



## Views &amp; Comments

## 基于Self-X认知制造网络实现认知大规模个性化定制——一种工业知识图谱及图嵌入技术使能的途径

李心雨<sup>a</sup>, 郑泮<sup>b</sup>, 鲍劲松<sup>a</sup>, 高亮<sup>c</sup>, 徐旬<sup>d</sup><sup>a</sup> College of Mechanical Engineering, Donghua University, Shanghai 201620, China<sup>b</sup> Department of Industrial and Systems Engineering, The Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong 999077, China<sup>c</sup> State Key Laboratory of Digital Manufacturing Equipment and Technology, School of Mechanical Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China<sup>d</sup> Department of Mechanical Engineering, The University of Auckland, Auckland 1010, New Zealand

### 1. 引言

在尖端信息通信技术的推动下, 智能制造范式掀起了势如破竹的浪潮, 正改变着全球制造体系[1]。通过工业物联网技术, 可实现制造资源的泛在互联及互操作[2–3]; 利用先进的大数据挖掘和深度学习算法, 可更加经济有效地利用高容量、高速度、高多样性、高准确性和高价值 (high volume, velocity, variety, veracity, and value, 5V) 的制造大数据[4–5]。在这种情形下, 大规模个性化定制 (mass personalization) 作为一种响应用户海量、动态、个性化需求的先进制造模式[6–7], 需要以一种更加自主的方式对其生产系统加以治理, 并持续追求和实现自感知、自比较、自预测、自优化和自调整等认知智能能力, 以达到所谓具有各类“自我”认知的制造网络 (“Self-X” manufacturing network) 的境界[8]。

然而, 目前的技术水平离理想的Self-X认知制造网络仍然存在较大差距。对此, 一种有益的尝试是强调将认知智能 (cognitive intelligence) 理论和方法融入制造系统[9], 使机器能够以自然和及时的方式正确理解、解释和响应人类的行为和指令。在这方面的工业实践中, 主要面临两个挑战。其一是在海量、异构的制造资源之间, 缺乏

基于语义信息的组织和网络化。这不仅阻碍了工业知识在加工模块、信息系统和利益相关者之间的流畅流动, 更制约了制造全场景下知识的全局管理和持续演进[10–11]。另一个挑战则是机器与“回路中人” (human-in-the-loop, 即直接参与人-机交互的人类) 之间的不理解和不信任[12]。因为大多数情况下, 机器不可能根据其认知和自我学习过程, 清楚地与人类交流, 并有说服力地向人类解释它为什么要根据输入数据做出这样的预测或决策[13–14]。

知识图谱, 特别是专门针对工业场景开发的工业知识图谱 (industrial knowledge graph), 以其高可扩展性和可解释性, 可以将海量的异构概念组织起来, 并以基于本体的模式定义它们之间的语义关系[15], 从而为解决上述问题提供了可能。此外, 图嵌入 (graph embedding) 技术以其强大的图数据结构语义处理能力, 成为打开这一知识宝库的关键之钥。该技术在保留工业知识图谱结构信息的同时, 以低维向量表示图谱节点和边, 进而实现了一系列快速高效的概念表示、关系查询和知识推理方法[16]。然而, 尽管工业知识图谱及图嵌入技术已逐渐被公认为下一代工业管理信息系统的核心组成[17], 但从业者仅仅将其视为提供工业信息的媒介和工具, 大多专注于如何提高其技术性能的相关理论和方法[18]。对此, 本文从系统的角

度出发，旨在强调利用工业知识图谱和图嵌入技术来认识每个制造 workflow 并弥合人与机器之间语义鸿沟的必要性。为此，本文第2节设想了一种由工业知识图谱和图嵌入技术使能的演进道路，为大规模个性化定制引入更多认知智能能力。然后，第3节将介绍 Self-X 认知制造网络中三种具有广阔前景、可由工业知识图谱和图嵌入技术支撑实现的技术。最后，该领域的机遇和挑战将在第4节中重点强调。

## 2. 通往认知大规模个性化定制的演进道路

如今的制造范式，正在前沿认知计算、工业物联网和大数据分析技术的使能下，迅速转向大规模个性化定制，并以更加“自我”认知化的方式满足用户个性化的按需制造。对此，本节将简要回顾制造范式的演变轨迹，然后进一步提出通往认知大规模个性化定制的未来演进道路。

### 2.1. 制造系统范式的演进

如图1所示，自第一次工业革命以来，制造业在生产品种（x轴）和每种型号的产量（y轴）方面经历了数次范式的演变。最早的范式是手工生产，即以高成本和低生产效率为客户实现完全个性化定制的生产。之后，随着第二次工业革命中专用生产线的出现，逐步引入了大规模生产和精益制造的范式，得以以很少的产品类型但以很高的生产效率和较低的产能浪费实现批量化生产。而近

数十年来，随着第三次工业革命中的互联网/移动互联网技术的普遍应用，高敏捷性、灵活性和可重构性的制造系统，再加上在线配置系统，使大规模定制成为可能，客户可以主动参与设计，以可广泛接受的成本获得定制产品[19]。而自2010年代，随着先进制造技术（如工业机器人和3D打印）与先进信息通信技术（如工业物联网和云服务）更进一步的集成，面向单一客户营销和个性化定制的概念正逐步被接受和采纳，并成为第四次工业革命（即工业4.0）的终极目标。由此，我们迈向了大规模个性化定制的范式[20–21]。

而如果从数字化、认知智能化能力逐步升级的视角来审视，现代制造系统呈现出的能力包括：

- 网络组织能力，即可利用通信网络连接各种制造“物”（如多方的利益相关者、认知加工模块、可追溯的材料、数字化制造服务和网络物理环境）的能力。
- 信息分析能力，即可通过配置硬件组件以具备在较少人为干预的情况下感知和获取信息的能力。
- 智能决策能力，即可将现有数据/信息转化为有价值的见解和可执行指令的能力[22]。

以5C能力层级模型（可连接、可转换、可网络、可认知和可配置）[23]作为基准，可对制造系统的自动化水平进行描述（图1，z轴）。基于当前主流的大规模个性化定制范式，并受自组织网络概念[24]的启发，我们可以预见一种认知大规模个性化定制范式。该范式的实现依赖于下一代制造系统，即 Self-X 认知制造网络，包括以下特征

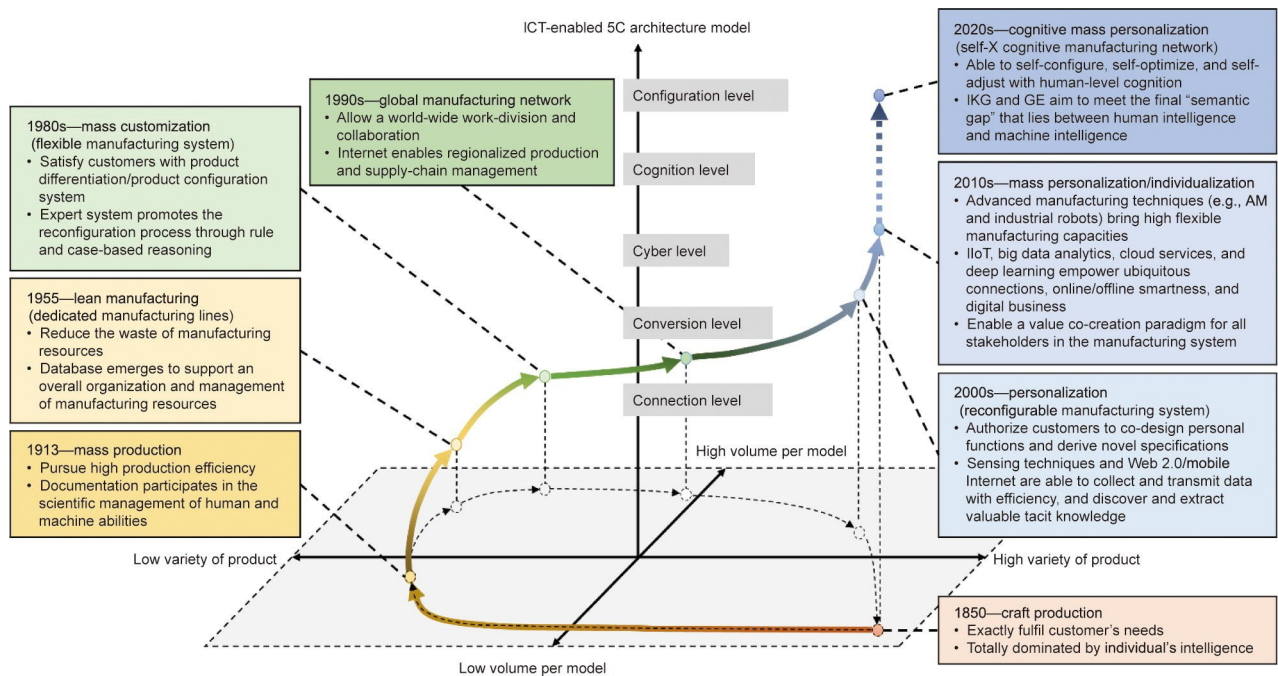


图1. 制造系统范式的演进轨迹。

[23,25–27]:

(1) 自配置，即通过标准化的硬件模块和软件包自动配置或重构制造资源，以“即插即用”(plug-and-play)的方式满足按需应变的制造需求；

(2) 自优化，即自动观察每个制造资源节点，及其相关网络节点的状态，通过合理分配制造资源以实现制造性能的优化；

(3) 自适应，即通过持续监控整个制造过程，主动识别系统任何波动，并在无人工干预的情形下自主解决可能发生的中断。

## 2.2. 从认知计算到认知智能制造

为实现所设想的认知大规模个性化定制范式，认知计算作为关键推动者，在学术界和工业界都受到了越来越多的关注[28]。IEEE技术共同体将其定义为：“一个跨学科的研究和应用领域，它使用心理学、生物学、信号处理、物理学、信息论、数学和统计学的方法来构建具有类似人脑推理能力的机器”[29]。作为一种革命性的人工智能概念，认知计算模拟人脑的推理过程，将逐步推动工业4.0中的智能化达到一种认知智能制造的自动化水平[30]。

从本质上讲，认知智能制造以认知计算为关键使能技术，将达到人类水平的信息处理能力，进而引导制造过程向认知大规模个性化定制范式发展[31]。具体来说，从多样化和分散分布的多模态资源中收集的工业数据和知识（如机器感知的记录和人类生成的规则）[32]，通过理性或感性的方法被充分利用，并最终创造制造价值[29]。在

这些方法中，工业知识图谱和图嵌入技术作为一种最有前途的理性方法，将用于创建一个基于图模型、不断学习和不断进化的知识管理系统，并为Self-X认知制造网络奠定基础[15]。进而，基于语义层面对制造条件的全面、深入认知，工业知识图谱和图嵌入技术将利用合适的信息图模型，将所获取的知识在驱动机器运转的人工智能与人类智能之间完整、双向传递，从而弥补两者之间的语义鸿沟[12]。通过这种方式，最终可实现Self-X认知制造网络。

## 3. 工业知识图谱和图嵌入技术使能的Self-X认知制造网络

由工业知识图谱和图嵌入技术实现Self-X认知制造网络的概况，可由图2所描绘。在网络中（即图中的椭圆内），所有的制造“物”都可以通过工业知识图谱节点中的多尺度、异构实体进行良好地组织。各节点间所有语义丰富的连接，都可以通过基于图嵌入技术的计算，自由而完整地建立起来。基于这个网络，几种工业知识图谱和图嵌入技术使能的方法是可行的，即：①多层面知识综合；②从“知其然”到“知其所以然”的转变；③一种基于语义建立的制造生态系统。上述技术可产生一种与人类认知水平相当的工业自主性，在弥补了人类智能和机器智能之间语义鸿沟的基础上，实现人机共同进化。下文将进一步阐述这三种方法。

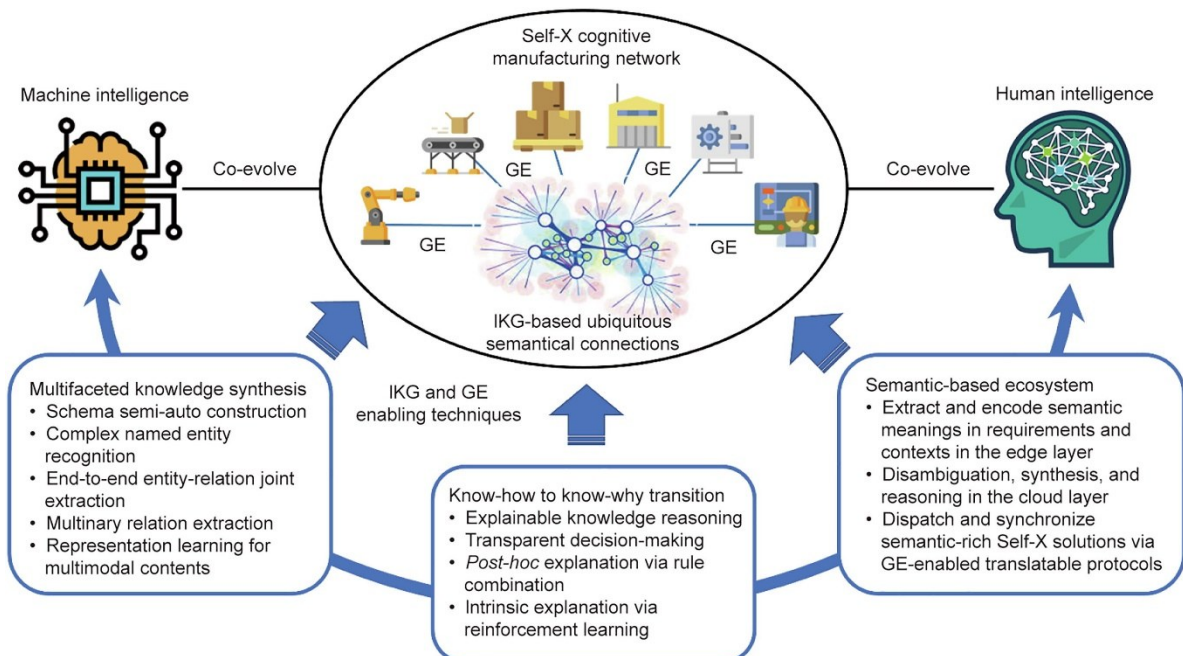


图2. 工业知识图谱和图嵌入技术使能的Self-X认知制造网络。

### 3.1. 多层面知识综合

Self-X 认知制造网络所涉及的知识资源必将是多层面的，亦即具备多来源、多渠道、多形式、多模态、多学科、多粒度、多语言类型的特点，如表1所示。为了有效地利用这些庞大而复杂的知识资源，并在自我配置的制造过程中及时提供适当的决策和见解，知识的综合是至关重要的，也是不可避免的。该过程旨在“全面评估和总结所有可用的证据，显式地提供对已识别实体和所提取关系的精炼且一致的理解”，并“通过不断地充实以动态调整其未见的属性”[33–34]。

支持图嵌入技术的大规模工业知识图谱可能是存储、处理和消化 Self-X 认知制造网络中多层面知识资源最有前途的选择。由于已经为典型的制造场景预先定义和建立了多个领域特定的本体和行业分类，并明确了相应的标准和规范[13,15]，因此使用先验知识和少量数据集对预训练嵌入模型进行微调将成为主流。更具体地，利用图嵌入技术使能的工业知识图谱实现知识综合，一些启示性的尝试包括利用半自动构建的图谱本体模式实现开放信息抽取[35]；复杂命名实体识别（尤其是不连续实体、嵌套实体和重叠实体）[36]；端到端实体-关系联合提取[37]；多元关系提取（即关系定义在多于两个实体间）[38]；多模态内容的表示学习[39]。使用这些新颖的方法，面向特定工业领域完成模式工程和图谱构建所消耗的时间可以显著地从几周减少到几天。工业知识图谱的质量也将得到进一步提高，重复节点大量减少，综合性关系增多且语义丰富，从而满足“自我”认知智能制造的要求。

### 3.2. 从“知其然”到“知其所以然”的转变

信任是横亘于执行制造任务的人类智能与驱动机器运转的人工智能之间的主要鸿沟[40]。对于自动生成的“知

其然”的诀窍性解决方案（如自我配置计划、自我行为调整和自我优化建议），如果缺乏充分和令人信服的“知其所以然”的机理性解释，“自我”认知智能制造所表现出的认知智能将永远不会被“回路中人”真正理解和接受[41]。为此，可以利用工业知识图谱和图嵌入技术，为已部署的机器学习模型生成可靠和有说服力的解释，从而从机器端出发，促进人机信任。受 Molnar [42] 的启发，有两种增强机器可解释性的通用方法将很有前途，即“事后解释”（*post-hoc explanations*）和“内生解释”（*intrinsic explanations*）。

“事后解释”即在常规的机器学习完成之后，利用工业知识图谱和图嵌入技术产生旨在确定最健壮的分类器组合，以获得与训练有素的 AI 模型相同的预测结果。这些分类器是根据存储在工业知识图谱中的规则和因素形成的，因此能够提供近似但基于知识的解释。当然，尽管“事后解释”背后的逻辑推理和决策模型比较有经验性，但它们对于人类专家来说很容易理解和验证[43]。因此，如果认知智能制造场景能够满足下列条件，即①先验知识和历史案例相当丰富，②可以利用端到端的学习模式，③预测精度和稳定性较高，该方法将非常适用。例如，在加工质量控制中实现实时评估和快速自我调节。

“内生解释”同样依赖工业知识图谱中存储的节点和关系边，以及其图嵌入表示，但它在机器学习的过程中就运用了这些技术。更具体地说，一种工业知识图谱支撑的强化学习方法是可行的[44]。对于一个新的制造任务，可以使用基于图嵌入向量相似度的计算，来查询和检索存储在工业知识图谱中的先验规则。这些规则明确定义了构建强化学习模型的初始配置，其中包括状态（即制造任务的分解）、操作（即可用的制造特性和流程）以及奖励（即满足目标的优先级）。随着强化学习模型中的自主智能体逐渐

表1 Self-X 认知制造网络中的多层面知识资源

Multifaceted knowledge resources	Typical examples
Multisource resources	Digital twins, CAx (CAD/CAE/CAM/CAPP) systems, supporting knowledge bases/rule bases, open-access repositories, domain experts
Multichannel resources	Machine cognition, self-learning by AI systems, human regulation
Multiform resources	Decision trees, computational algorithms, taboos and constraints, extracted features in photos and videos, frequent data patterns
Multimodal resources	Linguistic, symbolic, pictorial, algorithmic, virtual resources
Multidisciplinary resources	Mechanics, materials, electronics, informatics, logistics, ergonomics
Multigranular resources	Issue–topic–paradigm level; machine–shopfloor–enterprise level; sentence–paragraph–document level
Multilingual resources	Human languages (e. g., English, Chinese); computer numerical control languages (e. g., STEP-NC, function block diagram); general-purpose programming languages (e. g., Python, JavaScript)

CAx: computer aidedx; CAD: computer aided design; CAE: computer aided engineering; CAM: computer aided manufacturing; CAPP: computer aided process planning; STEP-NC: standard for the exchange of product data for numerical control.

学习到最大化奖励的策略，机器追求最佳制造解决方案背后的语义和逻辑（即制造场景下的最优策略）便可以以更易于人类理解的方式被获取。因此，对于一些通常需要突破制造网络预设的认知智能制造场景，如生产重计划、物流重调度等，采用“内生解释”的方式是值得被推荐的。

### 3.3. 一种基于语义建立的制造生态系统，以支撑人机共生

人机共生是未来智能制造的理想形态，它允许人类和机器组成智能团队，共同感知、推理和行动，以应对即将到来的制造任务和突发事件。然而，由于缺乏与制造过程中各类 workflow 开放且无缝集成的底层信息生态系统，在当前工业管理信息系统（如各类计算机辅助工程系统、制造执行系统、企业资源管理系统、产品生命周期管理系统、供应链管理系统）中广泛存在的信息孤岛[45]，将再一次出现在 Self-X 认知制造网络场景中。这一问题将严重干扰制造网络中利益相关者、智能机器、工具等数字化制造资源之间及时、自由、充分连接的沟通与合作[10]。

为了给这一面向未来的制造概念奠定坚实的基础，一种以工业知识图谱和图嵌入技术作为支撑、在所有制造“事物”之间提供基于语义的组织和可翻译的链接的制造生态系统的重要性日益凸显。它将与广泛接受的边云架构及其在协同工业环境中的编排相协调[46]：在边缘端部署经专门微调的嵌入模型，对人工生成的需求和机器感知的上下文中的语义进行提取和编码；而在云端，则基于存储在工业知识图谱中的多跳语义关系，开展消歧、合成和推理的知识综合过程。然后，通过图嵌入向量相似性计算的支持，形成可翻译的通信协议，将语义丰富的解决方案分别分派和同步到制造网络涉及各个节点。通过这种方式建立的基于语义的制造生态系统，可以在很大程度上消除信息孤岛，并且不会产生高数据冗余或消耗大量计算资源。由此，人类与机器、机器与机器之间的合作将更加紧密，携手追逐人机共生的理想形态。

## 4. 机遇与挑战

在工业知识图谱和图嵌入技术的支持下，Self-X 认知制造网络的前景广阔，包括：

(1) **泛在语义链接**。通过基于工业知识图谱的组织和基于图嵌入技术的大量异构实体管理，所有制造“物”都可以在制造网络中相互连接和互操作，并且它们之间具有丰富的语义关系。

(2) **人类水平的自主性**。基于丰富的知识资源，依靠图嵌入技术辅助的多跳查询和深度推理，设备、业务和生

产系统可以自行运行，其表现企及甚至超越人类专家决策所设定的“金标准”。

(3) **人机协同进化**。随着语义鸿沟被工业知识图谱和图嵌入技术所弥合，人类利益相关者将能够借助机器认知智能突破他们原有的思维模式，产生颠覆性的新见解。与此同时，机器将理解人类不断变化的需求，从而主动提高它们在制造过程中的表现。

诚然，复杂性和不确定性也仍将是工业知识图谱和图嵌入技术支持的大规模个性化认知智能制造范式的主要挑战。具体包括：

(1) **制造场景之外的常识**。人类对自然事物和基本规律的定义和理解依旧不足，且难以进行表述，这可能导致高度复杂的制造系统在某些幼稚问题下意外失效。

(2) **人为因素的深层动机**。虽然神经科学通过对大脑活动的研究揭示了一些初步的认知机制，但人们仍然缺乏对构建工业知识图谱和训练图嵌入模型所需的人类深度隐性知识（如灵感、意图和情感）的完整理解，这种缺乏将会影响自主调度、决策、评估和优化人工参与的过程。

为此，呼吁开展更多跨学科研究（如信息论、机电系统、心理学、神经科学、数学和统计学），进一步完善和创新工业知识图谱和图嵌入技术的开发和应用，实现更加美好的“智造”未来。

## 致谢

感谢国家自然科学基金项目(52005424)和江苏省政策指导计划港澳台科技合作项目(BZ2020049)的支持。同时，衷心感谢香港理工大学工业人工智能数字化服务实验室夏历翹博士给予的指导。

## References

- [1] Zheng P, Wang H, Sang Z, Zhong RY, Liu Y, Liu C, et al. Smart manufacturing systems for Industry 4.0: conceptual framework, scenarios, and future perspectives. *Front Mech Eng* 2018;13:137–50.
- [2] Sisinni E, Saifullah A, Han S, Jennehag U, Gidlund M. Industrial Internet of Things: challenges, opportunities, and directions. *IEEE Trans Ind Informatics* 2018;14(11):4724–34.
- [3] Xu X. From cloud computing to cloud manufacturing. *Robot Comput Integr Manuf* 2012;28(1):75–86.
- [4] Zhang H, Liu Q, Chen X, Zhang D, Leng J. A digital twin-based approach for designing and multi-objective optimization of hollow glass production line. *IEEE Access* 2017;5:26901–11.
- [5] Wang J, Ma Y, Zhang L, Gao RX, Wu D. Deep learning for smart manufacturing: methods and applications. *J Manuf Syst* 2018;48:144–56.
- [6] Cheng Y, Chen K, Sun H, Zhang Y, Tao F. Data and knowledge mining with big data towards smart production. *J Ind Inf Integr* 2018;9:1–13.
- [7] Zheng P, Lin TJ, Chen CH, Xu X. A systematic design approach for service innovation of smart product-service systems. *J Clean Prod* 2018;201:657–67.

- [8] Lee J, Davari H, Singh J, Pandhare V. Industrial artificial intelligence for Industry 4.0-based manufacturing systems. *Manuf Lett* 2018;18:20–3.
- [9] Iarovyi S, Lastra JLM, Haber R, Del Toro R. From artificial cognitive systems and open architectures to cognitive manufacturing systems. In: *Proceedings of 2015 IEEE 13th International Conference on Industrial Informatics*; 2015 Jul 22–24; Cambridge, UK. IEEE; 2015. p. 1225–32.
- [10] Tao F, Qi Q, Liu A, Kusiak A. Data-driven smart manufacturing. *J Manuf Syst* 2018;48:157–69.
- [11] Li X, Wang Z, Chen C-H, Zheng P. A data-driven reversible framework for achieving sustainable smart product-service systems. *J Clean Prod* 2021;279:123618.
- [12] Wang Y, Li X, Mo D. Knowledge-empowered multi-task learning to address the semantic gap between customer needs and design specifications. *IEEE Trans Ind Informatics* 2021;17(12):8397–405.
- [13] Li X, Chen CH, Zheng P, Jiang Z, Wang L. A context-aware diversity-oriented knowledge recommendation approach for smart engineering solution design. *Knowledge-Based Syst* 2021;215:106739.
- [14] Grossberg S. A path toward explainable AI and autonomous adaptive intelligence: deep learning, adaptive resonance, and models of perception, emotion, and action. *Front Neurobot* 2020;14:36.
- [15] Li X, Chen CH, Zheng P, Wang Z, Jiang Z, Jiang Z. A knowledge graph-aided concept–knowledge approach for evolutionary smart product–service system development. *J Mech Des* 2020;142(10):101403.
- [16] Goyal P, Ferrara E. Graph embedding techniques, applications, and performance: a survey. *Knowledge-Based Syst* 2018;151:78–94.
- [17] Galkin M, Auer S, Vidal ME, Scerri S. Enterprise knowledge graphs: a semantic approach for knowledge management in the next generation of enterprise information systems. In: *Proceedings of the 19th International Conference on Enterprise Information System*; 2017; Porto, Portugal. p. 88–98.
- [18] Li X, Lyu M, Wang Z, Chen CH, Zheng P. Exploiting knowledge graphs in industrial products and services: a survey of key aspects, challenges, and future perspectives. *Comput Ind* 2021;129:103449.
- [19] Hu SJ. Evolving paradigms of manufacturing: from mass production to mass customization and personalization. *Procedia CIRP* 2013;7:3–8.
- [20] Tseng MM, Jiao RJ, Wang C. Design for mass personalization. *CIRP Ann* 2010;59(1):175–8.
- [21] Koren Y, Shpitalni M, Gu P, Hu SJ. Product design for mass-individualization. *Procedia CIRP* 2015;36:64–71.
- [22] Zheng P, Wang Z, Chen CH, Pheng Khoo L. A survey of smart product-service systems: key aspects, challenges and future perspectives. *Adv Eng Informatics* 2019;42:100973.
- [23] Lee J, Bagheri B, Kao HA. A cyber–physical systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. *Manuf Lett* 2015;3:18–23.
- [24] Wang S, Wan J, Zhang D, Li D, Zhang C. Towards smart factory for Industry 4.0: a self-organized multi-agent system with big data based feedback and coordination. *Comput Netw* 2016;101:158–68.
- [25] Zhang Y, Qian C, Lv J, Liu Y. Agent and cyber–physical system based self-organizing and self-adaptive intelligent shopfloor. *IEEE Trans Ind Informatics* 2017;13(2):737–47.
- [26] Lu Y, Xu X, Wang L. Smart manufacturing process and system automation—a critical review of the standards and envisioned scenarios. *J Manuf Syst* 2020;56:312–25.
- [27] Leng J, Jiang P, Liu C, Wang C. Contextual self-organizing of manufacturing process for mass individualization: a cyber–physical–social system approach. *Enterp Inf Syst* 2020;14(8):1124–49.
- [28] Modha DS, Ananthanarayanan R, Esser SK, Ndirango A, Sherbondy AJ, Singh R. Cognitive computing. *Commun ACM* 2011;54(8):62–71.
- [29] Chen M, Herrera F, Hwang K. Cognitive computing: architecture, technologies and intelligent applications. *IEEE Access* 2018;6:19774–83.
- [30] Mills K. What is cognitive manufacturing? [Internet]. Wiltshire: Metrology; 2019 Jan 16 [cited 2021 Oct 3]. Available from: <https://metrology.news/what-is-cognitive-manufacturing/>.
- [31] Kumar A, Jaiswal A. A deep swarm-optimized model for leveraging industrial data analytics in cognitive manufacturing. *IEEE Trans Ind Informatics* 2021;17(4):2938–46.
- [32] Zheng P, Liu Y, Tao F, Wang Z, Chen CH. Smart product-service systems solution design via hybrid crowd sensing approach. *IEEE Access* 2019;7:128463–73.
- [33] Li X, Jiang Z, Song B, Liu L. Long-term knowledge evolution modeling for empirical engineering knowledge. *Adv Eng Informatics* 2017;34:17–35.
- [34] Li X, Jiang Z, Liu L, Song B. A novel approach for analysing evolutionary motivation of empirical engineering knowledge. *Int J Prod Res* 2018;56(8):2897–923.
- [35] Cui L, Wei F, Zhou M. Neural open information extraction. In: *Proceedings of 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*; 2018 Jul 15–20; Melbourne, VIC, Australia. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics; 2018. p. 407–13.
- [36] Li J, Sun A, Han J, Li C. A survey on deep learning for named entity recognition. *IEEE Trans Knowl Data Eng* 2020:1–20.
- [37] Hong Y, Liu Y, Yang S, Zhang K, Hu J. Joint extraction of entities and relations using graph convolution over pruned dependency trees. *Neurocomputing* 2020;411:302–12.
- [38] Fatemi B, Taslakian P, Vazquez D, Poole D. Knowledge hypergraphs: prediction beyond binary relations. In: BessiereC, editor. *Proceedings of the Twenty-Ninth International Joint Conference on Artificial Intelligence*; 2021 Jan 7–15; Yokohama, Japan. California: International Joint Conferences on Artificial Intelligence; 2021. p. 2191–7.
- [39] Zhang Y, Fang Q, Qian S, Xu C. Multi-modal multi-relational feature aggregation network for medical knowledge representation learning. In: *Proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia*; 2020 Oct 12–16; Seattle, WA, USA. New York City: Association for Computing Machinery; 2020. p. 3956–65.
- [40] Pedreschi D, Giannotti F, Guidotti R, Monreale A, Ruggieri S, Turini F. Meaningful explanations of black box AI decision systems. *Proc AAAI Conf Artif Intell* 2019;33(1):9780–4.
- [41] Li X, Jiang Z, Guan Y, Li G, Wang F. Fostering the transfer of empirical engineering knowledge under technological paradigm shift: an experimental study in conceptual design. *Adv Eng Informatics* 2019;41:100927.
- [42] Molnar C. Interpretable machine learning: a guide for making black box models explainable [Internet]. 2021 Oct 3 [cited 2021 Oct 3]. Available from: <https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/>.
- [43] Murdoch WJ, Singh C, Kumbier K, Abbasi-Asl R, Yu B. Definitions, methods, and applications in interpretable machine learning. *Proc Natl Acad Sci USA* 2019;116(44):22071–80.
- [44] Zheng P, Xia L, Li C, Li X, Liu B. Towards Self-X cognitive manufacturing network: an industrial knowledge graph-based multi-agent reinforcement learning approach. *J Manuf Syst* 2021;61:16–26.
- [45] Cui Y, Kara S, Chan KC. Manufacturing big data ecosystem: a systematic literature review. *Robot Comput Integr Manuf* 2020;62:101861.
- [46] Kianoush S, Savazzi S, Beschi M, Sigg S, Rampa V. A multisensory edge-cloud platform for opportunistic radio sensing in cobot environments. *IEEE Internet Things J* 2021;8(2):1154–68.