劳动力完成。而当任务 $x > x''$ 时，可以将其视为“复杂任务”，此时的任务可以由高端工业机器人和高技能劳动力完成。

这一设定中认为“简单任务”不能由工业机器人完成。“中等任务”可以由低端工业机器人和中等技能劳动力完成。“复杂任务”可以由高端工业机器人完成，由于复杂任务中存在管理、研发等非常规认知工作，在实际生活中难以实现完全脱离人类劳动力的思考和指挥，只能由高技能劳动力配合完成，因此在“复杂任务”中，高端工业机器人对高技能劳动力的创造效应明显。

根据以上假设，任务产生函数为

$$Y(x) = \begin{cases} \int_0^{x'} A_s \psi_s(x) L_s(x) ds & x \in [0, x'], \\ \int_{x'}^{x''} A_s \psi_s(x) L_s(x) ds + A_K \psi_K(x) K(x) & x \in [x', x''], \\ \int_{x''}^1 A_s \psi_s(x) L_s(x) ds + A_K \psi_K(x) K(x) & x \in [x'', 1], \end{cases} \quad (2)$$

其中， A_s 代表劳动增强型技术进步， A_K 代表资本增强型技术进步。对于所有 $x \in [0, 1]$ ， $\psi_s(x) > 0$ 和 $\psi_K(x) > 0$ 表示任务 x 中不同要素的生产率， $L_s(x)$ 和 $K(x)$ 分别是分配给任务 x 的类型 s 的劳动量和工业机器人量。假设要素生产率 $\psi_s(x)$ 和 $\psi_K(x)$ 是两次连续可微的。

假设所有类型的劳动力都是非弹性供给的， L_s 为 s 类型劳动力的总量。假设最终商品以恒定的边际成本 $1/q(x)$ 生产。因此，净产出等于消费，是通过从产出中减去资本品的生产成本得到的，即

$$C = Y - \int_0^1 \frac{K(x)}{q(x)} dx \quad (3)$$

在这个经济体系中，将任务在工业机器人和不同技能劳动力之间进行合理分配。我们用简写 $\{L, K\}$ ，来描述这种分配方式。此外，对于所有 $s \in [0, 1]$ ，我们定义集合 $X_s = \{x | L_s(x) > 0\}$ 为在该分配方式中由劳动力类型 s 执行的任务集合， $X_K = \{x | K(x) > 0\}$ 为工业机器人可以执行的任务。

竞争均衡被定义为一种分配 $\{L, K\}$ ，它在满足劳动力市场出清(3)以及工资和价格函数 w 和 p 的条件下使消费最大化，其中工资由相关劳动类型的边际产品决定，即

$$\begin{aligned} w_s &= p(x)\psi_s(x) \quad x \in X_s, \\ w_s &\geq p(x)\psi_s(x) \quad x \in [0, 1], \end{aligned} \quad (4)$$

成本最小化意味着分配给劳动力或工业机器人的任务集必须满足以下条件：

$$T_s = \left\{ x : \frac{w_s}{\psi_s(x)A_s} \leq \frac{w_j}{\psi_j(x)A_j}, j < s; \frac{w_s}{\psi_s(x)A_s} \leq \frac{w_j}{\psi_j(x)A_j}, \frac{1}{\psi_K(x)q(x)A_K}, j > s \right\} \quad (5)$$

$$T_K = \left\{ x : \frac{1}{\psi_K(x)q(x)A_K} \leq \frac{w_s}{\psi_s(x)A_s}, s \in [0, 1] \right\} \quad (6)$$

不同类型劳动力的任务份额和工业机器人的任务份额分别为

$$\Gamma_s = \int_{T_s} \psi_s(x)^{\lambda-1} dx, \quad (7)$$

$$\Gamma_K = \int_{T_K} (\psi_K(x)q(x))^{\lambda-1} dx, \quad (8)$$

本文将 Γ_s 和 Γ_K 分别定义为 s 类劳动力与工业机器人的任务份额，其计算基础分别为各自可执行的任务集合 T_s 与 T_K 。因此， s 类劳动力的任务份额 Γ_s 同时受其任务集合 T_s 和其要素生产率的影响。具体而言，当任务集合固定时，生产率提升将扩大 Γ_s ；而当生产率不变时，任务集合的扩展同样会提升 Γ_s 。工业机器人的引入会同时改变 T_s 和生产率，故其对 Γ_s 的净影响需从替代效应(缩小 T_s 或降低相对生产率)与创造效应(扩大 T_s 或提升生产率)两个维度进行综合研判。结合公式(1)~(8)，产出最后可以表示为

$$Y = \left(1 - A_K^{\lambda-1}\Gamma_K\right)^{\frac{\lambda}{\lambda-1}} \left(\int_0^1 \Gamma_s^{\frac{1}{\lambda}} (A_s L_s)^{\frac{\lambda-1}{\lambda}} ds\right)^{\frac{\lambda}{\lambda-1}}, \quad (9)$$

公式(9)表明，在本研究的理论框架内，不同类型的工业机器人通过差异化路径影响生产率和产出。具体可区分为三种理想类型：其一，要素增强型：此类机器人体现为要素效率参数(A_s 或 A_K)的提升，导致所有任务的生产率获得均匀增加，类似于中性技术进步。其二，任务专用效率提升型：此类机器人旨在提高特定要素在其已承担任务上的生产率，即对于 $x \in T_s$ ，提升 $\psi_s(x)$ ；对于 $x \in T_K$ ，提升 $\psi_K(x)$ 。其关键特征在于，它是在不改变现有任务分配格局的前提下，优化要素在既定任务上的表现，例如升级工人所使用的工具。其三，任务替代型：此类机器人通过显著提升自身在特定任务集上的效率(即对于 $x \in T_K$ ，大幅增加 $\psi_K(x)$)，引发任务从劳动力向机器人的重新分配，从而产生替代效应。例如，机器人接管原先由体力劳动者完成的蓝领任务[9]。

2.2. 人工业机器人对制造业就业总量的影响

目前，工业机器人被应用于制造业的许多生产过程，如产品开发、生产和包装、质量控制和物流分销等。同时，它具有高精度、高速度、灵活性和安全性等发展优势，全面提高了企业的生产效率，降低了运营成本，增强了产品生命周期的可控性，对劳动力就业产生了直接和间接的替代效应。直接替代效应体现在自动化生产线机器人上，它们可能取代一些传统的、高度重复的、基于人工劳动的工作。间接替

代效应体现在引入工业机器人后,单位产品的生产效率提高,而对劳动力的需求减少。同时,工业机器人为劳动力创造了新的就业类型。工业机器人可以替代一些简单的劳动力,但无法替代复杂工作的需求。例如,目前的工业机器人服务仍然无法提供与人类客户服务相当的高质量服务。工业机器人的发展促进了智能产品的开发、运行和维护。在智能产品开发的过程中,需要负责技术升级的工程师、处理大量数据的专业数据分析师以及负责系统集成、调试和维护的高级技术人员。工业机器人的应用涵盖了从硬件到软件的广泛专业技能,为技术和数据领域的高技能从业者提供了更多的发展机会。

因此,工业机器人对制造业总就业人数的影响从短期来看,创造效应占主导地位。

假设 1: 工业机器人与制造业总就业之间,短期受创造效应主导。

2.3. 工业机器人对制造业就业结构的影响

高技能劳动力主要负责利用机器学习、深度学习和自然语言处理开发,维护机器人设备,开展数据挖掘,在促进制造业智能化,提高生产力和产品创新方面发挥关键作用。工业机器人扩大了高技能劳动力所执行的任务集合,也提高了高技能劳动力的生产效率,所以工业机器人对高技能劳动力就业的影响主要为创造效应。对于中等技能劳动力,一方面,一些简单的工作可能会被工业机器人所取代。另一方面,中等技能劳动力可能通过与工业机器人的合作提高劳动效率。但是制造业目前的工业机器人中,取代中等技能劳动力的比较多,与中等技能劳动力合作的比较少,所以,工业机器人对中等技能劳动力就业的影响主要为替代效应。对于低技能劳动力,一方面,工业机器人的引入可能导致低技能工作数量的减少,压缩了低技能劳动力所执行的任务集合,另一方面,工业机器人与低技能劳动力合作的比较少,所以对低技能劳动力的劳动效率提升也不明显。但是从其他的研究中我们可以发现,低技能劳动力的工资降幅是最大的,低技能劳动力通过降低工资标准来留住工作[10]。所以短期内工业机器人对低技能劳动力的就业影响不显著。

假设 2: 随着工业机器人的应用推广,中等技能劳动力更有可能被取代。

3. 回归模型设定与指标选取

3.1. 模型构建

根据前文的理论模型,为了实证检验工业机器人如何影响黄河流域制造业就业总量,我们建立如下模型:

$$L_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 IR_{it} + \alpha_2 COV_{it} + \alpha_3 ENV_{it} + \alpha_4 TRF_{it} + \alpha_5 TRADE_{it} + \varepsilon_{it} \quad (10)$$

其中, L_{it} 代表省份 i 第 t 年的制造业就业人数, IR_{it} 代表省份 i 第 t 年的工业机器人的安装密度(数据来源于中国统计年鉴省份 i 第 t 年工业机器人安装密度(万台)), GOV_{it} 代表省份 i 第 t 年的政府干预, ENV_{it} 代表省份 i 第 t 年的工业环境规制, TRF_{it} 代表省份 i 第 t 年的交通设施, $TRADE_{it}$ 代表省份 i 第 t 年的对外贸易, ε_{it} 代表随机干扰项。

为考察工业机器人对黄河流域制造业就业结构的影响,我们建立如下模型

$$L_{it}^s = \alpha_0^s + \alpha_1^s IR_{it} + \alpha_2^s COV_{it} + \alpha_3^s ENV_{it} + \alpha_4^s TRF_{it} + \alpha_5^s TRADE_{it} + \varepsilon_{it}^s \quad (11)$$

上述模型中, s 代表不同类型的劳动力。其余同上。

3.2. 指标选取和数据来源

参照水利部黄河水利委员会划定的自然流域范围,本文使用的数据为 2012~2021 年黄河流域 9 个省的数据。数据主要来源于《中国统计年鉴》。

被解释变量 L 代表制造业就业总人数, 本研究使用 L_s 代表 s 类型劳动力的就业人数。对于劳动力类型的衡量, 我们采用受教育程度作为标准, 将其细分为七个等级, 其中包括未上过学, 小学, 初中, 高中, 大学专科, 大学本科, 研究生。最终, s 类型劳动力的就业情况 (L_{it}^s) 由省份 i 第 t 年该教育程度就业人员占总就业人员的百分比来量化(数据来源于中国统计年鉴) [11]。

解释变量 IR 代表各省工业机器人安装密度(万台)。

四个控制变量, GOV 代表政府干预, 是地方一般公共预算支出与地区 GDP 的比值, ENV 代表工业环境规制, 是工业污染治理投资完成情况与地区 GDP 的比值, TRF 代表交通设施, 是地区铁路营运里程、内河航道和公路总长与地区面积之比, $TRADE$ 代表对外贸易, 是进出口总额占地区 GDP 的比重。

4. 基本回归分析

4.1. 工业机器人对黄河流域制造业就业总量的影响分析

1) 描述性统计

黄河流域制造业各省就业人数 L 的标准差为 93.9, 说明黄河流域各省制造业就业总量的地区差异巨大。工业机器人安装密度的标准差为 1.94, 说明黄河流域各省工业机器人安装密度的地区差异较大。控制变量政府干预, 环境规制, 交通设施, 对外贸易地区差异均不大。

2) 实证结果

全面 FGLS 的回归结果如表 1 所示。工业机器人安装密度的系数为 1.99, 在 1% 的水平上显著。说明工业机器人对黄河流域制造业就业总量为显著的正影响, 即随着工业机器人安装密度的提升, 制造业员工数量增加, 就业创造效应大于替代效应。在控制变量中政府干预和对外贸易对制造业就业为负影响, 工业环境规制和交通设施对制造业就业为正影响。

Table 1. Baseline regression results
表 1. 基准回归结果

	就业总量 L
AI	1.99*** (5.71)
GOV	-20.80*** (-3.04)
ENV	26.40*** (14.79)
TRF	100.24*** (10.14)
$TRADE$	-59.75*** (-7.93)
Wald chi2	3147.39
样本数量	90

注: 括号内为 t 值, *, **, *** 分别代表在 10%, 5%, 1% 的显著性水平下通过检验。下同。

4.2. 工业机器人对黄河流域制造业就业结构的影响分析

1) 描述性统计

黄河流域制造业劳动力就业结构的描述性统计如表 2, 初中的标准差为 51.274, 高中的标准差为 20.078, 明显高于其他教育程度的标准差, 说明黄河流域制造业中初中和高中教育程度劳动力的就业占比显著高于其他教育程度, 其次是大学专科和小学, 再次是大学本科, 最后是未上过学和研究生, 说明制造业中研究生就业占比是最少的。

Table 2. Descriptive statistics of labor employment structure
表 2. 劳动力就业结构的描述性统计

	研究生	大学本科	大学专科	高中	初中	小学	未上过学
均值	0.493	5.341	8.962	18.86	42.137	8.970	0.672
标准差	0.569	5.972	10.980	20.078	51.274	10.813	0.822
最大值	2.211	22.623	41.324	88.515	189.843	37.684	2.990
最小值	0.016	0.212	0.105	0.212	0.492	0.113	0.010

2) 实证结果

全面 FGLS 的回归结果如表 3，实证结果表明，工业机器人的应用对不同教育程度劳动力的就业占比产生了差异化影响。工业机器人对研究生和大学本科高教育程度劳动力就业为正影响，对大学专科等中等教育程度的劳动力就业为负影响。对未上过学和小学低教育程度劳动力就业影响不显著。其中工业机器人安装密度每提高 1%，初中、高中及大学专科教育程度的劳动力就业占比分别下降了 7.57%、3.64% 和 1.54%，呈下降趋势；而大学本科与研究生教育程度的占比则分别增加了 1.39%和 0.26%，整体呈现“低教育程度替代，高教育程度互补”的特征。

Table 3. Regression results of the impact of industrial robots on labor employment structure
表 3. 工业机器人对劳动力就业结构影响的回归结果

研究生	大学本科	大学专科	高中	初中	小学	未上过学
0.26*** (10.30)	1.39*** (6.62)	-1.54*** (-4.56)	-3.64** (-1.82)	-7.57*** (-2.07)	-0.12 (0.04)	-0.03 (-0.68)

5. 结论与启示

黄河流域出现这样的结果，源自于该区域的经济结构与发展阶段。产业结构转型压力大，黄河流域制造业以资源依赖型和传统加工型为主，面临环保约束与产能过剩双重压力，机器人的引入是企业提质增效、应对成本上升的必然选择。政策驱动明显，国家推动黄河流域生态保护与高质量发展战略，地方政府积极引导制造业智能化改造，机器人应用在短期内带来设备投资增长与配套服务岗位增加。劳动力素质结构不匹配，区域内中等教育劳动力占比较高，但其技能结构与机器人所需的操作、维护、编程等能力存在错配，导致结构性失业风险凸显。

基于上述研究发现，本文提出以下政策建议：

加强中等技能劳动力的再培训与职业转型支持。政府与企业应合作开展“机器人适应性培训计划”，重点针对被替代风险较高的中等技能群体，提供机器人操作、维护、编程等技能提升课程，推动其向高技能岗位转型。

优化职业教育与高等教育专业设置。职业教育体系应加强与智能制造相关专业的建设，增强学生在人机协作、数字化管理等方面的实战能力。高校应扩大机器人工程、工业互联网、数据分析等前沿领域的招生规模。

完善就业预警与劳动保障机制。建立区域制造业就业动态监测系统，对机器人应用带来的岗位变化进行预警。同时，探索建立覆盖转型期劳动力的失业保障与再就业支持体系。

推动“人机协作”型岗位开发。鼓励企业优化生产组织方式，设计更多人与机器人协同工作的岗位，发挥各自比较优势，缓解替代压力。

未来的研究可进一步拓展任务模型的适用性，探索在多任务匹配、跨行业劳动力流动等情境下，工业机器人对就业的长期影响路径与机制。

基金项目

山西省高等学校科技创新计划项目(2023L243)。

参考文献

- [1] 孙早, 侯玉琳. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J]. 中国工业经济, 2019(5): 61-79.
- [2] Chiacchio, F., Petropoulos, G. and Pichler, D. (2018) The Impact of Industrial Robots on EU Employment and Wages: A Local Labor Market Approach. Bruegel Working Paper.
- [3] He, J., Yan, S.M., Zhu, L.L. and Zou, Y.J. (2023) Analysis of the Interaction between Industrial Robots and Labor. *Shanghai Economic Review*, **42**, 71-87.
- [4] Berg, A., Buffie, E.F. and Zanna, L. (2018) Should We Fear the Robot Revolution? (The Correct Answer Is Yes). *Journal of Monetary Economics*, **97**, 117-148. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2018.05.014>
- [5] Dauth, W., Findeisen, S., Suedekum, J. and Woessner, N. (2021) The Adjustment of Labor Markets to Robots. *Journal of the European Economic Association*, **19**, 3104-3153. <https://doi.org/10.1093/jea/jvab012>
- [6] Acemoglu, D. and Restrepo, P. (2019) Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor. *Journal of Economic Perspectives*, **33**, 3-30. <https://doi.org/10.1257/jep.33.2.3>
- [7] Huang, X. and Dong, Z.Q. (2023) How Does AI Promote High-Quality Development and Employment? *Central University of Finance and Economics*, **43**, 3-18.
- [8] Acemoglu, D. and Restrepo, P. (2022) Tasks, Automation, and the Rise in U.S. Wage Inequality. *Econometrica*, **90**, 1973-2016. <https://doi.org/10.3982/ecta19815>
- [9] 裴亚蕾. 产业智能化水平测度及其对劳动力就业结构影响研究[J]. 太原师范学院(自然科学版), 2025, 24(2): 7-11.
- [10] 杨飞. 产业智能化如何影响劳动报酬份额——基于产业内效应与产业关联效应的研究[J]. 统计研究, 2022, 39(2): 80-95.
- [11] 梅新想. 劳动力流动、政府保护与工资效应[D]: [博士学位论文]. 重庆: 重庆大学, 2016.