

“大数据分析 + 人工智能”对数字供应链转型的影响

——基于汽车行业的实证研究

马丽娜,常瑞洁

(吉林大学 商学院与管理学院,长春 130012)

摘要:基于组织信息处理理论,构建“大数据分析+人工智能-供应链整合-供应链敏捷性-数字供应链转型”的链式中介模型,运用偏最小二乘结构方程模型和重要性-绩效图对192份汽车企业样本进行实证分析。研究发现:大数据分析+人工智能对数字供应链转型具有显著正向影响;供应链内部整合、供应链外部整合和供应链敏捷性在大数据分析+人工智能和数字供应链转型之间起到同步和链式中介作用;大数据分析+人工智能和供应链外部整合在推进数字供应链转型实践方面具有相对较高的重要性和绩效改进空间。

关键词:大数据分析;人工智能;供应链整合;供应链敏捷性;数字供应链转型

DOI:10.13956/j.ss.1001-8409.2025.03.02

中图分类号:F274;F426.471;TP18

文献标识码:A

文章编号:1001-8409(2025)03-0010-09

The Impact of Big Data Analysis and Artificial Intelligence on Digital Supply Chain Transformation: An Empirical Study Based on the Automotive Industry

MA Li-na, CHANG Rui-jie

(Business and Management School, Jilin University, Changchun 130012)

Abstract: Based on the theory of organizational information processing, a chain mediation model of “big data analysis and artificial intelligence - supply chain integration - supply chain agility - digital supply chain transformation” is constructed. The partial least squares structural equation model and importance - performance diagram are used to empirically analyze 192 automobile enterprise samples. The results show that big data analysis and artificial intelligence have a significant positive impact on the transformation of the digital supply chain; supply chain internal integration, supply chain external integration and supply chain agility play a synchronous and chain intermediary role between big data analysis and artificial intelligence and digital supply chain transformation; big data analysis, artificial intelligence and supply chain external integration have relatively high importance and performance improvement space in promoting the practice of digital supply chain transformation.

Key words: big data analysis; artificial intelligence; supply chain integration; supply chain agility; digital supply chain transformation

引言

在数字化浪潮和新的产业竞争格局下,汽车行业面临着新技术的重新定义和商业模式转型等多重挑战。此外,中美贸易战、俄乌冲突和新冠疫情使汽车供应链环境更加不稳定,造成零部件供应多次中断。根据《2023全球汽车供应链核心企业竞争力白皮书》的数据,2022年全球经济波动背景下,汽车零部件供应商总体利润率从2021年的6.1%下滑到2022年的5.2%。因此,面对当前动荡且多变的产业环境,有必要对汽车供应链的结构和模式进行全面重新思考。数字化转型

被认为是克服当前颠覆性环境导致的经济放缓的有效途径^[1]。数字供应链转型能够通过缩短供应响应时间、增强供应链可见性和预测性来增强供应链韧性,以帮助企业应对颠覆性环境带来的挑战。当前,我国出台了一系列政策推动传统供应链到数字供应链的转型。例如,“十四五”规划中明确提出,要加快数字化发展,利用“上云用数赋智”行动数据赋能全产业链协同转型,打造数据供应链和数字化生态体系。在数字供应链转型实践中,宝马在业内率先部署了代号为“灯塔”(BEACON)的人工智能平台,提供人工智能应用创新相关的开发、部

收稿日期:2024-04-20

基金项目:国家自然科学基金项目(SKZ2023135);吉林大学东北振兴发展专项项目(24dbzx07)

作者简介:马丽娜(1975—),女,吉林四平人,博士、副教授、博士生导师,研究方向为绿色运营与供应链管理;常瑞洁(1999—),女,河南安阳人,硕士研究生,研究方向为数字化转型与供应链管理(通讯作者)。

署、集成与运行服务的平台化环境,加速实现了多业务场景数字化。然而,通用电气创建了一个跨越物联网平台的大型供应链,专注于短期成果,并尽可能使用数字技术,最终却带来了公司股价暴跌和高管离职等问题^[2]。因此,尽管数字供应链带来了预期的好处,但是许多公司在供应链数字化转型实践中存在质量低、透明度低和协调度低等问题^[3],如何成功实现数字供应链转型已成为学术界和实践界共同关注的焦点。

大数据分析和人工智能的结合,在运营和供应链管理领域备受关注,它可能会从根本上改变供应链运作方式,为推进数字供应链成功转型提供新的解决方案。然而,现有研究关于大数据分析与人对于供应链的影响研究是模棱两可的。一些学者认为,大数据分析与人对于供应链的应用有助于改善数据分析^[4],支持供应链管理决策^[5],为供应链提供了新的价值。而也有学者认为伴随着大数据分析与人对于供应链而来的是对IT系统兼容性、数据可用性和质量、数据安全等一系列问题的思考^[6]。巨大的潜力和实质性挑战之间的权衡为进一步研究大数据分析与人对于供应链在供应链转型中的作用提供了一个有趣的基础。其次,有学者指出,现有文献缺乏关于数字供应链实施过程的实证和理论研究^[7]。尽管有大量研究调查了数字资源对数字供应链转型的影响,但其潜在机制仍难以捉摸^[8]。最后,尽管供应链文献已经广泛研究了供应链敏捷性这一供应链能力,但是环境 and 市场在不断变化,特别是新冠疫情对供应链产生了重大影响。数字技术已广泛应用于当代物流和供应链运营中,重新审查供应链能力并探索这些能力在数字时代的影响非常重要。

鉴于此,本文以中国汽车行业为样本,基于组织信息处理理论,探讨大数据分析与人对于数字供应链转型的影响,引入供应链整合和供应链敏捷性,揭示大数据分析与人对于数字供应链转型的具体机制,进一步应用重要性-绩效图识别变量指标在具体行动领域的重要性和绩效程度。研究结果将拓展对数字供应链转型机制研究的理论视角,为汽车企业成功实现数字供应链转型提供重要的方法论指导。

1 理论背景与研究假设

1.1 大数据分析与人对于人工智能

大数据分析是旨在通过实现高速捕获、发现和分析,从大量各种数据中经济地提取价值的新一代技术和架构^[9]。人工智能(AI)在机器或计算机的辅助下能够模仿人类的智力和认知能力^[10]。在过去的十年中,大量数据集的高速生成催生了人工智能驱动的数据处理工具的出现。大数据分析通过各种AI算法,提高了计算能力和云存储,提高了决策质量,并为各个领域增加了新的价值。因此,在本文中,大数据分析与人对于人工智能是指以人工智能驱动的大数据分析。

大数据分析和人对于人工智能的重要性一直处于运营和供应链管理研究的前沿。大数据分析通过应用数字技术使管理者能够使用客观证据代替主观判断或直觉做出理性决策。而大数据分析的实现需要建立特定的工具来管理潜在的数据量,从而识别趋势,检测模型,并收

集有价值的结果^[11]。人工智能能够从每分钟产生的数十亿个数据集中获得可操作的见解^[12]。因此,大数据和人工智能的结合将促进大数据分析的高效完成。研究已经确定了将人工智能技术应用于大数据问题的优势,以及其分析见解和预测能力对各种问题的重要价值^[13]。大数据分析能够利用人工智能改善数据分析,以人工智能驱动的大数据分析有助于将数据转化为有用的信息,帮助管理者做出正确决策,进而支持供应链管理。

现有研究将大数据分析与人对于供应链与供应链管理^[14]、企业绩效^[15]、技能管理^[9]、竞争优势^[16]相结合,以揭示大数据分析与人对于人工智能的积极影响。然而,一些学者对大数据分析与人对于人工智能的应用和潜在效益持怀疑态度,主要原因包括缺乏高层管理承诺、低估竞争、忽视客户的即时需求、缺乏差异化和营销不力等。综上所述,探讨大数据分析与人对于人工智能的结合对数字供应链转型的影响及作用机制具有重要意义。

1.2 供应链整合

供应链整合是指与关键供应链合作伙伴的战略协作,以及对与产品、服务、信息、财务和联合决策相关的组织内和组织间活动的高效管理^[17]。整合能力使合作伙伴之间能够快速调整以应对不确定环境中不断变化的外部因素^[18]。现有文献供应链整合分为供应链内部整合和供应链外部整合。供应链内部整合是指组织在多大程度上构建了其内部职能部门的程序、实践和行为,以实现相互协作和同步,从而满足客户的需求。内部整合将涉及组织各种功能的协作和调整,以实现供应链目标^[19]。供应链外部整合是指一个公司与供应商和客户进行战略合作,以一致的方式构建其战略、实践、程序和组织的程度^[20]。与供应商和客户的整合使公司能够密切同步内部和外部运营,提高供应链可见性、信息处理能力,并改善供应链中的关系。此外,供应链内部整合被认为是实现供应链外部整合的基础。一个组织内的流程必须在参与信息交换和与供应链中的外部合作伙伴的协作活动之前保持一致。

大多数关于供应链整合的研究都集中在绩效影响方面^[21,22]。很少有研究将供应链整合与数字供应链转型相结合,尤其是在汽车行业。供应链外部整合为企业决策提供真实可靠的外部信息,内部整合吸收和处理内外部信息,为企业数字供应链转型决策提供有效参考。因此,探究供应链整合对数字供应链转型的影响,对于成功推进供应链数字化转型具有重要意义。

1.3 供应链敏捷性

供应链敏捷性是指整合供应链对内部和环境变化的警觉性与供应链使用资源及时、灵活地响应此类变化的能力^[23]。Swafford等认为,供应链敏捷性是一种允许供应链在感知到机会时抓住机会的能力^[24]。基于上述论点,Blome等提出供应链敏捷性是一种能够积极影响企业运营绩效的动态能力^[25]。而Richey等基于响应性视角将敏捷性定义为公司和供应链根据对外部性的理解和反应立即进行流程更改的意愿和能力^[26]。可见,供应链敏捷性是应对供应链风险和中断的关键动态能力,

使公司能够及时和可持续地开发、生产和分销产品以应对和生存高度的动荡和不确定性。此外,供应链敏捷性可以降低制造领域的成本,提高运营和财务绩效。

尽管供应链文献中广泛讨论了供应链敏捷性的概念,但环境 and 市场是不断变化的,特别是新冠疫情对供应链造成的持续巨大影响。数字技术已广泛应用于现代物流和供应链运作中,重新审视供应链能力并探讨这些能力在数字时代的影响具有重要意义。

1.4 “大数据分析+人工智能”与数字供应链转型

“大数据分析+人工智能”是指将大数据分析与人机智能相结合,利用人工智能技术辅助大数据分析,以更快速地获取有价值的数据信息。日益复杂的供应链网络、来源丰富的供应商、全球布局的仓网系统以及动荡的国际环境都加剧了汽车供应链的复杂性和不确定性。在如此复杂且冗长的供应链中,有用信息的获取以及共享具有挑战性。组织信息处理理论强调技术基础设施作为一种机制可以增加组织的信息处理能力^[27],因此,大数据分析与人机智能通过影响企业信息处理促进数字供应链成功转型。一方面,大数据分析与人机智能能够使企业从内外部获得大量的数据,并从这些数据中获取知识,以为决策提供有用信息^[28]。例如,车间的传感器技术和物联网可以捕获与生产相关的大数据;大数据的深度学习能够估计生产过程中的剩余工作时间。另一方面,大数据分析与人机智能增强企业信息处理能力,加速有用信息在供应链以及价值链间的共享。大数据分析与人机智能可以轻而易举地从每分钟生成的数十亿数据集提取有用的见解,通过全面整合资源流、人才流、信息流以及资金流,使信息链的交织更加完整,实现全链条信息共享^[14]。综上,大数据分析与人机智能能够快速捕捉数据库中的有用信息,减少认知不确定性,进而协助供应链转型决策,最终实现数字供应链转型。由此,本文提出以下研究假设:

H1:大数据分析与人机智能对数字供应链转型有正向影响。

1.5 供应链整合的中介作用

组织信息处理理论强调,公司在一个系统中发展,需要整合以复杂性和不确定性为特征的内部和外部流程^[29]。遵循组织信息处理理论,供应链要在复杂环境中发展,必须实现内部和外部的整合。相对于其他行业,汽车行业冗长和复杂的供应链对于信息处理与共享、零部件的精度、质量和可追溯性要求更高。因此,大数据分析与人机智能在汽车供应链整合的应用优势更为突出。大数据分析与人机智能帮助企业吸收、处理和利用内外部数据,实现资源共享,加强供应链数字技能与数字化应用^[30]。

从供应链内部来看,信息技术的使用能够提高内部职能部门之间的协调性、标准化和合作性^[31]。管理者可以利用人工智能驱动的大数据分析技术进行建模和模拟,以提高其处理能力,帮助其内部供应链流程(即物流、存储、规划、供应)有效运作。因此,大数据分析与人机智能的使用增强了内部智能流程的可见性,并与组织

目标保持一致,通过在企业内部建立信息处理能力,并吸收和结合内外部信息为数字供应链转型决策提供支持。

从供应链外部来看,通过对大数据分析与人机智能技术的投资,企业可以扩大与供应商和客户的沟通与合作,促进企业与外部合作伙伴更深层次的融合与合作,推进供应链外部整合。供应商外部整合使企业能够访问可信的外部数据^[32],通过与供应商、客户和合作伙伴的学习交流,获取数字化转型经验,以推进数字供应链转型成功。由此,本文提出以下研究假设:

H2:供应链内部整合在大数据分析与人机智能和数字供应链转型之间起中介作用。

H3:供应链外部整合在大数据分析与人机智能和数字供应链转型之间起中介作用。

1.6 供应链敏捷性的中介作用

基于组织信息处理理论,大数据分析与人机智能的应用将提高组织信息处理能力以及处理速度,帮助企业及时调整供应链结构以应对外部环境变化^[33]。大数据分析与人机智能的应用能够快速智能地分析数字时代下爆炸式增长的数据,并从中提取有价值的信息来管理供应链问题^[15],通过构建复杂指挥系统和培育数字化能力的方式实现供应链敏捷性提升^[34]。因此,大数据分析与人机智能的应用将有助于企业快速识别和抓住外部机遇,提升供应链敏捷性。

根据动态能力理论,供应敏捷性可以帮助公司获得竞争优势并应对供应链中的不确定性,并重新配置公司层面和供应链层面的资源^[35]。当市场需求、消费者偏好或竞争态势发生变化时,敏捷的供应链能够迅速感知并调整其运营策略。供应链敏捷性允许公司通过应用新程序和资源来取代现有流程,并且有助于根据新条件重新设计组织结构。因此,供应链需要敏捷性地重组数字资产与其他组织资源,以便改变其开展业务的方式,从而实现数字化转型。通过不断感知和抓住市场机会,敏捷性将促进新产品、服务和商业模式的重组和发展,从而提高为客户创造的价值。此外,AlNuaimi等实证发现,组织敏捷性对数字化转型具有积极影响^[36]。综上,本文提出以下研究假设:

H4:供应链敏捷性在大数据分析与人机智能和数字供应链转型之间起中介作用。

1.7 供应链整合和供应链敏捷性的链式中介作用

前文已经对供应链整合和供应链敏捷性的中介作用进行论述,但对供应链整合和敏捷性的关系未进行探讨。供应链整合代表了供应链内部和外部协同发展的能力^[17],可以帮助企业快速获取和更新外部环境信息,提高供应链的灵活性和可见性,并增强合作伙伴对彼此业务的了解。

供应链内部整合通过加强跨职能部门沟通和协作缓解了与传统部门的信息孤岛问题,加快了冲突解决和响应,并有助于创建更灵活的组织。有效的内部整合将提高组织资源的利用率,加快对客户需求的响应。供应链外部整合增加了供应链信息和运营知识的可见性,以快速应对外部环境波动。其中,与供应商的有效整合有

助于公司制定快速可靠的新产品开发与研发计划,并减少成本和质量问题^[37]。与客户的有效整合将减少需求的不确定性,使供应链计划顺利实施。通过供应商和客户的整合,企业可以更好地理解外部需求,快速准确地响应市场需求,提高敏捷绩效^[37]。

已有研究认为,供应链的内部和外部整合为网络中的组织提供了提升其敏捷能力的机会^[38]。本文认为供应链内部整合和供应链外部整合是建立供应链敏捷性

的工具。综上所述,供应链整合是供应链敏捷性的前因变量,供应链整合可以通过敏捷性影响数字供应链转型。因此,提出以下研究假设:

H5:供应链内部整合和供应链敏捷性在大数据分析 with 人工智能和数字供应链转型之间起链式中介作用。

H6:供应链外部整合和供应链敏捷性在大数据分析 with 人工智能和数字供应链转型之间起链式中介作用。

鉴于上述讨论,本文提出研究的理论模型(图 1)。

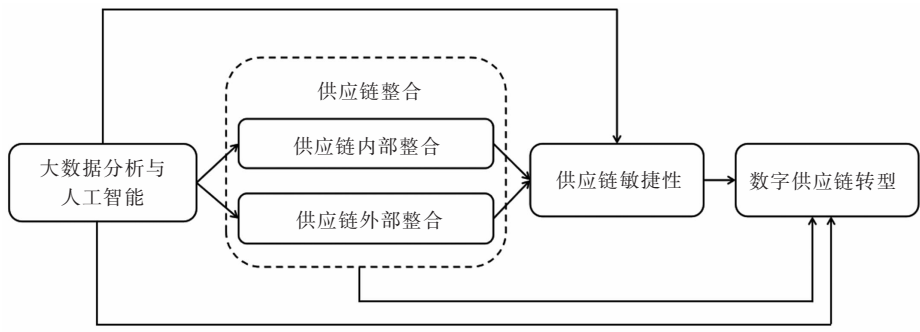


图 1 研究的理论模型

2 研究方法

2.1 研究设计与数据收集

本文选择汽车企业作为研究对象。一方面,中国汽车产销总量稳居全球第一,展现出强大的发展韧性。汽车行业围绕着广泛的全球供应链形成,与供应商和客户的关系越来越复杂,迫切需要数字供应链转型。另一方面,汽车行业是分析“多技术”行业动态的最佳选择之一。汽车行业制造的产品由整合了许多变化和创新速度不等的技术的部件组成,数字技术的变化将导致汽车供应链的重建。因此,在中国汽车企业中,数据获取、共享和利用有望在各种供应链活动中创造价值。数字技术带来的快速革命是汽车行业 140 年历史中的一个重要现象,使得汽车供应链的数字化研究具有重要意义。

研究使用多阶段抽样技术,按照地理位置将中国经济版图划分为东、中、西和东北四个区域,按照各地区省份数计算权重,通过简单随机抽样选择广东、江苏、浙江、湖北、河南、四川、陕西、吉林等 20 个省份作为初级抽样单位,并进一步抽取这些省份的汽车企业作为调查对象,以确保样本的多样性和可推广性。通过在问卷中增加 2 个筛选题项,询问受访企业是否正在进行供应链数字化转型以及目标受访者是否具备对问卷中寻求的战略和数字信息做出回应所需的知识和意识,以筛选符合研究的样本企业。数据分两个阶段收集。根据以往关于战略管理研究的经历,此次调查数据有 6 个月的时滞,为了更准确地捕捉议题之间的因果关系,并减少内生性问题,调研作以下处理:研究的第一阶段从 2022 年 7 月到 2022 年 8 月,旨在搜集受访者的统计特征、企业特征、大数据分析 with 人工智能、供应链内部/外部整合相关信息。在此阶段,向 300 家汽车公司发放问卷,回收 233 份问卷。经筛选,删除 17 份信息不完整问卷,保留 216 份有效问卷,问卷有效率为 77.67%。时隔 6 个月后,再次邀请第一阶段的受访者回答供应链敏捷性和

数字供应链转型相关的问题。结合两个阶段的数据,最终得到 192 个完整样本,回复率为 88.89%。这一回复率在研究的可接受范围内。样本的具体特征如表 1 所示。

表 1 样本的基本信息

个体特征	频率	百分比
性别		
男	98	51.04%
女	94	48.96%
工作经验		
<1 年	28	14.58%
1~5 年	46	23.96%
6~10 年	63	32.81%
>10 年	55	28.65%
职位		
高层管理者	20	10.42%
中层管理者	89	46.35%
基层管理者	83	43.23%
所有权性质		
国有企业	57	29.69%
私有企业	80	41.67%
外资企业	38	19.79%
其他企业	17	8.85%
规模(员工人数)		
<50 人	30	15.63%
50~90 人	31	16.15%
100~299 人	52	27.08%
300~999 人	31	16.15%
≥1000 人	48	25.00%
成立年限		
≤5 年	18	9.38%
6~10 年	58	30.21%
11~15 年	40	20.83%
>15 年	76	39.58%

2.2 变量测量

变量测量主要参考国内外成熟量表,采用回译法进行翻译。同时,咨询供应链管理领域专家,结合本文的研究背景进行适当调整,对就职于汽车行业的MBA学员进行小规模预调研后根据反馈情况完善问卷,形成正式问卷。本文采用Likert 5点评分法对变量进行测量。

大数据分析人工智能(BDA-AI)主要借鉴Dubey等和Benzidia等的研究^[5,15],由4个测量题项组成。供应链整合主要借鉴Cheng等和Jajja等的研究^[19,38]。其中,供应链内部整合(SCII)包含4个题项,供应链外部整合(SCEI)包含8个题项。供应链敏捷性(SCA)主要借鉴Aslam等和Ramos等的研究^[39,40],由5个测量题项组成。数字供应链转型(DSCT)主要借鉴Nasir等和Ngo的研究^[41,42],由5个测量题项组成。

同时,本文控制了企业规模(Size)、企业年龄(Age)和所有权性质(Ownership)3个变量。因为不同年限、规模和所有权性质的汽车企业拥有不同的数字资源、转型经验以及政府资金支持,因此通过控制上述因素以降低模型关系可能存在的替代性解释。

3 实证检验与结果分析

3.1 无反应偏差与共同方法偏差检验

供应链领域的调查研究可能会出现无反应的问题。本文利用SPSS和SmartPLS进行无反应偏差和共同方法偏差检验,在比较了早期和晚期受访者的企业特征(如企业规模、企业年龄和所有权类型)后,t检验结果表明本文研究不存在统计学差异。这说明无反应偏差对研究结果没有显著影响。

自我报告的数据可能出现共同方法偏差。为了避免非统计检验的系统误差,本文随机选取问卷题项,并采取匿名发放方式以确保被调查者如实填写问卷。此外,本文使用两种方法检验共同方法偏差。首先,Harman单因素检验结果显示,单因素解释的最大协方差为48.23%,小于50%的建议标准。同时,本文进行了完全共线性检验,结果如表2所示,所有题项的内部VIF(Variance Inflation Factor)值均小于阈值3.3。由此说明本文不存在严重的共同方法偏差。

3.2 信度与效度检验

本文利用SmartPLS 4软件构建偏最小乘结构方程模型(Partial Least Squares-Structural Equation Modeling, PLS-SEM)对模型进行评估与检验,检验结果如表2所示。Cronbach's α 和组合信度(CR)均大于0.7,符合建议标准。平均方差萃取量(AVE)也均符合大于0.5的建议标准。区分效度检验结果如表3所示,所有结构的AVE的平方根大于结构之间的相关性,HTMT(Heterotrait-Monotrait Ratio)小于0.90的阈值,证明模型变量具有良好的信度和效度。最后,数字供应链转型(0.713)、供应链敏捷性(0.685)、供应链外部整合(0.524)和供应链内部整合(0.293)的 R^2 值表明具有足够的预测效度^①。

3.3 假设检验

3.3.1 直接效应假设检验

由表4可知,大数据分析人工智能对数字供应链转型产生显著正向影响($\beta = 0.324, p < 0.01$),H1得到支持。

3.3.2 中介效应假设检验

使用bootstrapping技术(5000次重新抽样)来准确估计模型中的关系及其显著性。表5展示了模型的中介效应的路径系数。结果表明,供应链内部整合($\beta = 0.150, p < 0.001$)、供应链外部整合($\beta = 0.161, p < 0.05$)和供应链敏捷性($\beta = 0.040, p < 0.05$)在大数据分析人工智能和数字供应链转型之间起中介作用,H3、H3、H4得到验证。此外,供应链内部整合和供应链敏捷性在大数据分析人工智能和数字供应链转型之间起到了链式中介作用($\beta = 0.031, p < 0.05$),H5得到检验。供应链外部整合和供应链敏捷性在大数据分析人工智能和数字供应链转型之间起到了链式中介作用($\beta = 0.045, p < 0.05$),H6得到验证。

3.4 重要性-绩效图分析(Importance-Performance Map Analysis, IPMA)

重要性-绩效图分析是PLS-SEM中一种有效的分析方法。它通过考虑潜在变量分数平均值的维度来扩展路径系数估计的标准结果报告,旨在确定对目标构念具有相对高重要性,但也具有相对较低的绩效的前因。结合实际PLS-SEM应用中的重要性分析和绩效分析,能够产生额外的发现和结论。因此,重要性-绩效图分析允许对构念进行优先排序以改进目标构念,并将分析扩展到指标层面以确定最重要的具体行动领域^[42]。

重要性-绩效图分析主要对比了x轴上的(非标准化)总效应与y轴上从0到100范围内重新缩放的潜在变量分数,并以图形方式结合了这两个方面的内容。图2结果显示,大数据分析人工智能对于数字供应链转型尤为重要。更准确地说,大数据分析人工智能绩效每增加1个单位点,数字供应链转型的绩效将会增加0.72(其他条件不变)。由于大数据分析人工智能的绩效相对较低,因此有很大的改进空间。正如前文所述,人工智能和大数据分析提供了利用现有企业资源为供应商和客户创造更多价值的基础要素,也是实现数字供应链转型的核心资源。此外,相对于供应链内部整合,供应链外部整合对于提升数字供应链转型绩效更重要,且供应链外部整合的绩效相对较低,有进一步提升的空间。因此,在实现数字供应链转型实践方面,大数据分析人工智能和供应链外部整合是需要关注的重点。

图3展示了构念指标层面的重要性-绩效图。在大数据分析人工智能构念指标层面,BDAI(利用先进的分析技术,如模拟、优化、回归改进决策)具有较高的重要性,同时为绩效改进提供了潜在空间。因此,绩效改进可以侧重于高级分析技术的学习培训及其在决策中的应用。此

①因为 R^2 是对模型的解释和预测能力的度量,并非判断变量和效度的关键指标,因此此处未列示,留存备索。

外,在供应链外部整合层面,SCEI4(与关键客户共同决策关于产品设计/修改、流程设计/修改、质量改进和成本控制)和 SCEI8(与主要供应商的系统耦合,例如供应商管理库存、准时制、看板、连续补货)具有较高的重要性,并且存

在一定的改进空间,特别是 SCEI8。因此,绩效改进应该侧重于在关键客户共同决策和与主要供应商的系统耦合中进一步应用大数据分析 with 人工智能技术,增加企业的信息处理能力,改善企业决策质量。

表 2 信度与效度检验结果

变量	测量题项	因子载荷	VIF	Cronbach's α	Rho A	CR	AVE
大数据分析和人工智能 (BDA - AI)	公司使用先进的分析技术(如模拟、优化、回归)来改进决策。	0.911	3.225	0.898	0.899	0.929	0.765
	公司使用多种数据源改进决策。	0.884	2.671				
	公司使用数据可视化技术(如仪表盘)帮助决策者理解复杂信息。	0.851	2.203				
	公司在供应链流程的通信设备(如智能手机、计算机)中部署仪表盘应用程序/信息。	0.853	2.312				
数字供应链转型(DSCT)	公司将一切可以数字化的东西数字化。	0.861	2.505	0.893	0.894	0.921	0.700
	公司从供应链的不同来源收集了大量数据。	0.831	2.212				
	公司已经应用数字化技术在不同的业务流程之间建立了一个更强大的网络。	0.850	2.502				
	公司已经应用数字化来增强公司与客户的互动系统,并实现与客户更有效的沟通。	0.796	1.938				
供应链敏捷性(SCA)	公司经常通过数字化来实现供应链中的信息交换。	0.845	2.322	0.873	0.876	0.908	0.665
	公司可以快速检测环境中的变化。	0.849	2.673				
	公司不断从供应商和客户那里收集信息。	0.830	2.508				
	公司可以根据实施决策的需要调整供应链运作。	0.824	2.154				
供应链外部整合(SCEI)	公司可以根据新的市场变化做出快速反应。	0.811	1.948	0.912	0.913	0.929	0.620
	公司可以根据市场需求调整产品结构。	0.760	1.858				
	公司与关键客户分享信息(关于销售预测、生产计划、订单跟踪和追踪、交付状态、库存水平)。	0.763	2.019				
	公司开发与关键客户的合作方法(如风险/收入共享、长期协议)。	0.747	1.922				
	公司与关键客户的系统耦合(例如,供应商管理库存、准时制、看板、连续补货)。	0.789	2.157				
	公司与关键客户共同决策(关于产品设计/修改、流程设计/修改、质量改进和成本控制)。	0.779	2.074				
	公司与主要供应商共享信息(关于销售预测、生产计划、订单跟踪和追踪、交付状态、库存水平)。	0.806	2.277				
	公司开发与关键供应商的合作方法(例如,供应商开发、风险/收入共享、长期协议)。	0.788	2.163				
供应链内部整合(SCII)	公司与主要供应商共同决策(关于产品设计/修改、流程设计/修改、质量改进和成本控制)。	0.820	2.670	0.858	0.864	0.904	0.702
	公司与主要供应商的系统耦合(例如,供应商管理库存、准时制、看板、连续补货)。	0.802	2.432				
	公司与采购部门分享信息(关于销售预测、生产计划、生产进度和库存水平)。	0.871	2.369				
	公司与采购部门共同决策(关于销售预测、生产计划和库存水平)。	0.801	1.863				
	公司与销售部门分享信息(关于销售预测、生产计划、生产进度和库存水平)。	0.806	1.714				
	公司与销售部门共同决策(关于销售预测、生产计划和库存水平)。	0.871	2.357				

4 结论与启示

4.1 研究结论

首先,本文证实了大数据分析 with 人工智能推进数字

供应链转型,并起到核心作用。这与本文关于文献和组织信息处理理论的研究结果一致,表明大数据分析 with 人工智能将有效整合供应链中积累的大量数据,帮助供应链转

表3 区分效度检验结果

Fornell - Larcker 标准	BDA - AI	DSCT	SCA	SCEI	SCII
BDA - AI	0.875				
DSCT	0.752	0.837			
SCA	0.703	0.750	0.815		
SCEI	0.726	0.734	0.752	0.787	
SCII	0.545	0.689	0.693	0.583	0.838
HTMT 标准	BDA - AI	DSCT	SCA	SCEI	SCII
BDA - AI					
DSCT	0.840				
SCA	0.794	0.847			
SCEI	0.800	0.809	0.840		
SCII	0.617	0.784	0.796	0.655	

表4 直接关系检验结果

	系数	t 统计	p 值	2.50%	97.50%	支持
H1: BDA - AI → DSCT	0.324 **	2.930	0.003	0.064	0.498	是

注:***表示 $p < 0.001$, **表示 $p < 0.01$, *表示 $p < 0.05$ 。下表同

表5 中介效应检验

	系数	t 统计	p 值	2.50%	97.50%	支持
H2: BDA - AI → SCII → DSCT	0.150 ***	3.895	0.000	0.081	0.232	是
H3: BDA - AI → SCEI → DSCT	0.161 *	2.187	0.029	0.052	0.338	是
H4: BDA - AI → SCA → DSCT	0.040 *	2.268	0.023	0.010	0.081	是
H5: BDA - AI → SCII → SCA → DSCT	0.031 *	2.055	0.040	0.007	0.065	是
H6: BDA - AI → SCEI → SCA → DSCT	0.045 *	2.112	0.035	0.010	0.094	是

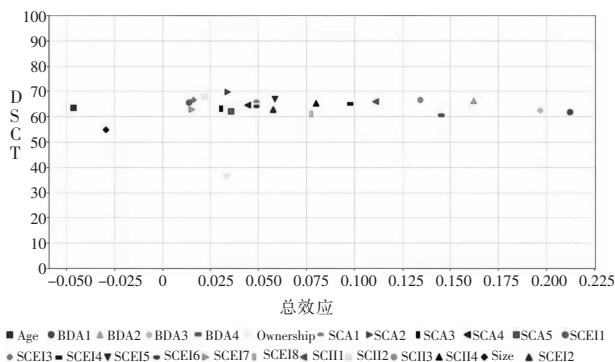


图3 要性-绩效图(指标层面)

其次,研究进一步论证了大数据分析与人通过增强供应链内外部整合和供应链敏捷性进而推进数字供应链转型的路径。一方面,大数据分析与人应用使企业智能识别、收集、分析和利用供应链内外部有价值的信息,打破供应链内外部信息壁垒,提高整合效率,以实现数字供应链转型。另一方面,大数据分析与人帮助企业从每分钟产生的数十亿个数据集中获得可操作的措施,以应对外部的高度动荡,提高供应链敏捷性,快速改变数字供应链转型策略,实现成功转型。

最后,供应链内外部整合是供应链敏捷性的前因变量,供应链内外部整合在大数据分析与人数字供应链转型间起到链式中介作用。大数据分析与人

型决策,进而实现数字供应链转型。从组织信息处理理论的角度来看,这一发现证实了大数据分析与人可以提高处理信息的能力,促进供应链的数字化转型。因此,企业需要引入大数据分析与人进行数字化转型,以应对工业4.0时代和环境不确定性的挑战。

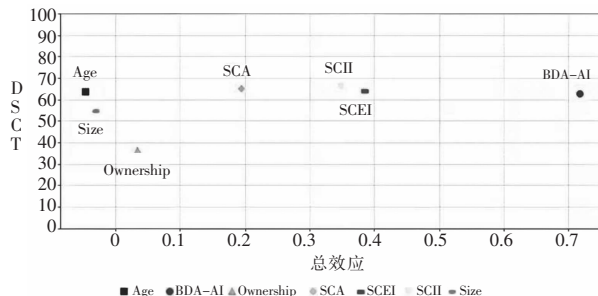


图2 重要性-绩效图(构念层面)

智能通过提高供应链的内外部整合程度,提高供应链的敏捷性,进而促进数字化供应链的变革。进一步分析重要性-绩效图可知,供应链外部整合具有相对重要的作用。

4.2 理论贡献

本文通过整合大数据分析与人,扩展了组织信息处理理论,从而更深入地理解了支持供应链内部和外部整合以实现数字供应链转型的机制。为汽车行业数字供应链转型文献提供新的见解,回应对于数据分析与人影响的争议。以往研究主要从资源基础观和动态能力理论视角解析供应链转型的模型,而本文以信息处理理论为视角,从信息流的角度拓展了学者们对数字供应链转型机制研究的理论视角。此外,以往学者研究了数字孪生等具体技术在数字供应链转型中的应用。而如今,人工智能每天都被来自不同行业的众多组织和公司使用,其作用不容忽视。本文考虑了大数据分析与人,从获取有用信息以及降低认知不确定的视角验证了大数据分析与人汽车供应链信息处理中的独特作用。

本文从响应性视角探讨了企业部署的资源如何改变企业的战略措施。在物流和供应链管理研究中,资源基础观会受到关于资源最终有助于绩效这一事实的公平批评。然而,资源基础观没有明确说明“如何和为什么”或“以何种方式”部署资源将导致明确的能力来制定应对措施和战略,以实现公司的效率和有效性。本文验

证了敏捷性这一响应能力对于数字供应链转型战略的正向影响,以及其在数字技术与数字供应链转型间的中介作用。本文说明了敏捷性对于企业资源与能力发展的连接作用,有助于物流和供应链学科理论的进一步发展。

4.3 实践启示

首先,管理者有机会使用他们所拥有的大数据分析 with 人工智能技术来实现数字供应链的成功转型。管理者要识别与大数据匹配的人工智能技术,将数据转化为算法。例如,机器学习是一种分析大数据的人工智能方法。利用机器学习来分析企业投资和运营数据,可以得到很好的预测结果。此外,提高大数据分析 with 人工智能技术应用的重点应放在利用先进的分析技术(如模拟、优化、回归)来改进决策。企业应利用人工智能算法,优化聚类分析、相关分析、回归预测分析等传统的数据统计方法,有效识别和分析车辆终端收集的各方面数据,充分挖掘数据价值。

其次,利用大数据分析 with 人工智能优化供应商系统耦合。将人工智能技术用于库存管理、仓储作业、智能追溯等供应链环节,实现供应链物流的自动化和智能化。利用大数据分析 with 人工智能精准分析来自关键客户的需求,利用有价值的数据信息分析当前产品和流程的痛点,以提高与关键客户的沟通协作。此外,管理者应通过制定程序来提高供应链的敏捷性,这反过来会积极影响数字化供应链的转型。在当前不稳定的供应链环境下,供应链敏捷性对于应对环境不确定性至关重要。特别是在新经济下,管理者应积极实施和部署整合和敏捷战略,实现数字供应链转型,保持市场竞争优势。

最后,政策制定者应为企业制定有吸引力的激励措施,以大力推动供应链数字化。比如,政府可以通过响应贷款利率的奖金或税收减免等方式补贴对企业有积极影响的数字技术投资。此外,决策者必须加强数字技术设施的建设和扩展,如区块链、物联网、5G网络和数据中心的部署。只有当运行良好的基础设施到位时,企业才有可能在供应链层面推进数字化。

4.4 研究局限及展望

本文仍存在一定局限性。首先,研究是基于可能受共同方法偏差影响的自我报告数据。虽然排除了共同方法偏差数据的所有可能性,但仍然建议使用二手数据检验,以确保因果关系更加准确。其次,检验了大数据分析 with 人工智能如何影响数字供应链转型。未来的研究应该增加调节效应检验,如数字化导向、员工数字素养、知识场活性等,以探索其边界条件,这将拓宽关于数字供应链转型的文献。最后,本文的研究对象是中国的汽车供应链,且样本量较小。未来的研究应该在不同的背景下进行跨国和跨行业研究,以检验模型变量之间的关系。

参考文献:

[1] Llopis - Albert C, Rubio F, Valero F. Impact of Digital Transformation on the Automotive Industry[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2021, 162: 120343.

[2] Lerman L V, Benitez G B, Müller J M, et al. Smart Green Supply Chain Management: A Configurational Approach to Enhance Green Performance Through Digital Transformation[J]. Supply Chain Management: An International Journal, 2022, 27(7): 147 - 176.

[3] 戴建平, 骆温平. 制造企业供应链数字化转型的机理与路径——基于工业互联网平台多边价值共创视角[J]. 财会月刊, 2023, 44(17): 137 - 144.

[4] Dwivedi Y K, Hughes L, Ismagilova E, et al. Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary Perspectives on Emerging Challenges, Opportunities, and Agenda for Research, Practice and Policy[J]. International Journal of Information Management, 2021, 57: 101994.

[5] Dubey R, Gunasekaran A, Childe S J, et al. Big Data Analytics and Artificial Intelligence Pathway to Operational Performance Under the Effects of Entrepreneurial Orientation and Environmental Dynamism: A Study of Manufacturing Organisations[J]. International Journal of Production Economics, 2019, 226: 107599.

[6] Mariani M M, Machado I, Magrelli V, et al. Artificial Intelligence in Innovation Research: A Systematic Review, Conceptual Framework, and Future Research Directions[J]. Technovation, 2023, 122: 102623.

[7] Büyükoçkan G, Göçer F. Digital Supply Chain: Literature Review and a Proposed Framework for Future Research[J]. Computers in Industry, 2018, 97: 157 - 177.

[8] Verhoef P C, Broekhuizen T, Bart Y, et al. Digital Transformation: A Multidisciplinary Reflection and Research Agenda[J]. Journal of Business Research, 2021, 122: 889 - 901.

[9] Mikalef P, Pappas I O, Krogstie J, et al. Big Data Analytics Capabilities: A Systematic Literature Review and Research Agenda[J]. Information Systems and E - Business Management, 2018, 16(3): 547 - 578.

[10] Di Vaio A, Palladino R, Hassan R, et al. Artificial Intelligence and Business Models in the Sustainable Development Goals Perspective: A Systematic Literature Review[J]. Journal of Business Research, 2020, 121: 283 - 314.

[11] Zhong R Y, Xu C, Chen C, et al. Big Data Analytics for Physical Internet-based Intelligent Manufacturing Shop Floor[J]. International Journal of Production Research, 2017, 55(9): 2610 - 2621.

[12] Donthu N, Kumar S, Mukherjee D, et al. How to Conduct a Bibliometric Analysis: An Overview and Guidelines[J]. Journal of Business Research, 2021, 133: 285 - 296.

[13] Wiener M, Saunders C, Marabelli M. Big - Data Business Models: A Critical Literature Review and Multiperspective Research Framework[J]. Journal of Information Technology, 2020, 35: 66 - 91.

[14] Riahi Y, Saikouk T, Gunasekaran A, et al. Artificial Intelligence Applications in Supply Chain: A Descriptive Bibliometric Analysis and Future Research Directions[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 173: 114702.

[15] Benzidia S, Makaoui N, Bentahar O. The Impact of Big Data Analytics and Artificial Intelligence on Green Supply Chain Process Integration and Hospital Environmental Performance[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2021, 165: 120557.

[16] Rialti R, Zollo L, Ferraris A, et al. Big Data Analytics Capabilities and Performance: Evidence from a Moderated Multi - mediation Model[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2019, 149: 119781.

[17] Schoenherr T, Swink M. Revisiting the Arcs of Integration: Cross - validations and Extensions[J]. Journal of Operations Management, 2012, 30: 99 - 115.

- [18] Yu W, Chavez R, Jacobs M, et al. Environmental Scanning, Supply Chain Integration, Responsiveness, and Operational Performance: Organizational Information Processing Theory Perspective[J]. *International Journal of Operations & Production Management*, 2019, 39(5): 787 – 814.
- [19] Cheng Y, Chaudhuri A, Farooq S. Interplant Coordination, Supply Chain Integration, and Operational Performance of a Plant in a Manufacturing Network: A Mediation Analysis[J]. *Supply Chain Management: An International Journal*, 2016, 21: 550 – 568.
- [20] Cao M, Zhang Q. Supply Chain Collaboration: Impact on Collaborative Advantage and Firm Performance[J]. *Journal of Operations Management*, 2011, 29(3): 163 – 180.
- [21] Rajaguru R, Matanda M J. Role of Compatibility and Supply Chain Process Integration in Facilitating Supply Chain Capabilities and Organizational Performance[J]. *Supply Chain Management: An International Journal*, 2019, 24(2): 315 – 330.
- [22] Khanuja A, Jain R K. The Mediating Effect of Supply Chain Flexibility on the Relationship Between Supply Chain Integration and Supply Chain Performance[J]. *Journal of Enterprise Information Management*, 2022, 35(6): 1548 – 1569.
- [23] Li X, Chung C, Goldsby T J, et al. A Unified Model of Supply Chain Agility: The Work – design Perspective[J]. *The International Journal of Logistics Management*, 2008, 19(3): 408 – 435.
- [24] Swafford P M, Ghosh S, Murthy N. The Antecedents of Supply Chain Agility of a Firm: Scale Development and Model Testing[J]. *Journal of Operations Management*, 2006, 24(2): 170 – 188.
- [25] Blome C, Schoenherr T, Rexhausen D. Antecedents and Enablers of Supply Chain Agility and Its Effect on Performance: A Dynamic Capabilities Perspective[J]. *International Journal of Production Research*, 2013, 51(4): 1295 – 1318.
- [26] Richey R G, Roath A S, Adams F G, et al. A Responsiveness View of Logistics and Supply Chain Management[J]. *Journal of Business Logistics*, 2022, 43(1): 62 – 91.
- [27] Galbraith J R. Organization Design: An Information Processing View[J]. *Interfaces*, 1974, 4(3): 28 – 36.
- [28] Haenlein M, Kaplan A. A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence[J]. *California Management Review*, 2019, 61(4): 5 – 14.
- [29] Thompson J D. *Organizations in Action*[M]. McGraw – Hill, New York, NY, 1967.
- [30] 陈致远. 双循环背景下流通供应链模式数字化创新机制分析[J]. *商业经济研究*, 2021, 17: 13 – 17.
- [31] Zhao X, Huo B, Selen W, et al. The Impact of Internal Integration and Relationship Commitment on External Integration[J]. *Journal of Operation Management*, 2011, 29(1 – 2): 17 – 32.
- [32] Kauppi K, Longoni A, Caniato F, et al. Managing Country Disruption Risks and Improving Operational Performance: Risk Management Along Integrated Supply Chains[J]. *International Journal of Production Economics*, 2016, 182: 484 – 495.
- [33] Holweg M, Pil F K. Theoretical Perspectives on the Coordination of Supply Chains[J]. *Journal of Operations Management*, 2008, 26(3): 389 – 406.
- [34] 孙新波, 李祎祯, 张明超. 智能制造企业数字化赋能供应链敏捷性实现机理的案例研究[J]. *管理学报*, 2023, 20(08): 1116 – 1127.
- [35] Gligor D M, Holcomb M C. Antecedents and Consequences of Supply Chain Agility: Establishing the Link to Firm Performance[J]. *Journal of Business Logistics*, 2012, 33(4): 295 – 308.
- [36] AlNuaimi B K, Singh S K, Ren S, et al. Mastering Digital Transformation: The Nexus Between Leadership, Agility, and Digital Strategy[J]. *Journal of Business Research*, 2022, 145: 636 – 648.
- [37] Narayanan S, Narasimhan R, Schoenherr T. Assessing the Contingent Effects of Collaboration on Agility Performance in Buyer – supplier Relationships[J]. *Journal of Operations Management*, 2015, 33 – 34(1): 140 – 154.
- [38] Jajja M S S, Chatha K A, Farooq S. Impact of Supply Chain Risk on Agility Performance: Mediating Role of Supply Chain Integration[J]. *International Journal of Production Economics*, 2018, 205: 118 – 138.
- [39] Aslam H, Blome C, Roscoe S, et al. Dynamic Supply Chain Capabilities: How Market Sensing, Supply Chain Agility and Adaptability Affect Supply Chain Ambidexterity[J]. *International Journal of Operations & Production Management*, 2018, 38(12): 2266 – 2285.
- [40] Ramos E, Patrucco A S, Chavez M. Dynamic Capabilities in the “New Normal”: A Study of Organizational Flexibility, Integration and Agility in the Peruvian Coffee Supply Chain[J]. *Supply Chain Management: An International Journal*, 2023, 28(1): 55 – 73.
- [41] Nasir M, Ukko J, Saunila M, et al. Managing the Digital Supply Chain: The Role of Smart Technologies[J]. *Technovation*, 2020, 96 – 97: 102121.
- [42] Ngo V M, Nguyen H H, Pham H C, et al. Digital Supply Chain Transformation: Effect of Firm’s Knowledge Creation Capabilities Under Covid – 19 Supply Chain Disruption Risk[J]. *Operations Management Research*, 2023, 16(2): 1003 – 1018.
- [43] Ringle C M, Sarstedt M. Gain More Insight from Your PLS – SEM Results: The Importance – performance Map Analysis[J]. *Industrial Management & Data Systems*, 2016, 116(9): 1865 – 1886.

(责任编辑:李 镜)