

大数据能力驱动大规模个性化定制的组态路径研究

杨诚煜¹, 施钟毓^{2*}

¹中国矿业大学信息与控制工程学院, 江苏 徐州

²中国矿业大学经济管理学院, 江苏 徐州

收稿日期: 2026年6月22日; 录用日期: 2026年7月15日; 发布日期: 2026年7月21日

摘要

在“以用户为中心”的制造业变革浪潮中, 大规模个性化定制(MPC)已成为企业获取竞争优势的核心战略, 但实践中大量企业面临“想转不会转、想投不敢投”的困境。本研究基于资源协奏理论, 构建“认知资源-关系资源-技术资源”的三维分析框架, 运用模糊集定性比较分析(fsQCA)方法对277家中国企业数据进行分析, 探究大数据能力驱动MPC能力的组态路径。研究发现: 高水平MPC能力的实现存在全面协同型、技术补偿型、内部整合型三条等效组态路径, 揭示了“殊途同归”的能力生成逻辑; 资源之间存在复杂的补偿与替代机制, 模块化设计能力的缺失可由智能制造与关系资源协同补偿, 供应链协同能力的缺失可由内部垂直整合替代; 大数据能力扮演“赋能者”角色, 其价值释放依赖于关系资源与技术资源的协同支撑。理论贡献在于将资源协奏理论拓展至MPC情境, 识别了“资源补偿”新机制。实践启示方面, 中小企业应聚焦“补偿型”路径, 政策应从“技术补贴”转向“能力建设补贴”。

关键词

大数据能力, 大规模个性化定制, 组态路径, 资源协奏理论, fsQCA

Research on the Configurational Paths of Big Data Capability Driving Massive Personalized Customization

Chengyu Yang¹, Zhongyu Shi^{2*}

¹School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou Jiangsu

²School of Economics and Management, China University of Mining and Technology, Xuzhou Jiangsu

Received: June 22, 2026; accepted: July 15, 2026; published: July 21, 2026

*通讯作者。

文章引用: 杨诚煜, 施钟毓. 大数据能力驱动大规模个性化定制的组态路径研究[J]. 数据挖掘, 2026, 16(3): 116-131.
DOI: 10.12677/hjdm.2026.163011

Abstract

In the wave of user-centric manufacturing transformation, Massive Personalized Customization (MPC) has become a core strategy for enterprises to gain competitive advantages. However, in practice, many enterprises face the dilemma of being “unable to transform despite wanting to, and afraid to invest despite needing to.” Based on resource orchestration theory, this study constructs a three-dimensional analytical framework of “cognitive resources—relational resources—technological resources” and employs fuzzy-set Qualitative Comparative Analysis (fsQCA) to analyze data from 277 Chinese enterprises, exploring the configurational paths through which big data capability drives MPC capability. The findings reveal that achieving high-level MPC capability entails three equivalent configurational paths: comprehensive synergy, technological compensation, and internal integration, demonstrating an “equifinality” logic of capability generation. Complex substitution and compensation mechanisms exist among resources: the lack of modular design capability can be compensated for by smart manufacturing and relational resources, while the lack of supply chain collaboration capability can be substituted by internal vertical integration. Big data capability plays an “enabler” role, its value realization relying on synergistic support from relational resources (data sources) and technological resources (execution vehicles). The theoretical contribution lies in extending resource orchestration theory to the MPC context and identifying the novel mechanism of “resource compensation.” In terms of practical implications, small and medium-sized enterprises should focus on “compensation-oriented” paths, and policies should shift from “technology subsidies” to “capability-building subsidies”.

Keywords

Big Data Capability, Massive Personalized Customization, Configurational Paths, Resource Orchestration Theory, fsQCA

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

1.1. 现实背景

在“以用户为中心”的制造业转型浪潮中,大规模个性化定制(Massive Personalized Customization, MPC)已成为企业获取竞争优势的核心战略。该模式旨在以大规模生产效率满足个体化需求,推动从“企业中心化制造”向“用户中心化定制”的根本转变[1]。2023年,中国C2B定制化生产市场规模已突破4300亿元,增长率远超制造业整体水平,个性化定制正从边缘走向主流[2]。

这一变革的驱动力源自供需两侧[3]。需求侧,消费者主权意识觉醒,年轻用户追求彰显个性与参与设计的消费体验;供给侧,数字技术的成熟显著降低了“小批量、多品种”生产的经济性门槛,工业互联网与柔性制造等技术为定制化规模化提供了前提。

然而,转型实践面临困境。大量企业陷入“想转不会转、想投不敢投”的窘境。某知名定制家具企业投入数亿元打造智能制造系统,但因前端需求采集不准确、后端供应链响应滞后,订单交付周期长达60天。相反,某小型服装定制企业以不足百万元的技术投入,依托深度客户运营与柔性供应链实现“一人一版”定制,年复合增长率超过40%。这一对比揭示了一个深刻悖论:为何部分企业能成功构建MPC能

力, 而另一些企业虽投入巨资却收效甚微[4]?

1.2. 理论困境

针对上述实践困惑, 学术界从三条脉络展开探索: 技术工程视角聚焦产品配置器与智能制造排程[5]; 运营管理视角探讨供应链协调与交付准时率[6]; 营销与消费者行为视角研究需求识别与定制意愿[7]。上述研究虽成果丰硕, 但存在两点共性局限。

第一, 多数研究倾向于线性视角, 隐含“技术决定论”预设, 即“技术投入 = 定制能力”。这一预设将组织能力问题简化为技术采购问题, 忽视了技术落地所需的管理配套与组织协同。现实中, 技术能力强的企业可能因客户关系管理薄弱而失败, 关系资源丰富的企业若缺乏技术支撑亦难以规模化, 而两者兼备的企业也未必能自动生成定制能力——资源整合方式同样至关重要。

第二, 对“情境异质性”关注不足。面向产品(如定制家具、服装)与面向服务(如定制旅游、教育)的个性化定制, 在技术依赖、关系要求与运营逻辑上可能存在本质差异。产品定制依赖模块化设计与柔性制造能力, 服务定制则更多依赖客户交互与服务编排能力。鲜有研究对这两种情境进行区分性考察。这提示我们需要从组态视角重新审视大数据能力向定制能力的转化机制。

1.3. 问题提出

资源协奏理论为理解这一复杂机制提供了适切的理论透镜。该理论强调, 资源本身不直接创造价值, 关键在于企业对资源的“编排”——即获取、整合、利用与重构的过程[8]。在 MPC 情境下, 认知资源(大数据分析能力)、关系资源(供应链协同能力、客户交互能力)与技术资源(模块化设计能力、智能制造能力)的协同配置, 决定了定制能力的生成路径与水平[9]。资源协奏理论承认“等效性”, 即不同的资源组合可以产生相同结果, 为探索多元化的定制能力提升路径提供了理论空间。

基于上述分析, 本研究聚焦以下核心问题: 大数据能力驱动大规模个性化定制的组态路径是什么? 具体包括两个子问题: (1) 认知、关系与技术资源之间存在怎样的联动匹配关系? 是否存在必要条件? (2) 面向产品与面向服务的定制能力是否存在差异化的路径? 两种情境下的资源协奏逻辑有何不同?

为回答上述问题, 本研究采用模糊集定性比较分析(fsQCA)方法, 对 277 家中国企业问卷数据进行分析, 依次进行必要条件检验、组态分析与稳健性检验, 以揭示引致高水平定制能力的多元等效路径。

2. 研究设计

2.1. 研究方法

本研究采用模糊集定性比较分析(fsQCA)作为核心研究方法, 主要基于以下理论考量与方法论适配性。

(1) QCA 的方法论基础。定性比较分析由 Ragin (1987)系统提出, 以集合论与布尔代数为基础。相较于传统回归分析, QCA 回应了三个核心方法论问题: 其一, 因果关系具有多重并发性, 即结果往往由多个条件交互作用所致; 其二, 存在等效性, 即不同的条件组合可导致同一结果; 其三, 因果方向并非对称, 条件组合的存在可解释结果的出现, 但其缺失未必能解释结果的不出现。上述特征契合本研究的核心命题——大数据能力向定制能力的转化是多种资源条件联动匹配的结果[10]。

(2) fsQCA 相较于 csQCA 的优越性。清晰集 QCA (csQCA)要求将变量二分为 0 或 1, 虽简化分析但会造成信息损失, 例如将“中等偏上”的供应链协同能力强行归入“高”或“低”类别。模糊集 QCA (fsQCA)允许变量在 0 到 1 之间连续取值, 能够更精细地刻画条件程度的差异[11]。鉴于本研究的核心变量——大数据能力、供应链协同、客户交互、模块化设计、智能制造能力——均为程度问题而非二分状

态, fsQCA 更为适切。此外, fsQCA 保留了集合论分析逻辑, 能够处理“部分隶属”的模糊状态, 在社会科学与管理学研究中应用日益广泛[12]。

(3) fsQCA 与资源协奏理论的契合性。资源协奏理论强调, 能力生成依赖多种资源的协同配置, 且存在等效路径[13]。这一理论主张与 fsQCA 的方法论特征高度契合: 后者能够识别产生高水平定制能力的条件组合, 揭示资源间的互补或替代关系, 并验证多条等效路径的存在。这些分析功能使 fsQCA 成为检验资源协奏理论命题的适切方法。

2.2. 案例选择与数据来源

(1) 研究样本。研究样本来源于 2025 年对中国企业的问卷调查。调查范围覆盖七大制造业门类: 装备制造(占 23.5%)、电子信息(占 18.7%)、汽车制造(占 15.9%)、家居建材(占 14.4%)、纺织服装(占 12.3%)、消费品(占 8.7%)、其他(占 6.5%)。这一行业分布确保样本的多样性, 既包括模块化程度较高的离散制造业(如汽车、家具), 也包括流程特征明显的连续制造业(如纺织、消费品), 有助于提高研究结论的外部效度。

(2) 企业规模分布。参照国家统计局《统计上大中小微型企业划分标准》[14], 样本中大型企业占 38.6%, 中型企业占 44.2%, 小型企业占 17.2%。虽然本研究不以规模比较为核心目标, 但适度的规模多样性有助于检验结论的稳健性——例如, 中小企业的资源禀赋与大型企业存在差异, 其定制能力生成路径是否呈现不同特征? 这一问题在稳健性检验中予以考察。

(3) 业务属性分布。依据企业主营业务特征, 将样本区分为“产品导向型”与“服务导向型”两类。产品导向型企业以实物产品的个性化定制为主营业务(如定制家具、定制服装、个性化消费电子产品), 占样本的 58.5%; 服务导向型企业以无形服务的个性化定制为核心(如定制旅游方案、个性化教育服务、定制化企业培训), 占样本的 41.5%。这一区分是本研究的核心分析维度——后续组态分析将分别对两类子样本进行, 以考察面向产品与面向服务的定制能力是否存在差异化的实现路径。

(4) 数据采集程序。问卷发放对象为企业中高层管理人员, 具体包括: 首席执行官/总经理(CEO/GM)、首席技术官/技术总监(CTO)、首席信息官/信息总监(CIO)、生产总监/厂长、供应链总监。选择多角色受访者的目的在于: 不同管理岗位掌握的信息存在差异, 单一受访者可能因认知局限而产生测量偏差。问卷发放采用线上线下结合的方式——通过行业协会渠道定向发放电子问卷, 同时选取部分企业进行实地走访和面对面访谈, 以提高问卷回收率和数据质量。共发放问卷 420 份, 回收有效问卷 277 份, 有效回收率 65.9%。

2.3. 变量测量与操作化

(1) 结果变量

大规模个性化定制能力(MPCC)。参考既有研究的测量工具, 结合本研究情境进行适应性调整。测量包含三个维度, 共 7 个题项: ① 产品/服务个性化程度(3 题项, 示例: “我公司能够根据客户的个性化需求进行产品/服务的灵活配置”); ② 定制化生产的规模效率(2 题项, 示例: “我公司能够在满足个性化需求的同时保持有竞争力的成本水平”); ③ 客户定制满意度(2 题项, 示例: “客户对我公司的定制化交付结果普遍满意”)。所有题项采用李克特 5 点量表(1 = 完全不符合, 5 = 完全符合)。MPCC 的 Cronbach's α 系数为 0.87, 组合信度(CR)为 0.89, 平均方差萃取量(AVE)为 0.62, 表明信效度良好。

(2) 条件变量

① 大数据能力(BDC)。借鉴 Gupta 和 George 以及 Wamba 等学者的研究, 从三个层次测量大数据能力: 数据采集与整合能力(3 题项, 示例: “我公司能够从多种渠道(社交媒体、交易记录、传感器等)采集

客户数据”);智能分析与挖掘能力(3题项,示例:“我公司能够运用数据分析技术识别客户的潜在需求模式”);自适应学习与优化能力(2题项,示例:“我公司的定制系统能够根据历史数据持续优化推荐效果”)。BDC的Cronbach's α 为0.89, CR为0.91, AVE为0.66。

② 供应链协同能力(SCC)。参考Cao和Zhang的研究,从三个维度测量:供应商响应速度(2题项,示例:“我公司的供应商能够快速响应定制订单的物料需求”);信息共享程度(2题项,示例:“我公司与核心供应商之间实现了关键信息的实时共享”);协同计划与决策(2题项,示例:“我公司与供应商共同参与定制订单的生产计划制定”)。SCC的Cronbach's α 为0.84, CR为0.86, AVE为0.59。

③ 客户交互能力(CIC)。参考Jayachandran等的研究,从三个维度测量:需求采集深度(2题项,示例:“我公司通过多种方式(问卷、访谈、行为追踪等)深入了解客户需求”);反馈闭环有效性(2题项,示例:“我公司能够将客户反馈快速转化为产品/服务的改进”);个性化沟通能力(2题项,示例:“我公司能够针对不同客户进行差异化的沟通与服务”)。CIC的Cronbach's α 为0.86, CR为0.88, AVE为0.61。

④ 模块化设计能力(MDC)。参考Salvador和Zhang的研究,从三个维度测量:产品架构模块化程度(2题项,示例:“我公司的产品设计采用模块化架构,不同模块之间可灵活组合”);接口标准化程度(2题项,示例:“我公司产品的模块接口具有统一的标准化规范”);配置规则完备性(2题项,示例:“我公司拥有完备的产品配置规则库,支持客户自助配置”)。MDC的Cronbach's α 为0.88, CR为0.90, AVE为0.64。

⑤ 智能制造能力(IMC)。参考Schumacher等的研究,从三个维度测量:产线柔性程度(2题项,示例:“我公司的生产线能够在不增加显著成本的情况下实现小批量生产”);设备联网与自动化水平(2题项,示例:“我公司的生产设备实现了联网与数据采集”);排产智能化程度(2题项,示例:“我公司运用智能排产系统协调多品种、小批量订单”)。IMC的Cronbach's α 为0.85, CR为0.87, AVE为0.58。

(3) 控制变量

在后续回归分析(稳健性检验部分)中纳入企业规模(员工人数的自然对数)和行业类型(制造业分类虚拟变量)作为控制变量。在fsQCA主分析中,由于方法的非参数特性,不纳入控制变量——但通过子样本分析(按规模分层)检验结论的稳健性。

2.4. 共同方法偏差检验

由于所有变量均来源于问卷调查,可能存在共同方法偏差(CMB)问题。采用两种方法进行检验:首先,Harman单因子检验——对所有测量题项进行未旋转的主成分分析,提取的第一个因子仅解释总方差的28.6%,低于40%的临界值;其次,采用标记变量法——在问卷中纳入一个与所有理论变量均无理论关联的标记变量(“我对当前天气的满意度”),其与其他变量的平均相关系数为0.04,不显著。综合两项检验结果,共同方法偏差不构成严重威胁。

2.5. 数据校准

本研究采用直接校准法(direct calibration),设定三个定性锚点:完全隶属(full membership)、交叉点(crossover point)、完全不隶属(full non-membership)。具体锚点设定如下:完全隶属 = 样本前5%分位数(即评分 ≥ 4.6);交叉点 = 样本中位数(即评分为3.0);完全不隶属 = 样本后5%分位数(即评分 ≤ 1.4)。对于结果变量MPCC,因研究区分产品导向与服务导向两种情境,分别进行校准,锚点设定逻辑一致。

锚点选择需兼顾理论意涵与数据分布特征。本研究设定“完全隶属 = 样本前5%分位数(评分 ≥ 4.6)”,

理由在于：评分达到 4.6 以上(满分 5 分)意味着企业在李克特量表上选择了“非常符合”或接近该水平，代表该能力维度已达到行业领先水准，具备“完全隶属”的质的意义。设定“交叉点 = 样本中位数(评分 = 3.0)”，理由在于：中位数 3.0 对应量表“一般”水平，代表企业在该能力维度上处于“既不属于高水平、也不属于低水平”的模糊状态，符合交叉点作为隶属程度最不确定位置的理论要求。设定“完全不隶属 = 样本后 5%分位数(评分 ≤ 1.4)”，理由在于：评分 1.4 对应“比较不符合”到“完全不符合”区间，代表企业在该能力维度上处于行业落后水平，具备“完全不隶属”的质的意义。采用 5%极端分位数而非最小/最大值，可避免极端异常值对锚点设定的干扰。

校准完成后，检查各变量的隶属分数分布，确保：(1) 0.5 隶属分数(恰好处于交叉点)的案例数量不过多——交叉点附近的案例存在隶属模糊性，若过多案例集中在 0.5 附近，分析结果的稳健性会降低。本研究中，各变量隶属分数在 0.4~0.6 区间的案例占比均低于 12%，处于可接受范围；(2) 存在清晰的隶属差异——各变量隶属分数的标准差均大于 0.25，表明案例之间具有足够的区分度。本文主要变量的数据、测量和校准如表 1 所示。

Table 1. Data, measurement and calibration of main variables
表 1. 主要变量的数据、测量与校准

量类型	变量名称	测量方法	校准方法	数据来源
结果变量	MPCC	李克特 5 点量表(7 题项)	直接校准法(锚点：5%分位、中位数、95%分位)	问卷调查(企业中高层)
条件变量	BDC	李克特 5 点量表(8 题项，三维度)	直接校准法(锚点：5%分位、中位数、95%分位)	问卷调查(CTO/CIO)
条件变量	SCC	李克特 5 点量表(6 题项，三维度)	直接校准法(锚点：5%分位、中位数、95%分位)	问卷调查(供应链总监)
条件变量	CIC	李克特 5 点量表(6 题项，三维度)	直接校准法(锚点：5%分位、中位数、95%分位)	问卷调查 (营销/客户总监)
条件变量	MDC	李克特 5 点量表(6 题项，三维度)	直接校准法(锚点：5%分位、中位数、95%分位)	问卷调查 (技术总监/研发总监)
条件变量	IMC	李克特 5 点量表(6 题项，三维度)	直接校准法(锚点：5%分位、中位数、95%分位)	问卷调查 (生产总监/厂长)
控制变量	SIZE	员工人数(连续变量)	不适用(仅用于稳健性检验)	问卷调查(企业基本信息)
控制变量	IND	行业分类虚拟变量	不适用(仅用于稳健性检验)	问卷调查(企业基本信息)

3. 研究结果

3.1. 描述性统计

在进行模糊集定性比较分析(fsQCA)之前，本研究首先对各变量进行描述性统计分析，以揭示样本数据的集中趋势、离散程度及分布形态。

(1) 条件变量的描述性统计

表 2 描述了五个条件变量(大数据能力 BDC、供应链协同能力 SCC、客户交互能力 CIC、模块化设计能力 MDC、智能制造能力 IMC)的原始数据描述性统计结果。

五个条件变量的均值介于 3.19 至 3.56 之间，均处于李克特 5 点量表的中值(3.0)以上。其中，客户交互能力(CIC)均值最高(3.56)，表明样本企业在客户需求采集与互动方面相对成熟；智能制造能力(IMC)均值最低(3.19)，反映出我国制造业企业在智能制造的普及程度上仍有提升空间，这与当前制造业数字化转型

型的阶段性特征相吻合。

Table 2. Descriptive statistics of conditional variables (N = 277)
表 2. 条件变量描述性统计(N = 277)

变量	均值	标准差	最小值	25%分位	中位数	75%分位	最大值	偏度	峰度
BDC	3.42	0.87	1.25	2.88	3.50	4.00	5.00	-0.28	-0.45
SCC	3.28	0.91	1.17	2.67	3.33	3.83	5.00	-0.15	-0.62
CIC	3.56	0.85	1.33	3.00	3.67	4.17	5.00	-0.41	-0.38
MDC	3.35	0.94	1.00	2.67	3.33	4.00	5.00	-0.22	-0.57
IMC	3.19	0.96	1.00	2.50	3.17	3.83	5.00	-0.09	-0.71

各变量的标准差介于 0.85 至 0.96 之间，离散程度适中，说明样本企业在各能力维度上存在较为充分的差异，为组态分析提供了必要的变异基础。其中，智能制造能力(IMC)标准差最大(0.96)，显示企业间智能制造水平的分化较为明显——部分领先企业已实现较高程度的柔性自动化，而相当数量的中小企业仍处于起步阶段。

各变量的偏度均为负值(-0.41 至-0.09)，呈现轻微左偏(负偏)分布，表明样本中得分偏高的企业略多于得分偏低的企业。峰度均为负值(-0.71 至-0.38)，表明分布较正态分布略微平坦(低峰度)。综合来看，各变量虽不完全服从正态分布，但偏度与峰度的绝对值均较小，满足 fsQCA 分析对数据分布的基本要求。

各变量的取值范围均覆盖了量表的理论全距(1.00~5.00)，说明样本中既有能力水平较低的企业，也有达到高水平的标杆企业，这有助于识别不同组态路径的边界条件。

(2) 结果变量的描述性统计

表 3 描述了两个结果变量的描述性统计结果，并按企业业务属性进行分组呈现。

Table 3. Descriptive statistics of outcome variables (N = 277)
表 3. 结果变量描述性统计(N = 277)

变量	均值	标准差	最小值	中位数	最大值	偏度	峰度
MPCC	3.48	0.89	1.29	3.57	5.00	-0.33	-0.48

结果变量的均值为 3.48，处于李克特 5 点量表的中值(3.0)以上，表明样本企业的总体大规模个性化定制能力处于中等偏上水平。这与条件变量的描述性统计结果相一致——各条件能力均值均在 3.19 至 3.56 之间，反映出样本企业在资源禀赋与能力输出上的匹配性。

结果变量的标准差为 0.89，离散程度适中，说明样本企业在定制能力水平上存在较为充分的差异，为后续组态分析识别不同能力水平的路径条件提供了必要的变异基础。最小值为 1.29，最大值为 5.00，取值范围覆盖了量表的理论全局，表明样本中既有定制能力薄弱的企业，也有达到高水平的标杆企业，这有助于识别不同组态路径的边界条件以及高水平能力的生成机制。

偏度为-0.33，呈现轻微左偏(负偏)分布，表明样本中得分偏高的企业略多于得分偏低的企业，这与条件变量的分布特征一致。峰度为-0.48，为负值，表明分布较正态分布略微平坦(低峰度)。综合来看，结果变量虽不完全服从正态分布，但偏度与峰度的绝对值均较小，满足 fsQCA 分析对数据分布的基本要求。

(3) 校准后数据的描述性统计

fsQCA 分析要求将原始数据转换为 0 到 1 之间的隶属分数。表 4 描述了校准后各变量隶属分数的描述性统计。

Table 4. Descriptive statistics of calibrated variable membership scores (N = 277)**表 4.** 校准后变量隶属分数描述性统计(N = 277)

变量	均值	标准差	最小值	25%分位	中位数	75%分位	最大值
BDC	0.52	0.31	0.05	0.23	0.52	0.78	0.98
SCC	0.48	0.32	0.04	0.19	0.47	0.74	0.97
CIC	0.56	0.30	0.06	0.31	0.58	0.81	0.98
MDC	0.50	0.32	0.03	0.20	0.50	0.77	0.97
IMC	0.46	0.32	0.03	0.17	0.44	0.71	0.96
MPCC_P	0.54	0.31	0.05	0.28	0.55	0.79	0.97
MPCC_S	0.58	0.30	0.06	0.33	0.60	0.83	0.97

校准后数据体现如下特征：各变量隶属分数的均值集中在 0.46~0.58 之间，中位数在 0.44~0.60 之间，说明校准锚点的设定使得样本在隶属空间上分布均衡，没有出现大量案例聚集于 0 或 1 的极端情况。各变量最小值接近 0.03~0.06，最大值接近 0.96~0.98，表明样本中存在从“完全不隶属”到“完全隶属”的完整谱系。校准后的隶属分数与原始数据具有高度相关性(Spearman 相关系数均>0.95)，说明校准过程保持了原始数据的排序信息。

3.2. 单个条件的必要性分析

(1) 条件存在的必要性检验

表 5 描述了各条件变量及其缺失状态对 MPCC 的必要性检验结果。

Table 5. Necessary condition test of MPCC (N = 277)**表 5.** MPCC 的必要条件检验(N = 277)

条件	一致性	覆盖度
认知资源维度		
大数据能力(BDC)	0.832	0.789
~大数据能力(~BDC)	0.418	0.412
关系资源维度		
供应链协同能力(SCC)	0.798	0.775
~供应链协同能力(~SCC)	0.449	0.438
客户交互能力(CIC)	0.846	0.803
~客户交互能力(~CIC)	0.394	0.386
技术资源维度		
模块化设计能力(MDC)	0.828	0.812
~模块化设计能力(~MDC)	0.425	0.408
智能制造能力(IMC)	0.805	0.791

注：“~”表示条件缺失(即低水平状态)；**加粗**表示一致性 ≥ 0.9 。

(2) 必要条件检验结果解读

① 不存在单一必要条件

表 5 结果显示，所有单个条件的一致性均低于 0.9 的阈值。其中，一致性最高的条件是客户交互能力

(CIC, 一致性 = 0.846), 其次是模块化设计能力(MDC, 一致性 = 0.828)和大数据能力(BDC, 一致性 = 0.832)。尽管这些条件具有较高的一致性(均>0.8), 但尚未达到必要条件(≥ 0.9)的判断标准。

这一发现具有重要的理论意涵: 不存在任何单一的认知资源、关系资源或技术资源是高水平产品导向 MPCC 的必要条件。换言之, 企业即便缺乏某一方面的能力(如智能制造能力不足), 仍有可能通过其他资源的协同配置实现高水平的产品定制。这印证了资源协奏理论的核心命题——能力生成依赖多种资源的组合效应, 而非单一资源的决定性作用。

② 条件缺失状态的一致性普遍偏低

各条件缺失状态($\sim X$)的一致性均介于 0.394 至 0.449 之间, 远低于 0.9 的阈值。这一结果表明, 低水平的各项能力并非高水平 MPCC 的抑制性必要条件——即高水平定制能力的实现, 并不必然要求某一能力处于低水平。这符合管理直觉: 企业没有必要通过“刻意降低”某种能力来获得定制优势。

③ 覆盖度的差异分析

在一致性相近的条件下, 覆盖度呈现出有意义的差异。模块化设计能力(MDC)的覆盖度为 0.812, 在五个条件中最高, 表明虽然 MDC 不是必要条件, 但它覆盖了 81.2%的高 MPCC_P 案例。这一发现暗示: 在产品定制情境下, 模块化设计能力虽非“必须”, 却是一个高度普遍的伴随特征。类似地, 客户交互能力(CIC)覆盖了 80.3%的高 MPCC_P 案例。

相比之下, 供应链协同能力(SCC)的覆盖度最低(0.775), 意味着部分高水平产品定制企业可能在供应链协同能力并不突出的情况下仍然成功。这为后续组态分析揭示“替代路径”提供了线索。

④ 认知资源的角色

大数据能力(BDC)的一致性为 0.832, 覆盖度为 0.789, 处于中等偏上水平。这一结果提示: 大数据能力对产品导向 MPCC 具有重要的促进作用, 但其作用并非“不可或缺”——部分企业可能通过强化关系资源和技术资源的协同, 在数据能力相对有限的情况下仍实现高水平定制。这与本研究的理论预设一致: 大数据能力的价值释放依赖于其他资源的协同编排, 而非单独发挥作用。

3.3. 条件组态的充分性分析

(1) 真值表构建与参数设定

基于五个条件变量(BDC、SCC、CIC、MDC、IMC), 理论上存在 32 种可能的条件组合。真值表构建的关键参数设定如下:

案例频数阈值(Frequency Threshold): 设为 2。考虑到产品导向子样本规模为 162, 这一阈值确保了分析的稳健性——至少有 2 个案例支持的条件组合才纳入后续布尔最小化。经检验, 共有 13 种条件组合满足频数要求。原始一致性阈值(Raw Consistency Threshold): 设为 0.85。高于常用阈值 0.80, 采用更严格的标准以提高解的可靠性。PRI 一致性阈值(PRI Consistency Threshold): 设为 0.70。PRI (Proportional Reduction in Inconsistency)一致性用于排除同时与高水平 MPCC 和低水平 MPCC 都相关联的矛盾组合。逻辑余项(Logical Remainders)的处理: 本研究采用标准的 QCA 分析流程, 同时报告复杂解(complex solution)、简约解(parsimonious solution)和中间解(intermediate solution)三种类型。其中: 复杂解仅基于经验观察到的条件组合, 不纳入任何逻辑余项, 其优势在于完全忠实于数据, 但可能遗漏符合理论预期的合理组合; 简约解纳入所有逻辑余项, 解最为精简, 但可能纳入反事实组合导致结论过度简化; 中间解仅纳入符合理论预期的逻辑余项, 在简洁性与合理性之间取得平衡, 是 QCA 研究中推荐报告的核心解。本研究在中间解中纳入的理论预期包括: (1) 预期认知资源、关系资源、技术资源对 MPCC 具有正向作用, 不预期“条件缺失”产生高水平 MPCC; (2) 对于产品导向情境, 不预设某一特定条件为主导条件。

(2) MPCC 的组态结果

经过布尔最小化，得到三条引致高水平产品导向 MPCC 的等效组态路径。表 6 报告了中间解的结果，表 7 则对比呈现复杂解、简约解与中间解的核心发现。

Table 6. Configurational paths of MPCC (Intermediate solution, N = 277)

表 6. MPCC 的组态路径(中间解 N = 277)

条件	组态 P1	组态 P2	组态 P3
认知资源			
大数据能力(BDC)	●	●	●
关系资源			
供应链协同能力(SCC)	●	●	⊗
客户交互能力(CIC)	●	●	●
技术资源			
模块化设计能力(MDC)	●	⊗	●
智能制造能力(IMC)	●	●	●
原始一致性	0.92	0.89	0.88
原始覆盖度	0.53	0.41	0.38
唯一覆盖度	0.18	0.09	0.07
解的总体一致性	0.91		
解的总体覆盖度	0.69		

符号说明：● = 核心条件存在；● = 边缘条件存在；⊗ = 核心条件缺失；⊗ = 边缘条件缺失；空白 = 条件可有可无(不产生实质影响)。

Table 7. Comparison of complex solution, parsimonious solution and intermediate solution (N = 277)

表 7. 复杂解、简约解与中间解的对比(N = 277)

解的类型	组态数量	总体一致性	总体覆盖度	核心条件特征
复杂解	5	0.92	0.63	各组态差异化明显，边缘条件丰富
简约解	2	0.89	0.72	仅保留 BDC 和 CIC 作为核心条件
中间解	3	0.91	0.69	核心条件明确，边缘条件适度精简

三类解的比较与讨论：

第一，核心条件的稳健性检验。简约解中仅保留的两个核心条件——大数据能力(BDC)和客户交互能力(CIC)——在中间解的三条组态中均作为核心条件存在，表明这两个条件是引致高水平 MPCC 的“核心骨干条件”，具有跨路径的稳健性。这一发现与必要性分析中 CIC 一致性最高(0.846)、BDC 一致性较高(0.832)的结果相互印证。

第二，边缘条件的差异源于逻辑余项的处理方式。复杂解中出现了 5 条组态，较中间解多出的两条组态对应经验案例较少的边缘组合(案例频数 = 2 的边缘情形)。这些组态在理论上具有可能性，但因支持案例有限，在中间解中被合并或排除。简约解将边缘条件全部简化为逻辑余项，仅保留两个核心条件，虽然覆盖度最高(0.72)，但丢失了关于资源补偿机制的重要信息——例如模块化设计能力与智能制造能力之间的替代关系(P2)以及供应链协同能力的可选择缺失(P3)，这些信息仅在中复杂度及以上级别的解中得以保留。

第三，中间解在简洁性与信息丰富度之间取得了最优平衡。复杂解的 5 条组态虽然信息最完整，但部分组态仅有极少数案例支持(唯一覆盖度低于 0.05)，且组态间高度相似，存在“过度拟合”风险。简约

解的 2 条组态虽然最简洁, 但过度简化了资源协奏的复杂机制, 可能误导实践者认为“只需 BDC 和 CIC 即可成功”, 忽略了技术资源与供应链协同的支撑作用。中间解的 3 条组态既保留了资源补偿机制的关键信息(如 P2 中的 MDC 缺失由 IMC 补偿), 又剔除了边缘组态, 是本研究主要依赖的解。

(3) MPCC 组态路径的命名与解读

组态 P1: 关系 - 技术双轮驱动型

条件组合: BDC + SCC + CIC + MDC + IMC (所有条件均为高水平)

组态特征: 这是三条路径中覆盖度最高(原始覆盖度 = 0.53, 唯一覆盖度 = 0.18)、一致性最高(0.92)的组态。在该组态中, 认知资源、关系资源与技术资源同时处于高水平, 形成全面协同的资源配置格局。

组态 P2: 技术补偿型(模块化设计弱的企业通过智能制造与供应链协同实现补偿)

条件组合: BDC + SCC + CIC + IMC + ~MDC (模块化设计能力缺失, 智能制造能力存在)

组态特征: 在这一组态中, 关系资源(SCC、CIC)和大数据能力(BDC)处于高水平, 智能制造能力(IMC)也存在, 但模块化设计能力(MDC)处于低水平。原始覆盖度为 0.41, 唯一覆盖度为 0.09。

组态 P3: 内部整合型(供应链协同弱的企业通过内部制造能力强化实现替代)

条件组合: BDC + CIC + MDC + IMC + ~SCC (供应链协同能力缺失)

组态特征: 在这一组态中, 大数据能力(BDC)、客户交互能力(CIC)和技术资源(MDC、IMC)处于高水平, 但供应链协同能力(SCC)处于低水平。这是三条路径中覆盖度最低(原始覆盖度 = 0.38, 唯一覆盖度 = 0.07)的组态。

(4) MPCC 组态的共同特征与差异

① 共同特征

大数据能力的普遍存在: 在三条组态中, 大数据能力(BDC)均以“存在”状态出现(且均为核心条件)。这一发现与必要条件检验的结果(BDC 一致性 = 0.832, 未达到 0.9 阈值)看似矛盾, 实则互补——BDC 虽非逻辑上的“必要条件”, 但在所有实际观察到的高水平产品定制案例中均伴随存在。换言之, BDC 是经验上的普遍伴随特征, 而非逻辑上的强制前提。

客户交互能力的核心地位: CIC 在三条组态中均作为核心条件存在, 与必要性分析中 CIC 的高一致性(0.846)相互印证。即使在产品定制情境下, 深度客户交互仍是成功的关键要素——产品定制并非“技术问题”, 而是“需求理解 + 技术实现”的双重命题。

智能制造能力的基础性作用: IMC 在三条组态中均存在(其中 P1 和 P3 为核心条件, P2 为边缘条件), 表明柔性生产能力是产品定制的技术底座。没有能够支撑“小批量、多品种”的制造系统, 产品定制将陷入“成本失控”或“交付延迟”的困境。

② 核心差异

模块化设计能力的角色分化: MDC 在 P1 和 P3 中存在, 在 P2 中缺失。这表明模块化设计虽然重要, 但并非不可替代——在特定条件下(流程型制造、垂直整合模式), 智能制造与关系资源的协同可以补偿模块化设计的不足。

供应链协同能力的选择性存在: SCC 在 P1 和 P2 中存在, 在 P3 中缺失。这揭示了两种不同的供应链策略——“外部协同依赖型”(P1、P2)与“内部垂直整合型”(P3)。两种策略均可通向高水平 MPCC, 但对企业能力的要求迥异。

3.4. 稳健性检验

为确保组态分析结果的可靠性, 进行以下稳健性检验:

检验 1: 调整一致性阈值。将原始一致性阈值从 0.85 提高至 0.90, 重新进行组态分析。结果显示:

三条组态中, P2 和 P3 的一致性略低于 0.90 (分别为 0.89 和 0.88), 在更严格阈值下被排除, 仅保留 P1。解的总体覆盖度从 0.69 下降至 0.53, 但核心结论(关系 - 技术双轮驱动为主路径)保持不变。

检验 2: 调整 PRI 一致性阈值。将 PRI 一致性阈值从 0.70 提高至 0.75, 组态结构无显著变化。

检验 3: 调整校准锚点。将交叉点从中位数调整为均值(3.0→3.2), 重新进行校准和组态分析。组态的数量和核心结构基本一致, 仅边缘条件的归属发生微小变化(如 P2 中 MDC 从“缺失”变为“可有可无”), 表明核心结论对校准锚点设定具有稳健性。

检验 4: 子样本分析(按企业规模分层)。大型企业子样本($n = 107$): MPCC 的组态以 P1 (全面协同型)为主导, 覆盖度显著高于中小型企业。中小型企业子样本($n = 170$): MPCC 的组态以 P2 (技术补偿型)和 P3 (内部整合型)为主, P1 的覆盖度显著下降。

这一分层结果验证了“资源禀赋影响路径选择”的理论预期——大型企业更倾向于采用“全面协同”路径, 中小企业更依赖“补偿型”或“主导型”路径。这为中小企业的差异化转型策略提供了实证支持。

4. 分析与讨论

4.1. 核心发现的理论阐释

本研究基于资源协奏理论, 运用 fsQCA 方法对 277 家企业数据进行组态分析, 揭示大数据能力驱动大规模个性化定制(MPC)的多元等效路径。核心发现可概括为两个命题: 殊途同归(MPC 能力生成的等效性机制)与资源补偿(资源间的替代与补偿机制)。

(1) 殊途同归: MPC 能力生成的等效性机制

研究发现, 高水平 MPC 能力的实现并非依赖单一最优路径, 而是存在全面协同型、技术补偿型与内部整合型等多条等效组态。这一结果印证了资源协奏理论的“等效性”(equifinality)命题, 即不同资源组合可导向相同结果。等效性源于组织系统的复杂性与路径依赖: 从复杂性理论看, 组织能力是多要素非线性交互的涌现结果; 从战略管理视角看, 它体现了“战略权变”思想——不存在普遍适用的最佳实践, 只有适合特定情境的选择。该发现对“技术决定论”构成有力反驳。实践中, 不少企业陷入“技术军备竞赛”误区, 认为采购先进设备即可自动获得定制能力。本研究表明, 技术仅是拼图的一块, 其价值取决于与其他资源的协奏方式。技术能力中等但关系资源丰富的企业, 完全可能通过“关系主导型”路径超越技术领先但关系薄弱的企业, 为资源禀赋有限者提供了“非对称竞争”的可能。需指出的是, 等效性并非“任意组合皆可成功”——所有高水平 MPC 组态均包含大数据能力与客户交互能力两个共同要素, 表明等效性的“自由度”主要体现在技术资源内部(模块化设计、智能制造)及供应链协同的选择性配置上, 其范围存在边界。

(2) 资源补偿: 资源替代与协同的复杂机制

研究发现不同资源维度之间存在复杂的替代与补偿机制。这一发现超越了资源基础观的“资源积累”逻辑, 拓展了资源协奏理论对“资源整合”机制的理解。组态 P2 揭示: 当模块化设计能力不足时, 智能制造能力与关系资源(供应链协同、客户交互)可形成补偿。这表明技术资源由多个功能各异的子维度构成——模块化设计解决产品的可配置性, 智能制造解决生产的柔性化。当产品架构难以模块化(如流程型制造)时, 智能制造的柔性可部分吸收产品多样性带来的生产复杂性, 关系资源则保障物料供应敏捷性, 这为流程型制造业的个性化定制转型提供了理论依据。组态 P3 揭示: 当外部供应链协同能力不足时, 内部垂直整合(强化内部制造能力以降低对外部协同依赖)可形成替代。这呼应了交易成本经济学的“制造 - 购买”决策框架——外部交易成本过高时, 企业可通过内部化予以规避。该发现对产业配套不完善地区或供应链整合能力有限的中小企业具有现实意义: 可通过“适度垂直整合”或“关键工序自制”构建定制能力, 而非强行追求外部协同。当然, 该策略的适用性受制于产品复杂程度——零部件繁多的复杂产

品,全面垂直整合在经济上并不可行。

4.2. 与既有研究的对话

(1) 与资源协奏理论的对话

本研究将资源协奏理论从一般管理情境拓展至 MPC 情境,验证并拓展了其核心命题。其一,验证了“等效性”命题,在 MPC 情境下提供了实证支持——产品定制与服务定制均存在多条等效路径。其二,拓展了对“资源补偿”机制的理解:既有研究主要关注资源的“互补性”(多种资源并存产生的协同增效),本研究识别了资源的“替代性”——特定条件下,一种资源的缺失可由另一种资源的强化补偿,这对资源“能力化”过程构成补充。其三,引入“情境异质性”视角,揭示资源协奏逻辑的系统性差异,提示该理论需关注情境边界条件。

(2) 与大规模个性化定制研究的对话

既有 MPC 研究主要集中于技术工程层面(产品配置器、模块化架构、柔性制造系统),对组织与管理层面的资源协奏机制关注不足。本研究填补了这一空白:第一,识别了认知、关系、技术三个维度的协同机制,将 MPC 能力从“技术问题”重构为“管理问题”;第二,揭示产品定制与服务定制在资源需求上的本质差异,推动 MPC 研究走向“情境敏感”模式;第三,为“中小企业如何实现 MPC”这一被忽视的问题提供了实证答案——关系主导型路径的存在表明资源有限的企业并非“无路可走”。

(3) 与数字化转型研究的对话

数字化转型研究长期存在“技术中心主义”倾向,认为技术采纳是转型成功的关键。本研究的发现对此构成反驳:技术能力强的企业可能因忽视客户关系管理而失败,关系资源丰富的企业若缺乏技术支撑同样难以规模化。数字化转型的本质是“组织重构”——技术、关系、认知三个维度的协同演进。这一发现与近年来兴起的“社会技术观”高度一致,本研究的组态分析为其提供了实证支持。

4.3. 边界条件与理论适用性

本研究的发现需在以下边界条件下加以理解:

(1) 行业技术特征。样本涵盖装备制造、电子信息、汽车制造、家居建材、纺织服装、消费品等行业。不同行业的模块化潜力、生产柔性及供应链结构存在差异,影响组态路径的适用性。例如,技术补偿型路径(P2)对流程型制造企业的适用性高于离散型制造企业;内部整合型路径(P3)对零部件种类较少的企业更为可行。

(2) 企业规模与资源禀赋。子样本分析表明,大型企业更倾向于采用全面协同型路径,中小企业则更依赖补偿型或主导型路径,因此本研究对中小企业的启示意义可能更为突出。

(3) 制度与市场环境。数据来源于中国企业,中国制造业具有产业集群发达、供应链配套完善、数字化政策支持力度大等特征。在产业配套不完善或数字化基础设施薄弱的地区,关系与技术资源的可获得性将有所不同,从而影响组态路径的可行性。跨文化与跨国比较研究是未来验证边界条件的重要方向。

(4) 技术发展阶段。数据采集于 2023 年,当时生成式 AI 与大语言模型尚未大规模应用于 MPC 场景。随着 AI 技术成熟,大数据能力正从“数据分析”向“知识生成”跃迁,可能改变认知、关系与技术资源之间的协奏逻辑,未来研究需追踪技术演进对组态路径的影响。

5. 理论贡献与实践建议

5.1. 理论贡献

(1) 将资源协奏理论拓展至 MPC 情境,揭示能力生成的组态机制。既有 MPC 研究集中于技术工程

层面,对组织与管理层面的资源协奏机制关注不足。本研究引入资源协奏理论,从组态视角揭示了认知、关系与技术资源的联动匹配机制,拓展了资源基础观在智能制造情境下的应用边界。研究验证了资源协奏理论的“等效性”命题,并识别了“资源补偿”这一新机制类型,丰富了对“能力化”过程的理解。

(2) 揭示资源协奏的“补偿-替代”双重机制,深化对能力化过程的理解。既有研究主要关注资源的“互补性”效应,对替代与补偿关系探讨不足。本研究通过组态分析识别了三类补偿机制:技术资源内部补偿(模块化设计缺失可由智能制造与关系资源协同补偿)、外部协同与内部整合替代(供应链协同缺失可由内部垂直整合补偿)、认知资源与关系/技术资源的协同赋能(大数据能力的价值释放依赖关系资源提供数据来源、技术资源承载执行决策)。这一发现突破了资源协奏理论对“能力化”过程的单一理解,揭示了资源整合的多元路径——企业不仅可通过“资源叠加”实现能力提升,还可通过“资源替代”在特定条件下达成等效结果。

(3) 为大数据能力研究提供“组态思维”,纠正技术中心主义偏误。既有研究倾向于考察大数据能力的“直接效应”,隐含线性思维。本研究发现,大数据能力在所有组态中均以“赋能者”角色出现,其价值释放依赖于与关系资源、技术资源的协同,为大数据投资回报提供了理论警示。

5.2. 实践建议

(1) 对企业管理的建议

① 依据业务属性选择差异化资源配置逻辑。产品定制企业应均衡配置技术资源(模块化设计、智能制造)与关系资源(客户交互、供应链协同),重点关注“技术-关系”接口设计;服务定制企业应将客户交互能力置于最高优先级,建立覆盖“需求采集-方案设计-服务交付-反馈闭环”的全流程机制,技术投资聚焦于服务模块化设计与需求诊断工具,避免过度投入硬件设备。

② 中小企业聚焦“补偿型”路径的具体操作指南。

针对模块化设计能力弱的产品定制企业(对应组态 P2 类型):

智能制造的具体投资方向:不建议盲目采购昂贵自动化产线,而应根据产品特征差异化投资。对于产品结构简单的服装定制企业,应优先投资智能排产系统(APS,投入约 20 万~50 万元),通过优化订单排序、减少换型时间提升生产柔性;对于产品复杂度高的家居定制企业,应优先投资柔性制造单元(FMC)或可重构产线,通过对关键工序柔性化改造直接提升应对多样性的能力。

供应链协同的具体强化方式:与核心供应商建立订单预测共享机制(通过 ERP 或云端平台),实时同步滚动需求计划;在无法实现产品模块化时,推动零部件接口标准化;建立动态供应商筛选机制,将响应速度(如下单后 24 小时内出货率)纳入核心考核指标。

针对供应链协同能力弱的产品定制企业(对应组态 P3 类型):

内部垂直整合的具体策略:采取选择性内部化策略。首先通过价值流图分析识别 1~2 道关键瓶颈工序;其次投资采购该工序所需核心设备(如自动裁床、数控开料机),将最敏感环节内部管控;最后维持非核心工序外协,避免资源分散。

内部制造能力的具体强化方向:提升工序柔性化水平(快速换模、数控编程优化);建立工序级数据采集与监控体系,实时掌握产能与质量;培养跨技能操作人员,降低因技能单一导致的柔性受限。

③ 大数据能力建设嵌入资源协奏体系。单纯采购大数据平台而不配套优化关系管理与技术架构,难以产生预期效果。企业应从三层面协奏:数据来源层(客户交互系统采集需求数据,依赖关系资源)、数据分析层(结果转化为配置方案,依赖认知资源)、数据执行层(生产系统执行指令,依赖技术资源),三者缺一不可。

④ 建立跨部门资源协奏机制。企业应自评认知、关系、技术三维优劣势,据此选择适配路径:三大

资源均高时采用全面协同型; 存在短板时识别补偿机制; 技术资源严重不足时转向关系主导型。建议成立涵盖营销、研发、生产、供应链、IT 等职能的“MPC 能力建设小组”, 定期评估与调整。

(2) 对政策制定的建议

① 实施差异化能力诊断与精准扶持。针对 P1、P2、P3 三类路径的资源要求差异, 开发基于组态路径的诊断工具: 对 P1 类企业支持巩固协同优势; 对 P2 类重点支持智能制造与供应链关系建设; 对 P3 类支持关键工序垂直整合与内部制造能力强化。

② 重点支持中小企业“补偿型”路径。子样本显示中小企业主要依赖 P2 和 P3, 政策应针对性支持: 对 P2 类企业: 一是“智能制造诊断 + 定向补贴”——提供诊断服务, 对 APS 或柔性制造单元投资给予 30%~50% 补贴; 二是“供应链协同平台接入补贴”——降低信息共享技术门槛, 对首次接入企业给予费用优惠; 三是“模块化设计能力建设辅导”——组织培训、标杆分享及咨询费用补贴。对 P3 类企业: 一是“关键工序内部化专项贷款”——期限 5~8 年、给予贴息支持; 二是“跨技能人才培养补贴”——按培训人次和认证等级补贴 50%~80%; 三是“垂直整合管理咨询支持”——以服务券形式承担 50% 咨询费用。

③ 强化大数据能力与关系资源、技术资源的协同配套, 避免“裸技术投资”。大数据能力的价值释放依赖于关系资源(数据来源)与技术资源(执行载体)的协同支撑。建议政策从“单一技术补贴”转向“协同能力建设”: 对申请大数据相关补贴的企业, 要求同步提交客户交互能力建设方案或智能制造升级计划; 支持企业建设“数据采集 - 分析 - 执行”闭环系统, 而非孤立的软件采购; 将供应链协同平台接入、客户关系管理系统升级纳入补贴范围, 形成资源协奏的政策合力。

基金项目

本研究由“国家级大学生创新创业训练计划”资助。项目编号: 202410290067Z, 项目名称: 大规模个性化定制企业的大数据能力及其对绩效影响研究。

参考文献

- [1] 肖人彬. 大规模个性化定制: 大众化定制的新发展[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(12): 4215-4226.
- [2] 中国信息通信研究院. 中国数字经济发展研究报告[R]. 北京: 中国信息通信研究院, 2024.
- [3] 肖人彬, 侯俊东, 鲁效平, 等. 大规模个性化定制的价值涌现原理——价值共创的新形态[J]. 南昌工程学院学报, 2024, 43(2): 1-8.
- [4] 冯泰文, 董荟硕, 陈录城. 大规模个性化定制能力提升的多元等效路径研究[J]. 南昌工程学院学报, 2024, 43(2): 9-16.
- [5] Pan, Z., Wang, Z., Qiu, L., Zhang, S., Zhu, H., Zhang, H., et al. (2025) ConfigRec: An Efficient Recommendatory Configuration Design Method for Customized Products. *Journal of Manufacturing Systems*, **82**, 161-177. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2025.06.013>
- [6] Cao, M. and Zhang, Q.Y. (2010) Supply Chain Collaboration: Impact on Collaborative Advantage and Firm Performance. *Journal of Operations Management*, **29**, 163-180. <https://doi.org/10.1016/j.jom.2010.12.008>
- [7] Jayasimha, K.R. and Nargundkar, R. (2024) Determinants of Online Apparel Mass Customization: A Decade in Review. *Journal of Fashion Marketing and Management*, **29**, 113-136.
- [8] Bouchard, S., Gamache, S. and Abdul-Nour, G. (2026) Expert Consensus on Modular Design and Product Configuration for Mass Customization in Regulated Manufacturing SMES. *Sustainability*, **18**, Article 5749. <https://doi.org/10.3390/su18115749>
- [9] 张闯, 王震, 夏春玉. C2M 电商平台数据赋能制造企业大规模定制: 基于动态能力理论视角[J]. 商业经济与管理, 2025(1): 5-18.
- [10] Ragin, C.C. (2000) *Fuzzy-Set Social Science*. University of Chicago Press.
- [11] Ragin, C.C. (1987) *The Comparative Method: Moving Beyond Qualitative and Quantitative Strategies*. University of

- California Press.
- [12] Ragin, C.C. (2008) Redesigning Social Inquiry. University of Chicago Press.
<https://doi.org/10.7208/chicago/9780226702797.001.0001>
 - [13] Sirmon, D.G., Hitt, M.A. and Ireland, R.D. (2007) Managing Firm Resources in Dynamic Environments to Create Value: Looking Inside the Black Box. *Academy of Management Review*, **32**, 273-292.
<https://doi.org/10.5465/amr.2007.23466005>
 - [14] 国家统计局. 关于印发《统计上大中小微型企业划分办法(2017)》的通知[EB/OL].
https://www.stats.gov.cn/xxgk/tjbz/gjtjbz/202008/t20200811_1782335.html, 2017-12-28.