

基于定性比较分析的劳动力 结构优化驱动机制分析

吕荣杰 刘畅¹

(河北工业大学 经济管理学院, 天津 300401)

【摘要】: 以中国 30 个省级行政单位 of 研究样本, 基于技能偏向型技术进步的理论视角, 应用组态思维和 QCA 方法整合产业升级、人工智能、技术进步、城镇化 4 个条件, 探讨影响劳动力结构的多重并发因素和因果复杂机制。研究发现: (1) 优化劳动力结构的驱动机制分为 2 条路径: 即智能-产业主导型和全面发展型。(2) 较之于全面发展型, 智能-产业主导型能够更深层次地促进劳动力结构优化。(3) 2 条路径所涉及的组态内部各因素在解释劳动力结构优化时存在替代性, 即对产业结构和人工智能而言, 城镇化和技术水平在解释劳动力结构优化时存在替代作用。(4) 非优化劳动力结构的驱动机制有 3 条, 且与优化劳动力结构的驱动机制存在非对称性的关系。

【关键词】: 劳动力结构 组态思维 QCA 方法

【中图分类号】: F241 **【文献标识码】:** A **【文章编号】:** 1006—2912(2020)11—0086—09

一、引言

随着我国社会的不断发展, 技能型劳动力对社会经济的贡献值逐年上升, 政府越来越重视技能型劳动力。中共中央、国务院印发的《中国教育现代化 2035》提出到 2035 年推动我国成为学习大国、人力资源强国和人才强国。为了保持经济运行的上升态势, 需要加快知识型劳动力扩大再生产, 持续改善劳动力结构, 提高劳动力技能占 GDP 的比重。我国要创新及完善产业结构, 使经济社会快速发展, 首先就要培养大量具有技术、素质、知识的技能型人才, 技能型人才的培养及建设在我国经济社会发展中有着重要的作用^[1]。但是, 我国城镇化的不断发展及我国产业结构的不断调整, 加之技术更新换代周期缩短, 企业用工成本不断上升, “机器换人”成为新时期企业提高竞争力的必要手段, 更加大了对技能型劳动力的需求量, 劳动力结构势必受到深远影响^[2]。从劳动力结构来看, 2018 年中国约 1.65 亿的技能型劳动者, 技能型劳动者仅占就业人员总数的 21.3%。从市场供需来看, 技能劳动者特别是高技能人才, 供不应求十分突出。劳动力技能短缺意味着人口红利的消失, 也意味着劳动力结构优化迫在眉睫。如何优化现有的劳动力结构, 是摆在我们面前的重要课题。

近年来, 国内外学者多个视角对劳动力结构优化的影响因素进行了研究解读, 并取得了丰硕的研究成果。既有研究主要从技术进步、人工智能、产业升级、城镇化等视角进行了解释^[2-5]。董直庆和蔡啸^[6]论证了技术进步将促进劳动力结构优化。朱巧玲等^[7]研究认为人工智能和技术水平的提升会增加技能劳动与非技能劳动的相对供给, 有助于劳动力结构优化。郝楠和江永红^[4]从产业升级、城镇化等视角探究其对劳动力结构的影响机制。总结起来, 可以概括为劳动力结构是受诸多先发条件影响, 从技能偏向型技术进步的理论视角看主要包括技术进步、人工智能、产业结构、城镇化等。但目前的研究成果主要集中在各因素对

¹**作者简介:** 吕荣杰(1964—), 男, 河北工业大学经济管理学院教授, 博士生导师, 研究方向: 人力资源管理、劳动力市场; 刘畅(1992—), 女, 河北工业大学经济管理学院, 博士研究生, 研究方向: 人力资本, 劳动就业。

基金项目: 国家社会科学基金一般项目“人工智能时代我国劳动力转型机制与升级路径研究”(18BGL191), 项目负责人: 吕荣杰

劳动力结构的净效应^[8]，忽视了对多因素协同联动影响劳动力结构的机制研究，对劳动力结构的提升路径缺乏深入探究。

在宏观层面上，劳动力结构的优化是一个受国内外各种因素协同影响的复杂过程。定性比较分析方法 (Qualitative Comparative Analysis, 以下简称 QCA) 将社会现象看做属性的复杂组合^[9]。劳动力结构是一个多因素互动的过程，有鉴于此，本研究运用 QCA 方法，基于技能偏向性技术进步的视角，探究产业升级、人工智能、技术进步、城镇化 4 个条件变量组成的不同路径对劳动力结构的驱动机制。具体来说，本文试图回答以下问题：劳动力结构优化存在哪些路径？哪些路径能够更高效地优化劳动力结构？哪些路径会制约劳动力结构的优化？

二、文献回顾

在劳动力结构的研究中通常将劳动力分成技能劳动和非技能劳动两类。本研究的理论视角为技能偏向性技术进步，“技能偏向型技术进步”理论由 Acemoglu 提出，即新技术的使用扩大了对技能型劳动力的相对需求，造成技能型劳动力的就业和工资的同时上升。Berman 等^[10]认为在发展中国家技能偏向型技术进步仍会普遍发生。本研究主要从产业升级、人工智能、技术进步和城镇化 4 个前因条件出发探究其对劳动力结构的影响，各影响因素阐述如下。

(一) 产业升级

从国外研究来看，Katz 和 Murphy^[11]认为，技能偏向型技术进步会对不同的劳动力产生不同的影响，在制造业中高技能劳动力能够获得更多的需求和更高的工资。David & Dorn^[8]提出了一个“船小好调头”的实证模型来解释低技能劳动力就业相对上升的现象，即产业升级使得部分从事简单制造的低技能劳动力被机器替代，然而被替代的低技能劳动力能迅速转入低端服务业；此外，低技能服务业的低技能劳动力由于从事互动式工作而很难被机器取代。从我国就业形势来看，大部分劳动力的就业去向将是服务业，产业升级对服务业内部高技能劳动力与低技能劳动力的就业与工资水平有很大的影响^[12, 13]。郑爱兵^[12]运用 SUR 方法研究了产业升级对服务业劳动力市场的结构性影响。随着我国产业升级步伐的持续加快，结构性失业问题愈加凸显，执行常规任务的就业岗位会逐步被机器替代，但我国的高端服务业发展不足，科技领军人才、技术骨干、熟练技术人才持续短缺^[3]。

(二) 人工智能

Frey 和 Osborne^[14]进行了一项开创性的研究，使用高斯过程分类器估计了美国 702 种职业被计算机化的可能性。他们预测未来 20 年中美国 47% 的职业面临被计算机化或自动化的高风险，但执行非常规性认知任务的劳动力很难被取代。Acemoglu 和 Restrepo^[15]构建了人工智能对劳动力结构和劳动力需求的影响框架，研究发现人工智能技术的使用会使劳动力结构优化，但由于人工智能技术节省了成本，增加了非自动化任务对劳动力的需求从而产生了生产力效应，且额外的资本积累和自动化的深化补充了生产力效应，两者都进一步增加了对劳动力的需求。朱巧玲^[7]通过构建人工智能与劳动力结构的计量模型进行实证分析，得出人工智能的发展有利于劳动力结构优化的结论。孙早^[2]从工业智能化视角出发，发现工业智能化的发展能够带动劳动力结构的优化，尤其是增加了对大学本科以上劳动力的就业需求。

(三) 技术进步

从国外的理论和实证研究来看，技能偏向型技术进步自提出以来得到学术界普遍认可。Acemoglu 等^[16]研究认为技术进步导致了技能型劳动力需求的增加，并且技术进步与技能型劳动者需求之间呈现互补关系。国内关于技术进步对劳动力结构的影响研究主要从偏向型技术进步视角出发。姚先国^[17]构建成本函数和生产函数形式的计量模型，检验得出中国企业在技术进步方面呈现出一定程度上技能偏态性的特点，导致了高技能劳动力需求以及所占就业比重的增加。宋冬林^[18]研究认为我国技术进步和生产率的提高都增加了对高技能劳动力的需求，并导致劳动力市场收入结构的变化进而出现高技能劳动力的技能溢价。姚先国等^[17]、宋冬林等^[18]、成艾华等^[19]、杨飞^[20]、陆雪琴^[21]、刘渝琳等^[22]等学者研究认为技术进步对劳动力结构存在显著性影响，即

提升对技能型劳动力需求而降低非技能劳动力需求^[3]。

(四)城镇化

城镇化水平对劳动力结构的改善具有显著的促进作用。城镇化分别通过产业升级和技术创新的中间机制对劳动力结构产生促进作用。首先，城镇化通过产业升级分别对劳动力结构产生影响。快速城镇化带来的城市功能日益完善、催生技术创新和产业升级相互融合又将会增加对技能劳动力的相对需求。城镇化带来的人口集聚和消费结构升级将带动生活性和生产性服务业的发展，为非技能劳动力提供更多的就业机会^[23]。其次，城镇化通过提升技术创新水平来提高对技能劳动力的相对需求。从创造需求的视角出发，城镇化的发展会促使生产愈加专业化，且分工愈加精细化，促使企业加大研发投入、提升创新水平，从而增加对技能劳动力的需求^[24]。从空间外部性视角出发，城镇化会促使人力资本和物质资本的空间集聚，促进了信息、资源的共享以及技术和知识的外溢。综上所述，城镇化对劳动力结构的优化发挥作用^[4]。

综上所述，产业升级、技术进步、人工智能、城镇化对劳动力结构优化有影响作用，国内外学者在理论和实证方面也取得了一定的研究成果。但已有研究局限于某个方面，忽视了多重因素并发的协同效应，导致现有结论不一致。事实上，劳动力结构是一个受各种因素影响的复杂过程，亟需采用多元、整体的视角来审视劳动力结构优化这一问题。因此，本研究整合产业升级、技术进步、人工智能、城镇化来探讨影响劳动力结构优化的因果复杂机制。即 4 个条件变量之间协同联动才能最大效果的优化劳动力结构，这需要通过 QCA 方法进一步探索，故本文构建如图 1 所示的劳动力结构优化的驱动机制模型，从技能偏向性技术进步视角出发，包括产业升级 (IND)、技术进步 (TEC)、人工智能 (AI)、城镇化 (URB) 4 个前因变量。

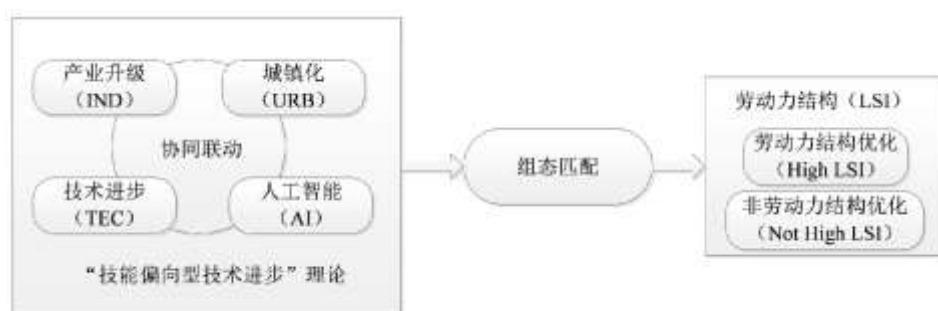


图 1 劳动力结构驱动机制模型

三、研究方法

(一)QCA 方法概述

定性比较分析方法(Qualitative Comparative Analysis, 简称 QCA)在 1987 年由社会学家 Ragin 率先提出，是一种以案例为导向的分析方法^[25]，即 QCA 的运用需参考案例的具体信息，同时能够检验案例内前因条件的核心组合。“多重并发因果关系”具有等效性^[9]。QCA 方法打破了主流统计方法中的部分核心假设，通过放松若干假设，QCA 方法拓展了因果关系的分析框架。近年来 QCA 应用范围逐渐扩大，尤其是在研究问题的本质是“结果驱动”和“组态”的管理学领域。

QCA 主要包括传统的清晰集定性比较分析(csQCA)、多值集定性比较分析(mvQCA)和模糊集定性比较分析(fsQCA)。相较于 csQCA 和 mvQCA，模糊集定性比较分析(fsQCA)以更数学的形式来使用，即 fsQCA 可以处理集合的部分隶属问题^[26]。同时，该方法保留了核心的集合理论原则如子集关系，子集关系是分析因果复杂性的核心^[27]。这些集合运算超出传统变量导向的分析范畴。在模糊集中，一致性计算考虑了隶属度，因而在清晰集或多值集分析中被定义为一致的案例，可能在模糊集分析中被定义为不

一致。一致性的模糊集评价不仅更加严格，它的评价范围也更加广泛。在模糊集中，每行都代表着一个不同的条件组合，每个案例在真值表的每行中均有部分隶属度。因此，对每行作为充分条件的一致性评价涉及分析中所有的案例，且评估重点是案例的结果隶属度与某组合隶属度的绘制图构成上三角模型的程度。使用模糊集研究者可以比清晰集和多值集分析实施更加精确和更严格的集合理论的一致性评估。因此在 fsQCA 中，每个条件组合的评价是基于所有案例呈现的模式，而非案例的某一小子集(如 csQCA 和 mvQCA)。相较于 mvQCA，使用模糊集不会加剧“有限多样性”问题。因此，为使研究更加严谨，本研究采用目前被学者广泛认同的 fsQCA 进行分析。

(二)QCA 方法与传统定量分析

QAC 方法是一种基于集合论和布尔代数的比较分析法，它不同于传统回归分析对于单个变量的“净效应”的关注，它将每个案例视为一系列条件变量的“组态”(configurations)，旨在寻找导致预期结果出现或不出现的条件变量的组合关系，即充分条件和必要条件。

在传统定量研究中，自变量被视为产生调查结果的一个个彼此分离的原因。通常，每个自变量被认为具有自主或独立的能力来影响因变量的水平、强度或概率。传统定量方法的大多数应用假设自变量的影响是线性的和可加性的，这意味着无论其他自变量的值如何，指定的自变量对因变量的影响都是相同的。

QCA 方法吸引人的原因之一是它改变了我们长期以来理所当然的分析思维定式，用整体的认知和组合的思维帮助我们认识世界。组态思维所带来的挑战是将前因条件看成产生结果的潜在合作者，而不是将其作为解释因变量变异对手。关键问题不是哪个变量最强，即具有最大的净效应，而是不同的条件如何组合以及是否只有一个组合或几种不同的条件组合能够产生相同的结果。一旦确定这些条件组合后，就可以明确特定条件存在与不存在的环境。主流统计方法中一些核心假设，在 QCA 方法中不成立。净效应方法和 QCA 方法的主要区别是，前者侧重分析性的可分离自变量及其相关性，而后者侧重被定义为显示相关前因条件组合的案例类别。总之，净效应方法通过检验变量直接的相关性来构建一般化(generalization)。QCA 方法以自下而上的方式比较案例组态和陈述是“真”的情况下构建更加包容的条件设定，从而构成一般化。

本文采用目前被学者广泛认同的 fsQCA 进行分析，fsQCA 相比其它两种方式数学基础更强，研究更为严谨，还可以处理集合的部分隶属问题^[26]。为保证案例数量和条件数量之间达到良好的平衡，本文选择技术进步、人工智能、产业升级、城镇化 4 个条件变量以及劳动力结构这一结果变量，不再引入其它变量。

四、案例及变量说明

(一)案例选择

QCA 是以案例为导向的研究方法，遵循理论抽样原则而非随机抽样原则。案例选择需要考虑的有两个因素：一是所选择的案例事实上存在某种程度的相似性，即案例间必须共有足够的背景或者特征；二是所选择案例的多样化程度，核心标准就是在最少数量的案例中实现最大程度的案例间异质性^[26]。被选中的案例的产业升级、技术进步、人工智能、城镇化水平等不同，才能够形成对照。基于以上 QCA 对于中小样本的案例选择的原则且考虑到数据的可得性，选择国内除去西藏、香港、澳门和台湾的 30 个省级行政单位作为本研究中 QCA 分析的案例。

(二)变量选择

在条件选择中，需要考虑条件选择的原因和条件选择的数量两个方面。Rihoux 等^[25]率先进行了方向性指导，认为条件的选择主要基于理论和经验知识。在此基础上张明等^[28]归纳出问题导向法、研究框架法、理论视角法、文献归纳法、现象总结法 5

种方法，并认为这 5 种方法是相互补充的，在特定研究中可以综合运用。在条件数量上:案例数量和条件数量之间必须达到良好的平衡。在 10-40 个案例的中等样本分析中，通常选择 4-7 个前因条件^[26]。

本文的条件选择依照理论视角法和文献归纳法两种方法相结合，从理论视角出发，从已有相关文献中归纳合适的条件，推导出一个混合的条件组合库。即基于技能偏向型技术进步的理论视角，选择产业升级、人工智能、技术进步、城镇化作为条件变量，选择劳动力结构作为结果变量。数据来源于 2018 年《中国统计年鉴》和《中国劳动统计年鉴》。

1. 结果变量及度量。

结果变量为劳动力结构 (LSI):技能劳动与非技能劳动之比，表达式为:LSI=LS/LU。其中，LSI 表示劳动力结构，LS 表示技能劳动供给，LU 表示非技能劳动供给。本文采用不同受教育程度就业人员占比衡量技能和非技能劳动力的就业情况。本文将大学专科及以上学历就业人员视为技能劳动力，高中及以下学历就业人员视为非技能劳动力^[7]。

2. 条件变量及度量。

本文选择技术进步、人工智能、产业升级、城镇化 4 个条件变量。

产业升级 (IND):关于产业升级的衡量有多种方法。部分学者采用地区第二、三产业增加值之和占地区 GDP 的比重来衡量产业升级水平，但是这种衡量方式不能很好的反映产业升级的水平，因为产业升级的一个重要特征是第一产业在国民经济中的比重越来越小而第三产业比重越来越大。所以本文借鉴史恩义 (2018)^[29]等的做法，为更加明确的体现各省产业升级的结构层次，采用产业升级系数作为衡量指标：

$$IND = \sum_{i=1}^3 (y_i \times i) = y_1 \times 1 + y_2 \times 2 + y_3 \times 3 \quad (1) \\ \leqslant IND \leqslant 3)$$

y_i 表示第 i 产业增加值所占比重。IND 取值范围为 1~3，取值越接近 3 表示产业升级的结构层次越高，越接近 1 表示产业升级的结构层次越低。IND 指标越接近 3，则说明本地区产业结构层次越高将进入信息化社会;若越接近 2，则说明本地区产业结构正处在工业化社会向信息化社会过渡阶段。

城镇化 (URB):基于已有研究对城镇化发展水平的度量标准，本文采用城镇人口占总人口的比重来衡量城镇化的发展水平。

人工智能 (AI):本文参照 Borland 和 Coelli^[30]与蔡啸和黄旭美^[31]的衡量方法，以信息传输、计算机服务和软件业全社会固定资产投资额来衡量人工智能的发展水平。

技术进步 (TEC):采用财政支出中地区研究与试验发展的经费支出来衡量技术进步。该指标是国际上通用的衡量一个国家或地区科技投入强度和科技发展水平的评价指标。

五、数据校准与结果分析

(一)数据校准

传统变量不是未经校准，就是通过归纳推导的样本特定性标准(平均值和标准差)进行了隐式校准。相反，模糊集通过外部标准进行校准，其必须依次遵循并符合研究者对研究中集合的概念化、定义以及标记过程^[9,32]。外部标准有各种不同的实施路径，直接校准法和间接校准法。本文采用直接校准法对变量数据进行模糊集校准。直接校准法使用三个重要的定性锚点来进行结构化校准:完全隶属阈值(1)、完全不隶属阈值(0)以及交叉点(0.5)^[27]，交叉点是最大的模糊点，在该点的案例是否属于集合是最模糊的，这三个基准随后应用于将原始定距尺度数值转换为模糊隶属分数。

本文采用直接校准法，得到各变量校准锚点，如表 1 所示。为了便于软件运算，本文将各个变量名称进行简化处理:以“IND”表示产业升级，以“TEC”表示技术水平，以“URB”表示城镇化，以“AI”表示人工智能，以“LSI”表示劳动力结构，并设置“LowLSI”作为“LSI”的反向变量，LowLSI 赋值为“1-LSI”，即取劳动力结构的非集(negation)。

表 1 各变量校准锚点

研究变量		目标集合	锚点		
			完全隶属	交叉点	完全不隶属
条件变量	产业升级（IND）	高产业结构水平	2.636	2.415	2.307
	城镇化（URB）	高城镇化水平	84.894	59.921	46.525
	技术进步（TEC）	高技术进步水平	410.859	147.717	18.358
	人工智能（AI）	高人工智能水平	4763000	2329833.333	543600
结果变量	劳动力结构（LSI）	劳动力结构优化	0.190	0.168	0.157
		非劳动力结构优化	0.157	0.168	0.190

(二)必要条件分析

模糊集真值表程序分析之前，必须进行必要条件分析。在模糊集分析中，当结果的实例构成条件实例的子集，一个必要条件就存在^[26]。因为真值表分析在本质上是充分性分析。按照这种方法识别的条件将被作为必要条件讨论，并且应该考虑它与作为真值表分析产生的任何充分的条件组合的切题性。

由表 2 可知，各个单项条件变量影响劳动力结构优化或非劳动力结构优化的必要性均未超过 0.9，不构成必要条件。将这些条件变量纳入 fsQCA 进一步分析，探索劳动力结构优化或非劳动力结构优化的组态。

表 2 劳动力结构的必要性检测

条件变量	结果变量	
	优化劳动力结构	非优化劳动力结构
AI	0.414	0.389
~ AI	0.821	0.744
URB	0.702	0.484
~ URB	0.635	0.674
IND	0.718	0.446
~ IND	0.586	0.710

TEC	0.807	0.625
~ TEC	0.466	0.528

(三)真值表构建

真值表分析的优势是更加透明，研究者对于数据分析过程有更多直接的控制，这种控制是案例导向研究的核心。一致性分数的临界值用于区分哪些组合通过了模糊集合理论的一致性、哪些没有通过。一致性分数等于或大于临界值的前因条件组合被指定为结果的模糊子集并编码为[1]，小于临界值的前因条件组合不构成模糊子集，编码为[0]。根据 Schneider 等^[32]的看法，当样本规模较大时，一致性的阈值可以低一些，参考 Schneider 等^[32]专家的观点，本研究原始一致性阈值设定为 0.75。

真值表的构建在 fsQCA 软件中进行。将模糊集数据直接导入 fsQCA 软件，将结果变量设为 LSI，并删除没有案例的条件组合，保留至 100%的条件组合，可得结果变量为 LSI 的真值表，再将 outcome 设置为反向变量 LowLSI，可得到结果变量为 LowLSI 的真值表。

(四)条件组合分析

根据模糊集的定性比较分析，可以得出三种结果：复杂解（没有使用逻辑余项）、简约解（使用所有“逻辑余项”，无评估其合理性）、中间解（只有根据研究者理论和实际知识，具有意义的逻辑余项被纳入解）^[33]。中间解是首选，因为它仅纳入了与理论和实际知识一致的逻辑余项。当有限多样性较为实质时，复杂解可能非常复杂，因为很少或没有简化。同样地，在相同的条件下，由于许多简单和困难的反事实组合的纳入，简约解可能会变得不切实际。基于研究者的理论和实质性知识，中间解在简约性和复杂性之间取得了平衡^[33]。

1. 优化劳动力结构的驱动机制分析。

(1) 智能-产业主导型。H1:AI*IND，表示当人工智能水平和产业结构水平都优越时，可以优化劳动力结构。产业升级进程加快，智能化的不断推进对技能劳动力的需求持续增加，以人工智能赋能传统产业转型，以智能化带动传统产业发展。人工智能的应用将实现产业链的全面整合，不仅会进一步压缩商品流通过程中的中间环节，同时也会高效率整合生产环节的产业链，从而全面提升生产效率，很大程度上降低产品的生产和流通成本。人工智能赋能传统产业链，研发费用占比将逐渐提升。在人工智能技术的推动下，企业更多的资源将向研发领域倾斜，产品创新能力将是未来企业谋求更大发展的核心能力。在此趋势下，劳动力结构将呈现技能偏向性的特征，劳动力结构得到优化^[2]。本文验证了人工智能和产业升级对劳动力结构的积极作用，同时也表明人工智能和产业升级对劳动力结构存在协同增效的作用。

(2) 全面发展型。H2:TEC*AI*IND*URB，表示当技术进步、人工智能、产业升级、城镇化方面的积极作为，可以有效提升劳动力结构。城镇化的发展能够带动技能劳动力就业，产业升级和技术进步又能进一步带动城镇化的发展^[34]。技术进步能够抑制产业升级对非技能劳动力的促进作用，增加对技能劳动力的带动作用。人工智能加快推进产业升级的全价值链环节的智能化改造，提升产业结构的发展水平^[1]。此组态的典型案例分析是上海，2019 年，上海市 GDP 约 38155 亿元，GDP 常年排在第一，产业结构、技术进步、人工智能、城镇化水平都处在全国前列。本文验证了技术进步、人工智能、产业升级、城镇化对劳动力结构的积极作用，同时也表明 4 个前因条件的协同联动能够促进劳动力结构的优化。

通过对比 2 个组态发现，从覆盖度方面来看，H1 的覆盖度略高于 H2，所以 H1 解释力高于 H2。H1 解释了结果变量的近 40%，更可能有效地提升劳动力结构，这说明以产业升级为主导，辅以人工智能的发展，能够更深层次、更有力的影响劳动力结构优化。

2. 非优化劳动力结构的驱动机制分析。

QCA 方法与主流统计方法相比,不再假定因果关系的对称性,而是假定因果关系的非对称性,即某个结果的出现与否可能需要不同的“原因组合”来解释^[26]。本文进一步分析了导致非劳动力结构优化的组态。

组态 NH1a:~IND*~URB,表明无论技术进步或者人工智能水平优越与否,只要产业结构和城镇化水平欠佳,劳动力结构优化就会受到制约。组态 NH1b:~IND*~TEC,表明无论城镇化或者人工智能水平优越与否,只要产业结构和技术进步水平欠佳,劳动力结构优化就会受到制约。

组态 NH2:~AI,表明无论产业结构、城镇化、技术进步优越与否,只要人工智能水平欠佳,劳动力结构优化就会受到制约。可能的原因是人工智能作为一项新科技,已开始向社会各领域渗透。在劳动力供给方面,人工智能的到来不仅会弥补劳动力供给数量、提升供给质量、重塑劳动力生产效率,也会在一定程度上缓解人口老龄化对劳动力市场所造成的消极影响。

比较组态 NH1 和组态 NH2 的覆盖度指标, NH1a 只比 NH1b 略高一些, NH1 是 NH2 的 3 倍,它解释了约 65%的结果变量,即大部分省份是因为 NH1 抑制了劳动力结构的优化。通过对比以上 3 个组态还发现,当产业升级水平低,只要技术进步水平低或者城镇化水平低时,就会抑制劳动力结构的优化。

综合劳动力结构优化和非劳动力结构优化的 5 个组态发现,影响劳动力结构的原因具有非对称性,非劳动力结构优化的 3 条路径并不是劳动力结构优化的 2 条路径的对立面。

六、结论与展望

(一)研究结论

以中国 30 个省级行政单位 of 研究样本,基于技能偏向型技术进步的研究视角,应用组态思维和 QCA 方法整合产业升级、人工智能、技术进步、城镇化 4 个条件,探讨影响劳动力结构的多重并发因素和因果复杂机制。本研究获得以下结论:(1)优化劳动力结构的驱动机制分为 2 条路径:即智能-产业主导型和全面发展型。其中,第一条路径是指高人工智能水平、高产业升级水平的联动匹配,第二条路径是指高人工智能水平、高产业升级水平、高技术进步水平和高城镇化水平的联动匹配。(2)较之于全面发展型,智能-产业主导型能够更深层次、更有力地促进劳动力结构优化。(3)2 条路径所涉及的组态内部各因素在解释劳动力结构优化时存在替代性,对产业结构和人工智能而言,城镇化和技术水平在解释劳动力结构优化时存在替代作用,即产业结构和人工智能水平优越时,只要城镇化或者技术水平优良,即可驱动劳动力结构优化。(4)非优化劳动力结构的驱动机制有 3 条,且与优化劳动力结构的驱动机制存在非对称性的关系。

(二)理论贡献

1. 研究发现产业结构、城镇化、技术水平、人工智能之间相互作用能提升劳动力结构。

已有文献大多探讨产业结构、城镇化、技术水平、人工智能对劳动力结构的净效应,忽略了前因变量之间的相互作用。具体而言,基于整体角度,本研究通过 QCA 的研究方法,发现了产业结构、城镇化、技术水平、人工智能之间的协同联动作用,弥补了已有文献的不足,丰富了劳动力结构的相关研究。

2. 研究揭示了产业结构、城镇化、技术水平、人工智能之间的互动机制。

运用 QCA 方法研究揭示了产业结构、城镇化、技术水平、人工智能之间的协同联动，即产业结构、城镇化、技术水平、人工智能之间可产生互动。同时，探讨了各因素之间的替代作用，对产业结构和人工智能而言，城镇化和技术水平在解释劳动力结构优化时存在替代作用。

3. 在研究方法上，不同于传统回归分析方法，

本研究采用了一种新方法，即定性比较分析方法(QCA)。劳动力结构通常受诸多因素影响，但已有研究多关注单因素对劳动力结构的净效应，忽视了因素间的相互作用。本研究选择 QCA 方法，基于组态视角，探究产业结构、城镇化、技术水平、人工智能对劳动力结构的影响机制，弥补了传统实证研究方法的不足。

(三) 启示与建议

1. 各地区应根据自身条件选择不同类型的劳动力结构优化模式提升劳动力优化结构。

从 2 条协同联动的驱动机制来看，当某地区选择均衡发展来优化劳动力结构时，可在产业结构、技术水平、人工智能、城镇化 4 个方面均衡发展。当某地区选择突出发展时，可结合产业结构和人工智能水平进行结合发展，以达到优化劳动力结构的目的。

2. 对地区的劳动力结构优化而言，选择产业结

构和人工智能相结合的方式发展对劳动力结构的优化更有促进作用。为实体经济创新发展赋能，为产业结构转型升级助力。

3. 理智对待劳动力结构欠佳的驱动机制。

影响劳动力结构的原因具有非对称性，非高劳动力结构产生的原因不能根据高劳动力结构的产生原因来反向推倒。我国应该理智看待劳动力结构优化，不能盲目地认为劳动力结构优化的对立面都是我国劳动力结构欠佳的教训。同样地，也不该极端地认为彻底改变导致我国劳动力结构欠佳的因素就能激活劳动力结构。

(四) 研究不足与展望

本研究还存在一些局限性：(1) 由于案例数量以及各案例情况所限，本研究采用的前因条件的数量受到一定限制，未来可考虑更加复杂的内部机制，增加前因变量，丰富理论模型；(2) 本研究关注产业结构、城镇化、技术水平、人工智能对劳动力结构的影响，未来可从其他视角开展影响因素对劳动力结构的影响研究。(3) 关于劳动力结构优化失败的文献研究数量较少，受限于此本文并未深入探讨劳动力结构优化失败的原因，今后可进一步讨论。

参考文献：

[1] 俞伯阳. 人工智能技术促进了中国劳动力结构优化吗?——基于省级面板数据的经验分析[J]. 财经问题研究, 2020(03): 94-102.

[2] 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(05): 61-79.

-
- [3]江永红, 张彬, 郝楠. 产业结构升级是否引致劳动力“极化”现象[J]. 经济学家, 2016(03):24-31.
- [4]郝楠, 江永红. 谁影响了中国劳动力就业极化?[J]. 经济与管理研究, 2017, 38(05):75-85.
- [5]李宏兵, 郭界秀, 翟瑞瑞. 中国企业对外直接投资影响了劳动力市场的就业极化吗?[J]. 财经研究, 2017, 43(06):28-39.
- [6]董直庆, 蔡啸. 技术进步方向诱发劳动力结构优化了吗?[J]. 吉林大学社会科学学报, 2016, 56(05):25-33.
- [7]朱巧玲, 李敏. 人工智能、技术进步与劳动力结构优化对策研究[J]. 科技进步与对策, 2018, 35(06):36-41.
- [8]David H, Dorn D. The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market[J]. American Economic Review, 2013, 103(5):1553-1597.
- [9]杜运周, 贾良定. 组态视角与定性比较分析(QCA):管理学研究的一条新道路[J]. 管理世界, 2017(06):155-167.
- [10]Berman E, Somanathan R, Tan H W. Is skill-biased technological change here yet? Evidence from Indian manufacturing in the 1990[M]. The World Bank, 2005.
- [11]Katz L F, Murphy K M. Changes in relative wages, 1963-1987:supply and demand factors[J]. The quarterly journal of economics, 1992, 107(1):35-78.
- [12]郑爱兵. 产业升级对我国服务业劳动市场结构的影响[J]. 华东理工大学学报(社会科学版), 2018, 33(02):98-106.
- [13]王柄楠. 我国产业结构、产值增长和就业——以第三产业为例[J]. 新西部, 2018(03):61-63.
- [14]Frey C B, Osborne M A. The future of employment:How susceptible are jobs to computerisation?[J]. Technological forecasting and social change, 2013, 114:254-280.
- [15]Acemoglu D, Restrepo P. Artificial Intelligence, Automation and Work[J]. Social Science Electronic Publishing, 2018.
- [16]Acemoglu D. Technical change, inequality, and the labor market[J]. Journal of economic literature, 2002, 40(1):7-72.
- [17]姚先国, 周礼, 来君. 技术进步、技能需求与就业结构——基于制造业微观数据的技能偏态假说检验[J]. 中国人口科学, 2005(05):47-53.
- [18]宋冬林, 王林辉, 董直庆. 技能偏向型技术进步存在吗?——来自中国的经验证据[J]. 经济研究, 2010, 45(05):68-81.
- [19]成艾华, 敖荣军, 韦燕生. 中国工业行业技能偏向型技术变化的实证检验[J]. 中国人口·资源与环境, 2012, 22(05):108-113.
- [20]杨飞. 劳动禀赋结构与技能偏向性技术进步——基于技术前沿国家的分析[J]. 经济评论, 2013(04):5-12.

-
- [21]陆雪琴,文雁兵. 偏向型技术进步、技能结构与溢价逆转——基于中国省级面板数据的经验研究[J]. 中国工业经济, 2013(10):18-30.
- [22]刘渝琳,熊婕,李嘉明. 劳动力异质性、资本深化与就业——技能偏态下对“用工荒”与就业难的审视[J]. 财经研究, 2014, 40(06):95-108.
- [23]戚元臻. 我国劳动力结构变化的理论与实证研究[J]. 商业经济研究, 2015(08):50-52.
- [24]程开明. 城市化、技术创新与经济增长——基于创新中介效应的实证研究[J]. 统计研究, 2009, 26(05):40-46.
- [25]Rihoux B, Ragin C C. Configurational Comparative Methods:Qualitative Comparative Analysis(QCA)and Related Techniques[M]. Sage, 2009.
- [26]伯努瓦·里豪克斯, C·拉金查尔斯. QCA 设计原理与应用:超越定性与定量研究的新方法[M]. 杜运周, 李永发, 译. 北京:机械工业出版社, 2017.
- [27]Ragin C C. Redesigning Social Inquiry:Fuzzy Sets and Beyond[M]. Chicago:University of Chicago Press, 2008.
- [28]张明, 杜运周. 组织与管理研究中 QCA 方法的应用:定位、策略和方向[J]. 管理学报, 2019, 16(09):1312-1323.
- [29]史恩义, 王娜. 金融发展、产业转移与中西部产业升级[J]. 南开经济研究, 2018(06):3-19.
- [30]Borland J, Coelli M. Are Robots Taking Our Jobs?[J]. Australian Economic Review, 2017, 50(4):377-397.
- [31]蔡啸, 黄旭美. 人工智能技术会抑制制造业就业吗?——理论推演与实证检验[J]. 商业研究, 2019(06):53-62.
- [32]Schneider C Q, Wagemann C. Set-Theoretic Methods for the Social Sciences:Sets, set membership, and calibration [J]. 2012, 10(1):23-41.
- [33]C·拉金查尔斯. 重新设计社会科学研究[M]. 杜运周, 译. 北京:机械工业出版社, 2019.
- [34]郝楠. 劳动力“极化”的经济效应分析——基于经济增长和收入不平等的双重视角[J]. 华东经济管理, 2017, 31(02):118-125.