

制造业大数据的发展与展望

徐颖, 李莉

同济大学电子信息与工程学院, 上海 201804

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51475334, 71540022)

通信作者: 李莉, lili@tongji.edu.cn 收稿/录用/修回: 2017-11-07/2018-03-30/2018-04-20

摘要

随着大数据时代的到来, 大数据对制造业的影响越来越明显. 把握大数据时代带来的机遇, 正确合理地进行传统制造业的转型升级尤为重要. 本文首先归纳总结了制造业大数据的含义, 突出制造业大数据是贯穿制造业整个价值链的、可通过大数据分析等技术实现智能制造快速发展的海量数据; 其次, 举例说明了制造业大数据发展和应用的三个阶段; 然后从价值链出发, 具体分析了大数据对研发与设计、供应、生产、营销和售后服务五方面的影响, 体现了价值链由生产驱动向需求驱动的转变趋势; 最后从大数据存储、大数据分析技术和数据安全与隐私三个角度分析了制造业大数据面临的挑战, 并提出对中国传统制造业转型升级的展望.

关键词

转型升级
制造业大数据
价值链
挑战

中图法分类号: TP273

文献标识码: A

Development and Prospect of Manufacturing Big Data

XU Ying, LI Li

School of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China

Abstract

With the advent of the big data age, the influence of big data on manufacturing has become increasingly obvious. It is very important to use the advantage to reasonably transform and upgrade traditional manufacturing. We summarize the definitions of big data in manufacturing. It emphasizes that manufacturing big data comprising volumes of data through the whole value chain can be used to improve intelligent manufacturing, using big data analysis and other technologies. We illustrate three processes in the development and applications of manufacturing big data with examples. Afterwards, we analyze the effects on value chain from five aspects in detail: research and design, supply, production, marketing, and post-sales service, which reflects the transformation trend from production-driven to demand-driven. Finally, we analyze the challenges faced by manufacturing big data from three perspectives: big data storage, big data analysis technologies, and big data safety and privacy, and propose the prospects for Chinese traditional manufacturing.

Keywords

transformation and updating;
manufacturing big data;
value chain;
challenges

0 引言

在过去二十年中, 不同领域的数据飞速增长, 大数据一词应运而生, 医疗大数据、制造业大数据、交通大数据无不在提醒着人们“人类正从IT时代走向DT时代”. 研究表明, 目前人类每天产生的数据量为25亿字节, 预计2020年全球数据量将超过40ZB(如图1).

对于制造业而言, 大数据并不是一个完全陌生的名词. 从20世纪80年代起, 制造业就开始利用历史数据库来管理生产过程中的数据. 随着工业4.0时代的到来, 制造企业产生的数据也呈现出爆炸性增长的趋势. 无论是公司企业还是政

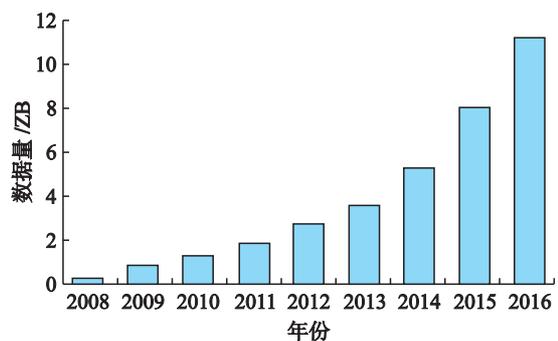


图1 近几年全球数据量增长趋势
Fig.1 Growth trend of global data in recent years

府机构,对制造业大数据的关注度日益增长.从 Donovan 等^[2]的调查中可以发现,从 2012~2013 年制造业大数据相关的出版量增加了 180%,而从 2013~2014 年更是增加 242.9%之多.目前,虽然很多机构和学者都对大数据、工业大数据和制造业大数据进行了定义,但大数据仍是一个抽

象的概念,“大数据”和“大量数据”之间的区别仍很模糊.表 1 中列出了与大数据相关的一些定义^[3-11],其中 Villars 等^[3]的观点获得了学术界的普遍认可.根据这些定义,可以将制造业大数据归纳为:贯穿制造业整个价值链的、可通过大数据分析等技术实现智能制造的快速发展的海量数据.

表 1 制造业大数据定义

Tab.1 The definitions of manufacturing big data

作者	大数据定义	
大 数 据	Gartner	大数据是一种难以用传统工具存储和分析的信息资产,具有高增长率和多样化的特点,对大数据的充分挖掘将为企业带来更强的决策力、洞察发现力.
	Villars 等 ^[3]	大数据是新一代技术和架构,通过对大数据的高速获取、发现、存储和分析使企业或组织获取大数据的价值.
	Luo ^[4]	与传统数据相比,大数据体量更大、更多样化、来源更多,它不仅仅是简单的数据量或是云计算应用,它的关键在于可以在大量数据中获得有价值的信息.
	Seref 等 ^[5]	大数据是一种具有大体量、多样化和复杂结构的数据,在存储、分析和可视化方面存在一定困难.
	Wielki ^[6]	大数据具有体量大、多样化和处理速度快的特征,很难用标准的数据库管理或分析工具进行处理.
	Wan 等 ^[7]	制造业大数据是设备数据、产品数据和需求数据的集合,可通过进一步分析和利用创造价值.
制 造 业 大 数 据	Addo-Tenkorang 等 ^[8]	工业大数据是一种来源广泛、快速增长的数据,对工业既有挑战,也能为其创造价值.
	李杰 ^[9]	工业大数据是以工业系统的数据收集、特征分析为基础,对设备、装备的质量和生产效率以及产业链进行更有效的优化管理,并为未来的制造系统搭建无忧的环境.
	顾新建等 ^[10]	制造业大数据不仅仅是来源广、种类多、呈指数增长的海量数据,也包括信息知识,正确分析与利用将为企业甚至整个制造业创造巨大价值.
	Mourtzis 等 ^[11]	制造业大数据是来自不同系统、设备和应用程序的不断激增的数据,很难在短时间收集、管理和分析.

2 制造业大数据的发展阶段及应用

虽然大数据这一词近年来才被媒体炒得火热,但早在 20 世纪 80 年代,Toffler 便在《第三次浪潮》中将大数据描述成“第三次浪潮的华丽乐章”.90 年代大数据开始影响着制造业的发展,并促进制造业的变革,其发展及应用主要经历了以下三个阶段.

第一阶段(1990~2000):20 世纪 90 年代,设备作为制造业的重要组成部分,直接影响着企业的经济效益,所以一旦设备出现故障将会对企业造成巨大损失.因此公司研发了以远程监控和数据采集与管理为主要技术的产品监控系统,通过传输设备对产品进行实时监控,大大减少了由于故障造成的损失.OTIS 是世界上最大的电梯制造公司,1998 年该公司推出电梯远程监控中心 REM(remote elevator maintenance),该监控中心通过获取电梯的运行数据,不仅可以对电梯进行远程监督与故障维修,还能在发生突发情况时与用户及时联系,保障用户安全^[12].

第二阶段(2001~2010):与第一阶段的远程监控不同,第二阶段采用大数据中心综合管理产品,通过数据分析软件从数据中挖掘价值,为产品的使用和管理提供最优的解决方案.以法国为例,受大数据时代影响,法国加大了信息系统建设,于 2006 年建设了 16 个重大的数据中心项目^[13].其中,法国电信旗下企业 Orange 在法国高速公路数据检测的基础上,利用大数据中心进行数据挖掘与分析,通过云计算系统为车辆提供实时准确的道路信息,为用户的出行提供便利.

第三阶段(2010 年至今):即“工业大数据”时代.为满足制造业大数据的业务需求,大数据中心开始向大数据分析平台转变,该平台集大数据集成技术、大数据存储技术、大数据处理技术、大数据分析技术和大数据展示技术为一体,可以满足多种类型的数据获取与存储,且在性能方面具有高容错性、高安全性和低成本等特点.目前数据分析平台主要有以工具为主和以解决方案为主两种形式.以工具为主的平台,比如 IMS(intelligence maintenance system)与美国 NI(national instruments)合作开发的基于 LabVIEW 的 Watchdog Agent,该系统以制造透明化的特征确保信息获取的正确性,便于管理者做出正确的评估;而且它还可以通过大数据分析工具有针对性地满足用户不同方面的要求,为他们提供解决问题的方案;GE 的工具互联网 Predix 是以解决方案为主的平台(solution-based ecosystem platform)的典型例子,在该平台上开发者与用户可以自由沟通,由用户提出需求,开发者根据其需求开发出定制化的数据分析和应用解决方案.

3 制造业大数据在价值链中的影响

价值链一词最早由迈克尔·波特于 1985 年在《竞争优势》一书中提出.价值链主要由基本活动和支持活动组成,如图 3 所示.随着大数据时代的到来,价值链呈现出由生产驱动向需求驱动的变化趋势^[14].本节将分别从研发与设计、供应、生产、营销和售后服务五方面具体分析大数据对价值链的影响.

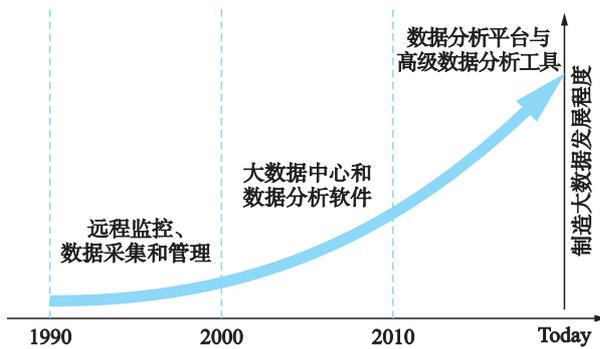


图2 制造业大数据的发展阶段
Fig.2 Development stage of manufacturing big data

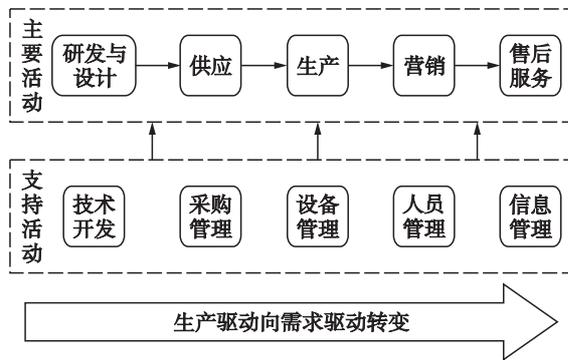


图3 价值链的构成
Fig.3 Component of value chain

3.1 研发与设计

客户是产品销售的终端,如何设计出客户需要且满意的产品是研发与设计的目标.传统制造业主要凭借自身经验预估市场需求量,用流水线大批量生产产品,再通过市场营销等手段增加产品销售量^[15-17].这种模式虽然可以生产出低成本的同质量产品,但造成的后果是热销的产品往往供不应求,而滞销的产品则无人问津.这一现象的原因主要是企业对市场缺乏了解,而消费者也无法将自己的想法传达给企业.互联网技术和数据分析技术的发展通过数据将企业与用户联系在一起,基于数据驱动的产品研发与设计^[18]应运而生,一方面通过按需生产^[19],有效避免传统制造业中供求不平衡的状况;另一方面针对用户需求,实现个性化定制^[20].基于数据驱动的产品研发与设计包括两个方面:“产品—数据—产品”和“数据—产品—数据”.

“产品—数据—产品”模式主要通过用户需求的“具体数据”设计产品,如图4所示.其设计生产的具体步骤如下:

- 1) 由经验丰富的设计师确定所需生产的产品类别;
- 2) 针对产品调研用户需求的具体数据,包括产品材质、颜色等;
- 3) 对数据进行处理分析,预测产品的设计元素,生产产品^[21];
- 4) 当产品投入市场后,通过市场销售数据和客户反馈调整设计和产量.

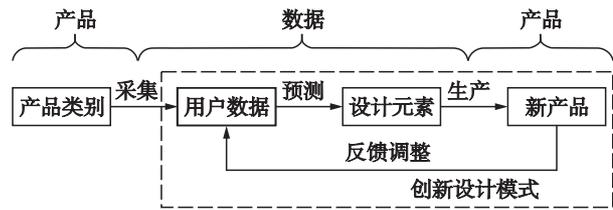


图4 “产品—数据—产品”创新设计模式
Fig.4 “Product-data-product” innovation design pattern

“数据—产品—数据”模式从产品所处环境出发,通过“抽象数据”分析出产品所具备的功能,有针对性地设计出新产品,如图5所示.其设计生产流程如下:

- 1) 调研情境空间,包括产品的环境、用户的体验等,并选取有价值的抽象数据;
- 2) 以问题为导向,确定产品所具备的功能;
- 3) 产品设计与开发;
- 4) 分析产品使用过程中的反馈数据,优化产品设计.

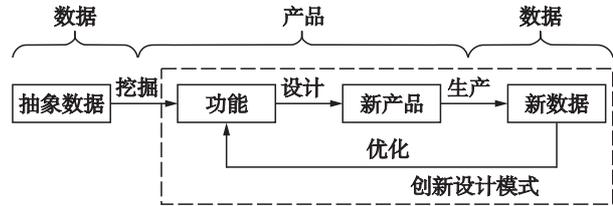


图5 “数据—产品—数据”创新设计模式
Fig.5 “Data-product-data” innovation design pattern

3.2 供应

早在20世纪60年代,供应链物流管理^[22](supply chain logistics management, SCLM)这一概念便被提出,主要致力于降低成本和改善服务^[23].随着信息技术和计算机的应用,企业资源规划、物料需求计划、客户关系管理、供应商库存管理等^[24]不断发展,SCLM的重点又转向保证收支平衡和提供可靠可测的服务上.如今,大数据环境下SCLM又面临了新的挑战,最典型的就是在生产过程中对制造资源缺乏及时准确的信息,导致物流、生产、原材料得不到合理的安排^[25].为改善这一问题,需要对生产流程进行实时跟踪和追溯^[26].供应链分析通过获取内部和外部数据为物流供应提供决策,降低供应链风险,提高运营的灵活性和服务质量^[27].随着供应链数据的不断增长、数据存储成本的降低、数据处理速度的不断加快、数据分析工具的简化以及可视化技术^[28]的发展,供应链将会有更大的突破性发展.

3.3 生产

大数据对生产流程的影响主要体现在以下三方面:

- 1) 柔性化生产.用户对产品的个性化需求迫使传统制造业向小批量、多样化的产品生产模式^[29]转变,但单纯的个性化产品定制费时费力,虽然产品可以更符合用户的预期,且单件产品的收入有所增加,但同时也意味着企业的成本增加和产量下降,这并不能为企业带来理想的效益.因此,制造业开始采用同时具备两者优点的大规模定

制方法. 以青岛红领集团为例, 其红领西装个性化定制不仅为用户完成了“一人一款”的私人订制, 也使得红领集团在产业低迷的环境下一枝独秀.

2) 模拟与实时监控. 在传统制造业中, 研发、设计、生产各部门产生的数据都相互独立, 快速提取十分困难, 而对这些数据进行整合分析更是难上加难. 文[30]提出将物联网应用到制造业领域, 形成制造物联网 (Internet of Manufacturing Things, IoMT), 不仅可以通过传感器测量的动态参数对整个生产过程进行实时监控, 还可以通过对实时制造数据的处理和集成实现管理层、车间层和机器层的无缝连接, 实现最优控制和决策. 产品生命周期管理 (Production Lifecycle Management, PLM) 平台通过对产品生产流程搭建模型, 在快速处理数据的同时进行实时监控, 确保企业内部的协同工作, 减少了故障的风险, 缩短了产品的生产周期, 实现了柔性生产^[31].

3) 清洁生产. 制造业的迅速发展为能源和环境都带来了巨大的压力, 国内外企业都在寻求一种环保的可持续的生产模式. 基于产品生命周期的清洁生产因其所能提供的经济、环境和社会效益^[32]而受到大家的追捧. 基于产品生命周期的清洁生产^[33]主要体现在服务驱动、生产资源感知、产品状态实时监控和动态优化上, 通过将物联网技术应用到产品生命周期的每一个阶段, 构建出一个智能制造和维护的环境. 然后利用大数据分析的理论和方法从生命周期数据确定生产模式, 实现生产和维护的科学管理、技术工艺的更新、产品设计的提高、服务模式的改进、生产材料的清洁和材料的循环再生^[34].

3.4 营销

随着电子商务的发展和大数据数据库分析的兴起, 企业越来越重视大数据营销, 例如淘宝的生意参谋市场行情, 不仅为店铺分析出买家特征, 使卖家有针对性地进行销售, 还为店铺提供市场行情, 了解行业动态. 如今互联网技术的发展使得数据采集已不再成为问题, 也为基于大数据的精确营销^[35]提供一个良好的基础. 在基于大数据的精确营销中 (如图 6 所示), 数据是基础, 为达到精确营销, 首先得了解客户的需求、市场的动态等; 数据分析和建模是手段, 机器学习、人工智能等算法^[36]在处理大数据中发挥了重要的作用; 精确营销策略是目的, 通过大数据分析结果有根据地进行顾客分割、市场预测、产品的定位、定价和宣传^[37]等, 提高企业的动态能力和适应能力, 增强企业的竞争优势.

3.5 售后服务

传统制造业往往意味着有形产品的生产, 而如今的消费者要求的是有形产品和各种增值服务的结合^[38], 如售后服务. 为更好地迎合消费者需求, 许多行业如航空、汽车、电子等都纷纷提出良好的售后服务, 而这也为他们带来了很大的利润. 随着大数据技术的不断发展, 售后服务不再局限于单纯的维修和更换, 是利用大数据的准确性、清晰性和洞察力提高了智能化水平^[39]. 以米其林公司为例^[40]. 众所周知, 米其林是一家著名的轮胎制造商. 但是 2013 年, 它却推出了一项名为 Dubbed EFFIFUEL 的货运

方案, 目的在于减少燃油的消耗, 并通过对里程的计算为客户提供相应质量的轮胎. 首先, 利用轮胎上的传感器获取车辆相关的数据, 如燃油消耗、胎压、胎温、车速以及位置等数据信息; 其次, 再将传感器获得的数据利用云服务器上传给米其林的专家团队, 基于专家分析结果为车队提供专业的意见乃至人性化的技术指导, 这是米其林销售的服务; 同时, 针对不同的车型不同的人员, 米其林还为其推荐合适的轮胎, 这是米其林销售的产品. 通过这种产品与服务结合的形式, 不仅减少了货运公司在轮胎维护等方面遇到的困难, 也为米其林赢得了好的口碑.

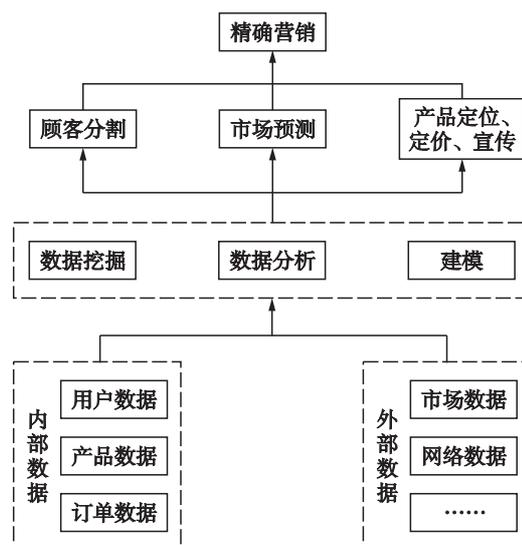


图 6 数据驱动的精确定营销

Fig.6 Data-driven price marketing

数据价值链作为“未来知识经济的中心”^[41], 是制造业大数据和价值链的高效融合. 通过数据采集、数据存储、数据分析及数据使用等手段充分挖掘数据中的隐藏信息, 实现价值链的全流程优化, 为研发设计、智能仓储、智能生产、市场预测和售后服务等提供关键性决策, 从而增强企业竞争力.

4 制造业大数据的挑战

麦肯锡公司在报告中指出大数据的出现可以充分发挥经济能力, 大大提高企业和部门的生产力和竞争力, 为消费者创造巨大的利益. 据估计, 如果大数据能够被创造性地有效地用来提高效率和质量, 将为美国减少 8% 的医疗支出, 为零售商提高 60% 以上的利润, 为欧洲政府节省 1 000 亿欧元^[42]. 此外, 报告还指出, 就大数据产生的数量而言, 制造业远远超过其他行业, 且被接入的设备数量也远超移动互联网, 数据量的庞大以及惊人的增长速度对数据存储、管理和分析提出了巨大的挑战.

首先是大数据的存储. 传感器技术、数据采集系统和数据挖掘技术的不断发展使数据呈现出复杂化、多样化和动态增长等特征^[43], 传统的分布式存储技术已经无法满足大数据存储的需要, 在处理和查询大数据方面更是力不从心^[44]. 一是可扩充性, 数据的海量增长要求海量数据存

储系统具有相应等级的扩展能力,同时通过分布式文件系统和分布式数据库存储资源的配合使用实现对文件系统的高效管理^[45]。二是可靠性,虽然大数据的存储较传统数据库而言对准确性的要求没有那么高,但数据准确性仍是不可忽略的问题。目前大数据应用程序具有独立的源和分散控制功能,所以一些数据挖掘便在分布式站点中进行,然后再集成到一个集中式的挖掘站点。这种做法的缺点在于每个站点收集到的数据偏差较大,因此构建的决策或模型也有较大出入。这就要求大数据挖掘系统具有信息交换和融合机制,以保证所有分布式站点的协同工作与全局优化。三是高效性,实时有效的数据处理和分析对提高产品质量和精确市场把控等方面具有重要作用。传统数据挖掘的“载入再处理”模式只适用于小规模数据的处理,为实现对大规模数据的处理需要利用具有高性能计算的集群计算机平台,通过将数据挖掘任务分成许多小任务分配给一个或多个计算节点,实现并行计算^[46]。除此之外,对数据进行合理的过滤、压缩和表示,提高原始数据的价值,对于降低数据存储的成本具有重要作用。

其次是大数据技术。虽然大数据中蕴藏着巨大的价值,但由于实际情况下,获取的数据往往存在冗余、误差和大量噪声等问题,数据质量很难保证,导致从大数据中获取价值十分困难。针对大数据价值密度小的特点,首先要从源头上控制数据的质量,通过建立多模态大数据融合计算的理论和算法,实现对数据地高效过滤,在保证数据高质量的同时对数据进行精准整合。虽然目前数据分析技术在不断发展,但数据分析技术在制造业中的应用还很局限。智能制造不仅包括车间产品的装配,还包括质量控制、寿命预测^[47]与维护、资源管理、制造系统控制和客户参与等复杂过程,如何将不同产品全生命周期的数据进行合理整合,如何利用机器学习算法进行数据降维,如何通过数据分析实现智能决策都是目前制造业亟待解决的问题。此外,对制造业大数据的分析除了需要先进的算法工具,更重要的是要结合工业场景和应用原理的领域知识,即数据的分析者不仅要了解智能算法非常了解,还要把控整个生产系统的流程。这也导致了两个非常重要的挑战^[48]:一是人才的严重缺失,对大数据分析人才的培养更加困难。其次,“数据分析工具+领域知识”的模式使得大数据分析模型都针对具体的应用,而很难具有普适性。

最后是数据安全与隐私^[49]。随着互联网的发展,数据量飞速增长,给动态数据安全的监控和隐私保护带来了极大的挑战。数据安全方面,由于大数据的大规模和多样性,中小规模数据的加密方式无法满足大数据的要求,因此需要开发高效的大数据加密方法,一方面对结构化、半结构化和非结构化数据进行安全管理、访问控制和安全通信,比如设置访问权限,数据监控等,另一方面在保证效率的前提下,实现数据的隔离性、机密性、完整性、可用性、可控性和可跟踪性。数据隐私,主要是指用户的个人隐私,从数据的采集、存储、运输和使用过程中,数据都有可能泄露。近年来数据隐私性技术逐渐成为相关领域的焦点,这种技术主要致力于实现数据挖掘过程中数据损失

的最小化和用户隐私保护的最大化^[50-51],但是由于数据隐私和数据信息量本身的矛盾性和技术发展的局限性,目前还没有出现比较好的解决办法。

5 中国传统制造业展望

近几年,中国制造业发展速度不断加快,产业规模不断扩大,产品产量不断增长,制造业国际地位大幅提升,中国成为世界制造业第一大国。同时中国政府颁布了《中国制造2025》等一系列政策文件,明确了发展智能制造的发展方向,为中国制造业转型升级创造了良好的发展环境。本文通过分析目前国内制造业发展境况,从生产模式、产业链和制造方式三方面对中国传统制造业进行展望。

1) 生产模式转型:由资源消耗向可持续发展转变。制造业的不断发展伴随着能源压力的增大和环境污染的加重^[52],以中国为代表的发展中国家急需利用大数据带来的技术与优势,实现生产的可持续发展。Amoros^[53]认为大数据将解决未来几代人面临的最具挑战性的问题——环境问题,如绿色供应链^[54]、清洁生产等,通过从绿色采购、绿色制造、绿色营销、废品回收等方面对产业流程进行优化,实现“资源—产品—废物—可再生资源”的循环,实现低投入—高产出、低消耗、少排放的可持续发展方式。

2) 产业链转型:由劳动密集型向知识密集型转变。目前,由于中国在劳动力在数量和成本上的优势,其制造业主要以劳动密集型和资本密集型为主,但随着人工智能时代的到来,各种具有人类智能的机器或系统不断刷新人们对工具的认识,劳动力不再成为竞争的优势。除此之外,人们对个性化定制的需求也成为产业链转型的必然因素。因此中国制造业必须加强创新意识和投入,充分利用大数据时代带来的优势,向知识密集型服务业^[55]转变。由于大型企业研发模式已经固化,改变会带来巨大的成本,因此中小企业可以发挥自主创新能力优势,通过研发数据处理和分析工具提供特色化的数据服务,大型企业通过数字制造将价值链各部分的进行集成,从而实现资源的合理配置,降低成本并提高企业利润。

3) 制造方式转型:由传统制造向智能制造转变。随着制造大数据的不断发展,生产方式及生产环境变得越来越多样化,传统的集中式制造过程规划、调度和控制机制的不灵活性逐步体现出来,且在很大程度上限制了制造系统的可扩展性和可重构性。目前,制造企业从原材料采购、生产制造,到产品销售与流通,所有经营生产过程正朝着数据化和智能化方向发展,数据的不断累积以及数据算法和模型不断发展成熟,为人工智能融入到制造业提供了条件,进而促进企业从传统生产向智能生产转型。以GE公司提出“卓越工厂(Brilliant Factory)”为例,该工厂旨在通过数字制造实现价值链各部分的集成,设计师、工程师和操作员之间通过“数字线”进行协作,共同完成产品的一系列流程。卓越工厂还具备模拟单个制造过程和整个制造系统的功能,可在早期优化产品生产的成本、质量和时间。通过人与设备的有机协作,在物联网的管控下提高企业的效益与竞争力,促进企业发展。

参考文献

- [1] Gantz J, Reinsel D. Extracting value from chaos[J]. IDC Iview, 2011, 1142(2011): 1-12.
- [2] O'Donovan P, Leahy K, Bruton K, et al. Big data in manufacturing: A systematic mapping study[J]. Journal of Big Data, 2015, 2(1): 1-22.
- [3] Villars R L, Olofson C W, Eastwood M. Big data: What it is and why you should care[R]. White Paper, IDC., 2011: 14.
- [4] Luo S, Wang Z, Wang Z. Big-data analytics: Challenges, key technologies and prospects[J]. ZTE Communications, 2013, 2: 11-17.
- [5] Sagioglu S, Sinanc D. Big data: A review[C]//2013 International Conference on Collaboration Technologies and Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2013: 42-47.
- [6] Wielki J. Implementation of the big data concept in organizations-possibilities, impediments and challenges[C]//2013 Federated Conference on Computer Science and Information Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2013: 985-989.
- [7] Wan J, Tang S, Li D, et al. A manufacturing big data solution for active preventive maintenance[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 2(16): 2039-2047.
- [8] Addo-Tenkorang R, Helo P T. Big data applications in operations/supply-chain management: A literature review[J]. Computers & Industrial Engineering, 2016, 101: 528-543.
- [9] Lee J. Industrial big data: The revolutionary transformation and value creation in industry 4.0 era[M]. Beijing: China Machine Press, 2015: 5-6.
- [10] 顾新建, 代风, 杨青梅, 等. 制造业大数据顶层设计的内容和方法(上篇)[J]. 成组技术与生产现代化, 2015, 32(4): 12-17.
Gu X J, Dai F, Yang Q M, et al. Contents and methods of top-level design of big data of manufacturing industry (Part 1)[J]. Group Technology & Production Modernization, 2015, 32(4): 12-17.
- [11] Mourtzis D, Vlachou E, Milas N. Industrial big data as a result of IoT adoption in manufacturing[J]. Procedia Cirp, 2016, 55: 290-295.
- [12] 冯肇辉. 远程监控在电梯上的应用[J]. 中华民居(下旬刊), 2014, 4: 180.
Feng Z H. Remote monitoring of applications on elevators[J]. Chinese Homes, 2014, 4: 180.
- [13] 杨杨, 杨晓倩. 法国数字经济税收相关问题探析——基于全球 BEPS 行动计划[J]. 税收经济研究, 2015, 20(4): 7-12.
Yang Y, Yang X Q. Analysis of the French digital economy tax-based on the global BEPS action plan[J]. Tax and Economic Research, 2015, 20(4): 7-12.
- [14] 蒙丹. 全球价值链驱动机制演变趋势及启示[J]. 发展研究, 2011(2): 11-14.
Meng D. The evolution trend and enlightenment of global value chain driving mechanism[J]. Development Research, 2011(2): 11-14.
- [15] Smith S, Smith G C, Jiao R, et al. Mass customization in the product life cycle[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2013, 24(5): 877-885.
- [16] Wu D, Greer M J, Rosen D W, et al. Cloud manufacturing: Drivers, current Status, and future trends[C]//ASME 2013 International Manufacturing Science and Engineering Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2013: 1-10.
- [17] Nunan D, Di Domenico M. Market research & the ethics of big data[J]. International Journal of Market Research, 2013, 55(4): 505-520.
- [18] Yu C, Zhu L. Product design pattern based on big data-driven scenario[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2016, 8(7): 1-9.
- [19] Kusiak A. Break through with big data[J]. Industrial Engineer, 2015, 47(3): 38-42.
- [20] Wen X, Zhou X. Servitization of manufacturing industries based on cloud-based business model and the down-to-earth implementary path[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2016, 87(5/6/7/8): 1491-1508.
- [21] Krumeich J, Jacobi S, Werth D, et al. Big data analytics for predictive manufacturing control - A case study from process industry[C]//IEEE International Congress on Big Data. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2014: 530-537.
- [22] Eccles H E. Logistics-what is it? [J]. Naval Research Logistics Quarterly, 1954, 1(1): 5-15.
- [23] Islam D M Z, Meier J F, Aditjandra P T, et al. Logistics and supply chain management[J]. Research in Transportation Economics, 2013, 41(1): 3-16.
- [24] Stock J R. Supply chain management: A look back, a look ahead[J]. Supply Chain Quarterly, 2013(2): 22-26.
- [25] Lu Y K, Liu C Y, Ju B C. Cloud manufacturing collaboration: An initial exploration[C]//2013 Third World Congress on Software Engineering. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 163-166.
- [26] Zhang Y, Zhang G, Wang J, et al. Real-time information capturing and integration framework of the Internet of manufacturing things[J]. Applied Mechanics & Materials, 2015, 28(8): 811-822.
- [27] Ittmann H W. The impact of big data and business analytics on supply chain management[J]. Speculum, 2015, 9(1): 1-9.
- [28] Prest G, Sopher S. Innovations that drive supply chains[J]. Supply Chain Management Review, 2014, 18(3): 42-49.
- [29] Zhang Y F, Qu T, Ho O K, et al. Agent-based smart gateway for RFID-enabled real-time wireless manufacturing[J]. International Journal of Production Research, 2011, 49(5): 1337-1352.
- [30] Zhong R Y, Dai Q Y, Qu T, et al. RFID-enabled real-time manufacturing execution system for mass-customization production[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2013, 29(2): 283-292.
- [31] Ballot E, Gobet O, Montreuil B. Physical Internet enabled open hub network design for distributed networked operations[M]. Service Orientation in Holonic and Multi-Agent Manufacturing Control. Berlin, Germany: Springer, 2012: 279-292.
- [32] Fang J, Huang G Q, Li Z. Event-driven multi-agent ubiquitous manufacturing execution platform for shop floor work-in-progress management [J]. International Journal of Production Research, 2013, 51(4): 1168-1185.

- [33] Hazen B T, Boone C A, Ezell J D, et al. Data quality for data science, predictive analytics, and big data in supply chain management: An introduction to the problem and suggestions for research and applications[J]. *International Journal of Production Economics*, 2014, 154(4): 72–80.
- [34] Zhong R Y, Xu C, Chen C, et al. Big data analytics for physical Internet-based intelligent manufacturing shop floors[J]. *International Journal of Production Research*, 2017, 55(9): 2610–2621.
- [35] Ducange P, Pecori R, Mezzina P. A glimpse on big data analytics in the framework of marketing strategies[J]. *Soft Computing*, 2017(5/6): 1–18.
- [36] Xu Z, Frankwick G L, Ramirez E. Effects of big data analytics and traditional marketing analytics on new product success: A knowledge fusion perspective[J]. *Journal of Business Research*, 2016, 69(5): 1562–1566.
- [37] Erevelles S, Fukawa N, Swayne L. Big data consumer analytics and the transformation of marketing[J]. *Journal of Business Research*, 2016, 69(2): 897–904.
- [38] Li X, Li Y, Cai X, et al. Service channel choice for supply chain: Who is better off by undertaking the service? [J]. *Production & Operations Management*, 2016, 25(3): 516–534.
- [39] Du Y. Research on optimization of automobile after-sale service supply chain network eased on big data processing[J]. *Iberian Association for Information Systems and Technologies*, 2016(11): 106–117.
- [40] 张旭梅, 但斌, 韩小鹏, 等. 现代制造服务——理论与实践[M]. 北京: 科学出版社, 2015: 21–22.
Zhang X M, Dan B, Han X P, et al. *Modern manufacturing services: Theory and practice*[M]. Beijing: Science Press, 2015: 21–22.
- [41] Curry E. The Big data value chain: Definitions, concepts, and theoretical approaches[M]//*New Horizons for a Data-Driven Economy*. Berlin, Germany: Springer, 2016.
- [42] Manyika J, Chui M, Brown B, et al. Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity[R]. New York, NJ, USA: McKinsey Global Institute, 2011: 1–2.
- [43] Birney E. The making of ENCODE: Lessons for big-data projects[J]. *Nature*, 2012, 489(7414): 49–51.
- [44] 蔡佳慧, 张涛, 宗文红. 医疗大数据面临的挑战及思考[J]. *中国卫生信息管理杂志*, 2013(4): 292–295.
Cai J H, Zhang T, Zong W H. Challenges and considerations of the big data of medicine[J]. *Chinese Journal of Health Informatics & Management*, 2013(4): 292–295.
- [45] Wu X, Zhu X, Wu G Q, et al. Data mining with big data[J]. *IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering*, 2013, 26(1): 97–107.
- [46] 曹刚. 大数据存储管理系统面临挑战的探讨[J]. *软件产业与工程*, 2013(6): 34–38.
Cao G. Discussion of challenges from the big data storage management system[J]. *Software Industry and Engineering*, 2013(6): 34–38.
- [47] 胡昌华, 施权, 司小胜, 等. 数据驱动的生命预测和健康管理技术研究进展[J]. *信息与控制*, 2017, 46(1): 72–82.
Hu C H, Shi Q, Si X S, et al. Data-driven life prediction and health management: State of the art[J]. *Information and Control*, 2017, 46(1): 72–82.
- [48] Chen J, Chen Y, Du X, et al. Big data challenge: A data management perspective[J]. *Frontiers of Computer Science Selected Publications from Chinese Universities*, 2013, 7(2): 157–164.
- [49] Chen M, Mao S, Liu Y. Big data: A survey[J]. *Mobile Networks & Applications*, 2014, 19(2): 171–209.
- [50] 孟小峰, 慈祥. 大数据管理: 概念, 技术与挑战[J]. *计算机研究与发展*, 2013(1): 146–169.
Meng X F, Ci X. Big data management: Concepts, techniques and challenges[J]. *Journal of Computer Research & Development*, 2013(1): 146–169.
- [51] 李翠平, 王敏峰. 大数据的挑战和机遇[J]. *科研信息化技术与应用*, 2013, 4(1): 12–18.
Li C P, Wang M F. Excerpts from the translation of challenges and opportunities with big data[J]. *e-Science Technology & Application*, 2013, 4(1): 12–18.
- [52] Kantola J, Liu Y, Zhang Y, et al. Call for papers for a special volume of the journal of cleaner production on “innovative products and services for sustainable societal development”[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2015, 93: 1–4.
- [53] Amoros L M. Can big data in line with the sustainable development goals enhance climate change resilience? Early warning systems, adaptation and resilience opportunities[D]. Nederland: Leiden University, 2016.
- [54] Pang Y, Hu L, Li H. Construction and evaluation of environment-friendly green supply chain in steel and iron manufacturing industry[J]. *Logistics & Supply Chain Research in China*, 2010, 42(1): 355–363.
- [55] 赵明霏, 曹红, 赵明飞, 等. 知识密集型服务业与制造业企业全要素生产率——基于中国工业企业数据的经验分析[J]. *技术经济与管理研究*, 2017(11): 108–112.
Zhao M F, Cao H, Zhao M F, et al. The influence of knowledge-intensive services on total factor productivity of China manufacturing industry—An empirical analysis based on China’s industrial enterprises database[J]. *Technoeconomics & Management Research*, 2017(11): 108–112.

作者简介

徐颖(1994–), 女, 硕士. 研究领域为数据管理与优化等.

李莉(1975–), 女, 博士, 教授, 系主任. 研究领域为基于数据的建模与优化、复杂制造系统调度、计算智能等.