

[DOI] 10.19653/j.cnki.dbejdxhb.2024.01.007

[引用格式] 李宇,张锦华,陈宇曦.基于大数据分析可供性的制造企业服务化转型策略与绩效研究[J].东北财经大学学报,2024(1):79-96,封三.

基于大数据分析可供性的制造企业 服务化转型策略与绩效研究

李宇, 张锦华, 陈宇曦

(东北财经大学 工商管理学院, 辽宁 大连 116025)

摘要: 大数据分析是驱动制造企业服务化转型升级的核心技术。服务化转型策略种类多样,大数据分析对不同服务化转型策略的驱动过程并不一致,但现有研究对这一问题缺乏细致的理论剖析与实证研究。本文基于技术可供性理论构建框架,将服务化转型策略分为产品导向服务、客户导向服务与结果导向服务,通过检验大数据分析可供性分别对三类服务化转型策略与企业绩效间的调节作用,探讨大数据分析可供性是否能够有效支持三类服务化转型策略及其对提升绩效的影响。本文对370份问卷的数据进行回归分析,以 ΔR^2_{max} 指标衡量大数据分析可供性的调节作用大小。研究结果显示:产品导向服务、客户导向服务与结果导向服务均对企业绩效产生正向影响;大数据分析可供性分别对三类服务化转型策略与企业绩效间的关系具有正向调节作用,且对结果导向服务与企业绩效间关系的调节作用最强,客户导向服务次之,产品导向服务最弱;随着组织勇气的提升,大数据分析可供性的调节作用会得到加强。本文的研究有助于理解大数据分析对服务化转型的实用价值,为服务化战略的制定提供重要的实践启示。

关键词: 服务化转型策略; 大数据分析可供性; 组织勇气; 企业绩效; 三重调节作用

中图分类号: F272 **文献标识码:** A **文章编号:** 1008-4096(2024)01-0079-19

一、引言

近年来,服务化转型是备受关注的企业战略活动,国内外制造商纷纷提供“产品+服务”的完

收稿日期: 2023-12-10

基金项目: 国家自然科学基金面上项目“核心企业‘垂直整合-网络嵌入’的创新生态系统生成机制与效应研究:产业链知识体视角”(71972029); 辽宁省教育厅基本科研项目“推进辽宁数字经济高质量发展赋能制造业转型升级的路径与策略研究”(LJKZZ20220125); 辽宁省社会科学规划基金项目“以平台经济为载体推动我省制造业与数字经济深度融合的机制和对策研究”(L23ZD052)

作者简介: 李宇(1979-),男,辽宁阜新人,博士,教授,主要从事技术创新管理与科技政策研究。E-mail:liyu417@139.com

张锦华(1997-)(通讯作者),女,甘肃白银人,硕士研究生,主要从事技术创新管理方面的研究。E-mail:saya12138@yeah.net

陈宇曦(1996-),女,辽宁抚顺人,博士研究生,主要从事技术创新管理研究。E-mail:chenyuxi0424@163.com

整解决方案。从西方制造企业来看, IBM 的 2022 年年报披露其服务收入占总收入的 50%, 通用电气的 2022 年年报也显示其服务收入占总收入的 59%。中国制造企业的服务化程度与西方企业相比存在差距。《中国服务型制造发展报告(2022)》显示, 中国世界 500 强制造企业的服务收入占总收入的平均比重在 2021 年仅为 15%。难以从服务化转型中获得收益是典型的“服务化悖论”, 而缺乏市场数据、不了解客户需求的快速变化是造成“服务化悖论”的主因^[1]。

大数据分析的技术优越性使中国制造企业有契机摆脱“服务化悖论”。企业可借助大数据分析收集并分析客户在产品使用过程中行为形成的一系列数据, 以掌握客户现状、响应客户需求、开拓新的产品服务, 从而高效实现以产品为中心到以客户为中心的策略转变^[2]。当前, 已有相当多的研究指出, 在制造企业服务化转型中, 大数据分析是具有强劲生产力的数字技术^[3-4], 强调大数据分析能够使企业有效获取有助于推动其服务化转型的新知识、新见解, 提升产品迭代效率, 形成“产品—服务—产品”的业务闭环。值得注意的是, 企业在一件产品上可附加多种服务。如常规零件供应、产品持续检验、联营租赁等, 那么不同类型的服务化转型策略如何分别有效获取大数据分析的支持? 不同类型的服务化转型策略对大数据分析的技术需求程度是否会有所差异? 服务型制造企业内部应发挥何种集体能动性以提高成功应用大数据分析的可能性? 这些问题既是高层管理者在制定服务化战略时亟待解决的难题, 也是中国制造企业在迎来新的增长空间时面临的实际问题。

纵观现有服务化转型策略与大数据分析的相关研究, 在理论方面主要存在以下三点不足: 第一, 缺乏对服务化转型策略的区分。大数据分析能够驱动制造企业服务化转型, 但在不同服务化转型策略下, 企业对大数据分析的应用过程存在差异。第二, 未深入认识大数据分析的技术特性。以往研究虽然承认大数据分析是有利于服务化转型的组织资源^[5]或组织能力^[6], 但未说明企业如何具体使用这些资源或能力, 所以有必要探究如何从大数据分析的技术特性与服务化的关系中捕捉使用机会。第三, 缺乏探究大数据分析发挥驱动作用的边界条件问题。对制造企业来说, 利用大数据分析带来的机会促成服务化转型是一个难题, 必须在发挥集体能动性的支持下才能攻克这一困难。

针对上述问题, 本文进行以下探讨: 第一, 将服务化转型策略细分为产品导向服务、客户导向服务和结果导向服务, 探讨大数据分析分别对三类服务化转型策略的特定支持作用。第二, 从大数据分析可供性的角度出发, 深入认识大数据分析为服务化业务提供的使用可能性, 其具体包括行为模式发现、需求及时响应和市场双元平衡。第三, 探究组织勇气是否能推进服务型制造企业感知并实现大数据分析可供性。高水平的组织勇气代表企业善于评估风险、挑战风险, 并或许有助于制造企业在服务化转型中抓住大数据分析的使用可能性。

二、理论分析与研究综述

(一) 技术可供性理论

技术可供性理论可以追溯到 Gibson 有关生态心理学的研究。Gibson^[7]指出, 当目标导向的行动者学习或解释某物体时, 不是根据物体自身的物理特征, 而是考虑该物体可能为自己提供哪些行为, 这些可能的行为被称为可供性(Affordance)。如火药既可用于制造枪支弹药, 又可用于制作烟花或营造烟雾气氛。因此, 可供性的内涵由行动者的目标与物体的特性间的关系决定。由于这一关系是动态变化的, 使用者的目的改变之后, 新的可供性就会出现, 旧的可供性不复存在。可供性理论最近受到了学者的极大关注, 一个重要的原因是该理论以新的角度看待数字技术在组织

中的应用结果和相关的组织变化^[8-9]。

技术可供性理论的主要原理为,企业只有考虑一项技术提供给战略目标的机会范围时,才能正确认识技术,进而使用技术实现战略目标^[10]。该理论并没有从技术物质性的角度理解组织中技术的应用结果,而是将技术物质性和组织目标间的相互作用视为创造机会的驱动因素。在其扩展中,该理论还探讨了组织为实现技术的各种机会而采取的行动。因此,技术可供性理论为研究制造企业利用大数据分析实现服务化转型提供了理论基础。此外,可供性类型可分为个人可供性、共享可供性和集体可供性,其中共享可供性(组织层面的可供性)常被学者用来解释与信息技术相关的组织变革,其定义为组织成员以相同的方式去实现与组织目标相关的可供性^[11]。如Glowalla等^[12]利用可供性理论探究组织如何使用不同的商业智能软件。Sadreddin和Chan等^[13]使用技术可供性理论探索新生数字化企业如何利用现有的技术获得更多的潜在能力。本文同样在共享可供性层面研究制造企业如何使用大数据分析实现服务化转型升级。

技术可供性理论为企业在理解与应用大数据分析方面提供了新颖视角,且利用大数据分析的可供性来推动服务化的研究仍处于初级阶段。一些学者探索了大数据分析为制造企业的数字化转型^[14]、制造企业的服务创新^[15]所能提供的可供性,但未深入探索制造企业如何以大数据分析为技术基础实施服务化转型策略。因此,本文利用技术可供性理论建构了一个框架,用来解释传统制造企业如何把握大数据分析带来的机会,从而实现服务化转型。

(二) 大数据分析可供性

大数据分析是信息分析范式转变的代表,它能挖掘并处理大型的结构化与非结构化的数据集,识别事物间的未知相关性,将大数据转化为市场趋势、客户偏好或其他有价值见解^[16]。容量(Volume)、种类(Variety)、速度(Velocity)、真实性(Veracity)和价值性(Value)是大数据的五大特征,获取、提取和清理、整合和展示、分析和建模以及解释是分析大数据的五个步骤。

技术可供性基于技术物质性(Technology Materiality)得到,技术物质性是数字技术拥有的不需要人工干预、在时间上具有稳定性的属性。大数据分析的技术物质性包括寻源特性、储存特性、规律特性、可视化特性、事件识别与预测特性等。寻源特性指对传感器数据、点击流数据和社交媒体数据等数据源的访问;储存特性指以原生格式存储数据;规律特性指启动操作时应用预定义的规则集;可视化特性指将数据分析结果转化为可理解和可定制的视觉图表;事件识别与预测特性指分析当前和过去的事实事件并对未来事件进行预测。

基于本文的研究背景,本文将大数据分析可供性(Big Data Analysis Affordances,简称为“BDAA”)定义为“大数据分析的技术物质性为制造业的服务化任务所能提供的行动可能性”。通俗地说,就是“大数据分析给服务化带来的机会”。有研究指出,大数据分析在支持服务化或其他服务性质的组织任务时有相互依赖的三种技术可供性^[17]:行为模式发现(Customer Behavior Pattern Spotting)、需求及时响应(Real-time Market Responsiveness)和市场二元平衡(Data-driven Market Ambidexterity)。第一,行为模式发现指企业能够应用大数据分析发现隐藏的客户行为相关性、未知的市场趋势、客户偏好和其他有用信息。Kache和Seuring^[18]指出,企业通过大数据分析手段能够正确表述特定客户的行为信息,且准确描绘出客户偏好和其他关键事件。值得注意的是,企业在大数据分析的支持下无法得出客户行为“为什么发生”的结论,仅能够获取客户行为“是什么”的信息。如制造企业可通过大数据分析客户使用产品时生成的一系列数据,从而得出客户的产品使用习惯和产品故障规律,但无法掌握产品的故障原因。第二,需求及时响应指企业能够应用大数据分析减少发现客户行为、解释客户行为和应对客户行为间的时间间隔,从而快速及时地响应客户行为。大数据分析使得企业有能力在特定客户的产品使用情景下,隐蔽地分

析判断产品运行情况，从而采取高时效性、低延迟性的需求反应行为^[19]。如制造企业可通过大数据分析实时预测产品的故障时间，并采用一系列相应的解决方案进行回应。第三，市场二元平衡指企业能够应用大数据分析同时开拓现有客户和新客户的能力。大数据分析使得企业有能力减少探索新客户需求和新市场领域的信息障碍，使其能够识别当前的客户需求并将其与未来的客户需求、市场机会联系起来^[20]。如制造企业可通过大数据分析挖掘现有的客户信息，围绕现有产品不断探索新的商业机会。综上，大数据分析可供性的感知路径如图1所示。



图1 大数据分析可供性的感知路径

三、假设提出与模型构建

（一）服务化转型策略与企业绩效

在价值共创中，具有互补关系的制造商和客户可以保持密切互益的联系，且随着双方信任度的逐渐增加，服务形式变得灵活多样，主动权从制造商转到客户手里。本文依据Gaiardelli等^[21]提出的三种服务化转型策略类型，即产品导向服务、客户导向服务和结果导向服务，探讨三类服务化转型策略分别对企业绩效的作用机制。已有研究表明，三类服务转型策略均增强了客户的产品体验，创造了更大的盈利空间，有利于企业的长期发展^[22]，但影响企业绩效的机理不同。

1. 产品导向服务

产品导向服务（Product-Oriented Service，简称“POS”），它是与产品密切相关的普遍性服务。此时，制造企业是考虑客户共同需求的产品供应商，企业保留原有的业务流程，提供与产品相结合的常规性产品售前、售中和售后服务。产品售前服务包括一些产品使用的建议、咨询和说明等；产品售中服务包括产品运输、安装等；产品售后服务包括产品零件提供、保修等。

采用产品导向服务转型策略的制造企业可应对新品研发难和市场不确定性的问题，从而提升企业绩效水平。一方面，根据Cooper^[23]的看法，一些制造企业会不断投资研发新产品，但由于创新所需的要素与保证高质量生产间存在非协同性，研发新产品的成功率远远低于失败率。因此，以产品为中心的企业可以转换思路，当产品研发投入达到临界值后，在产品附加服务方面打造核心竞争力，基于互补产品延长客户消费过程，以获得可持续的竞争优势。另一方面，互补产品间存在需求正外部性，即客户在购买某一产品后，也会增加对产品零件等产品附加服务的需求。当前的经济环境以不确定性为特征，产品零件等基本服务带来的收入比较稳定，增加的服务收入可用以补偿产品销量低造成的损失^[24]。例如小松集团，该企业从事工程机械、林业机械等产品的制造销售，已经在中国建立了大型的零件仓库并实行网络化严格管理，可通过全国的33家代理店为客户快速准确地提供原装零件，满足广大客户对纯正零件的需求。因此，本文提出假设：

H1a: 在其他条件不变的情境下, 产品导向服务与企业绩效正相关, 即产品导向服务水平越高, 企业绩效水平越高。

2. 客户导向服务

客户导向服务 (Customer-Oriented Service, 简称“COS”), 它是与客户活动密切相关的独特性服务。此时制造企业帮助客户在产品生命周期内管理产品状态, 积极参与与客户、供应商、合作伙伴的价值共创, 共同参与开发单一产品服务或特定业务, 与客户达成出售产品所有权的定制服务协议。典型的定制服务协议如客户支持协议 (Customer Support Agreements, 简称“CSA”), 该协议内容为, 产品制造商为客户提供全部设备的管理服务, 达到保持有效的产品性能与增强产品工作延续性的目标, 具体包括在特定时间段内持续监测产品状态、及时诊断故障以减少停机时间、流程优化与翻新升级、全面保养清洁等。

提供客户导向服务可帮助制造企业有效解决产品同质化问题, 提升消费者忠诚度与满意度^[25]。生产标准化产品的企业往往竞争力较弱。如果标准化产品处于无法进一步改良的产品成熟期, 那么此时较优的选择是为客户提供产品衍生出的非同质化服务。提供个性化互动体验的产品制造商会从客户的角度判读一件产品或一项服务是否有价值, 从而向客户提出新颖、独特、有吸引力的整体解决方案, 这样的企业价值主张既解决了产品差异度低的问题, 也可实现客户锁定 (Customer Lock-in) 与竞争对手反锁 (Competitors Lock-out)^[26], 最终提升企业的品牌形象。例如山工机械, 该企业主营装载机、平地机、推土机等, 客户可与其达成客户支持协议, 协议具体包括预防性维修保养协议、重要部件服务协议、全面保养和维修协议与设备检查协议。山工机械为客户提供了更多的差异化服务选择, 成功实现了服务化转型。因此, 本文提出假设:

H1b: 在其他条件不变的情境下, 客户导向服务与企业绩效正相关, 即客户导向服务水平越高, 企业绩效水平越高。

3. 结果导向服务

结果导向服务 (Result-Oriented Service, 简称“ROS”), 它是以产品消费结果为主导的高灵活性服务。此时, 制造企业向客户提供定制服务并保留产品的所有权, 通过共享、联营、租赁等方式满足客户的特殊需求。如按时收费模式 (Power-by-the-hour) 和按结果付费模式 (Power-by-the-result)。在按时收费模式下, 客户不拥有产品所有权, 但有权决策产品的使用时间与具体流程; 在按结果付费模式下, 客户不拥有产品所有权, 但也无权决策产品的使用时间与具体流程, 仅决定产品交付结果。

结果导向服务使制造企业获得了创造盈利的重要前提条件, 即与客户建立的强联系^[27]。当产品所有权压力从客户转移到制造商时, 主动权同时从制造商转到客户手里, 此时, 制造商和客户所保持的联系最为密切, 双方信任程度最高。以双方的强联系、强信任为基础, 制造商能够灵活地调整服务形式, 确保产品使用过程的独特性与舒适性, 降低客户的价格敏感度^[28], 让客户对品牌忠诚。如佳能, 企业主营喷墨打印机、激光打印机等专业设备, 使用按印付费模式 (Pay-per-page), 强调以“售卖用途”而不是“售卖物品”来扩展传统业务。佳能按照客户每月所打印的纸张数量收取费用, 并免费提供耗材和维护养护服务, 与客户建立了长久稳定的信赖关系, 实现了产品的价值链攀升。因此, 本文提出假设:

H1c: 在其他条件不变的情境下, 结果导向服务与企业绩效正相关, 即结果导向服务水平越高, 企业绩效水平越高。

(二) 大数据分析可供性的一阶调节作用

1. BDAA 对产品导向服务与企业绩效间关系的调节作用

产品导向服务需要BDAA的支持。产品导向服务是一些无差异的售前、售中和售后服务。如信息咨询、配件供应、故障维修等。提供这类服务的企业无需改变自身原有的商业模式, 客户也保持原本的产品使用习惯。借助大数据分析工具, 采用产品导向服务的企业得以追踪并处理大量的客户数据, 了解客户群体画像^[29], 总结共有需求特点、洞察客户的共同行为模式。之后, 企业仅针对关键事件进行回应, 即提供热门的基础性服务, 使得大部分客户对此类服务感到满意。最后, 理解不同客户的需求差异以发现新的业务潜力, 有针对性地获取新客户的同时提升现有客户的满意度, 实现新旧客户平衡。如惠而浦公司使用大数据分析挖掘家电传感器或社交媒体平台生成的客户数据, 高效掌握客户行为偏好、识别易故障装置, 在客户提出维修需求时提供常规配件或其他应对方案。因此, 本文提出假设:

H2a: 在其他条件不变的情境下, 大数据分析可供性(BDAA)正向调节了产品导向服务对企业绩效的积极影响, 即BDAA越强, 产品导向服务对企业绩效的提升效果越好。

2. BDAA对客户导向服务与企业绩效间关系的调节作用

客户导向服务需要BDAA的支持。客户导向服务是向特定客户提供定制化的专一服务。企业虽然不改变原有的商业模式, 但会变动客户活动链条, 强化与客户的单线互动, 关注单一客户的现状、需求和偏好。与需要客户先向企业提出服务请求的产品导向服务相比, 客户导向服务对服务提供的主动性、速度和个性化的要求更高^[30]。因此, 企业更需要利用大数据分析客户活动的全部流程, 对不断变化的客户偏好作出快速反应, 在客户需要的时候主动、精确、快速地解决难题, 提供体验感良好的量身定制服务。此外, 享受该类服务的客户会反复持续地使用同一项产品, 这既提升了忠实客户留存率, 也较为均衡地增加了新客户激活率。如波音公司的AHMS收集并实时分析飞机运行数据, 在故障发生前制定处理方案, 以提前排除故障隐患。因此, 本文提出假设:

H2b: 在其他条件不变的情境下, 大数据分析可供性(BDAA)正向调节了客户导向服务对企业绩效的积极影响, 即BDAA越强, 客户导向服务对企业绩效的提升效果越好。

3. BDAA对结果导向服务与企业绩效间关系的调节作用

结果导向服务需要BDAA的支持。实施结果导向服务时, 企业向客户提供一对一的精细化服务, 但不出售所有权, 收费模式有使用和结果两种导向。在使用模式中, 供应商负责产品的保养维修, 消费者可以租用或共享产品; 在结果模式中, 供应商和客户就结果的交付达成一致。如复印机行业的按印收费。上述模式下的企业商业模式和客户活动链条均发生了改变^[31]。对比前两种服务化转型策略, 结果导向服务中有形的产品仅为服务提供工具, 与产品所有权有关的成本与风险(老化、过时、转售、回收)也会相应保留。基于此, 厂商有必要加强所收集数据的深度与广度, 利用大数据分析解析产品全生命周期的数据、高强度地感知和响应产品使用过程, 以规避其所承担的风险。此外, 大数据分析工具的高效使用可以增强组织敏捷性, 便于企业灵活地进行资源分配, 让占据现有市场活动与开拓未来市场活动同步进行。如罗尔斯·罗伊斯公司与挪威航运签订的按时计费协议, 该协议内容为罗尔斯·罗伊斯公司利用大数据分析监控货轮的健康状态。设计维护方案以确保每一次航运任务的顺利完成, 挪威航运则按照运营时长向罗尔斯·罗伊斯公司付费。因此, 本文提出假设:

H2c: 在其他条件不变的情境下, 大数据分析可供性(BDAA)正向调节了结果导向服务对企业绩效的积极影响, 即BDAA越强, 结果导向服务对企业绩效的提升效果越好。

(三) 组织勇气的二阶调节作用

当企业进行服务化转型时, 高水平BDAA仅意味着大数据分析向制造企业提供了有利于服务化的使用机会, 抓住机会也许需要组织勇气。组织勇气指在相关风险得到合理评估的前提条件下,

企业认识到预期目标可能无法实现,但仍自愿采取组织变革或组织创新,是一种激发组织集体能动性的企业美德^[32]。组织勇气行为包括价值目标、风险感知与慎重行为。组织目标是有价值、有意义的;组织采取行动前已感知到风险的存在,但将风险视为获取额外收益的机会;组织经深思熟虑后主动大胆地将目标付诸实践。

三重调节作用分以下情形讨论。其一,当组织缺乏勇气时,无论所感知到的BDAA高或低,企业人员会逃避技术因素引致的风险而不愿意采用大数据分析,使得服务化转型策略无法显著地提升绩效水平。其二,当组织具备勇气,但BDAA水平不高时,尽管企业愿意尝试各种新兴技术,却没有意识到大数据分析所提供的有益于服务化的使用功能,于是不能借助该技术强化服务化对企业绩效的正向作用。其三,当组织勇气与BDAA的水平均较高时,组织拥有改变现状的勇气,愿意为获得更高的绩效水平追求大数据分析带来的机会,主动变革组织结构以迎接技术不确定性^[33],最终利用BDAA推进企业绩效的大幅度提升。

因此,组织勇气能够推动服务型制造企业抓住大数据分析带来的机会,大数据分析可供性的正向调节作用是以组织勇气为边界条件的。换句话说,组织勇气不会影响服务化转型策略与企业绩效间的关系,而是决定了大数据分析可供性何时会改变服务化转型策略与企业绩效间的关系。因此,本文提出假设:

H3a: 产品导向服务、大数据分析可供性(BDAA)和组织勇气对企业绩效存在三重调节作用,即相较于低组织勇气和低BDAA、低组织勇气和高BDAA、高组织勇气和低BDAA,在高组织勇气和高BDAA的条件下,产品导向服务对企业绩效的正向作用更强。

H3b: 客户导向服务、大数据分析可供性(BDAA)和组织勇气对企业绩效存在三重调节作用,即相较于低组织勇气和低BDAA、低组织勇气和高BDAA、高组织勇气和低BDAA,在高组织勇气和高BDAA的条件下,客户导向服务对于企业绩效的正向作用更强。

H3c: 结果导向服务、大数据分析可供性(BDAA)和组织勇气对企业绩效存在三重调节作用,即相较于低组织勇气和低BDAA、低组织勇气和高BDAA、高组织勇气和低BDAA,在高组织勇气和高BDAA的条件下,结果导向服务对于企业绩效的正向作用更强。

综上,本文预测大数据分析可供性在服务化转型策略与企业绩效间起调节作用,且该调节作用会受到组织勇气的影响,即大数据分析可供性(BDAA)为一阶调节变量、组织勇气(COU)为二阶调节变量,这属于Lam等^[34]提出的被调节的调节作用模型(Moderated Moderating Effects)。本文的研究模型如图2所示。

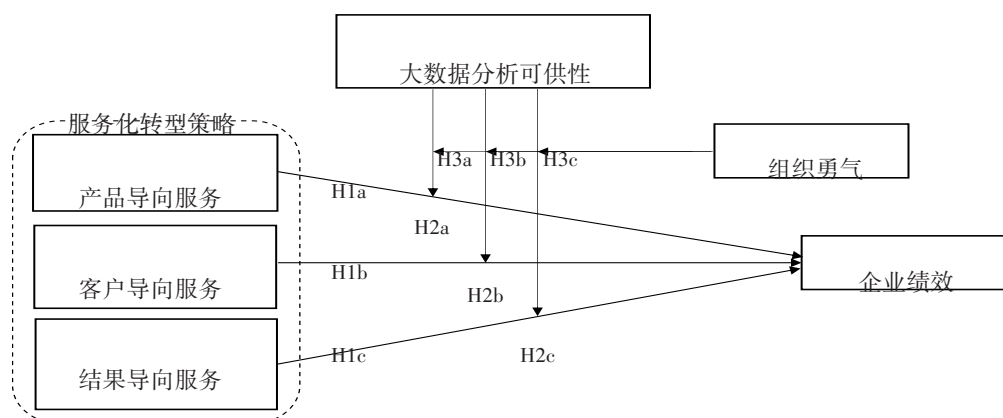


图2 研究模型

四、研究设计

(一) 问卷设计

本文的样本筛选条件是开展服务业务至少三年的制造企业，涉及通用设备制造业、专用设备制造业、电子设备制造业等行业。收集数据主要是通过数据集市平台对满足条件的企业进行问卷调研，发放对象主要为企业管理者，获取有效样本370例。Bentler和Chou^[35]提出，在数据符合常态、无遗漏值及极端值的情况下，样本数至少应为估计参数的5倍，否则小样本容易导致收敛失败、违犯估计、低估参数估计值。基于此法计算得出本文预期的样本数至少为340，而本文的样本量满足要求，样本的描述性统计如表1所示。

表1 描述性统计

样本特征		样本数	百分比 (%)	样本特征	样本数	百分比 (%)
企业规模	员工数<20	36	9.7	企业年龄	1—5年	23.5
	20≤员工数<300	179	48.4		5—10年	40.8
	300≤员工数<1000	117	31.6		10—20年	23.5
	员工数≥1000	38	10.3		20年以上	12.2
企业服务对象	仅企业客户	13	3.5	行 业	金属	11.9
	仅终端客户	12	3.3		通用设备	14.6
	企业客户与终端客户	345	93.2		专用设备	12.2
受访者职务	基层管理者	56	15.1		汽车	5.1
	中层管理者	121	32.7		运输设备	3.2
	高层管理者	193	52.2		电气机械	8.9
知识问答得分	5—6分	189	51.1		电子设备	20.3
	7—8分	158	42.7		仪器仪表	3.0
	9—10分	23	6.2		其它	20.8

本文采用程序控制法与统计控制法控制共同方法偏差。程序控制法在数据收集时执行，一是打散同一变量的题项并合理排序（以事实性问题开始、接着再问主观意见方面的问题）。二是使用不同的应答表述（如本公司愿意为变革或创新冒险？非常不愿意、不愿意、稍微不愿意、没意见、稍微愿意、愿意、非常愿意；本公司的服务生产需要客户不具备高水平专业知识？非常不需要、不需要、稍微不需要、没意见、稍微需要、需要、非常需要）。三是是对因变量和自变量数据按照不同时期、不同部门进行采集（即三类服务化转型策略在t年服务部门收集，企业绩效在t+1年财务部门收集）。统计控制法在数据收集后执行，检验共同方法偏差是否存在。

(二) 变量测量

本文涉及变量均采用多指标衡量法和李克特七点量表测量。选择该方法有两方面的理由：一是能增加回答的方差，对极端意见作出更好的区别；二是当协方差矩阵有更多的组合时，数据越容易呈现正态分布，残差的独立性也会增加。

主要变量方面，产品导向服务（Product-Oriented Service）、客户导向服务（Customer-Oriented Service）、结果导向服务（Result-Oriented Service）的量表借鉴Gaiardelli等^[21]和Ambroise等^[30]的研究；大数据分析可供性（Big Data Analysis Affordances）设定为反映性二阶构念，三个维度分别

为行为模式发现、需求及时响应和市场双元平衡,由于大数据分析发展迅速,本文借鉴研究中比较新且较为权威的量表进行研究。借鉴De Luca等^[17]的研究;组织勇气(Organizational Courage)的量表借鉴Chatterjee等^[36]的研究;企业绩效(Enterprise Performance)的量表借鉴Wamba等^[37]的研究。

控制变量方面,为保证控制目标与变量选择的一致性,本文选用4个控制变量:企业规模、企业年龄、服务导向的组织架构(Service-oriented Organizational Structure)和服务导向的企业文化(Service-oriented Organizational Culture)。适合服务化任务的组织结构有助于提升企业与客户、合作伙伴间的合作效率,从而提高企业绩效^[38],并且当制造企业营造出以服务为导向、以客户为中心的价值氛围时,管理者与员工均能积极参与并推动服务化转型^[39]。因此,本文选取服务导向的组织架构和服务文化作为控制变量,量表分别借鉴Yan等^[40]与Li等^[41]。

本文具体题项构成如下。一阶构念中,产品导向服务的主要题项包括:“本公司”1. 提供培训、资讯或其他产品附加服务;2. 提供故障维修服务及维修所需的零配件与工具;3. 提供优化客户已购产品的服务。客户导向服务的主要题项包括:“本公司”1. 出售产品的所有权;2. 旨在为特定客户创新消费产品的过程;3. 积极发展外包合作伙伴。结果导向服务的主要题项包括:“本公司”1. 不出售产品的所有权;2. 通过共享、联营向特定客户提供产品;3. 通过租赁向客户提供产品。行为模式发现的主要题项包括:“大数据分析使得本公司能够”1. 洞察客户的行为与偏好;2. 预测客户的投诉与流失;3. 预测客户的购买倾向;4. 发现对客户产生影响的竞争行为。需求及时响应的主要题项包括:“大数据分析使得本公司能够”1. 进行实时分析;2. 作出实时决策;3. 执行实时决策规则;4. 在与客户的互动中确定下一步的最佳行动。市场双元平衡的主要题项包括:“大数据分析使得本公司能够”1. 充分利用现有的产品优势开拓新的发展空间;2. 发现现有产品服务与未来产品服务间的联系;3. 充分利用现有客户的需求开拓新的客户需求;4. 均衡原有的战略机会与新的战略机会。组织勇气的主要题项包括:“本公司愿意”1. 作出大胆的决策;2. 为变革或创新冒险;3. 经过精心筹划后再去冒险;4. 采取高风险性行为。企业绩效的主要题项包括:“本公司提供服务后相对于竞争对手”1. 客户留存率不断提升;2. 投资回报率不断提升;3. 年销售收入增长幅度更大;4. 市场份额持续扩大;5. 更快地将新产品或服务推向市场。服务导向的企业文化的主要题项包括:“本公司的服务生产需要”1. 与客户进行良好的沟通;2. 一线员工拥有高度的自主权;3. 客户很难具有高水平专业知识;4. 能处理好客户关系的丰富经验。服务导向的组织架构的主要题项包括:“本公司”1. 针对服务化任务的分工明确、权责明晰;2. 建立了产品服务的交付反馈系统;3. 搭建了针对服务化的产品服务平台或跨职能团队;4. 与合作伙伴共同建立了服务生态系统。

五、数据分析

(一) 共同方法偏差检验

本文采用Harman单因子测试和ULMC法检验是否存在共同方法偏差。Harman单因子测试只能识别共同方法偏差是否存在,无法反映出研究受共同方法偏差影响的程度^[42],所以本文同时使用ULMC法作为补充。首先,Harman单因子检验结果显示,最大单一公因子解释了20.11%的变异,符合小于40%的要求。其次,采用ULMC法进行检验,即在八因子模型的基础上,将所有项目作为共同方法因子的指标,建立ULMC模型。

验证性因子分析结果如表2所示,ULMC模型与八因子模型的拟合指数差异 $\Delta\text{TLI}=0.01$ 和 ΔCFI

=0.01，均小于0.01，说明模型不存在显著差异，表明使用相同的测量方法所造成的系统误差不会影响变量间的关系，即共同方法偏差不存在。

表2 验证性因子分析

模 型	χ^2	df	χ^2/df	CFI	TLI	SRMA	RESEA	
ULMC模型	CMV、CUL、STR、POS、COS、ROS、PER、BDAA、COU	632.682	625	1.012	0.999	0.999	0.031	0.006
八因子模型	CUL、STR、POS、COS、ROS、PER、BDAA、COU	648.269	634	1.023	0.998	0.998	0.031	0.008
七因子模型	CUL+STR、POS、COS、ROS、PER、BDAA、COU	1855.676	641	2.895	0.860	0.846	0.082	0.072
六因子模型	CUL+STR、POS+COS、ROS、PER、BDAA、COU	2463.899	647	3.808	0.791	0.772	0.099	0.087
五因子模型	CUL+STR、POS+COS+ROS、PER、BDAA、COU	2929.907	652	4.494	0.737	0.717	0.109	0.097
四因子模型	CUL+STR、POS+COS+ROS、PER、BDAA+COU	2930.913	654	4.482	0.738	0.718	0.109	0.097

注：+表示因子合并；CMV为共同方法因子；CUL为服务导向的企业文化；STR为服务导向的组织架构；POS为产品导向服务；COS为客户导向服务；ROS为结果导向服务；PER为企业绩效；BDAA为大数据分析可供性；COU为组织勇气。下同。

（二）二阶构念的合理性检验

本文设定大数据分析可供性为反映性二阶构念，从理论和数据两方面论述合理性。理论方面，行为模式发现、需求及时响应和市场二元平衡具有一致性，三者可能是BDAA的不同表现。数据验证方面，首先，对二阶构念内部的一阶构念进行初阶CFA与信度效度检验。如表3和表4所示。

表3 一阶构念的验证性因子分析

模 型		χ^2	df	χ^2/df	CFI	TLI	SRMA	RESEA
三因子模型	BDA、BDB、BDC	55.705	51	1.092	0.998	0.998	0.025	0.016
二因子模型	BDA+BDB、BDC	519.864	53	9.809	0.829	0.788	0.115	0.154
一因子模型	BDA+BDB+BDC	925.397	54	17.137	0.682	0.611	0.120	0.209

注：+表示因子合并；BDA为行为模式发现；BDB为需求及时响应；BDC为市场二元平衡。下同。

表4 一阶构念的信度效度

因 子	组合信度（CR）	聚敛效度（AVE）	区别效度		
			BDA	BDB	BDC
BDA	0.902	0.697	0.835		
BDB	0.844	0.576	0.445	0.759	
BDC	0.911	0.720	0.638	0.532	0.849

注：加粗数字为平均方差提取量的平方根。

表3和表4结果显示，三因子模型的拟合优度较好各因子有良好的组合信度，且聚敛效度与区别效度因子间相关。其次，对二阶构念进行阶层验证性因素分析，此时行为模式发现、需求及时响应与市场二元平衡间存在着共同的、更高阶的潜在因子——大数据分析可供性。随后通过对比一阶因子和二阶因子的测量模型结果计算目标系数，并检查它是否接近1。使用目标系数的原因在于，二阶因子模型为一阶因子模型的简化，简化会使卡方值增加，增加幅度越小越好。目标系数为一阶因子模型与二阶因子模型的卡方值之比，比值越接近1表示选用二阶因子模型是合适的。经计算，本文的目标系数为0.99，证明了大数据分析可供性作为反映性二阶构念的合理性，一阶因子和二阶因子模型的对比如图3所示。

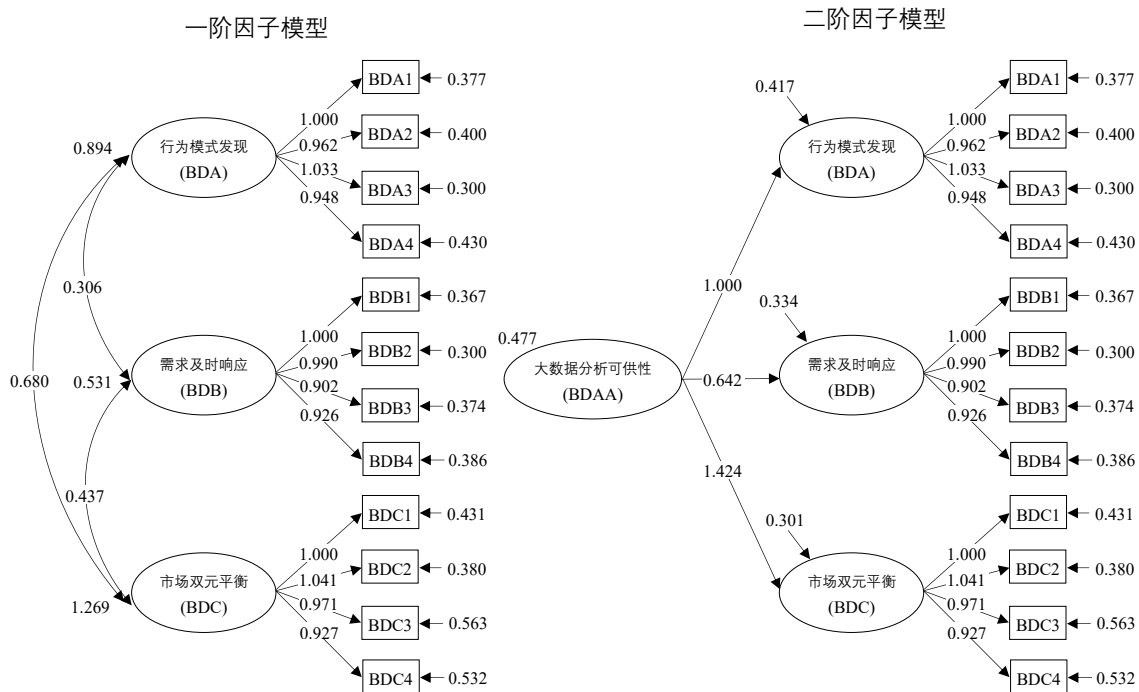


图3 一阶因子模型和二阶因子模型的对比

（三）验证性因子分析

为了后续的数据分析，需要对构念进行验证性因子分析，当题项被合理分类为几个少数因子时，聚敛效度和区别效度已基本成立。本文对研究所涉及的连续变量（包括控制变量）进行验证性因子分析与信度效度检验。分析结果如表2所示，当模型少于四因子时数据无法收敛，即无法被分为三个或更少个因子，不予考虑这些模型。对比其他可收敛的竞争模型，发现假设的八因子模型的拟合指数最优，各指数均在可接受的范围内，予以采纳。

（四）信度效度检验

文化差异、调查对象差异及其他差异可能会导致测量工具的衡量结果与引用文献得出的结果不一致。因此，需要重新验证量表信度与建构效度。本文信度效度检验如表5所示。

表5 信度效度检验

因子	组合信度 (CR)	聚敛效度 (AVE)	区别效度							
			POS	COS	ROS	PER	BDAA	COU	CUL	STR
POS	0.869	0.690	0.831							
COS	0.875	0.700	0.156	0.837						
ROS	0.837	0.633	0.139	0.207	0.796					
PER	0.927	0.719	0.382	0.408	0.387	0.848				
BDAA	0.786	0.556	-0.019	0.117	0.017	-0.005	0.746			
COU	0.867	0.619	0.043	0.036	0.094	0.046	0.076	0.787		
CUL	0.909	0.713	0.111	-0.048	0.028	0.269	-0.108	0.012	0.844	
STR	0.929	0.766	0.072	0.024	0.04	0.292	0.003	0.024	0.006	0.875

注：BDAA的因子载荷指其对一阶构念的载荷量。

量表信度指重复测量所得结果的相似程度，CR 值是所有测量题项信度的组合，表示构念题项的内部一致性，大于 0.7 是可接受的界限。建构效度指测量结果与真实值的差异程度，包含聚敛效度（构念题项的自身相关性大于它与其他构念的相关）和区别效度（不同构念的题项呈现低度相关）。在聚敛效度检验方面，AVE 反映了构念对所有题项的平均解释能力，大于 0.5 是可接受的界限；在区别效度检验方面，AVE 的平方根值大于相关系数是区别效度成立的标准。结果如表 5 所示，各因子都有良好的组合信度（CR>0.786）、聚敛效度（AVE>0.556）与区别效度（AVE 值的平方根>因子间的相关）。

（五）假设检验

本文使用 SPSS 26.0 进行回归分析，结果如表 6 所示。

表 6 回归分析结果

变 量		企业绩效									
		模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5	模型 6	模型 7	模型 8	模型 9	模型 10
截 距		2.158**	2.413***	2.601***	2.621***	2.025***	1.988***	1.886***	2.149***	2.114***	2.226***
控制变量	企业规模	0.046	0.049	0.002	0.008	0.082	0.047	0.059	0.069	0.046	0.051
	企业年龄	0.032	0.002	0.002	0.000	0.024	0.049	0.052	0.041	0.050	0.043
	CUL	0.264**	0.232***	0.220***	0.271***	0.282***	0.297***	0.310***	0.254***	0.258***	0.236***
	STR	0.154**	0.144***	0.140***	0.135***	0.150***	0.144***	0.143***	0.149***	0.160***	0.159***
自变量	POS		0.315***	0.330***	0.317***						
	COS					0.394***	0.368**	0.342***			
	ROS								0.354***	0.375***	0.365***
调节变量	BDAA			0.033	0.026		0.055	0.064		0.081	0.057
	COU				0.033			-0.017			0.040
交互项	POS×BDAA			0.213***	0.211***						
	POS×COU				0.027						
	COS×BDAA						0.265***	0.286***			
	COS×COU							0.010			
	ROS×BDAA									0.297***	0.290***
	ROS×COU										0.035
	BDAA×COU				-0.005			0.092			0.009
	POS×BDAA×COU				0.112*						
	COS×BDAA×COU							0.186***			
	ROS×BDAA×COU										0.141***
R ²		0.137	0.225	0.273	0.287	0.277	0.332	0.369	0.251	0.338	0.362
△R ²		0.137	0.089	0.048	0.014	0.140	0.055	0.037	0.114	0.087	0.024
F		14.453***	21.175***	19.443***	13.093***	27.903***	25.673***	19.039***	24.336***	26.357***	18.436***

注：样本量为 370。*、**和***分别表示 p 值在 10%、5% 和 1% 的水平下显著。

表 6 模型 2 检验了产品导向服务与企业绩效间的关系，结果表明，产品导向服务对企业绩效有显著的正向影响（b=0.315，p<0.01），H1a 得到验证。模型 5 检验了客户导向服务与企业绩效间的关系，结果表明，客户导向服务对企业绩效有显著的正向影响（b=0.394，p<0.01），H1b 得到验证。模型 8 检验了结果导向服务与企业绩效间的关系，结果表明，结果导向服务对企业绩效有显著的正向影响（b=0.354，p<0.01），H1c 得到验证。

将大数据分析可供性加入模型,检验其对主效应的调节作用。第一,检验大数据分析可供性对产品导向服务与企业绩效主效应的影响。如表6的模型3所示,产品导向服务和大数据分析可供性的交互项对企业绩效的正向影响显著($b=0.213, p<0.01$),代表大数据分析可供性每增加一个单位,产品导向服务对企业绩效的斜率会增加0.213个单位,且模型3回归方程的方差解释量为0.273,说明大数据分析可供性在产品导向服务与企业绩效间的关系中起了显著的正向调节作用,H2a得到验证。第二,检验大数据分析可供性对客户导向服务与企业绩效主效应的影响。如表6的模型6所示,客户导向服务和大数据分析可供性的交互项对企业绩效的正向影响显著($b=0.265, p<0.01$),代表大数据分析可供性每增加一个单位,客户导向服务对企业绩效的斜率会增加0.265个单位,且模型6回归方程的方差解释量为0.332,说明大数据分析可供性在客户导向服务与企业绩效间的关系中起了显著的正向调节作用,H2b得到验证。第三,检验大数据分析可供性对结果导向服务与企业绩效主效应的影响。如表6的模型9所示,结果导向服务和大数据分析可供性的交互项对企业绩效的正向影响显著($b=0.297, p<0.01$),代表大数据分析可供性每增加一个单位,结果导向服务对企业绩效的斜率会增加0.297个单位,且模型9回归方程的方差解释量为0.338,说明大数据分析可供性在结果导向服务与企业绩效间的关系中起了显著的正向调节作用,H2c得到验证。因此,在大数据分析可供性取值较低时,三类服务化转型策略对企业绩效正向影响较弱;当大数据分析可供性取值较高时,三类服务化转型策略与企业绩效呈现较强的正相关关系。

本文将组织勇气引入模型,进行三重调节效应的检验。表6的模型4检验了产品导向服务、大数据分析可供性和组织勇气对企业绩效的三重调节作用。产品导向服务、大数据分析可供性和组织勇气的三次交互项对企业绩效的正向影响显著($b=0.112, p<0.10$),代表组织勇气变动一个单位,大数据分析可供性在产品导向服务与企业绩效间所起调节作用的系数变动0.112个单位,模型4回归方程的方差解释量为0.287,H3a得到验证。因此,当大数据分析可供性水平和高组织勇气水平时,产品导向服务对企业绩效的影响呈现最大的斜率($b=0.667, p<0.01$),在这种组合下,产品导向服务和企业绩效间的正向关系最强;其他是高水平的大数据分析可供性和低水平的组织勇气的情况($b=0.388, p<0.01$)、大数据分析可供性和组织勇气水平都低的组合($b=0.191, p<0.05$),以及低水平的大数据分析可供性和高水平的组织勇气的组合($b=0.021, p=0.826$)。可见,只有在大数据分析可供性水平和组织勇气水平都较高的情况下,产品导向服务对企业绩效的正向影响最强。

表6的模型7检验了客户导向服务、大数据分析可供性和组织勇气对企业绩效的三重调节作用。客户导向服务、大数据分析可供性和组织勇气的三次交互项对企业绩效的正向影响显著($b=0.186, p<0.01$),代表组织勇气变动一个单位,大数据分析可供性在客户导向服务与企业绩效间所起调节作用的系数变动0.186个单位,模型7回归方程的方差解释量为0.369,H3b得到验证。当高大数据分析可供性水平和高组织勇气水平时,客户导向服务对企业绩效的影响呈现最大的斜率($b=0.823, p<0.01$),在这种组合下,客户导向服务和企业绩效间的正向关系最强;其他是高水平的大数据分析可供性和低水平的组织勇气的情况($b=0.431, p<0.01$)、大数据分析可供性和组织勇气水平都低的组合($b=0.232, p<0.01$),以及低水平的大数据分析可供性和高水平的组织勇气的组合($b=-0.120, p=0.234$)。可见,只有在大数据分析可供性水平和组织勇气水平都较高的情况下,客户导向服务对企业绩效的正向影响最强。

表6的模型10检验了结果导向服务、大数据分析可供性和组织勇气对企业绩效的三重调节作用。结果导向服务、大数据分析可供性和组织勇气的三次交互项对企业绩效的正向影响显著($b=0.141, p<0.01$),代表组织勇气变动一个单位,大数据分析可供性在结果导向服务与企业绩效间

所起调节作用的系数变动0.141个单位，模型10回归方程的方差解释量为0.362，H3c得到验证。进行简单斜率分析，在大数据分析可供性水平和高组织勇气水平时，结果导向服务对企业绩效的影响呈现最大的斜率（ $b=0.831$ ， $p<0.01$ ），在这种组合下，结果导向服务和企业绩效间的正向关系最强；其他是高水平的大数据分析可供性和低水平的组织勇气的情况（ $b=0.479$ ， $p<0.01$ ）、大数据分析可供性和组织勇气水平都低的组合（ $b=0.182$ ， $p<0.05$ ），以及低水平的大数据分析可供性和高水平的组织勇气的组合（ $b=-0.031$ ， $p=0.717$ ）。可见，只有在大数据分析可供性水平和组织勇气水平都较高的情况下，结果导向服务对企业绩效的正向影响最强。

进一步地，调节作用的大小则通过计算调节作用引起的可解释方差变化量 ΔR^2_{mo} 来评估。在多层回归分析中，可解释方差变化量是评估调节作用大小的有效方法，且可解释方差变化量的传统指标为 ΔR^2 。与 ΔR^2 指标相比， ΔR^2_{mo} 指标采用了不同的方差分解方式^[43]，一方面，在统计意义上明确地区分了自变量和调节变量的地位。另一方面，符合调节作用的理论内涵，即自变量对因变量的影响如何随调节变量而变化。明确自变量与调节变量的统计方法与本文的研究要求相符。根据大数据分析可供性的内涵（大数据分析为服务化所能提供的行动可能性）得出，在理论上应为服务化转型策略对企业绩效的作用强度可能受大数据分析可供性水平影响。

本文使用Mplus 8.3对一节调节作用大小进行检验，结果如表7所示， ΔR^2_{mo} 值由三个回归方程的 R^2 运算得出，大数据分析可供性对产品导向服务与企业绩效间关系的调节作用大小为0.490；大数据分析可供性对客户导向服务与企业绩效间关系的调节作用大小为0.530；大数据分析可供性对结果导向服务与企业绩效间关系的调节作用大小为0.633。观察 ΔR^2_{mo} 数值变化发现，服务化转型策略的种类不同，大数据分析可供性对服务化转型策略与企业绩效间所起的调节作用大小不同。具体而言，大数据分析可供性在产品导向服务与企业绩效间所起的调节作用最小，在结果导向服务与企业绩效间所起的调节作用最大，即与其他服务化相比，大数据分析可供性越强，结果导向服务对企业绩效的提升效果最明显；与其他服务化转型策略相比，大数据分析可供性越强，产品导向服务对企业绩效的提升效果最不明显。

表7 一阶调节作用大小检验

因变量	自变量	R^2	ΔR^2_{mo}
企业绩效	BDAA	0.000	
	BDAA、POS	0.146	
	BDAA、POS、BDAA×POS	0.286	0.490
	BDAA、COS	0.170	
	BDAA、COS、BDAA×COS	0.362	0.530
	BDAA、ROS	0.149	
	BDAA、ROS、BDAA×ROS	0.406	0.633

六、研究结论与讨论

基于技术可供性视角，本文探讨了服务化转型策略、大数据分析可供性、组织勇气对企业绩效的三重调节作用。研究表明：第一，三类服务化转型策略（产品导向服务、客户导向服务和结果导向服务）均对企业绩效产生正向影响。第二，大数据分析可供性分别在三类服务化转型策略与企业绩效间存在正向调节作用，且对结果导向服务与企业绩效间关系所起的调节作用最强，客

户导向服务次之,产品导向服务最弱。第三,随着组织勇气的提升,大数据分析可供性的调节作用会得到加强,服务化转型策略、大数据分析可供性与组织勇气对企业绩效的三重调节作用存在。

(一) 研究结论

第一,本文研究发现大数据分析可供性(BDAA)在三类服务化转型策略与企业绩效间具有正向调节效应,且BDAA对结果导向服务与企业绩效间关系的调节作用最大,其次是对客户导向服务与企业绩效间关系的调节,对产品导向服务与企业绩效间关系的影响最弱。已有文献大多强调大数据分析对产品研发、产品销售的变革作用^[43-44],虽然也有少量研究意识到了大数据分析同样可以赋能服务化^[2],但却未细分服务化转型策略、梳理大数据分析与各类服务化的特定联系。本文的研究结果表明,产品导向服务、客户导向服务和结果导向服务的特性不同,需要以不同的方式获得大数据分析的支持,以促进其从以产品为中心向以服务为中心转变。除此之外,统计分析结果显示大数据分析可供性对结果导向服务与企业绩效间关系的正向调节影响最强,大数据分析功能更加契合结果导向服务的战略需求。可能的原因是,实施结果导向服务的制造商对客户关系的要求高。如果不用技术代替人力进行互动会对企业的短期绩效造成更大的压力,但在大数据分析的助力下可更好地缓解这一压力。本质上,本文强调了各类服务化转型策略如何分别利用大数据分析带来的价值。因此,如果企业未获取大数据分析可供性的支持,将难以从服务化转型中获益,从而解释了中国出现的服务化悖论现象。

第二,本文验证了大数据分析可供性对三类服务化转型策略的有用性,这说明大数据分析能够为制造企业的服务化转型提供有效的技术支持。学者们最近开始使用技术可供性视角研究企业如何针对组织目标正确地使用大数据分析^[15, 45]、物联网技术^[35]和区块链技术^[46],但现有研究很少关注大数据分析可供性与服务化转型间的联系。本文基于技术可供性视角,探讨在服务化转型的背景下大数据分析所能发挥的行为模式发现、需求及时响应与市场二元平衡,这有助于理解复杂的大数据分析对于制造企业服务化转型的实际功用。

第三,大数据分析可供性对服务化转型策略与企业绩效间的正向调节作用会受制于组织勇气的程度,在组织勇气水平高的情况下上述调节作用会表现得更明显。组织勇气是组织转型或创新领域的概念,最新研究表明,组织勇气是组织对事物认知的惯性力量,是可以颠覆企业技术现状的企业美德,是企业感知数字技术可供性并应用其实现创新的关键因素^[47]。在此研究基础上,本文将组织勇气置于制造企业服务化的背景下,探究组织勇气与大数据分析可供性间的联系。研究表明,当组织勇气和分析数据可供性均处于高水平时,处于服务化转型中的企业会明确自身需求、了解大数据分析对服务化转型的价值、接受技术的潜在风险,以及谨慎地进行试验与调整^[48],从而大幅度地加强服务化对绩效的正向作用。因此,大数据分析可供性、组织勇气、与服务化转型策略对企业绩效存在三重调节作用,该发现拓展了以往与大数据分析相关的服务化研究。

(二) 管理启示

第一,目前管理者已认识到大数据分析在助力产品设计和精准营销方面有较大优势,但很少意识到大数据分析可以推动产品在全生命周期(研发、生产、销售、维护)的变革,同样是实现服务化转型的重要技术。本文的研究有助于管理者树立信心,研究结果清楚地表明在大数据分析功能的支持下,服务化转型策略确实可以带来可观的企业绩效。进一步地,企业在借力大数据分析前,应当明确自身的服务化类型以及对大数据分析的需求,考虑清楚需要收集哪些数据、这些数据的用途是什么。因此,在制造企业服务化转型的过程中,管理者应持续关注大数据分析的使用,以积极促进企业绩效。

第二,管理者和IT部门在使用大数据分析或其他数字技术时,应当从技术可供性出发,意识

到技术功能是应策略需求而生, 所以应当先确定策略, 然后挖掘技术的无穷潜能以高效实施策略。如本文提到, 大数据分析在支持服务业务时有三种低阶技术可供性: 行为模式发现、需求及时响应、市场双元平衡。且经过验证, 发现这三类低阶可供性合成的高阶可供性的确能够有效推进服务化转型策略。那么接下来, 实施服务化转型策略的制造企业也应不局限于现有的这三种功能, 可以扩展开发更多功能, 以更好满足服务化转型的需求, 不被企业现有的数字能力所束缚。

第三, 为使企业成功利用大数据分析完成服务化转型, 企业管理者应当鼓励合理化冒险, 建立一个具备勇气的组织。面对数字化、服务化等转型浪潮时, 企业要么选择稳定发展, 要么决定冒险创新。选择稳定发展的企业为避免一切风险, 主动放弃创新投入; 而选择冒险创新的企业为获得竞争优势, 接受转型发展所带来的不确定性和风险, 主动采取有扩张性的创新行为。高层管理者采纳新技术的意愿、理解新技术的程度直接影响新技术的认可度, 本文建议企业管理者选择后者, 即形成知难而进、不畏失败的思维方式。因为只有具备勇气美德的企业才会积极把握机遇, 才会抓住利用数字技术推进服务化转型的发展趋势, 进而改善企业绩效。

(三) 研究不足与展望

第一, 可供性是有层次的, 不同的低阶可供性可以聚合成为一个更高层的高阶可供性^[49], 但缺乏相关文献探讨基于低阶可供性测量高阶可供性的方法。于是本文根据可供性的内涵将其设定为潜因子型多维构念, 即大数据分析可供性表现为行为模式发现、需求及时响应和市场双元平衡三个维度, 未来可以研究三种低维可供性间的关系, 发展出一种对高阶可供性来讲更为合理的测量方法。

第二, 技术可供性源于技术与使用目标间的关系, 识别同一使用目标的所有技术可供性是一个过程。除本文提到的三种低阶大数据分析可供性外, 其他针对服务业务的大数据分析可供性还有待开发。第三, 影响大数据分析驱动服务化转型的因素不止有组织勇气, 可能还有技术相对优势、竞争压力等, 可供学者进一步探索。

参考文献:

- [1] CHEN K L, LASSEN A H, CHEN L, et al. Exploring the value of IoT data as an enabler of the transformation towards servitization: an action design research approach[J]. *European journal of information systems*, 2023, 32(4): 735-761.
- [2] 蒋军锋, 尚晏莹. 数据赋能驱动制造企业服务化的路径[J]. *科研管理*, 2022, 43(4): 56-65.
- [3] OPRESNIK D, TAISCH M. The value of big data in servitization[J]. *International journal of production economics*, 2015, 165(5): 174-184.
- [4] BAINES T, LIGHTFOOT H W. Servitization of the manufacturing firm: exploring the operations practices and technologies that deliver advanced services[J]. *International journal of operations and production management*, 2014, 34(1): 2-35.
- [5] 谢康, 夏正豪, 肖静华. 大数据成为现实生产要素的企业实现机制: 产品创新视角[J]. *中国工业经济*, 2020, (5): 42-60.
- [6] CHEN M, PU X, ZHANG M, et al. Data analytics capability and servitization: the moderated mediation role of bricolage and innovation orientation[J]. *International journal of operations and production management*, 2022, 42(4): 440-470.
- [7] GIBSON J J. The ecological approach to visual perception[M]. Boston: Houghton Mifflin, 1979: 279-289.
- [8] LEIDNER D E, GONZALEZ E, KOCH H. An affordance perspective of enterprise social media and organizational socialization[J]. *The journal of strategic information systems*, 2018, 27(2): 117-138.
- [9] AUTIO E, NAMBIAN S, THOMAS L D W, et al. Digital affordances, spatial affordances, and the genesis of

- entrepreneurial ecosystems[J]. Strategic entrepreneurship journal, 2018, 12(1): 72-95.
- [10] STRONG D M, JOHNSON S A, TULU B, et al. A theory of organization-e-hr affordance actualization[J]. Journal of the association for information systems, 2014, 15(2): 54-85.
- [11] VOLKOFF O, STRONG D M. Critical realism and affordances: theorizing it-associated organizational change processes[J]. MIS quarterly, 2013, 37(3): 819-834.
- [12] GLOWALLA P, ROSENKRANZ C, SUNYAEV A. Evolution of it use: a case of business intelligence system transition[C]. Proceedings of the thirty-fifth international conference on information systems, auckland, 2014: 1-19.
- [13] SADREDDIN A, CHAN Y E. Pathways to developing information technology-enabled capabilities in born-digital new ventures[J]. International journal of information management, 2023, 68: 102572.
- [14] LIU Y, WANG W, ZHANG Z P. The dual drivetrain model of digital transformation: role of industrial big-data-based affordance[J]. Management decision, 2022, 60(2): 344-367.
- [15] DREMEL C, HERTERICH M M, WULF J, et al. Actualizing big data analytics affordances: a revelatory case study [J]. Information and management, 2020, 57(1): 103-121.
- [16] BALDUCCI B, MARINOVA D. Unstructured data in marketing[J]. Journal of the academy of marketing science, 2018, 46(1): 557-590.
- [17] DE LUCA L M, HERHAUSEN D, TROILO G, et al. How and when do big data investments pay off? The role of marketing affordances and service innovation [J]. Journal of the academy of marketing science, 2020, 49(4): 790-810.
- [18] KACHE F, SEURING S. Challenges and opportunities of digital information at the intersection of big data analytics and supply chain management [J]. International journal of operations and production management, 2017, 37(1): 10-36.
- [19] REN S, ZHANG Y, LIU Y, et al. A comprehensive review of big data analytics throughout product lifecycle to support sustainable smart manufacturing: a framework, challenges and future research directions [J]. Journal of cleaner production, 2019, 210(10): 1343-1365.
- [20] HUANG M H, RUST R T. Technology-driven service strategy [J]. Journal of the academy of marketing science, 2017, 45(6): 906-924.
- [21] GAIARDELLI P, RESTA B, MARTINEZ V, et al. A classification model for product-service offerings [J]. Journal of cleaner production, 2014, 66(1): 507-519.
- [22] HUANG W A, YANG J J, WEI Z L. How does servitization affect firm performance [J]. IEEE transactions on engineering management, 2022, 69(6): 2871-2881.
- [23] COOPER R G. The drivers of success in new-product development [J]. Industrial marketing management, 2019, 76(1): 36-47.
- [24] SHARMA A, IYER G R. Are pricing policies an impediment to the success of customer solutions [J]. Industrial marketing management, 2011, 40(5): 723-729.
- [25] JANG K K, BAE J, KIM K H. Servitization experience measurement and the effect of servitization experience on brand resonance and customer retention [J]. Journal of business research, 2021, 130: 384-397.
- [26] SANCHEZ-MONTESINOS F, OPAZO B M, ARIAS A D, et al. Creating isolating mechanisms through digital servitization: the case of Coviran [J]. Strategic change, 2018, 27(2): 121-128.
- [27] HOMBURG C, HOYER W D, FASSNACHT M. Service orientation of a retailer's business strategy: dimensions, antecedents, and performance outcomes [J]. Journal of marketing, 2002, 66(4): 86-101.
- [28] SKALEN P, GUMMERUS J, VON K C, et al. Exploring value propositions and service innovation: a service-dominant logic study [J]. Journal of the academy of marketing science, 2015, 43(2): 137-158.
- [29] FAVORETTO C, MENDES G H, OLIVEIRA M G, et al. From servitization to digital servitization: how digitalization transforms companies' transition towards services [J]. Industrial marketing management, 2022, 102(4): 104-121.

- [30] AMBROISE L, PRIM-ALLAZ I, TEYSSIER C, et al. The environment-strategy-structure fit and performance of industrial servitized smes[J]. Journal of service management, 2018, 29(2): 301-328.
- [31] ADRODEGARI F, SACCANI N. A maturity model for the servitization of product-centric companies[J]. Journal of manufacturing technology management, 2020, 31(4): 775-797.
- [32] NILSSON W. Positive institutional work: exploring institutional work through the lens of positive organizational scholarship[J]. Academy of management review, 2015, 40(3): 370-398.
- [33] KAPTEIN M. The battle for business ethics: A struggle theory[J]. Journal of business ethic, 2017, 144(2): 343-361.
- [34] LAM L W, AICHIA C, CHI-SUM W, et al. A typology of three-way interaction models: applications and suggestions for asian management research[J]. Asia pacific journal of management, 2019, 36(1): 1-16.
- [35] BENTLER P M, CHOU C P. Practical issues in structural modeling[J]. Sociological methods and research, 1987, 16(1): 78-117.
- [36] CHATTERJEE S, MOODY G, LOWRY P B, et al. Information technology and organizational innovation: harmonious information technology affordance and courage-based actualization [J]. The journal of strategic information systems, 2020, 29(1): 1-23.
- [37] WAMBA S F, GUNASEKARAN A, AKTER S, et al. Big data analytics and firm performance: effects of dynamic capabilities[J]. Journal of business research, 2017, 70: 356-365.
- [38] GEBAUER H, PUETZ F, FISCHER T, et al. Service orientation of organizational structures [J]. Journal of relationship marketing, 2009, 8(2): 127-147.
- [39] TRONVOLL B, SKLYAR A, SORHAMMAR D, et al. Transformational shifts through digital servitization [J]. Industrial marketing management, 2020, 89: 293-305.
- [40] YAN K, LI G, CHENG T C E. The impact of service-oriented organizational design factors on firm performance: The moderating role of service-oriented corporate culture[J]. International journal of production economics, 2020, 228, 107745.
- [41] LI G, YAN K, WEI Z, et al. Can servitization enhance customer loyalty? The roles of organizational it, cosial media, and service-oriented corporate culture[J]. IEEE tranrostions on engineering management, 2021, 70(1): 40-54.
- [42] KOCK F, BERBEKOVA A, ASSAF A G. Understanding and managing the threat of common method bias: detection, prevention and control[J]. Tourism management, 2021, 86(5): 104330.
- [43] TSENG H T, AGHAALI N, HAJLI N. Customer agility and big data analytics in new product context [J]. Technological forecasting and social change, 2022, 180: 121690.
- [44] GUPTA S, JUSTY T, KAMBOJ S, et al. Big data and firm marketing performance: findings from knowledge-based view[J]. Technological forecasting and social change, 2021, 171(10): 120986.
- [45] CHRISTIANE L, ALEXANDER W, JAN V B, et al. How big data analytics enables service innovation: materiality, affordance, and the individualization of service[J]. Journal of management information systems, 2018, 35(2): 424-460.
- [46] KOLAGAR M, PARIDA V, SJODIN D. Ecosystem transformation for digital servitization: a systematic review, integrative framework, and future research agenda[J]. Journal of business research, 2022, 146(C): 176-200.
- [47] 汪志红, 周建波. 数字技术可供性对企业商业模式创新的影响研究[J]. 管理学报, 2022, 19(11): 1666-1674.
- [48] TIM Y, PAN S L, BAHRI S, et al. Digitally enabled affordances for community-driven environmental movement in rural malaysia[J]. Information systems journal, 2018, 28(1): 48-75.
- [49] NAIK P, SCHROEDER A, KAPOOR K K, et al. Behind the scenes of digital servitization: actualising IoT-enabled affordances[J]. Industrial marketing management, 2020, 89: 232-244.

Research on Manufacturing Enterprises' Servitization Strategies and Enterprise Performance from the Perspective of Big Data Analytics Affordances

LI Yu, ZHANG Jin-hua, CHEN Yu-xi

(School of Business Administration, Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116025, China)

Summary: In order to obtain insights conducive to servitization, manufacturing enterprises can analyze the data generated by users in using products. Therefore, the application of big data analytics technology has driven the servitization and upgrading of manufacturing enterprises. It is worth noting that there are various types of servitization strategies, and the driving process of big data analytics for different servitization strategies is not consistent. However, existing research lacks detailed theoretical analysis and empirical research on this issue.

To explore whether big data analytics can effectively support all types of services and improve enterprise performance, this paper uses the technology affordance theory to test the moderating effect of big data analytics affordances on the relationship between servitization strategies and enterprise performance. In addition, it explores whether organizational courage can promote the perception and achievement of big data analytics affordances in service-oriented manufacturing enterprises, that is, to examine the triple moderation of servitization strategies, big data analytics affordances, and organizational courage on enterprise performance. This paper analyzes 370 valid questionnaires and uses the ΔR^2_{mo} indicator to measure the size of the moderation of big data analytics affordances on the relationship between servitization strategies and enterprise performance. The research findings are as follows. First, the three types of servitization strategies have a positive impact on enterprise performance. Second, the big data analytics affordances exert a positive moderating effect on the relationship between the three types of servitization strategies and enterprise performance, with the strongest effect observed in the relationship between result-oriented services and enterprise performance, followed by the relationship between customer-oriented services and enterprise performance and then the relationship between product-oriented services and enterprise performance. Third, as organizational courage increases, the moderating effect of big data analytics affordances will be strengthened; in other words, servitization strategies, big data analytics affordances, and organizational courage can moderate enterprise performance.

The main contributions of this paper are as follows. First, Big data analytics affordances exert a positive moderating effect on the relationship between the three types of servitization strategies and enterprise performance and this moderating effect is the most significant in the relationship between result-oriented services and enterprise performance. There is few studies focused on the transformative role of big data analytics in servitization and sorted out the specific connections between big data analytics and each level of servitization strategies. Second, This paper elucidates how the three types of servitization strategies can effectively utilize the three types of big data analytics affordances (customer behavior pattern spotting, real-time market responsiveness, and data-driven market ambidexterity). Previous studies have not explained how enterprises specifically use this resource or capability. Third, This paper reveals that when organizational courage and the big data analytics affordances are both at a high level, enterprises experiencing servitization will clarify their own needs, understand the value of big data analytics, and accept the existence of potential risks, and significantly strengthening the positive effect of servitization strategies on enterprise performance.

Key words: servitization strategy; big data analytics affordances; organizational courage; enterprise performance; triple moderation model

(责任编辑:李明齐)