**Interdisciplinary Science Letters** 交叉科学快报, 2026, 10(6), 1449-1455
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/isl
https://doi.org/10.12677/isl.2026.106169

Hans汉斯

# 数智技术驱动的生产力变革：AI大数据模型与新质生产力发展的理论逻辑

**黄常峰**

西南民族大学哲学学院，四川 成都

收稿日期：2026年9月29日；录用日期：2026年10月23日；发布日期：2026年11月2日

## 摘　要

**AI大数据模型正在重塑生产力的要素结构，但其作用机制与社会后果尚未得到充分讨论。本文以生产力理论的要素框架为分析起点，并与国际学术界关于技术变革、劳动市场与算法治理的研究展开对话，考察AI大数据模型驱动生产力变革的理论逻辑。研究表明：在微观层面，AI大数据模型通过重塑劳动者的技能结构、推动劳动资料的智能化、使数据成为核心劳动对象，构成生产力变革的要素基础；在中观层面，上述要素变革通过创新循环的加速、要素组合效率的提升与产业组织形态的重组，转化为科技创新驱动、高效能与高质量输出、产业转型升级三重效应，从而将“要素变革”与“效应表现”两个维度联结为层层递进的因果链条。与此同时，这一进程并非纯粹的增益：它还带来就业结构的替代与极化压力、算法决策的公平性风险、劳动过程的数字化重构，以及资本有机构成提高所引致的生产关系张力。本文据此主张，对AI大数据模型的评估应超越单一的效率视角，在技术进步、效率提升与社会成本之间建立均衡的分析框架，并以相应的制度与治理安排回应其社会后果。**

## 关键词

**新质生产力，AI大数据模型，生产力理论，数字劳动，产业转型升级**

# Productivity Transformation Driven by Digital-Intelligent Technology: The Theoretical Logic of AI Big Data Models and the Development of New Quality Productive Forces

**Changfeng Huang**

School of Philosophy, Southwest Minzu University, Chengdu Sichuan

Received: September 29, 2026; accepted: October 23, 2026; published: November 2, 2026

文章引用: 黄常峰. 数智技术驱动的生产力变革: AI 大数据模型与新质生产力发展的理论逻辑[J]. 交叉科学快报, 2026, 10(6): 1449-1455. DOI: 10.12677/isl.2026.106169

## Abstract

**AI big data models are reshaping the factor structure of productive forces, yet their mechanisms and social consequences remain insufficiently examined. Taking the factor framework of the theory of productive forces as a point of departure, and engaging with international scholarship on technological change, labor markets and algorithmic governance, this paper examines the theoretical logic through which AI big data models drive the transformation of productive forces. The analysis shows that, at the micro level, AI big data models constitute the factor basis of this transformation by reshaping the skill structure of laborers, intellectualizing the instruments of labor, and turning data into a core object of labor; at the meso level, these changes are translated into three effects - innovation-driven growth, high-efficiency and high-quality output, and industrial transformation and upgrading - through the acceleration of innovation cycles, the improvement of factor-combination efficiency, and the reorganization of industrial organization, thereby connecting the two dimensions of "factor change" and "effect manifestation" into a progressive causal chain. This process, however, is not a pure gain: it also generates substitution and polarization pressures in the employment structure, fairness risks in algorithmic decision-making, a digital reconfiguration of the labor process, and tensions in production relations arising from a rising organic composition of capital. The paper argues that the assessment of AI big data models should move beyond a single efficiency perspective and adopt a balanced analytical framework that weighs technological progress, efficiency gains and social costs, supported by institutional and governance arrangements addressing their social consequences.**

## Keywords

**New Quality Productive Forces, AI Big Data Model, Theory of Productive Forces, Digital Labor, Industrial Transformation and Upgrading**

Copyright © 2026 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

在 21 世纪技术革命与生产方式变革的浪潮中，新质生产力的概念应运而生。这一概念不仅反映了当代技术革命对生产要素和产业结构的深刻影响，也揭示了发展质量提升背景下经济与社会转型的核心动力。随着“大智 E 云”(大数据、智能化、移动互联网、云计算等)时代的到来，人类社会正迈向以人工智能为主导的发展阶段[1]。在此背景下，知识和数据成为全新的生产要素，其边际收益递增的特性显著区别于传统生产要素，为生产效率的提升和产业的深度转型提供了前所未有的可能性。

作为其中的典型代表，AI 大数据模型凭借强大的计算能力、先进的算法架构与海量的数据资源，正在成为重塑生产过程的技术力量[2]。与以往的技术工具不同，AI 大数据模型并不只是替代或延伸人类的某项具体技能，而是通过知识的编码、重组与生成，介入生产过程的组织方式与决策机制本身。由此引出的理论问题是：这种技术力量究竟通过何种机制改变生产力，又会产生哪些超出效率范畴的社会后果？

国际学术界围绕技术变革的经济后果已积累了丰厚成果。Acemoglu 与 Restrepo 对美国地方劳动力市场的研究表明，工业机器人的密集应用显著降低了就业人口比与工资水平，自动化的替代效应在经验层面得到确认[3]；Autor 则指出，自动化在替代常规任务的同时，也通过生产率提升与新任务创造扩大了就

业，其对劳动总量的最终影响取决于两种力量的相对强度[4]。二者的分歧提示我们，AI 大数据模型的就业后果无法由技术属性直接推断，而必须置于具体的任务结构与制度环境中加以考察。

在生产率维度上，Brynjolfsson 等人提出的“生产率 J 曲线”表明，通用目的技术的收益往往滞后于投入，企业须先完成无形资产与组织流程的互补性投资，技术红利才会逐步显现[5]。在社会维度上，Barocas 与 Selbst 关于大数据“差别性影响”的研究揭示，算法模型即便未显式使用敏感变量，也可能通过代理变量再生产既有的社会不平等[6]。这些研究共同表明，对 AI 技术的评估需要同时纳入效率、分配、公平与权力等多重尺度。

国内研究主要沿着概念阐释与实现路径两条线索展开：刘洋等梳理了新质生产力推动发展质量提升的逻辑理路、关键着力点与实践路径[7]，许从洁讨论了新质生产力背景下科技创新与产业升级的路径选择[8]。总体来看，已有成果对“AI 大数据模型–生产力要素–生产力效应”之间的微观机制阐释不足，对技术应用所伴随的风险与生产关系后果的讨论尤为薄弱，也较少与国际学术界的相关研究形成直接对话。

有鉴于此，本文的论证按三个层次递进展开：其一，考察 AI 大数据模型如何重塑劳动者、劳动资料与劳动对象，确立生产力变革的要素基础；其二，阐明上述要素变革向科技创新驱动、高效能与高质量输出、产业转型升级三重效应转化的微观机制，从而把“要素变革”与“效应表现”两个分析维度联结为因果链条；其三，引入批判性视角，讨论就业结构冲击、数据伦理与算法公平、数字劳动以及资本有机构成变化等问题，以避免对技术进步的单向度乐观。

## 2. AI 大数据模型驱动生产力要素的变革

### 2.1. 技术革命与要素结构的演变

#### 2.1.1. 当代技术革命的驱动

新质生产力的提出，离不开当代技术革命的深刻驱动。进入 21 世纪以来，“大智 E 云”时代的到来，标志着人类社会正式迈入以人工智能为主导的发展阶段。这一阶段的核心特征在于技术的快速迭代与广泛应用，推动了生产方式的根本变革。在生产领域，大数据技术使海量信息的收集、存储和分析成为可能，智能化技术通过算法优化和自动化流程提升生产效率；在流通与治理领域，移动互联网的普及打破了时空限制，云计算为各类主体提供了灵活而强大的计算能力，基于 AI 大数据的公共管理决策系统也已在交通调度、环境监测与应急响应等场景中被实际应用[9]。这些技术的协同作用，不仅重塑了传统的生产模式，也催生了全新的经济形态。

与此同时，生产要素的创新成为技术革命的重要成果之一。在传统经济学中，土地、劳动力和资本被视为主要生产要素；随着技术的进步，知识和数据逐渐成为全新的生产要素。尤其是数据，作为信息时代的“石油”，其价值日益凸显。与传统生产要素不同，数据具有边际收益递增的特性，即随着使用规模的扩大，其产生的价值不仅不会减少，反而可能呈指数级增长。这种特性为生产效率的提升提供了巨大潜力，也推动了传统产业向战略性新兴产业和未来产业的转型。例如，制造业通过数字化转型实现智能制造，农业借助精准农业技术提高产量与可持续性，服务业则通过智能化服务改善用户体验。

#### 2.1.2. 经济发展阶段转换的现实需求

新质生产力的提出，也是中国经济由要素驱动转向创新驱动、实现发展质量提升的必然选择[8]。当前，中国经济增长正处于由规模速度型向质量效益型转变的关键阶段，要求经济结构更加优化、创新能力显著增强、生态环境持续改善。以创新为首要动力、兼顾协调发展与绿色转型的发展导向，为发展质量的提升明确了方向；而内需主导、内外需协同的发展格局，则有助于增强中国经济的韧性与竞争力。

在这一背景下，新质生产力的提出具有重要的现实意义。首先，它回应了经济发展由规模扩张转向质量效益提升的内在要求。发展质量的提升不仅关注经济增长的速度，更注重增长的质量与效益；新质生产力通过提升全要素生产率、优化资源配置、推动产业升级，为这一转变提供了坚实支撑。其次，新质生产力为创新驱动的发展路径提供了重要抓手。在全球科技竞争日益激烈的今天，只有依靠科技创新，才能在全球产业链中占据更有利的位置。最后，新质生产力有助于构建现代化的产业体系。通过推动传统产业转型升级和培育战略性新兴产业，新质生产力能够为中国经济发展注入新动能，为经济的长期可持续发展提供持久动力。

## 2.2. 新质生产力的内涵：三要素框架

### 2.2.1. 基本内涵

新质生产力的基本内涵可以从劳动者、劳动资料、劳动对象及其优化组合的跃升四个方面进行阐释[7]。首先，在劳动者层面，新质生产力强调高素质人才的重要性。与传统生产力相比，新质生产力对劳动者的知识水平、技能素养和创新能力提出了更高要求。尤其是在人工智能、大数据等前沿领域，既懂技术又了解行业知识的专业人才成为推动生产力发展的关键力量。

其次，在劳动资料方面，新质生产力以先进技术装备和数字化工具为核心。例如，AI 大数据模型作为一种新型劳动资料，基于强大计算能力、先进算法和海量数据训练而成，在现代数字化转型过程中发挥着不可替代的作用。这些劳动资料不仅提高了生产效率，还改变了传统的生产组织形式，使生产过程更加智能化和柔性化。

再次，在劳动对象层面，新质生产力将数据视为重要的生产要素。数据作为新的劳动对象，其价值体现在通过对数据的收集、整理、分析和挖掘，释放出隐藏的信息与洞察力。这种能力使得企业能够更好地理解市场需求、优化决策过程，并在竞争中占据主动地位。

最后，新质生产力的核心标志是全要素生产率的大幅提升。全要素生产率是指在一定技术水平下，所有生产要素共同作用所产生的产出效率。新质生产力通过技术创新、资源配置优化和生产组织方式变革，显著提高了全要素生产率，从而推动经济发展质量的提升。

### 2.2.2. 在生产力理论体系中的位置：一个开放的对话框架

新质生产力不仅是对当代技术革命和生产方式变革的总结，也与经典的生产力理论构成对话关系。马克思主义认为，生产力是人类社会发展的决定性力量，包括劳动者、劳动资料和劳动对象三个基本要素[10]；这一要素框架为分析技术变革提供了清晰的切入点，但随着技术的进步和社会的发展，仅凭要素清单已难以完全解释现代社会的复杂现象。

具体而言，新质生产力在两个方向上扩展了生产力理论的内涵。一方面，它将知识和数据纳入生产要素范畴，突破了传统生产力理论主要关注物质要素的局限；另一方面，它强调创新在生产力发展中的核心地位，与生产力理论中关于科学技术作用的经典论述一脉相承，但更加强调创新对生产力跃升的驱动作用。需要指出的是，本文并不将这一框架视为唯一的分析工具：下文在讨论就业、算法公平与劳动过程等问题时，将引入任务模型、劳动过程理论与平台劳动研究等不同学术传统，以形成互补而非替代的解释。

# 3. 从要素变革到生产力效应：微观机制

如果说上文确立的是生产力变革的要素基础，那么本章要回答的是：这些要素变革如何转化为可观测的生产力效应。本文的基本判断是，劳动者、劳动资料与劳动对象的变革构成微观机制，而科技创新驱动、高效能与高质量输出、产业转型升级则是这一机制在不同层面表现出的结果。三者并非并列关系：

要素变革是原因，三重效应是结果与表现，产业转型升级则是微观机制在中观结构上的聚合。

### 3.1. 科技创新驱动：劳动资料智能化加速创新循环

AI 大数据模型的发展首先体现在科技创新层面，而这正是劳动资料智能化带来的直接结果。深度学习算法、神经网络架构等前沿科技构成了 AI 大数据模型的技术基石，使其能够处理复杂的非线性问题。在自然语言处理领域，Transformer 架构的引入极大地提升了模型的语言理解与生成能力，使机器翻译、文本生成等任务达到接近人类的水平[11]。更重要的是，当这类模型成为通用的科研与工程工具时，知识生产的边际成本显著下降：在药物研发中，模型可通过分析海量生物医学数据预测化合物的活性与毒性，从而压缩筛选周期、降低试错成本，加速新药的发现过程[12]。由此可见，劳动资料的智能化并不只是“工具更好用”，而是通过降低知识生产的成本改变了创新循环的速度与组织方式。

### 3.2. 高效能与高质量：要素组合效率的提升

要素组合方式的优化，进一步表现为产出的高效能与高质量。在医疗健康领域，模型可通过分析病历数据与影像资料快速识别潜在的健康风险，为医生提供辅助诊断建议，缩短诊断时间并提高诊断的准确性[13]；在金融行业中，AI 大数据模型被广泛应用于风险评估、信用评分和投资决策等领域，通过分析历史交易数据和市场动态预测市场走势，帮助投资者制定更为科学的投资策略，从而提高业务处理效率与决策准确性[14]。这两个案例的共同之处在于：效率与质量的提升并非来自某一要素的单点改进，而是来自劳动者技能、劳动资料性能与劳动对象(数据)规模三者的重新组合。

### 3.3. 产业转型升级：从微观要素到中观结构

当上述微观机制在行业层面扩散并触发组织与流程重组时，便表现为产业结构的转型升级。AI 大数据模型已被广泛应用于制造业、农业等传统领域，推动生产流程的数字化与智能化。在智能制造中，机器视觉、数字孪生等技术被用于优化生产线，实现设备自主决策与能耗动态调控，如汽车制造中涂装机械臂的精准操作[15]；在智慧农业中，卫星遥感、物联网传感器与 AI 算法相结合，实现农田的精准管理，例如利用多时相哨兵遥感影像分析撂荒耕地的光谱特征并构建决策树模型，其识别正确率可达 80.79% [16]；在智慧牧业的草料管理中，AI 图像识别技术被用于草料品种识别、生长状态监测、产量预测与质量评估，预测精度达到 90%以上[17]。跨行业的应用能力表明，要素层面的变革一旦与行业知识结合，就会转化为产业结构层面的实质性调整。

### 3.4. 机制链条：一个小结

综上，AI 大数据模型对生产力的作用可以概括为一条递进的链条：数据与算法进入生产过程，重塑三要素及其组合方式，构成微观基础；要素组合的优化带来创新能力、产出效率与质量的提升，构成直接效应；当这种提升在行业层面扩散并触发组织与流程重组时，便表现为产业结构的转型升级，构成中观结果。这一链条同时提示了下一章要讨论的问题：要素结构的每一次跃升，都会同时改变劳动与资本的相对地位，从而产生不容忽视的社会后果。

## 4. 风险、挑战与批判性讨论

上述分析容易给人留下技术进步单向增进社会福利的印象。为避免这一偏向，本章从就业结构、算法公平、劳动过程与生产关系四个维度，讨论 AI 大数据模型应用所伴随的风险与挑战。

### 4.1. 就业结构冲击：替代、极化与技能重构

首先，AI 大数据模型对就业结构的影响具有明显的不对称性。Acemoglu 与 Restrepo 的研究表明，

机器人应用密集的地区出现了就业与工资的显著下降，替代效应在特定群体与地区表现得尤为突出[3]；Autor 的分析则显示，自动化在压缩常规岗位的同时，扩张了非常规分析型与非常规手工型岗位，形成就业极化[4]。Brynjolfsson 等人对客服场景的研究提供了更为微观的证据：生成式 AI 使员工生产率平均提升约 15%，且低技能员工的获益幅度更大，但收益的分布并不均衡，技能重构与岗位再配置仍然伴随显著的摩擦成本[18]。这意味着，AI 大数据模型并非简单地消灭或创造岗位，而是改变岗位内部的任务组合；由此产生的结构性失业风险与技能错配问题，需要职业培训体系与社会保障制度作出前置性回应。

### 4.2. 数据伦理与算法公平性

其次，数据作为核心劳动对象，其采集与使用过程内含着权力与伦理问题。Barocas 与 Selbst 指出，算法模型即使不直接使用种族、性别等敏感属性，也可能通过代理变量产生差别性影响，使特定群体在信贷、招聘等场景中处于系统性不利地位[6]。当 AI 大数据模型深度嵌入生产与管理决策时，这种隐蔽的歧视会被自动化地复制与放大。此外，训练数据的来源合法性、个人信息边界以及模型输出的责任归属，都尚未形成稳定的规范框架。因此，模型性能的提升并不必然等同于社会福利的增进，算法的可解释性与公平性应当与效率一道被视为技术评价的内在维度。

### 4.3. 数字劳动与劳动过程的重构

再次，AI 大数据模型正在改变劳动的组织形态。Fuchs 以马克思主义政治经济学为框架指出，数字平台上的用户活动、内容生产与数据处理构成了新型的数字劳动，价值的创造与占有在平台结构中发生分离[19]。Vallas 与 Schor 对零工经济的综述进一步表明，平台通过算法调度、评分与可见性分配实现对劳动过程的控制，使劳动关系趋于分散化与个体化[20]。在我国的数字经济实践中，AI 大数据模型同样介入了劳动的分解、计量与评价环节，劳动者技能提升、劳动强度与自主性的变化并非总是同向。这提示我们，生产力要素的跃升并不自动带来劳动者处境的改善，劳动过程的重构需要在劳动关系与权益保障层面加以回应。

### 4.4. 资本有机构成变化与生产关系的深层影响

最后，从马克思主义理论的深层视角看，AI 大数据模型的应用意味着资本技术构成的显著提高。马克思在《资本论》第一卷中区分了资本的技术构成与价值构成，并将由资本技术构成决定、反映技术构成变化的资本价值构成称为资本的有机构成[10]。AI 大数据模型作为新型劳动资料，其研发、训练与部署需要大规模的计算设备、数据资源与高技能劳动力投入，这会提高不变资本在总资本中的比重，进而改变劳动与资本之间的相对地位。与这一趋势相伴的还有 Brynjolfsson 等人所描述的生产率 J 曲线：由于互补性投资滞后，效率收益在短期内难以显现，先行主体与中小主体之间的差距可能被进一步拉大[5]。就此而言，AI 大数据模型所驱动的不仅是生产力的量级变化，更是生产关系层面的重新调整，包括数据要素的权属安排、算法收益的分配格局以及劳动者在智能化生产中的主体地位。这些问题的解决无法通过技术本身完成，而必须诉诸制度供给与治理创新。

## 参考文献

[1] 项丹婷. 新质生产力助推现代产业体系发展的作用模式与实践路径研究[J]. 商展经济, 2024(23): 42-45.

[2] 王娜, 赵根漩. 大模型技术赋能新质生产力发展: 理论逻辑与实现路径[J]. 经济纵横, 2025(1): 100-109.

[3] Acemoglu, D. and Restrepo, P. (2020) Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*, **128**, 2188-2244. https://doi.org/10.1086/705716

[4] Autor, D.H. (2015) Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation. *Journal of*

*Economic Perspectives*, **29**, 3-30. https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3

[5] Brynjolfsson, E., Rock, D. and Syverson, C. (2021) The Productivity J-Curve: How Intangibles Complement General Purpose Technologies. *American Economic Journal*: *Macroeconomics*, **13**, 333-372. https://doi.org/10.1257/mac.20180386

[6] Barocas, S. and Selbst, A.D. (2016) Big Data's Disparate Impact. *California Law Review*, **104**, 671-732.

[7] 刘洋, 李浩源. 新质生产力赋能高质量发展的逻辑理路、关键着力点与实践路径[J]. 经济问题, 2024(8): 11-18, 129.

[8] 许从洁. 新质生产力: 科技创新与产业升级的路径选择[J]. 湖北第二师范学院学报, 2025, 42(1): 34-40.

[9] 闫恒瑜, 唐立. 基于 AI 大数据的新型智慧城市公共管理决策研究[J]. 智能城市, 2024, 10(11): 80-82.

[10] 马克思, 恩格斯. 马克思恩格斯文集: 第 5 卷[M]. 北京: 人民出版社, 2009.

[11] 杨斌. 基于 Transformer 的预训练模型综述[J]. 现代计算机, 2024, 30(24): 16-22.

[12] 岑菲菲, 陈良. 基于人工智能技术驱动的新药研发[J]. 中国医学物理学杂志, 2024, 41(11): 1437-1442.

[13] 叶云广. 基于 AI 技术的全民健康数据分析与管理研究——以汕尾市为例[J]. 中国战略新兴产业, 2024(29): 87-89.

[14] 梁锦华. 大数据分析在金融投资中的应用[J]. 大众投资指南, 2024(33): 96-98.

[15] 邱志荣. 基于自动化技术的汽车生产线优化与改进研究[J]. 汽车维修技师, 2024(24): 116-117.

[16] 王强, 曹诚. 基于多时相哨兵遥感影像的撂荒耕地识别方法[J]. 地矿测绘, 2023, 39(4): 13-17+32.

[17] 张紫烨, 王博雅. 智能图像识别在智慧牧业草料管理中的应用[J]. 电子元器件与信息技术, 2024, 8(10): 110-112.

[18] Brynjolfsson, E., Li, D. and Raymond, L. (2025) Generative AI at Work. *The Quarterly Journal of Economics*, **140**, 889-942. https://doi.org/10.1093/qje/qjae044

[19] Fuchs, C. (2014) Digital Labour and Karl Marx. Routledge. https://doi.org/10.4324/9781315880075

[20] Vallas, S. and Schor, J.B. (2020) What Do Platforms Do? Understanding the Gig Economy. *Annual Review of Sociology*, **46**, 273-294. https://doi.org/10.1146/annurev-soc-121919-054857