

DOI:10.13196/j.cims.2017.01.019

主动制造——大数据驱动的新兴制造范式

姚锡凡, 周佳军, 张存吉, 刘 敏

(华南理工大学 机械与汽车工程学院, 广东 广州 510640)

摘要:新一轮工业革命将对制造业产生根本性影响,由此形成的基于社会信息物理系统的制造模式,将产生具有结构性、半结构性和非结构性的大数据。为了应对制造大数据的挑战,引入大数据分析技术与主动计算,尤其是事件驱动的主动计算,提出一种大数据驱动的新型制造模式——主动制造;构建了将组织符号学和“观察—定向—决策—行动”循环模型融于一体的大数据驱动通用体系架构,结合社会信息物理系统的制造模式提出一种大数据驱动的主动制造体系架构;从数据价值利用的深度和广度分析了主动制造与现有制造模式的异同,尤其是指出主动制造与智慧制造、智能制造、预测制造和长尾制造模式间的关联关系。

关键词:主动制造;主动计算;主动性;集成制造系统;智慧制造

中图分类号:TP391;TH16 **文献标识码:**A

Proactive manufacturing-a big-data driven emerging manufacturing paradigm

YAO Xifan, ZHOU Jiajun, ZHANG Cunjie, LIU Min

(School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology,
Guangzhou 510640, China)

Abstract: The incoming new industrial revolution will transform manufacturing radically, which will result manufacturing in the form of Socio-Cyber-Physical System (SCPS) with big data of structures, semi-structures and unstructures. To deal with such big data in manufacturing, a new manufacturing model, called proactive manufacturing was proposed with the introduction of big data analytics and proactive computing, especially proactive event-driven computing. A big-data driven general architecture fused with organizational semiotics and Observe-Orient-Decide-Act (OODA) loop was set up, which was further extended to a big-data driven proactive manufacturing architecture for SCPS-based manufacturing. The model was compared with existing manufacturing models from the viewpoint of the use of big-data value in depth and width. In particular, the correlations between proactive manufacturing and paradigms such as wisdom manufacturing, smart manufacturing, predictive manufacturing and long tail of making products were addressed.

Keywords: proactive manufacturing; proactive computing; proactivity; integrated manufacturing system; wisdom manufacturing

0 引言

随着云计算、物联网(Internet of Things, IoT)等新一代信息技术与制造技术的融合发展,形成了

云制造^[1]、制造物联(Internet of Manufacturing Things, IoMT)^[2]或智能制造(Smart Manufacturing, SM)^[3]等新型智能制造模式,这些模式已成为制造业发展的主攻方向。我国已将云制造、IoMT

收稿日期:2015-12-24;修订日期:2016-06-22。Received 24 Dec. 2015;accepted 22 June 2016.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51675186,51175187);广东省科技计划资助项目(2016B090918035,2016A020228005)。**Foundation items:** Project supported by the National Natural Science Foundation, China(No. 51675186,51175187), the Science & Technology Program of Guangdong Province, China(No. 2016B090918035,2016A020228005).

列入国家科技计划,而 SM 更是我国实施《中国制造 2025》的重点关注领域,并且在“十三五”计划中将延续这一关注领域。在德国,SM 被认为是新一轮工业革命——工业 4.0(第 4 次工业革命)的主导生产模式,其关键基础技术是 IoT、务联网(Internet of Services, IoS)和信息物理系统(Cyber-Physical System, CPS)^[4]。工业 4.0 已上升为德国国家战略,它包括智能工厂(smart factory)和智能生产(smart production)两大主题。美国作为增材制造(3D 打印)和 CPS 的起源国,于 2010 和 2011 年先后成立了增材制造联盟^[5]和智能制造领导联盟^[3],以期通过先进制造技术复兴制造业^[6]。

在廉价、无所不在的传感器和无线网络驱使下,以无线射频识别(Radio Frequency Identification, RFID)为代表的物联网传感技术在生产中获得应用,用以满足制造车间的实时信息采集、物品跟踪和生产监控等需求^[7-8]。随着制造自动化水平的日益提高和生产过程监测手段的不断增强,制造过程以前所未有的速度产生着海量的工艺设备、生产过程和运行管理数据,从而形成了制造大数据^[9-11]或工业大数据概念^[12]。

在物联网、云计算、大数据等新一代信息技术迅速发展的同时,产品市场需求逐渐由生产导向转为用户需求导向,产品生产方式逐渐从“推式”转向“拉式”,而市场竞争已从传统的规模经济的低价竞争转向大规模定制的范围经济的竞争。因此,企业不能一味延续以往的大规模生产模式,而应针对不同的用户需求,主动提供客户化/个性化的产品和服务,吸引用户参与到产品的设计与制造中来。

无论工业 4.0 还是云制造/IoMT/SM,其主要特征都是智能和互联,都旨在通过充分利用新一代信息技术,将产品与制造资源有机结合在一起,推动制造业向基于大数据分析与应用基础上的智能化转型升级。要实现智能化转型,面临的最大挑战就是如何从大数据中挖掘有用的信息/知识,并加以有效利用。

互联网发展以及新工业革命的推进将对制造业产生根本性影响^[6],与此同时出现了将云制造、IoMT、语义网络化制造和企业 2.0 等思想和理念融合于一体的智慧制造(Wisdom Manufacturing, WM)^[13],这种新型模式无疑会产生规模更大、种类更繁杂的数据集,也给企业带来所谓 4V 特点^[14](Volume(大量)、Velocity(高速)、Variety(多样)、

Value(价值))的大数据挑战问题。

实际上,以大数据为代表的密集型计算已成为继第一范式、第二范式和第三范式——实验、理论和仿真之后的第四种科学研究范式^[15]。经最初的以实验为主的第一范式和数百年前出现的理论研究的第二范式之后,随着 20 世纪中期的计算机发展,科学出现了计算分支,以对复杂现象进行仿真研究;而大数据的出现催生了一种新的科研范式,即:通过实验仪器收集或模拟仿真方法产生数据,然后用软件处理,并将形成具有意义的信息和知识存储于计算机中,以供科技人员研究,从而将实验、理论和仿真三种科学研究范式有机地统一起来。

由此可见,无论是从制造企业本身的发展需求还是从市场需求的角度出发,都需要从大数据视角来探讨制造问题。当前人们已意识到大数据在制造中的作用,在设备维修^[16]、生产故障检测和分类^[17]、故障预测^[18]以及预测制造^[19]等相关方面进行了初步探索。实际上,大数据存在于产品全生产周期的各个环节^[20]。然而,由于这些研究处于起步的初始阶段,对数据驱动的制造研究无论在深度还是在广度上都需要深入拓展,尤其是将工作重点从早期预警转化为业务优化^[21],为企业的持续创新与发展提供支持。与此同时,在可持续发展的大背景下,制造业面临日益突出的环境问题,这就更需要从全球大数据的角度探讨制造可持续性问题^[22]。

要让数据驱动业务,就需要将数据作为制造系统的输入,进而在数据分析支持下实现数据的实时反馈、生产全方位监控、模拟预测和业务流程优化。虽然通过物联网或 CPS 可有效利用车间的实时状态信息^[7-8],但是大多研究采用事后的被动性或反应性(reactive)策略^[23],缺少事前的主动性,未能充分发挥大数据在业务中的作用。此外,制造系统作为社会技术系统,需要从社会和技术的角度出发,将人文、社会科学与自然科学相结合,来探讨和发展制造理论与技术问题,而现有的大多数研究还缺少这种研究^[24]。实际上,社会性网络和移动互联网已成为企业大数据的重要来源,在某种程度上,新一轮工业革命就是由社会因素引起的产业革命^[25],大数据已影响到人类社会工作、生活和思维方式^[26],关系到制造企业未来的生存和发展。

为此,本文引入主动计算^[27]和大数据分析等相关技术,探讨一种称之为“主动制造”的大数据驱动的新型制造模式。

1 主动计算及相关概念

主动计算 (proactive computing)^[27] 最初是由 Tennenhouse 提出的。当微电子化嵌入式设备仪器不断增长并超过办公用计算机时,这些无处不在的信息感知和采集终端不再与人类直接接触,而是与环境直接联系——监测和改造周围的物理世界。与传统的人在回路的交互式计算相比,主动计算将人类置于计算回路外(而不是在回路中)并应用于现场(而不是办公自动化),如图 1 所示。从这个意义上,主动计算也属于普适计算 (pervasive computing),并与随后提出的自主计算 (autonomic computing) 有所重叠^[28]。

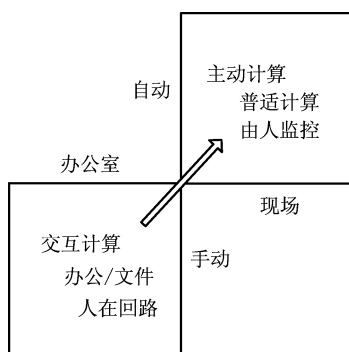


图1 主动计算

从词源上,“proactive”一词由希腊语的前缀 (“pro-”,意思是“before”)和拉丁文的词根“active”结合而成,与“reactive”成为反义词。在组织行为学和工业(组织)心理学中,主动性(proactivity)或主动行为是指人在某种处境(特别是工作场所)下预期、面向变化和自发的行为^[29]。主动行为在事前采取行动,而不是事后的 reactive(被动)响应,这意味着主动采取措施使事情发生,而不是等待事件发生后再响应。Engel 等^[30-31]认为,信息系统的“主动性”是指能够避免或消除不需要的未来事件,或者通过实施预测和自动决策技术来利用未来的机遇,并将“主动性”含义加到主动计算概念上,形成主动的事件驱动计算 (proactive event-driven computing)。

下文所论及的主动计算,既有普适计算的含义,又有主动行为的含义。

2 制造中的大数据问题

虽然大数据还没有一个统一的定义,但其 4V 特性却被广泛接受。在互联网和普适计算环境下,制造企业在各个环节都可能产生海量的数据,引发

数据的爆炸式增长,呈现出大数据的如下 4V 特性:

(1)数据体量大 (Volume):制造企业中的各种传感器和智能终端产生大量的数据,尤其是引入 IoT 和社交网络的企业中,将产生海量的大数据, PB 级规模数据集将成为未来企业数据的常态。

(2)数据类型繁多 (Variety):在制造系统中, IoS、IoT、社会性网络会产生大量的结构化数据、半结构化数据和非结构化数据,如表 1 所示。传统企业的数据一般来源于企业资源计划 (Enterprise Resource Planning, ERP)/客户关系管理 (Customer Relationship Management, CRM) 等信息管理软件生成的结构化数据;而当今,以可扩展标记语言 (eXtended Markup Language, XML) 模式为代表的半结构化数据和标签、博客、微博、电子邮件、图片、音频、视频等非结构化数据在企业中呈现爆炸式增长,而且增长速度远远超过结构化数据,特别是是社交网络生成的海量网络数据中,实体类型越来越多,描述越来越细,关系越来越繁杂。

表 1 制造业中的大数据分类与实例

类别	例子	说明
结构化数据	关系型数据库, MRP、MRPII、ERP、CRM	存在于关系型数据库或数据表(如 Excel)中,可用二维表结构来逻辑表达实现的数据
半结构化数据	XML 等标记语言表示的数据、电子邮件和 EDI(电子数据交换)等	具有一定的结构性,但不具有关系数据库或数据表中的严格数据模型
非结构化数据	书本、杂志、文档、语音、视频和图像等	除了结构化数据和半结构化数据的其他数据

(3)处理速度快 (Velocity):与传统数据库相比,在基于 CPS/IoT 监控的生产系统中,对数据要求处理速度更快、实时性更高,要求实时采集生产中的数据,进行实时分析和监控,并将分析结果反馈至有关人员,辅助企业做出科学的决策和判断。

(4)价值密度低 (Value):随着 IoT 和社交网络的广泛应用,信息感知无处不在,例如在设备故障监控中连续不断地产生了大量数据,其中有用数据极为有限,即价值密度非常低。

由此可见,企业所面临的环境与过去有根本不同,由于价格低廉的移动设备、摄像头、麦克风、条形码与 RFID 阅读器和无线传感器网络广泛使用,使

企业数据爆炸性增长。过去的资料大部分是人工记下来的交易纪录,随着数字技术和数据库系统的广泛使用,ERP 产生了物品购买交易数据(transactions);随着电子商务和 CRM 的发展,产生了企业间的互动数据(interactions);随着 IoT、社交网络和移动互联网的出现,机器自动生成了观察数据(observations),如企业生产时记录下来的监控数据等。随着社会媒体(人际网)和无所不在的计算的涌现,持续增长的用户和智能终端数据在规模和复杂性上都有指数式攀升,导致大数据出现,即“Big Data=Transactions+Interactions+Observations”^[32]。该公式简洁地表示了由交易、互动、观察所组成的数据型态,如图 2 所示。

制造企业之所以出现大数据,是因为互联网发展及其在各个行业的不断渗透,并与制造业本身不断的数字化和信息化密切相关。诚然,互联网不是目前才出现,早在 20 世纪 80 年代初,就诞生了以

TCP/IP(Transfer Control Protocol/Internet Protocol)(IPv4)为体系结构的互联网。但 IPv4 地址存在即将耗尽等问题,为此业界试图用 IPv6 来替代 IPv4 以解决这些问题。伴随着互联网应用的不断深入,尤其是其应用走向社会化、移动化、物联化和服务化,这种试图用 IPv6 解决 IPv4 体系构架问题的愿望未能实现。为了区别于以 IPv6 为代表的“下一代互联网”,2005 年前后学者们开始致力于“未来互联网”研究^[33]。

将未来互联网的四大支柱技术——人际网(Internet by and for People, IbfP)、内容/知识网(Internet of Contents and Knowledge, IoCK)、IoS 和 IoT^[34](简称“四网”)与制造技术融合而成的 WM^[13],是一种基于社会信息物理系统(Socio-Cyber-Physical System, SCPS)的制造模式^[24],它进一步结合了社会系统,拓展了基于 CPS 的生产模式。

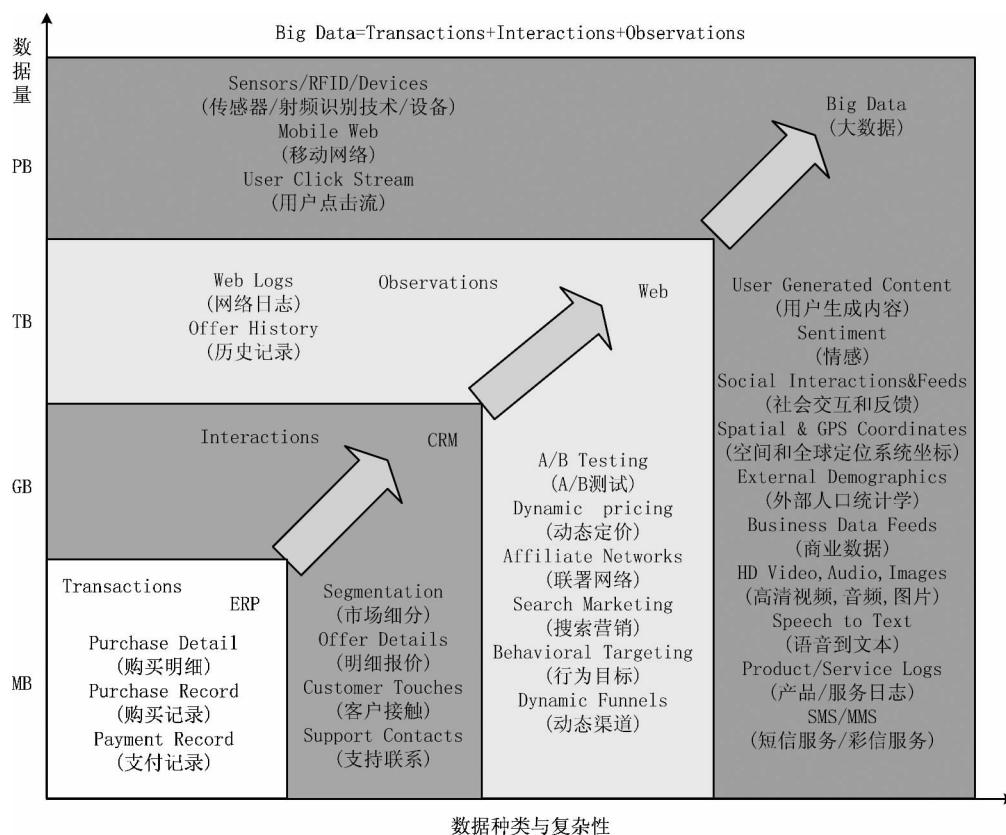


图2 企业大数据演化^[32]

引入人际网、IoT 和 IoS,使“四网”高度融合的制造系统产生了海量的各种结构类型的数据。例如,社交网络和移动互联网(人际网)等产生的大量非结构化数据;在企业实施信息化过程中,产品设计

与开发已进入数字化与虚拟化(IoS),出现了计算机辅助设计(Computer Aided Design, CAD)/计算机辅助制造(Computer Aided Manufacturing, CAM)/计算机辅助工程(Computer Aided Engineering,

CAE)/产品数据管理(Product Data Management, PDM)/ERP/虚拟制造等工具软件,使制造从技艺走向了科学,并形成了新的交叉学科——计算制造和制造信息学,从而在产品设计与模拟与仿真中都会产生大量的数据;与此同时,在基于 IoT 的生产监控中,传感器和智能物件也连续不间断地产生数据流。

在基于 SCPS 的制造系统中,底层的设备感知与控制主要由 IoT 完成;数据收集与管理、事件处理、数据挖掘与主动调度等由知识网和 IoS 实现

(知识网与 IoS 构成信息系统);而机器还不能实现的重要决策问题则由人际网(或称社会系统)中的人完成。实际上,制造系统问题离不开人的参与,如目标函数选择、调度方案取舍等,都需要人参与到其中。知识网对物理世界(IoT)、信息世界(IoS)、社会世界(人际网)所产生的大量结构化、半结构化、非结构化数据进行整理和分析,挖掘出有价值的信息和知识,以便及时作出决策或对未来作出预测,为产品的全生命周期管理提供智能支持,如图 3 所示。

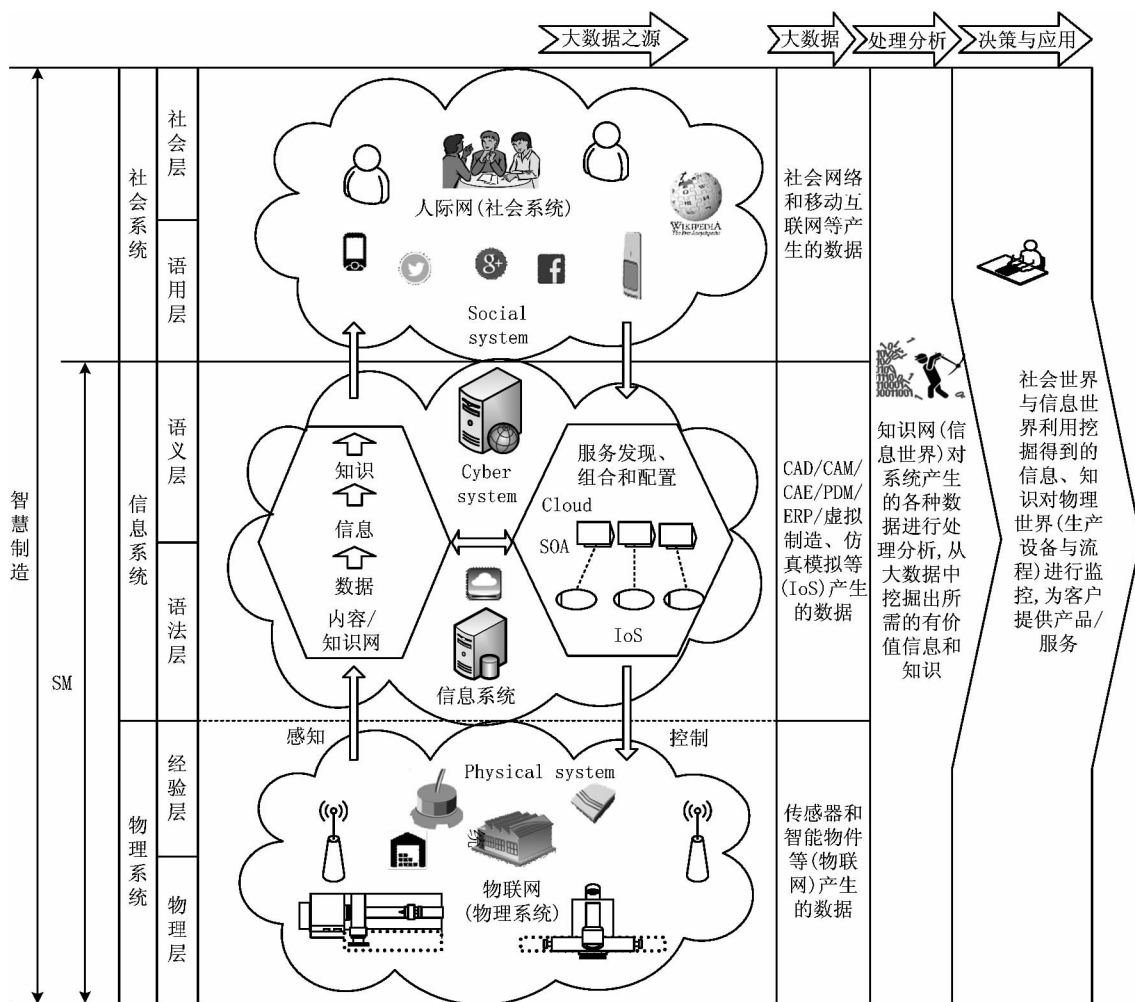


图3 制造中的大数据问题

3 主动制造的概念

3.1 主动制造的定义

如前所述,大数据已成为一种新的科学研究范式,提供了一种新的方法论,要求人们基于事实(数据)来决策行动。大数据应用已渗透到各行各业,例

如在零售业中通过大数据来分析用户需求,提供个性化的商业服务。在制造业中,大数据贯穿于整个制造价值链^[35],其所带来的巨大价值正渐渐被人们认可。数据又被比喻为新的石油和新的生产要素,海量数据的运用将成为企业未来竞争和增长的基础。下面结合主动计算、主动行为、数据分析和制造技术以及相

关研究成果,对主动制造的概念定义如下:

定义 1 主动制造是一种基于数据全面感知、收集、分析、共享的人机物协同制造模式,它利用无所不在的感知收集各类相关数据,通过对所收集的(大)数据进行深度分析,挖掘出有价值的信息、知识或事件,自主地反馈给业务决策者(包括企业人员、客户和合作企业等),并根据系统健康状态、当前和过去信息以及情境感知,来预测用户需求,主动配置和优化制造资源,从而实现集感知、分析、定向、决策、调整、控制于一体的人机物协同的主动生产,进而为用户提供客户化/个性化的产品和服务。

按上述定义,构建如图 4 所示的主动制造示意图,数据流通过网络在物理系统、信息系统和社会系统间传递,由人机物协同进行分析、判断、决策、调整、控制并开展主动生产。在互联网及大数据技术支持下,生产者和消费者紧密联系在一起,消费者的需求数据(信息)可以迅速地传递给生产者,从而为市场预测和生产管理等提供服务,使生产方式由传统的大规模推式生产向客户化/个性化的拉式生产转变,同时催生开放式创新、协同创新和众包等理念^[36]。

主动制造通过大数据分析感知用户的情景信息,分析和获取用户的个性化需求,或者用户通过社会性网络将自身需求显性化地描述出来,通过与业务系统集成,借助语义搜索和智能 Web 等技术,针对客户个性化需求进行参数配置、优化和建模,从而精准地向用户提供制造服务的主动推荐、检查和建议,实现以数据驱动和用户需求为中心的主动制造。主动制造能够挖掘系统的显性知识,实现用户隐性知识的集成,如在征集创意产品/服务阶段,基于社会性网络大数据分析计算出广大用户的参与度和贡献度并分配相应的收益,鼓励用户参与产品研发设计的积极性,形成主动有序化的知识创新文化氛围,从而依靠用户的集体智慧提高产品/服务能力;用户在进行个性化的三维模型结构设计时,通过分析产品三维图形和工艺文档等大数据,主动推送情景相关的零部件模型、材料数据信息和相关知识服务等。在进行零件加工时,基于传感器/机器运行实时数据及历史数据分析建模,来预测可能出现的故障,主动地将制造任务转移到其他可用的机器上,并对故障进行预修复。因此,从感知的角度来看,基于大数据分析,不仅可以方便地感知到物理层制造资源的实时动态信息、辅助制造系统作出智能决策,而且能够感知到社会系统中的客户个性化需求,减少盲目制

造与需求的不匹配造成的资源浪费;从智能化的角度来看,通过对社会性网络和物联网相关的大数据进行信息和知识的挖掘,使制造企业获得更深入的洞察,通过集思广益、大众协同和集体智慧提高系统的智能化程度,使人机物协同程度更深更广;此外,引入智能 Web 和语义推理,可以从用户不完整的需求中推理出完整的需求,从被动的制造任务承接模式转变为主动的制造任务发现模式,能够基于业务情景,精准地向需求用户推送产品和服务和知识,从而提高制造服务的主动化程度。

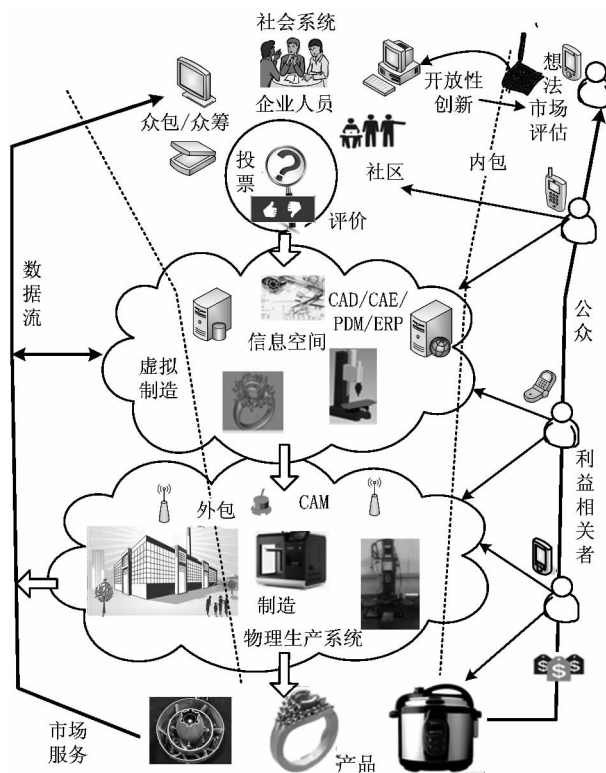


图4 主动制造示意图

在虚拟空间,制造企业和客户可以利用 CAD/CAM/PDM/CAE 对产品进行模拟仿真验证,乃至虚拟制造或 3D 快速成型;利用 ERP/智能化/服务化等技术手段,按照合约和产品需求进行面向服务的业务流程的创建与协同,并通过 IoT 等调用和监控相应的物理设备资源,最终得以在物理系统中实现产品的生产^[24],与此同时,在产品生产乃至使用过程中的实时数据(信息)经知识网处理后,会主动地返回给企业人员,用以优化业务和决策。

因此,在大数据的支持下,主动制造不仅能够预测市场的需求,而且能够根据制造系统的健康状况,自动配置和优化制造资源,从而实现主动生产,为用户提供客户化/个性化的产品/服务。

3.2 与现有相关制造模式比较

从大数据运用的深度和广度而言,与现有相关制造模式相比,主动制造深度融合了大数据的理念

和方法论,它充分利用情景感知和大数据价值,并进一步融入了包括社交网络数据(信息/知识)在内的更大范围的数据,如图 5 所示。

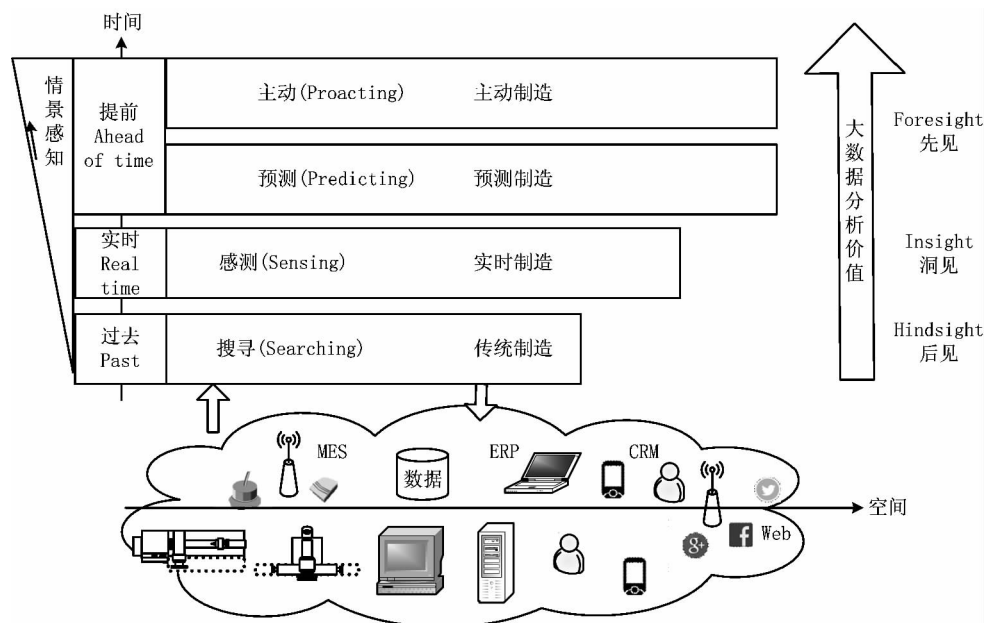


图5 主动制造与相关制造模式比较

传统制造(反应型制造)模式主要是搜索过去的历史数据,只利用了数据的浅层价值,而且涉及的数据量、种类和范围也相对较小。虽然随 IoT、普适计算等发展而兴起的实时制造可有效地利用生产实时数据(信息)^[7-8],但仍与传统制造模式类似,大多采用事后的被动策略。

与传统制造或实时制造相比,预测制造可较好地利用实时数据和历史数据,例如实现对生产中的设备故障与健康状态进行预测,但按照观察一定向—决策—行动(Observable-Orient-Decide-Act, OODA)循环模型^[37],仍缺少“决策”和“行动”环节,还

没有充分利用大数据的深层价值。

OODA 循环模型被公认为是大数据供应链的主要模型之一^[38]。Gartner 将数据分析分为描述性(descriptive)、诊断性(diagnostic)、预测性(predictive)和规范性(prescriptive)4 个层次,认为企业需要从传统业务智能(Business Intelligence, BI)的描述性分析转移到高级分析^[39],如图 6 所示(由文献^[37,39]综合而成)。由此可见,预测型分析对决策和行动的支持还不充分,预测制造也如此,没有充分利用大数据的深层价值(没有达到规范性的最高层次)。

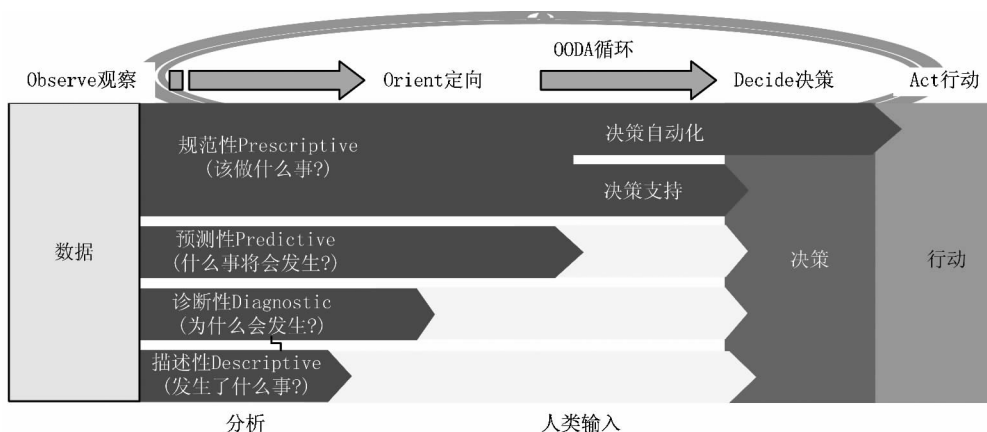


图6 数据分析能力的类型

主动(型)制造在预测(型)制造的基础上,充分利用大数据的深层价值——达到数据分析的规范性的最高层次,从而对制造决策问题提供全面的支持。

4 大数据驱动的主动制造体系结构

文献[40]将大数据系统分为数据生成、数据获取、数据存储和数据分析 4 个阶段,但这种划分局限于虚拟空间(数据空间)内。而在制造系统中,大数据应用还需进一步与物理世界和社会世界融合。为此,结合组织符号学^[41]和 OODA 模型^[37],本文提出如图 7 所示的大数据驱动应用的通用体系架构,包括如下 6 个层次:①资源层,②感知层,③数据层,④预测层,⑤决策层,⑥应用层,分别对应组织符号学的物理层、经验层、语法层、语义层、语用层和社会层。

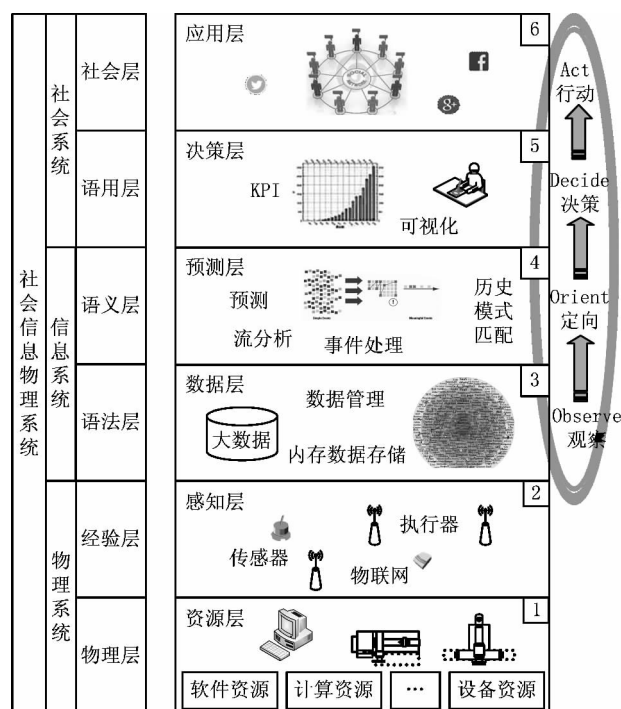


图7 大数据驱动的通用体系架构

在图 7 所示的大数据驱动通用体系架构的基础上,根据现代制造(特别是基于 SCPS 制造)理念,本文提出如图 8 所示的大数据驱动制造系统体系架构,包括如下 13 个层次:①制造资源层:包括制造设备等硬件资源以及软件资源和制造能力,与组织符号学的物理层相对应;②虚拟资源层:通过 IoT/虚拟化技术将底层的制造资源虚拟化,支持制造资源的实时感知与监控;③数据层:制造系统中各种结构化、半结构化、非结构化的数据;④服务层:以“一切皆为服务”的

理念,将数据、信息、知识、软件、设备、设计、决策和制造等服务化,尤其是语义、Web 服务化研究;⑤主动事件驱动业务层(机器自主决策层):通过主动计算,将服务组合成一个主动事件驱动的业务流程;⑥服务集成(服务总线)层:实现不同服务之间的通讯和集成;⑦基础架构服务层:提供安全、时间、价格、可靠性和可用性等服务质量以及服务监控等能力;⑧云服务运营层:按云服务理念为用户提供按需制造服务;⑨(主动)事件处理层:处理实时数据流,监控系统的运行状态,通过复杂事件处理(Complex Event Processing, CEP)机制将简单事件组合成有意义的复杂事件,为主动事件驱动业务流程提供支持;⑩业务智能层:对(大)数据进行挖掘,形成有意义的信息和知识,为决策提供支持;⑪语义 Web 层:将数据提升到信息、知识或智慧;⑫决策层:根据从数据挖掘中所获得的信息/知识和关键绩效指标(Key Performance Indicator, KPI),由人进行高层次的决策;⑬应用层:通过互联网,将利益相关者纳入一个社会化网络(社区)之中,分享信息/知识,访问和使用其中的各类服务,进行协同创新,以满足客户的个性化需求。

图 8 所示大数据驱动的制造系统体系架构的水平层次与图 7 所示大数据驱动的通用应用体系架构层次基本一致,但融合了 IoT、IoS、知识网和互联网理念,同时由于主动制造还有服务化和事件驱动架构等方面的特定需求,还包括服务层和事件驱动的业务层以及跨越多个水平层次的垂直层次。联结第 1 层的物理资源和第 2 层的虚拟资源的 IoT,实现制造中物与物之间的互联互通和资源感知;联结第 4~8 层的 IoS(面向服务架构(Services Oriented Architecture, SOA)与云计算),实现事件驱动的云制造功能;联结第 9~11 层的知识网(含复杂事件处理、业务智能、语义 Web 等),将第 3 层的数据提升为有意义的信息/知识或复杂事件,为第 5 层的主动事件驱动的业务流程以及第 12 层的人决策提供信息/知识/智慧的支持;联结第 12 和 13 层的人际网,为人的决策与知识共享提供支持。其他各层的详细说明和实现技术参见文献[13,42-43]。

这种大数据驱动的主动制造延伸和发展了事件驱动的云制造模式^[42],进而形成了主动事件驱动的社会信息物理生产系统,其运作机制如下(如图 8):通过第 1 层的制造资源互联互通以及第 2 层的虚拟化资源感知,形成第 3 层的历史大数据和实时数据流,经由第 4~第 11 层的 IoS 和知识网,通过文本挖

掘、社会网络分析、深度学习、语义 Web 和云处理等大数据挖掘(知识发现)方法,使历史大数据升华为有意义的信息、知识,形成预测模型,通过复杂事件处理使实时数据流上升为有意义的复杂事件,进而根据系统内外环境的变化以及模型的预测,实现第

5 层的主动事件驱动的机器自主决策,或将所提取的信息/知识或事件或初步决策主动推送给第 12 和 13 层的社会系统(人际网)中的人,作进一步决策或确认,最后再经由 IoS 和 IoT 实现对制造资源的控制,使产品在物理系统中实现制造。

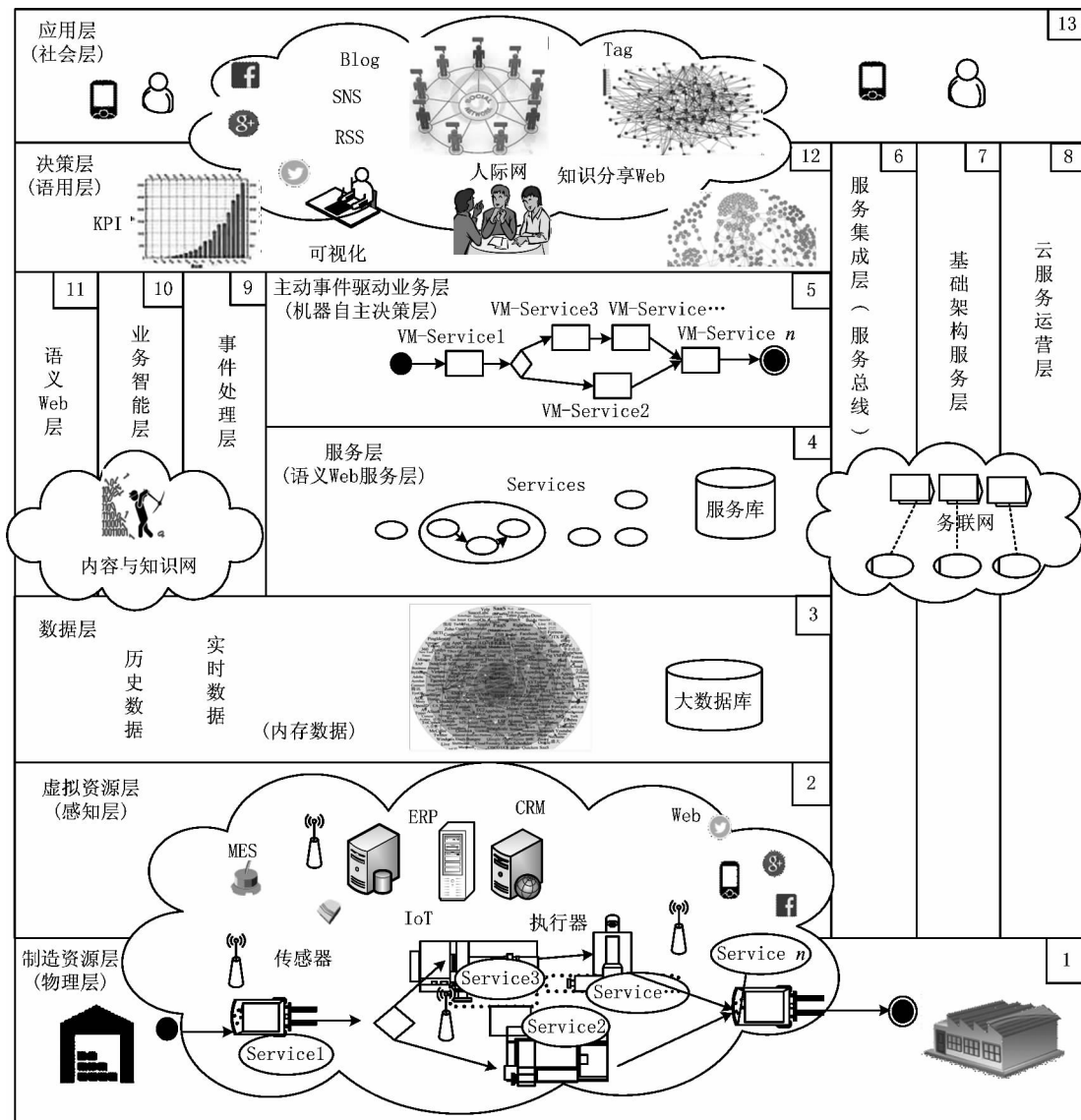


图8 大数据驱动的主动制造系统体系架构

5 讨论

从上述分析可知,大数据驱动的主动制造嵌入了OODA和主动的事件驱动计算理念,同时充分利用了大数据的深层价值,即:通过感知获得数据,从数据中挖掘出所蕴含的信息、知识甚至智慧,或获得有意义的事件,为人的业务决策提供支持,并根据系统内外环境的变化进行事件驱动的自动决策,实现集分析、定向、决策、调整、控制于一体的主动生产,

从而达到充分利用大数据价值的目的。这种理念与智慧制造^[13]极为相似,两者殊途同归。

实际上,在数据—信息—知识—智慧^[44](Data-Information-Knowledge-Wisdom, DIKW)的阶层模型中,数据是该模型最基础的概念,它表示未经组织的数字、文本、声音和图像等,是形成信息、知识和智慧的源泉,从数量上反映了现实世界;信息是原始数据经过加工处理后形成的有前后文联系、有意义的数字、事实、图像等;知识是将信息加工提炼后所体

现出的信息的本质、原则和经验;智慧体现了知识的运用能力以及对事物发展的前瞻性看法^[45]。

由于不同研究对数据、信息、知识或智慧的关注点不同,DIKW 模型又被称为数据阶层模型、信息阶层模型、知识阶层模型或智慧阶层模型^[46]。尽管这些称谓不尽相同,但在应用上都致力于实现底层数据向信息、知识和智慧的转化。在大数据的价值利用上,大数据驱动的主动制造与智慧制造类似(如图 9),前者从底部的数据层(D 层)开始,经过 IKW 层再循环回到 D 层,后者从顶端的智慧层(W 层)开始,经 DIK 再循环回到 W 层。因此,从 DIKW 模型和充分利用数据的深层价值而言,两者的目标类同,只是出发点不同而已,但它们与数字制造却有很大的不同。数字制造只是实现制造的数字化,利用的仅是数据的浅层价值。

由此可见,实现数据向信息、知识和智慧的转化是主动制造和智慧制造的共性关键技术,知识网就是实现这种转化的手段与工具,具体包括数据挖掘/业务智能(Business Intelligent, BI)、语义 Web 和数据流处理(复杂事件处理)等。语义 Web^[47]从符

号学的角度出发,探讨如何将语法型数据转化为具有意义的信息/知识,由于符号学的语法、语义和语用/社会层次分别对应着 DIKW 模型中的数据、信息/知识和智慧层次^[13](如图 9),也提供一条从数据到信息、知识、智慧的途径。然而,语义 Web 主要针对以 XML 表示的半结构化数据,而且其设想也只是部分实现,当前主要是利用语义 Web 的本来表示知识^[13]。数据挖掘或 BI 技术是实现结构化数据向知识转化的传统工具与手段,正面临半结构化和非结构化的大数据的挑战,需要引入云计算等技术来加以拓展和延伸。云计算技术虽然能很好地支持大数据的存储和处理需求^[48],但其本质是一个基于批处理(离线处理)的框架,不适于实时数据流处理,而且是针对云计算资源的特点提出的,未考虑制造资源的特殊性和复杂性以及主动生产问题。然而,在基于物联网/CPS/SCPS 的制造系统中,不仅包括海量的历史数据,而且包括大量的实时数据流。要实现实时(在线)数据流处理,可采用 CEP 等事件流处理技术^[42],将简单事件进一步聚合成有意义的复杂事件。

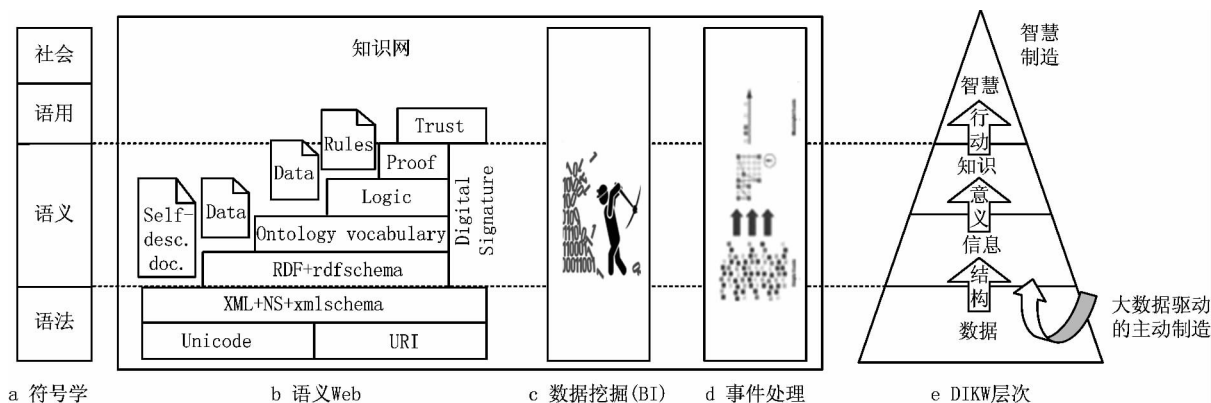


图9 主动制造与智慧制造的出发角度对比

诚然,实现智能/智慧不限于数据驱动这种方式。但在大数据时代,仅依靠人力很难对具有 4V 特性的海量大数据进行有效分析,又不得不采用以数据作为驱动的方法,同时这种数据驱动方法提供了一种新的思维方式来思考制造系统问题。例如,数据驱动的故障诊断与预测(diagnostic and prognostics)^[49],已从被动(reactive)维修(即事后维修)发展到预测性维修,正向着主动性(proactive)维修^[50]或故障预测和健康管理(Prognostics and Health Management, PHM)^[51-52]方向发展,如图 10 所示。由此给出了如下有益的启示:制造模式将沿着类似途径,从被动(reactive)制造经实时制造和预

测制造^[19]走向主动(proactive)制造。

实际上,故障预测或 PHM 将成为预测制造的重要组成部分^[19],也必将成为主动制造的重要支撑技术之一。近年来,基于状态的监测、预测或维修技术越来越受到关注^[53]。这种基于状态的维修(Condition-Based Maintenance, CBM)通常包括诊断、预测和决策支持 3 个步骤^[54],依赖诊断与预测模型来支持基于系统健康状态及其预测性能和剩余寿命的维修决策。通过对历史大数据和实时大数据的分析来支持预测基础上的主动性维护决策^[21,55]尤显重要,在智慧制造中特别要关注系统状态的异常检测^[56]。

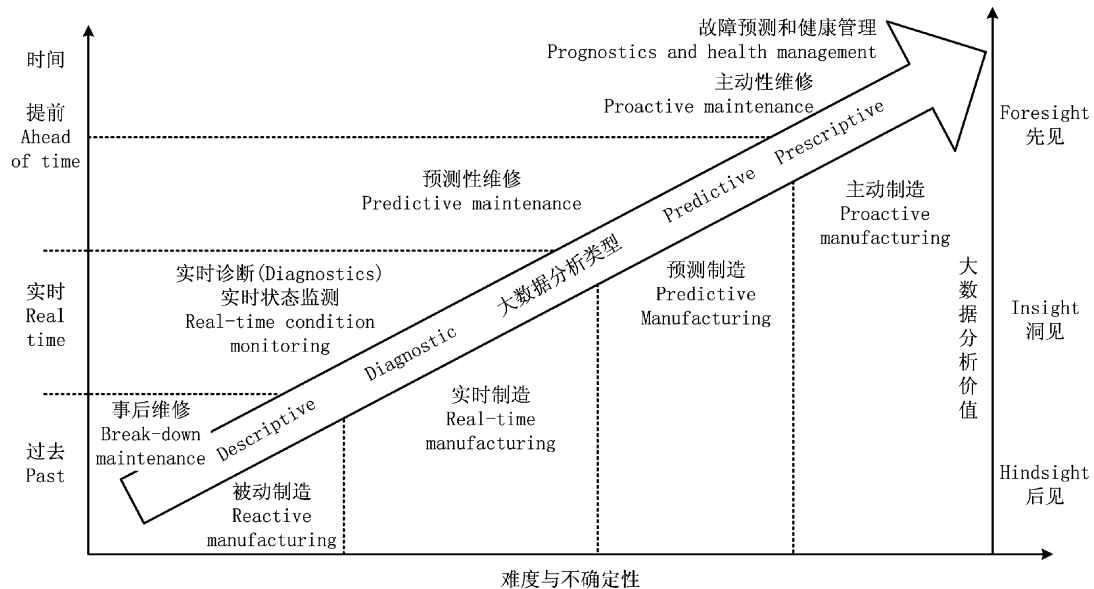


图10 数据驱动的主动制造与故障诊断/预测的演化对比

从人工系统的智能(智慧)的实现途径来看,主动制造通过“感知(观察)一定向一决策一行动”模拟人类的主动行为,即从人工智能的行为主义角度出发研究制造系统问题,不同于从符号主义或联结主义角度出发研究的现有智能制造。因此,从人工智能研究学的角度,主动制造是智能制造的一个新类别。

从产品种类和生产批量的角度,现有产品生产

方式大体上可划分为标准化大规模生产、大规模定制(Mass Customization, MC)和大规模个性化生产(Mass Personalization, MP),MC和MP组成了如图11所示的产品制造的长尾部分(long tail of making products)^[25]。从实现途径来看,MC和MP并不限于具体实现技术手段,主动制造可看作是这种长尾生产方式的一种智能实现途径。

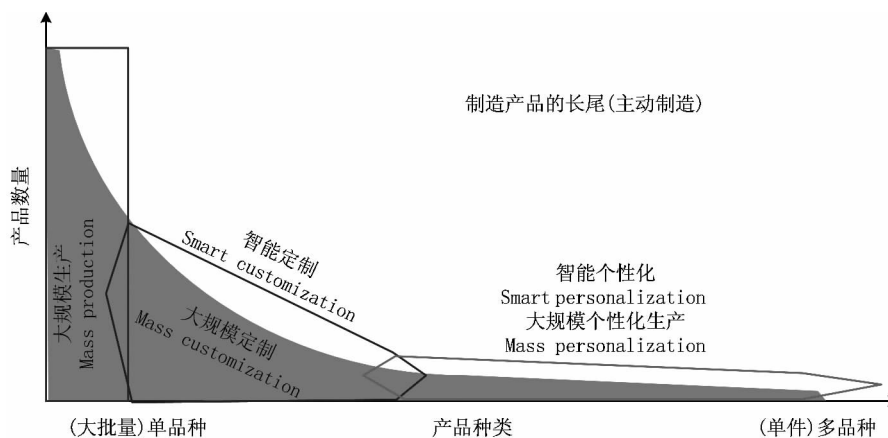


图11 主动制造实现由MC和MP组成的长尾生产方式

从制造的内涵来看,主动维修^[50]、主动企业^[21]和预测制造^[19]可以看作是主动制造的某个环节(或某阶段或某侧面)的实现,特别是伴随着新一轮工业革命兴起的基于CPS的新一代智能制造,尤其是基于SCPS的智慧制造^[25],将促进大数据驱动的主动制造的全面实现。如前所述,由于智慧制造和主动制造殊途同归,智慧制造就是主动制造的一种实现方式。

本文提出的主动制造延伸和拓展了基于CPS的智能制造理念,一方面,可以通过引入社会系统延伸和拓展了CPS概念,来探讨大数据在物理系统、信息系统和社会系统之间的形成和传递机制,以及由人利物协同进行分析、判断、决策、调整、控制而形成的主动制造运作机制;另一方面,可以将组织符号学和OODA模型融于一体,构建一种大数据驱动的通用主动制造体系架构,并从数据—信息—知识—

智慧所形成的 DIKW 阶层模型角度出发,进一步细化和构建基于 SCPS 的大数据驱动的制造系统体系架构。

6 结束语

本文分析了制造中存在的大数据问题,引入主动计算和主动的事件驱动计算概念,结合大数据分析技术和 OODA 模型,提出了一种大数据驱动的新型制造模式——主动制造,并给出其定义和体系架构,同时探讨了主动制造与现有制造模式的区别与联系。

本文着重探讨了主动制造的概念和体系架构,后续研究将深化相关内容,特别是探讨如何将制造大数据提升到信息、知识乃至智慧层次,从而支持主动制造的决策和大数据分析的深层应用。主动制造作为一种新兴制造范式,有许多研究工作尚未展开,与大数据所代表的数据密集型计算作为一种新的科研范式同样,虽然 MapReduce 计算模式(如 Hadoop 平台)实现了大规模数据密集计算,但是开发类似的支持知识相关操作(如聚合、获取、推理、推断和信息解释)平台和模式则更加重要^[15]。这些都将是今后进一步研究的内容。

参考文献:

- [1] LI Bohu, ZHANG Lin, WANG Shilong, et al. Cloud manufacturing: a new service-oriented manufacturing model [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2010, 16(1): 1-7, 16(in Chinese). [李伯虎, 张霖, 王时龙, 等. 云制造——面向服务的网络化制造新模式[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(1): 1-7, 16].
- [2] YAO Xifan, YU Miao, CHEN Yong, et al. Internet of manufacturing things: connotation, architecture and key technologies[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2014, 20(1): 1-10(in Chinese). [姚锡凡, 于淼, 陈勇, 等. 制造物联的内涵、体系结构和关键技术[J]. 计算机集成制造系统, 2014, 20(1): 1-10.]
- [3] DAVIS J, EDGAR T, PORTER J, et al. Smart manufacturing, manufacturing intelligence and demand-dynamic performance[J]. Computers & Chemical Engineering, 2012, 47: 145-156. DOI:10.1016/j.compchemeng.2012.06.037.
- [4] KAGERMANN H, WAHLSTER W, HELBIG J. Recommendations for implementing the strategic initiative INDUSTRIE 4.0[EB/OL]. (2015-12-20). http://www.acatech.de/fileadmin/user_upload/Baumstruktur_nach_Website/Acatech/root/de/Material_fuer_Sonderseiten/Industrie_4.0/Final_report__Industrie_4.0_accessible.pdf.
- [5] EWI. Additive Manufacturing Consortium[EB/OL]. (2015-11-20). <https://ewi.org/additive-manufacturing-consortium/>.
- [6] ZHOU Jiajun, YAO Xifan. Advanced manufacturing technology and new industrial revolution [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2015, 21(8): 1963-1978(in Chinese). [周佳军, 姚锡凡. 先进制造技术与新工业革命[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(8): 1963-1978.]
- [7] ZHANG Y, ZHANG G, WANG J, et al. Real-time information capturing and integration framework of the internet of manufacturing things[J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2015, 28(8): 811-822.
- [8] ZHANG R, DAI Q, 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.
- [9] WILSCHUT T, ADAN I J B F, STOKKERMANS J. Big data in daily manufacturing operations[C]//Proceedings of 2014 Winter Simulation Conference. Washington, D. C., USA: IEEE, 2014: 2364-2375.
- [10] SHARMA A B, IVANCIC F, ALEXANDRU NICULESCU-MIZIL A. Modeling and analytics for cyber-physical systems in the age of big data[J]. Performance Evaluation Review, 2014, 41(4): 74-77.
- [11] MOYNE J, SAMANTARAY J, ARMACOST M. Big data emergence in semiconductor manufacturing advanced process control[C]//Proceedings of the 2015 26th Annual SEMI Advanced Semiconductor Manufacturing Conference. Washington, D. C., USA: IEEE, 2015: 130-135.
- [12] COURTNEY B. Industrial big data analytics: the present and future[J]. InTech Magazine, 2014, 61(4): 12-14.
- [13] YAO Xifan, LIAN Zhaotong, YANG Yi, et al. Wisdom manufacturing: new humans-computers-things collaborative manufacturing model[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2014, 20(6): 1490-1498(in Chinese). [姚锡凡, 练肇通, 杨屹, 等. 智慧制造——面向未来互联网的人机物协同制造新模式[J]. 计算机集成制造新系统, 2014, 20(6): 1490-1498.]
- [14] CHEN M, MAO S, LIU Y. Big data: a survey[J]. Mobile Networks and Applications, 2014, 19(3): 171-209.
- [15] TANSLEY S, TOLLE K M. The fourth paradigm: data-intensive scientific discovery (Vol. 1) [M]. Redmond, Wa., USA: Microsoft Research, 2009.
- [16] BAHGA A, MADISETTI V K. Analyzing massive machine maintenance data in a computing cloud[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2012, 23(10): 1831-1843.
- [17] TSUDA T, INOUE S, KAYAHARA A, et al. Advanced semiconductor manufacturing using big data[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2015, 28(3): 229-235.
- [18] MUNIRATHINAM S, RAMADOSS B. Big data predictive analytics for proactive semiconductor equipment maintenance

- [C]//Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Big Data, Washington, D. C., USA; IEEE, 2014; 893-902.
- [19] LEE J, LAPIRA E, BAGHERI B, et al. Recent advances and trends in predictive manufacturing systems in big data environment[J]. *Manufacturing Letters*, 2013, 1(1): 38-41.
- [20] LI J, TAO F, CHENG Y, et al. Big data in product lifecycle management[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2015, 81(1-4): 667-684.
- [21] MAGOUTAS B, STOJANOVIC N, BOUSDEKIS A, et al. Anticipation-driven architecture for proactive enterprise decision making[EB/OL]. (2015-12-20). <http://ceur-ws.org/Vol-1164/PaperVision16.pdf>.
- [22] DUBEY R, GUNASEKARAN A, CHILDE S, et al. The impact of big data on world-class sustainable manufacturing[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2016, 84(1): 631-645.
- [23] HUANG Y, WILLIAMS B C, ZHENG L. Reactive, model-based monitoring in RFID-enabled manufacturing[J]. *Computers in Industry*, 2011, 62(8): 811-819.
- [24] YAO Xifan, LI Bin, DONG Xiaoqian, et al. An integrated framework for wisdom manufacturing systems in a semiotic perspective[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2014, 20(11): 2734-2742 (in Chinese). [姚锡凡, 李彬, 董晓倩, 等. 符号学视角下的智慧制造系统集成框架[J]. *计算机集成制造系统*, 2014, 20(11): 2734-2742.]
- [25] YAO X, LIN Y. Emerging manufacturing paradigm shifts for the incoming industrial revolution[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2015, DOI:10.1007/s00170-015-8076-0.
- [26] MAYER-SCHONBERGER V, CUKIER K. Big data: a revolution that will transform how we live, work, and think[M]. New York, N. Y., USA; Houghton Mifflin Harcourt Publishing Company, 2013.
- [27] TENNENHOUSE D L. Proactive computing[J]. *Communications of the ACM*, 2000, 43(5): 43-50.
- [28] WANT R, PERING T, TENNENHOUSE D L. Comparing autonomic and proactive computing[J]. *IBM Systems Journal*, 2003, 42(1): 129-135.
- [29] Wikipedia. Proactivity[EB/OL]. (2015-11-20). <https://en.wikipedia.org/wiki/Proactivity>.
- [30] ENGEL Y, ETZION O. Towards proactive event-driven computing[C]//Proceedings of the 5th ACM International Conference on Distributed Event-based System. New York, N. Y., USA; ACM, 2011: 125-136.
- [31] ENGEL Y, ETZION O, FELDMAN Z. A basic model for proactive event-driven computing[C]//Proceedings of the 6th ACM International Conference on Distributed Event-Based Systems. New York, N. Y., USA; ACM, 2012: 107-118.
- [32] BLOEM J, VAN DOORN M, DUIVESTEIN S, et al. Creating clarity with big data[R/OL]. (2015-12-20). <http://www.emotionsacademy.nl/upload/Onderzoeken/creating-clarity-with-big-data-2012-sogeti-.pdf>.
- [33] HE Baohong. Evolving towards the future Internet[J]. *ZTE Technology Journal*, 2011, 17(1): 42-44 (in Chinese). [何宝宏. 向未来互联网演进[J]. *中兴通讯技术*, 2011, 17(1): 42-44.]
- [34] PAPADIMITRIOU D. Future Internet; the cross-ETP vision document[R/OL]. [2015-11-20]. http://www.future-internet.eu/fileadmin/documents/reports/Cross-ETPs_FI_Vision_Document_v1_0.pdf.
- [35] MANYIKA J, CHUI M, BUGHIN J, et al. Big data: the next frontier for innovation, competition, and productivity[R/OL]. (2015-12-20). http://www.mckinsey.com/insights/business_technology/big_data_the_next_frontier_for_innovation.
- [36] YAO Xifan, ZHANG Jianming, LIN Yingzi. The basic theory and technical framework for wisdom manufacturing systems[J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2016, 36(10): 2699-2711 (in Chinese). [姚锡凡, 张剑铭, Yingzi Lin. 智慧制造系统的基础理论与技术体系[J]. *系统工程理论与实践*, 2016, 36(10): 2699-2711.]
- [37] Wikipedia. OODA loop[EB/OL]. (2015-11-20). https://en.wikipedia.org/wiki/OODA_loop.
- [38] DUMBILL E. Planning for big data[M]. Sebastopol, Cal., USA; O'Reilly Media, Inc., 2012.
- [39] Gartner. Gartner says advanced analytics is a top business priority[EB/OL]. (2014-10-21). <http://www.gartner.com/newsroom/id/2881218>.
- [40] LI Xuelong, GONG Haigang. A survey on big data systems[J]. *Science China: Information*, 2015, 45(1): 1-44 (in Chinese). [李学龙, 龚海刚. 大数据系统综述[J]. *中国科学: 信息科学*, 2015, 45(1): 1-44.]
- [41] LIU K. Semiotics in information system engineering[M]. Cambridge, Mass., USA; Cambridge University Press, 2000.
- [42] YAO Xifan, JIN Hong, LI Bin, et al. Event-driven service-oriented architecture for cloud manufacturing and its implementation with open source tools[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2013, 19(3): 654-661 (in Chinese). [姚锡凡, 金鸿, 李彬, 等. 事件驱动的面向云制造服务架构及其开源实现[J]. *计算机集成制造系统*, 2013, 19(3): 654-661.]
- [43] YAO Xifan, LIAN Zhaotong, LI Yongxiang, et al. Service-oriented architecture and integrated development environment for cloud manufacturing[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2012, 18(10): 2312-2322 (in Chinese). [姚锡凡, 练肇通, 李永湘, 等. 面向云制造服务架构及集成开发环境[J]. *计算机集成制造系统*, 2012, 18(10): 2312-2322.]
- [44] Wikipedia. DIKW[EB/OL]. (2015-12-10). <http://en.wikipedia.org/wiki/DIKW>.
- [45] JING Ningning, CHENG Junyu. Data, information, knowledge and wisdom[J]. *Information Science*, 2005, 23(12): 1786-1790 (in Chinese). [荆宁宁, 程俊瑜. 数据、信息、知识与

- 智慧[J]. 情报科学, 2005, 23(12): 1786-1790.]
- [46] ROWLEY J. The wisdom hierarchy: representations of the DIKW hierarchy[J]. Journal of Information Science, 2007, 33(2): 163-180.
- [47] BERNERS-LEE T, HENDLER J, LASSILA O. The semantic web[J]. Scientific American, 2001, 284(5): 28-37.
- [48] HASHEM I A T, YAQOOB I, ANUAR N B, et al. The rise of “big data” on cloud computing: review and open research issues[J]. Information Systems, 2015, 47: 98-115. DOI: 10.1016/j.is.2014.07.006.
- [49] VACHTSEVANOS G, LEWIS F, ROEMER M, et al. Intelligent fault diagnosis and prognosis for engineering systems [M]. Hoboken, N. J., USA: John Wiley & Sons, 2006.
- [50] MULLER A, SUHNER M-C, LUNG B. Formalisation of a new prognosis model for supporting proactive maintenance implementation on industrial system[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2008, 93(2): 234-253.
- [51] LEE J, WU F, ZHAO W, et al. Prognostics and health management design for rotary machinery systems-Reviews, methodology and applications[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 42(1/2): 314-334.
- [52] PENG Yu, LIU Datong. Data-driven prognostics and health management: a review of recent advances[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(3): 481-495 (in Chinese). [彭宇, 刘大同. 数据驱动故障预测和健康管理综述[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(3): 481-495.]
- [53] JARDINE A K S, LIN B. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(7): 1483-1510.
- [54] PENG Y, DONG M, ZUO M J. Current status of machine prognostics in condition-based maintenance: a review[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2010, 50(1-4): 297-313.
- [55] BOUSDEKIS A, MAGOUTAS B, APOSTOLOU D, et al. A proactive decision making framework for condition-based maintenance [J]. Industrial Management & Data Systems, 2015, 115(7): 1225-1250.
- [56] ZHANG C, YAO X, ZHANG J. Abnormal condition monitoring of workpieces based on RFID for wisdom manufacturing workshops[J]. Sensors, 2015, 15(12): 30165-30186.

作者简介:

姚锡凡(1964—),男,广东廉江人,教授,博士,博士生导师,研究方向:制造系统集成与控制、数字制造与智慧制造, E-mail: mexfyao@scut.edu.cn;

周佳军(1989—),男,湖北黄冈人,博士研究生,研究方向:云制造与智慧制造等;

张存吉(1978—),男,山西孝义人,博士研究生,研究方向:主动调度与智慧制造。

刘敏(1980—),男,湖北孝感人,博士研究生,研究方向:计算机辅助设计、计算机辅助制造、计算机集成制造系统等。