



知识自动化及工业应用

桂卫华, 陈晓方*, 阳春华, 谢永芳

中南大学信息科学与工程学院, 长沙 410083

* 通信作者. E-mail: xiaofangchen@csu.edu.cn

收稿日期: 2016-03-26; 接受日期: 2016-06-01

国家自然科学基金 (批准号: 61533020, 61321003, 61374156) 和中南大学创新驱动计划资助项目

摘要 知识型工作是对知识的利用和创造, 是具备知识才能完成的工作. 现代工业中机器已经基本取代体力劳动, 其管理、调度和运行的核心是知识型工作. 知识型工作自动化是驱动未来经济发展的颠覆性技术, 具有广泛应用价值, 知识自动化主要是指知识型工作的自动化. 论文综述了国内外在知识获取、表示、关联、推理等知识自动化相关的研究现状及基于知识的自动化应用技术. 通过锌冶炼厂原料采购决策知识自动化实例阐明了如何实现工业过程的知识自动化. 结合工业生产过程在管理决策、计划调度、运行优化各个层面实现知识自动化面临的新挑战, 探讨了工业生产过程知识的特点及知识自动化的若干问题, 最后给出了知识自动化的研究对策建议.

关键词 知识型工作 知识自动化 工业生产过程 决策自动化

1 知识自动化

知识型工作是对知识的利用和创造, 是具备知识才能完成的工作, 或者有知识的人或系统完成的工作, 是生产有用信息和知识的创造性脑力劳动. 从事知识型工作的人是知识型工作者 (如专业技术人员、咨询人员、技师、科学家、管理者、分析师等), 知识型工作者依靠知识和信息创造价值, 有能力运用自己的智能不断创造新的价值和创造新的知识. 知识型工作在当代社会分工中占有压倒性的重要地位, 其核心要求是完成复杂分析, 精确判断和创新决策的任务. 知识自动化主要是指知识型工作的自动化.

1.1 知识自动化是未来重要颠覆性技术

在现代企业生产过程中, 通过生产分工和自动化技术, 体力型工作已经基本上被机器所替代. 得益于计算技术、机器学习、自然的用户接口和自动化技术的发展, 很多知识型工作将来也可以通过自动化技术由机器来完成, 从而实现知识自动化.

2009年, 美国 Palo Alto 研究中心讨论了关于“知识型工作的未来”, 指出知识型工作自动化将成为工业自动化革命后的又一次革命. 2013年5月, 著名的 McKinsey 全球研究院在其发布的名为《展

引用格式: 桂卫华, 陈晓方, 阳春华, 等. 知识自动化及工业应用. 中国科学: 信息科学, 2016, 46: 1016–1034, doi: 10.1360/N112016-00065

望 2025: 决定未来经济的 12 大颠覆技术》的报告中将知识型工作自动化 (automation of knowledge work) 列为第 2 顺位的颠覆技术^[1], 并预估其 2025 年的经济影响力大约在 5.2~6.7 亿美元. 知识型工作自动化是通过机器对知识的传播、获取、分析、影响、产生等进行处理, 最终由机器实现并承担长期以来被认为只有人能够完成的工作, 即将现在认为只有人能完成的工作实现自动化^[2,3].

2015 年 11 月, McKinsey 全球研究院非正式地发布了知识自动化技术对于职业、公司机构和未来工作的潜在影响的研究结果, McKinsey 对将近 800 人的 2000 技能工作进行了“可自动化性”评定, 发现将近 45% 的工作能够通过使用当前已有的科学技术被自动化, 超过 20% 的 CEO 工作也是可以实现知识自动化的. 通过对知识自动化在一些产业中转变业务流程的潜力进行分析, 发现收益通常是成本的 3~10 倍.

知识自动化不仅将计算拓展到新的领域 (如具有学习和基本判断的能力), 并且可以使知识工作者和机器之间产生新的关系, 比如极有可能像人与其合作者间那样实现人机之间的交互.

2016 年 1 月, 谷歌机器学习小组 Deepmind 在 *Nature* 发文^[4] 宣布其人工智能程序 AlphaGo 以 5:0 击败欧洲围棋冠军, 2016 年 3 月 AlphaGo 又以 4:1 战胜世界围棋冠军李世石, 被认为是人工智能发展新的里程碑. 下围棋具有复杂分析、精确判断和创新决策等典型的知识型工作要素, 过去只有具备围棋素养的知识型工作者才能做好, AlphaGo 实际上是实现下围棋这一知识型工作的自动化, 而且说明知识自动化系统在一定程度上可以比人做得更加出色. AlphaGo 的成功及其引起的巨大社会影响, 事实上具有三重含义: 一是知识自动化在技术愿景上的可能性; 二是人们对于知识自动化的潜在渴望; 三是知识自动本身具有颠覆性的科学和经济意义.

1.2 知识自动化相关研究现状

在现代工业生产中, 自动化技术和系统已经发展到一定水平, 但是在复杂分析、精确判断和创新决策等方面还是要依赖人的知识型工作, 目前人的智能型工作和自动控制系统只能依靠人机接口交互, 还是一种非自动化的运行机制. 知识自动化就是人的智能型工作向控制系统的自动化延伸, 知识自动化系统是用机器实现人的智能型工作的控制系统, 知识自动化是工业生产中采用机器实现基于知识自动处理的建模、控制、优化及调度决策的自动化系统理论、方法和技术. 知识自动化的基础是采用有效方法对知识进行合理提取及处理, 目前对知识的处理方法的研究集中在知识获取、表示、重组和关联推理上, 但是离实现工业生产过程所需要的知识型工作自动化还有一定差距.

(1) 知识获取. 知识获取是指从专家或其他专门知识来源汲取知识并向知识型系统转移的过程或技术. 20 世纪 60 年代以前, 大部分人工智能程序所需知识是由专业程序员手工编入程序的. 知识获取首次提出于 20 世纪 80 年代, 知识获取常用的方法主要有关联规则挖掘^[5]、统计方法^[6]、人工神经网络^[7]、决策树^[8]、遗传算法^[9]、基于事例的推理方法^[10]等.

例如, 针对环境不确定的情况, Barros 等^[11] 提出了自顶向下的决策树构建方法. Han 等^[12] 提出一种基于模糊 C 聚类的案例推理知识获取方法, 并将该方法应用于吹氧转炉的顶点预测, 获得较好的预测效果. Kamsu-Foguem 等^[13] 采用关联规则方法对知识密集型工业流程进行知识提取, 从而对操作流程进行改进, 达到节约生产成本的目的. Ghanbari 等^[14] 提出一种基于合作蚁群优化遗传算法的知识获取方法, 这种融合方法增加了知识库和规则库之间的合作. Bai 等^[15] 将模糊集和粗糙集理论相结合实现知识获取. 实际工程知识的不确定性导致工程知识有效性存在不确定性. 针对工程知识不确定性, 王宏君等^[16] 提出借助 Bayes 概率论, 建立工程概念 Bayes 网络模型获取工程知识和知识关联关系. 2012 年, Google 为改善搜索结果, 提出了知识图谱 (knowledge graph)^[17]. 紧随其后, 国内外的

其他互联网搜索引擎公司也纷纷构建了自己的知识图谱, 例如搜狗的“知立方”¹⁾和微软的 Probase^[18]等. 由于知识图谱方法能较直观地解读人类知识, 有利于隐性知识的提取, 目前已被广泛应用于各领域. 如 Zhong 等^[19]提出基于混合评估 ACT-R (adaptive control of thought rational) 认知学习方法, 用本体构建知识地图对陈述性知识进行描述, 通过构建一个解决问题的过程对基于 ACT-R 程序性知识进行描述.

机器学习方法不仅可以自动获取新知识, 如发现新概念和新模型, 还可以精炼知识库, 如发现知识库中的错误和缺陷、优化和简化知识等, 人工神经网络是机器学习的一个子类. 近几年来, 随着数据存储和计算性能的飞速发展, 使得以多层复杂神经网络为代表的深度学习掀起了研究和应用热潮^[20,21], 如 Hinton 等^[22]提出了一种基于语言神经网络的自动获取领域专家知识的方法. 区别于监督学习、非监督学习、强化学习在与环境的不断交互中通过“试错法”改善系统的行为. 2013 年, DeepMind 公司在 arXiv 网站公开了一种通过变种 Q 学习算法训练的卷积神经网络的深度强化学习模型^[23], 随后该公司被 Google 收购, 著名的 AlphaGo 围棋程序采用的就是深度强化学习^[4]. 在小样本学习方面, Lake 等^[24]于 2015 年在 *Science* 上提出了一种能从单个样本中学习到一大类视觉知识的 Bayes 规划学习框架, 并通过了视觉图灵测试.

对于隐性知识的获取研究较少, 野中郁次郎 (Nonaka) 等^[25,26]提出了如图 1 所示的显性知识和隐性知识相互转化的 4 种模式, 即 SECI 模型. 图 1 中的“外化”就是将隐性知识显性化为显性知识是典型的知识创新的过程. 在经验知识显性化过程中, 知识型工作者的经验、技巧、诀窍和直觉等转化为语言、文字、代码等显性知识, 这同时也是一个将感性知识提升为理性知识, 从想象转变为概念的过程. 在文献^[27]中构建了一种将生产协调员的隐性知识显性化的知识模型, 并应用在冶金公司的光刻工艺中.

尽管知识获取可以通过以上各种方法实现, 但工业过程中隐性知识如何获取依然是研究的难点, 因为实际工业中数据样本的质量和数量难以保证, 工业过程控制系统中建模、控制与优化决策相关知识规则的获取等仍是主要难题, 工业大数据环境下获取知识的研究成果还较少.

(2) 知识表示. 知识表示就是对知识的一种描述, 或者说是对知识的一组约定, 一种计算机可以接受的用于描述知识的数据结构. 常用的知识表示方法有一阶谓词逻辑表示法, 产生式表示法, 框架表示法、面向对象表示法、Petri 网表示法、语义网表示法等.

产生式表示法是由美国数学家 Borst 根据串替代规则提出的一种计算模型, 模型中每一条规则称为一个产生式. 1972 年 Simon^[28]在研究人类认知模型中开发了基于规则的产生式系统, 是目前人工智能中应用最广泛的一种知识表示模式.

Yin 等^[29]使用知识表示和推理方法建立了一个自适应拥塞控制模型, 并提出一个矩阵形式的推理算法. Jin 等^[30]提出一种确定性规则库方法, 通过一种综合集成的方式将模糊、不完整、不确定以及非线性的因果关系表示出来.

框架知识表示法是美国著名的人工智能学者 Minsky^[31]提出的, 其中框架是一种描述所论对象属性的数据结构, 将框架视为知识表示的一个基本单元. 例如, Terletskyi^[32]提出了一种面向对象规则框架知识表示方法. An^[33]提出了基于领域本体的产生式框架知识表示方法. Kendall 等^[34]提出了一种利用框架知识表示机制描述模板的方法, 并结合面向对象技术进行建模.

面向对象表示法起源于 20 世纪七八十年代, 具有模块性、继承性、封装性和多态性等特征, 与框架表示方法有许多相似之处, 如层次分类和特性继承机制等, 但由于应用目标不同, 实现和使用方式有较大区别. 为了改善面向对象表示法知识表示能力, Mohan 等^[35]针对空间知识的表示提出了面

1) Knowledge cube. <http://baike.sogou.com/h66616234.htm?sp=Snex&sp=l67156664>.

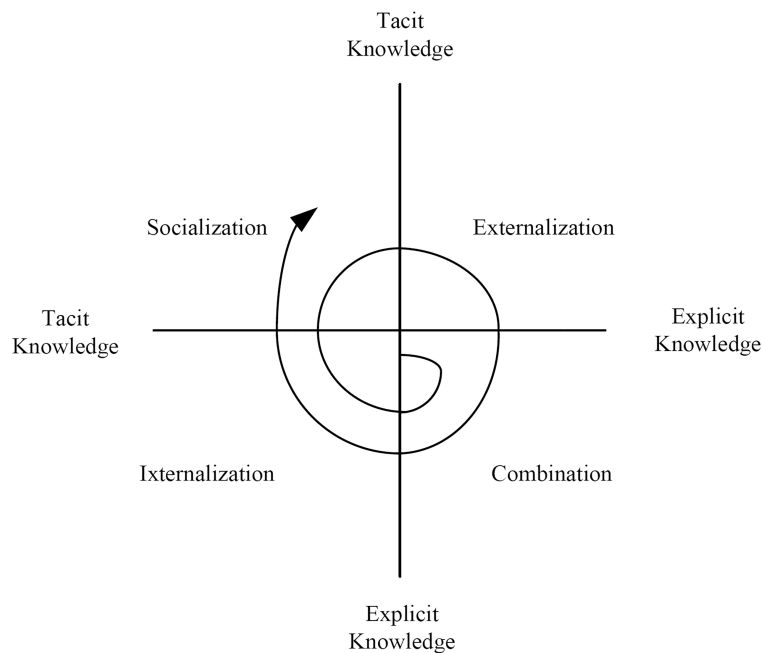


图 1 知识转化的 SECI 模型

Figure 1 The SECI model of knowledge transformation

向对象的知识表示方法, 为图像信息表示开发了一个全面的方案, 使用这种知识表示的系统具有轻松描述图像信息, 进行空间概念抽象、总结和规则化的能力。

Zhang 等^[36] 将面向对象的 LCA 语义表示用于产品生命周期研究. Thanh^[37] 综合利用了框架, 产生式规则, 面向对象等知识表示方式的特点设计了一种基于 XML 的新型知识表示方法。

Petri 网是 20 世纪 60 年代由 Petri^[38] 提出的, 是对离散并行系统的数学表示, Petri 网知识表示法用规则强度和可信度来表示不确定性知识. 为了扩宽 Petri 网知识表示法的表示范围, 许多学者对 Petri 网知识表示法做了相应改进. Li 等^[39] 针对具有动态特征的知识表示和推理, 提出了自适应模糊 Petri 网, 该模型既有模糊 Petri 网的特征也有神经网络的学习能力, 能够有效解决动态知识的表示和推理. Mohite 等^[40] 提出采用自适应高阶模糊 Petri 网进行知识的表示与推理. Liu 等^[41] 针对传统的模糊 Petri 网不能捕捉模糊知识的动态特性, 提出了动态自适应模糊 Petri 网, 并采用了极大代数的并行推理算法, 实现知识的自动推理。

另外, Zhang 等^[42] 针对智能夹具结构的特点, 提出了基于知识本体的设计方法. 陈泽华等^[43] 将粒矩阵的相容关系引入到知识表示方法中, 通过实例证明了其有效性。

语义网是由 Tim Berners-Lee 提出的, 语义网表示法是通过概念及其语义关系来表示知识的一种有向图. 语义网知识表示法主要有结构性、联想性和自然性等优点, 也有非严格性和处理上的复杂性等缺点. Omri 等^[44] 提出了采用模糊语义网络表示不确定性知识和相似性知识, 该方法有效地解决了不确定性知识在推理过程中的存在多义性和相似性知识在推理中存在重义性等问题. Shadbolt 等^[45] 提出了模糊语义网知识表示方法和演化算法. 由于语义网络法对知识表示形式没有严格一致规范, 推理不能保证其结果的正确性。

在工业生产过程中, 知识型工作者对事物和信息的表达往往是不精确、不确定和模糊的, 最终导致获得的知识具有不确定性, 此类知识如何表示对于面向控制需求的知识自动化系统实现具有挑战性。

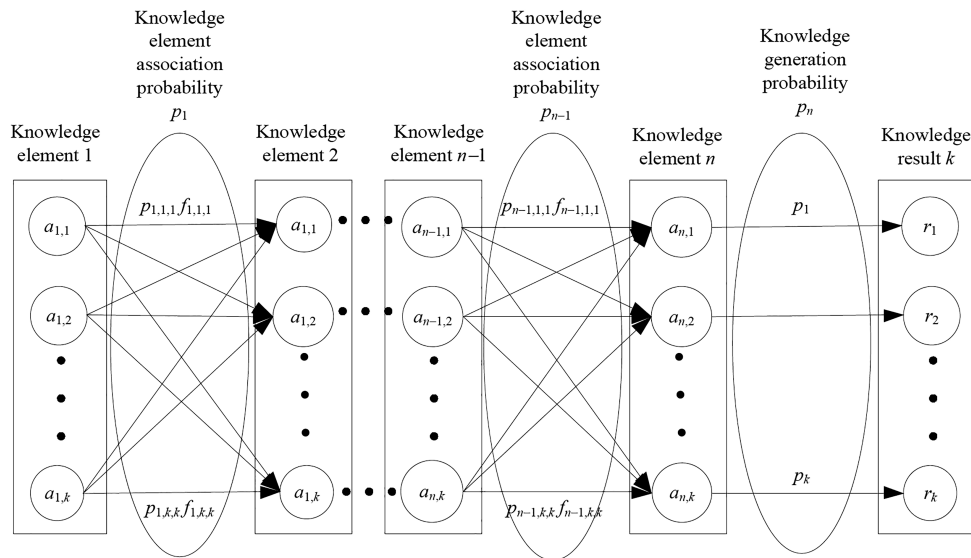


图 2 Bayes 概率语义网基本模型

Figure 2 Basic model of Bayesian probability semantic network

工业生产过程中不确定性知识采用传统的语义网络进行表示时会出现多义性和不可理解性. 如判断铝电解槽况的经验性知识中“火焰黄而无力”既是热槽特征又是压槽特征, 如采用传统语义网三元组模式 (结点 1, 弧, 结点 2) 进行表示时会出现多种语义的混淆, 导致整个语义网络的可理解性很差. 为了解决上述问题, 采用 Bayes 概率语义网表示知识, 其基本模型如图 2 所示. 在该模型中组成知识的最小成分为知识元, 代表实体, 表示各种事物、概念、情况、属性、状态、事件、动作等. 知识元按不同的属性进行分层, 即相同属性的知识元放在同一层, 如 $(a_{n,1}, a_{n,2}, a_{n,3}, \dots, a_{n,k})$ 为一个知识元集, n 表示知识元所在模型中的层次, k 表示知识元在相应知识元集中的位置. $P_{n,k}$ 表示知识元关联概率集, 其由 j 个概率组成, 分别是 $(p_{n,k,1}, p_{n,k,2}, \dots, p_{n,k,j})$. n 表示哪一层知识元集关联至其下一层知识元集, k 表示该层知识元集哪一个知识元关联下一层知识元集, j 表示上一层知识元集中的知识元关联至下一层知识元集中的哪一个知识元. $f_{n,k,j}$ 表示相应的语义关系, 表示它所连接的两个实体之间的语义联系, 其中 n, k, j 与上述意义相同. p_m 是知识生成概率. 知识结果 m 表示该知识表示模型所产生的所有知识结果, 虽然并不是产生的每一个知识结果都能用, 但是可以从知识结果集中选择出所需要的知识.

采用 Bayes 概率语义网模型对铝电解槽工况判断知识进行表示, 如图 3 所示. 在知识表示过程中先按照特征现象、槽况状态、原因分析和处理方法 4 个不同的属性将知识元进行分层, 然后用带有关联属性和关联概率的有向线段将知识元按图 3 中所示方式进行连接. 从图 3 中可以看出, 每一层的知识关联概率实际上依次对应了分类别的工况分析, 引起异常的原因判断, 对应处理方法的决策, 从左到右每走完图中的一条路径都可以得出一个对电解槽槽况进行精确判断和控制决策的完整知识. 例如“火焰呈蓝白色属于冷槽特征, 原因是系列电流低, 处理方法为提高系列电流”.

(3) 知识重组. 知识重组是指对相关知识客体中的知识因子和知识关联进行结构上的重新组合, 形成另一种形式的知识产品. 知识重组包括知识因子的重组和知识关联的重组^[46]. 知识因子的重组是指将知识客体中的知识因子抽出, 并对其进行形式上的归纳、选择、整理或排列, 从而形成知识客体的检索指南系统的过程. 知识关联的重组是指在相关知识领域中提取大量知识因子, 并对其进行分

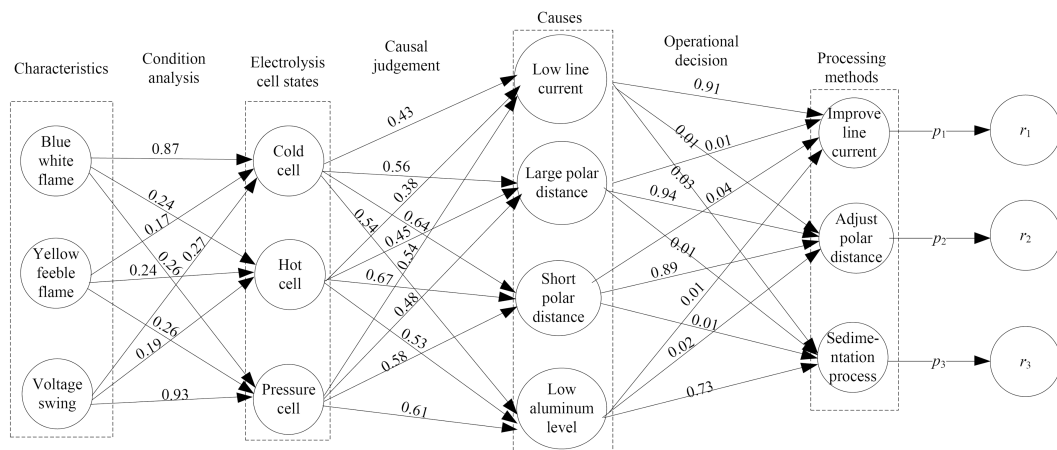


图 3 概率语义网表示的电解槽槽况判断知识

Figure 3 The judgment knowledge on aluminum electrolysis cell states expressed in probability semantic network

析与综合, 形成新的知识关联, 从而生产出更高层次上综合知识产品的过程. 在知识因子重组方面, 冯丹^[47]提出了基于内容的知识重组方法, 这种方法是一种知识因子的重组方法, 其主要思想是将检索和抽取的知识以段落的形式进行重新组织. Maleszka 等^[48]提出将知识重组应用到协同推荐中, 定义了 4 个标准并分析完成推荐的目的, 多个数据集的测试结果表明所提的方法较好. Biswas 等^[49]提出了一种基于规则模型框架的知识重组方法, 该方法采用概念聚类的方式建立一个层次结构模型以实现知识的重组.

知识重组包括知识增殖、知识分裂、知识变异、知识融合、知识约简以及知识衍生等方面. 目前, 对知识重组的研究还处在理论阶段, 有关知识重组的应用研究相对还比较少. 工业生产过程的控制决策问题复杂多变, 受到多种不确定性因素 (如市场、物流和矿源等变化) 的影响, 根据单一属性的知识很难让工业中的智能系统做出最优决策, 因此需要将多种属性的知识进行重组, 创造出有利于精准决策的新知识, 这也是知识自动化系统实现的重要手段.

(4) 知识关联和推理. 知识之间存在很多有用的关联, 在知识网络化模型中, 知识就是由众多的结点 (即知识因子) 和结点之间联系 (即知识关联) 组成的. Ruiz 等^[50]通过研究知识之间的关联规则进行知识的管理与产生新的知识. Namioka 等^[51]将知识关联网络应用到系统设计中, 知识库开发者可以避免冗长的描述、错误以及矛盾, 降低了计算复杂性. 知识关联的研究工作主要集中在如何通过关联规则从数据挖掘有效的信息, 在图书馆管理、情报搜集、网络信息分析上运用较多, 对于工业生产过程的知识关联研究较少.

知识推理有多种方法, 可以按不同方式分成几类. 根据知识表示特点, 可分为图搜索方法以及逻辑论证方法, 图搜索推理的方法是从图中初始状态的节点到目标状态的终止节点的搜索过程, 而逻辑论证推理方式是基于知识表示采用谓词逻辑或者其他逻辑形式时, 进行推理的过程; 根据是否采用启发性知识, 分为启发式推理和非启发式推理; 根据所用知识因果关系的确定程度, 分为精确推理和非精确推理.

实际系统通常结合其他技术对问题进行推理求解. 主要有以下几种方法.

a) 基于 Bayes 网络的知识推理. 该类方法主要是将因果关系知识或关联性通过 Bayes 网络表示出来, 并结合 Bayes 统计的方法进行推理, 得到目标解. 例如在铝电解中, 电解槽中的各个特征变量之间存在强耦合的关系以及因果关系, 可以通过 Bayes 网络将这些变量表示出来, 作为一种知识的表示

形式.

在 Bayes 网络中, 假定每一节点在给定其父节点条件时, 独立于他的前辈节点, 故对于离散型随机变量, 其取值 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 的联合概率为

$$P(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^p P(x_i | a(x_i)). \quad (1)$$

通过这种方法对关系复杂、耦合等系统, 进行概率上的推理分析, 避免了建模等复杂问题的出现. Hu 等 [52] 采用动态 Bayes 网络将石化生产中变量间的复杂关系通过动态 Bayes 网络框架表示出来, 并结合 Bayes 推理方法处理生产过程的异常工况. 还有 Diallo 等 [53] 结合专家知识以及跟踪数据通过 Bayes 网络构建一个工业系统的故障诊断模型, 在专家经验知识帮助下建立的 Bayes 网络搜索计算时间更短, 对故障的判断效率就会更高.

b) 基于本体的知识推理. 国内外研究学者对基于本体的知识推理的研究成果也较多. Ebrahimipour 等 [54] 构建的本体模型中将基于本体的知识表示方法应用到气动阀的支持维护案例中, 克服了非均质性和不一致性的维护记录带来的问题, 通过相应的推理方法取得了良好的效果. Samwald 等 [55] 提出了一种 web 本体语言框架和推理方法来实现对药物基因组知识的表示, 组织和推理, 从而实现对相关数据的高效利用. Roda 等 [56] 将基于本体框架的知识表示方法用于传感数据的智能分析, 通过具体的案例分析, 表明结合几个知识表示方案可以推断过程变量和表示状态.

c) 基于案例的知识推理. 在基于案例推理系统中, 所谓案例就是求解问题的状态及对其求解的策略. 一般地, 一个案例包含问题的初始状态, 问题求解的目标状态以及求解的方案. 这种推理方法模拟人类推理活动中“回忆”的认知能力, 在问题求解时, 可以使用以前求解类似问题的经验 (即案例) 来进行推理, 并为修改或修正以前问题的解法而不断学习. 案例推理原理如图 4 所示, 其中案例表示、案例检索和案例调整是案例推理研究的核心问题.

国内外对案例推理的研究成果较多. Chattopadhyay 等 [57] 将 Case-based reasoning 和 KNN 结合起来构建一个专家知识库, 用作医疗诊断. Han 等 [58] 提出一种基于模糊 C 聚类的案例推理知识获取方法, 并将该方法应用于吹氧转炉的顶点预测, 获得较好的预测效果. Yan 等 [59] 采用案例搜索匹配推理技术实现竖炉运行状态的连续预测; 桂卫华等 [60] 对铜闪速熔炼过程中关键工艺参数无法在线监测, 过程建模及优化控制难等问题, 提出采用操作模式搜索匹配的方法, 实现了熔炼过程的优化控制.

d) 基于模糊逻辑的知识推理. 模糊逻辑推理技术能较好地描述与仿效人的思维方式, 总结和反映人的体会与经验, 对复杂事物和系统可进行模糊度量、模糊识别、模糊推理、模糊控制与模糊决策. Peng 等 [61] 建立了一个模糊规则知识库, 通过平行模糊推理技术解决故障诊断问题. Jian 等 [62] 为了维持发酵系统的稳定性, 采用支持向量机和模糊推理相结合建立了故障诊断系统.

e) 基于粗糙集的知识推理. 粗糙集理论是一种处理模糊性和不精确性知识的数学工具. 经过十几年的研究和发展, 粗糙集理论已经在信息系统分析、人工智能、决策支持系统、知识与数据发现、模式识别与分类、故障检测等方面取得了较为成功的应用 [63,64]. Salamó 等 [65] 研究了基于粗糙集的特征选择案例推理分类器的降维方法, 还提出若干基于粗糙集估计属性相关性的方法.

f) 基于模糊 Petri 网的知识推理. 通常模糊推理 Petri 网模型表达为 $(S, R, \Delta, \Gamma, \theta^0, U)$; 其中 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 为命题集合; $R = \{R_1, R_2, \dots, R_n\}$ 为规则集合; Δ 为 $S \rightarrow R$ 规则的输入矩阵; Γ 为 $S \leftarrow R$ 规则输出矩阵; θ^0 为初始状态; U 为置信度矩阵.

模糊 Petri 网推理算法通常采用不确定推理方法, 主要思想是模糊命题合取式的真值取各子式真值的最小值, 模糊命题析取式的真值取各子式真值的最大值, 根据模糊推理 Petri 网的特点, 定义命题

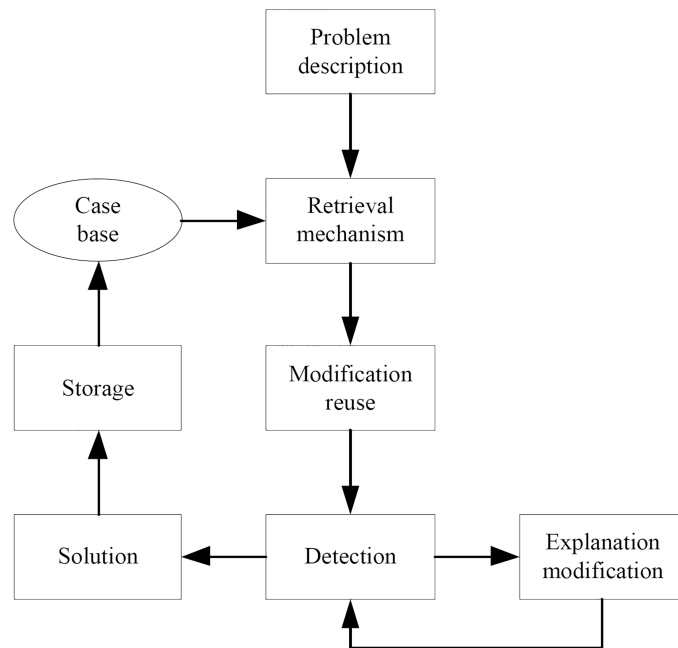


图 4 案例推理的原理图

Figure 4 The case-based reasoning schematic

S_i 的下一步状态 θ^{k+1} 为

$$\theta^{k+1} = \theta^k \oplus \left[(\Gamma \cdot U) \otimes \Delta \otimes \overline{\theta^k} \right]. \quad (2)$$

模糊推理 Petri 网的在很多领域都有应用研究, Milinković 等^[66] 采用模糊 Petri 网对火车的延误时间进行估计和模糊推理求解.

传统的基于关联规则、粗糙集理论以及各种逻辑的知识推理和计算方法虽已在生产调度和设备控制等方面得到了部分应用, 但针对复杂对象, 特别是复杂生产过程不完备知识的推理和计算仍停留在理论探讨层面, 研究成果极少. 工业生产过程中的知识不仅具有复杂性和不完备性, 而且还具有强关联、强耦合、多尺度、多维度、碎片化和动态性等特征, 因此采用传统的知识推理方法难以满足知识自动化系统的控制需求.

1.3 基于知识的自动化应用技术

许多国际知名的自动化系统供应商研发了蕴含有知识的模型、软件和系统, 有一些得到了应用验证, 但是其核心技术和算法保密, 在解决我国工业生产的智能优化方面也缺乏针对性.

美国 Emerson 公司过程控制公司事业部 (PWS) 基于知识开发的 Smart Process 智能软件包和专家系统到了广泛的应用和认可, 为用户带来了可观的经济效益和回报. 美国 Honeywell 公司于 2002 年推出世界第一套过程知识系统 E-PKS, 是一个规模可变的, 带有基于各种知识驱动的应用, 整合了业务与制造智能的平台. 2011 年陆续开始为流程工业提供基于知识的工业自动化应用软件系统和服务, 包括生产管理数据平台 Uniformance, 生产执行系统 Business. FLEX, 先进控制与优化系统 Profit. SuiteTM 等, 将人员与过程、经营和资产管理融合在一起, 涉及石油与天然气、石油炼制、化工、电力、制浆造纸、矿山、冶炼、金属、医药及生命科学等诸多领域. 美国 Aspentech 公司提出在

AspenDMC 软件中运用框架式知识建立了流程知识模型, 主要用于化工过程. AspenTech 公司推出的 Aspen Engineering Suite, Aspen Manufacturing Suite 和 Aspen SupplyChain Suite 套件等. 美国通用电气公司通过大数据提取流程工业知识, 经重组获得有效的在线策略, 使工业流程得到竞争性优势. GE 开发的基于流程工业知识重组的优化策略可以有效提高电力、化工等工业过程的整体性能. 德国西门子子公司 SIMETALCIS VAIQ 计算机辅助质量控制系统包括生产系统、知识库系统、知识发现系统, 利用灵活的知识库组件为冶金专家及工艺流程工程师提供有关生产和产品质量预测的专门知识, 通过详细的过程和检验数据, 促进冶金过程控制的发展^[67]. 法国 ArcelormittalGent 公司使用 SPC 技术, 其核心特点是发现潜在数据知识. 在长期的运行过程中, 通过定义与异常情况相关过程变量, 将异常情况与过程变量联系起来, 快速诊断异常情况的根本原因. 同时, 促进系统内部的知识生成, 从而提高生产力. 美国 Gensym 公司开发的实时专家系统平台 -G2 智能故障诊断系统, 封装了专家知识组件对象, 运用知识关联的推理引擎能够实时响应大量的外部数据和事件, 目前已广泛应用于石油化工、电力、航天、军事等领域. 在工业流程模拟开发方面, Hyprotech 和 SimSci 等 20 多家软件公司相继推出了 Aspen Plus, PRO/II 等 60 种领域专用和通用的流程模拟软件.

在国内, 目前已逐步认识到知识在自动化技术的重要作用, 并开展了一些研究工作, 以信息感知、决策、规划与控制等单方面的理论与方法研究为主, 缺乏对工业过程中各方面知识的关联分析、融合与演化方法研究, 更缺乏系统的知识自动化基础理论与方法.

总之, 知识自动化是未来具有颠覆性的重要技术, 目前在知识的获取、表示、处理和知识工程系统方面已经有许多研究, 但是与工业过程知识自动化需求没有紧密联系起来. 国外各大公司已有一些包含知识的系统、软件和模型仍然是局部、孤立和分散的, 还不能提供知识自动化的整体技术框架, 缺乏针对我国工业生产的解决方案, 无法围绕工业控制与决策需求实现生产知识、自动化系统与工业生产过程的有机融合.

2 工业生产过程的知识自动化

我国是工业生产大国, 但还不完全是工业强国, 目前我国工业生产面临转型升级的巨大压力, 在资源、能源、环境方面受到严重制约, 如何依托智能化手段从工业大国发展成为智造强国是我们面临的重大战略课题^[68].

2.1 工业生产对知识型工作的依赖

知识型工作在工业企业运行中起核心作用, 如工业生产中的决策、计划、调度、管理和操作都是知识型工作^[69], 完成这些工作需要统筹考虑各种生产经营和运行操作要素, 关联多领域多层次知识. 在流程工业的运行优化层, 由于难以建立精确数学模型, 操作参数选择设定以及流程优化控制都依赖工程师凭经验给定控制指令. 工程师的知识型工作包括分析过程机理、判断工况状态、综合计算能效、完成操作决策等. 在计划调度层, 需要统筹考虑人、机、物、能源各种生产要素及其时间空间分布和关联等, 调度员通过人工调度流程协调各层级部门之间的生产计划, 完成能源资源配置、生产进度、仓储物流、工作排班、设备管理等知识型工作. 在管理决策层, 决策过程涉及企业内部的生产状况, 外部市场环境以及相关法规政策标准, 管理决策者根据一系列经营管理知识进行决策. 现代工业中机器已经基本取代体力劳动, 工业生产管理、运行和控制的核心是知识型工作, 离不开具有高水平的知识型工作者进行分析、判断和决策, 目前在各个层面都要依靠知识型工作者来完成工业的生产.

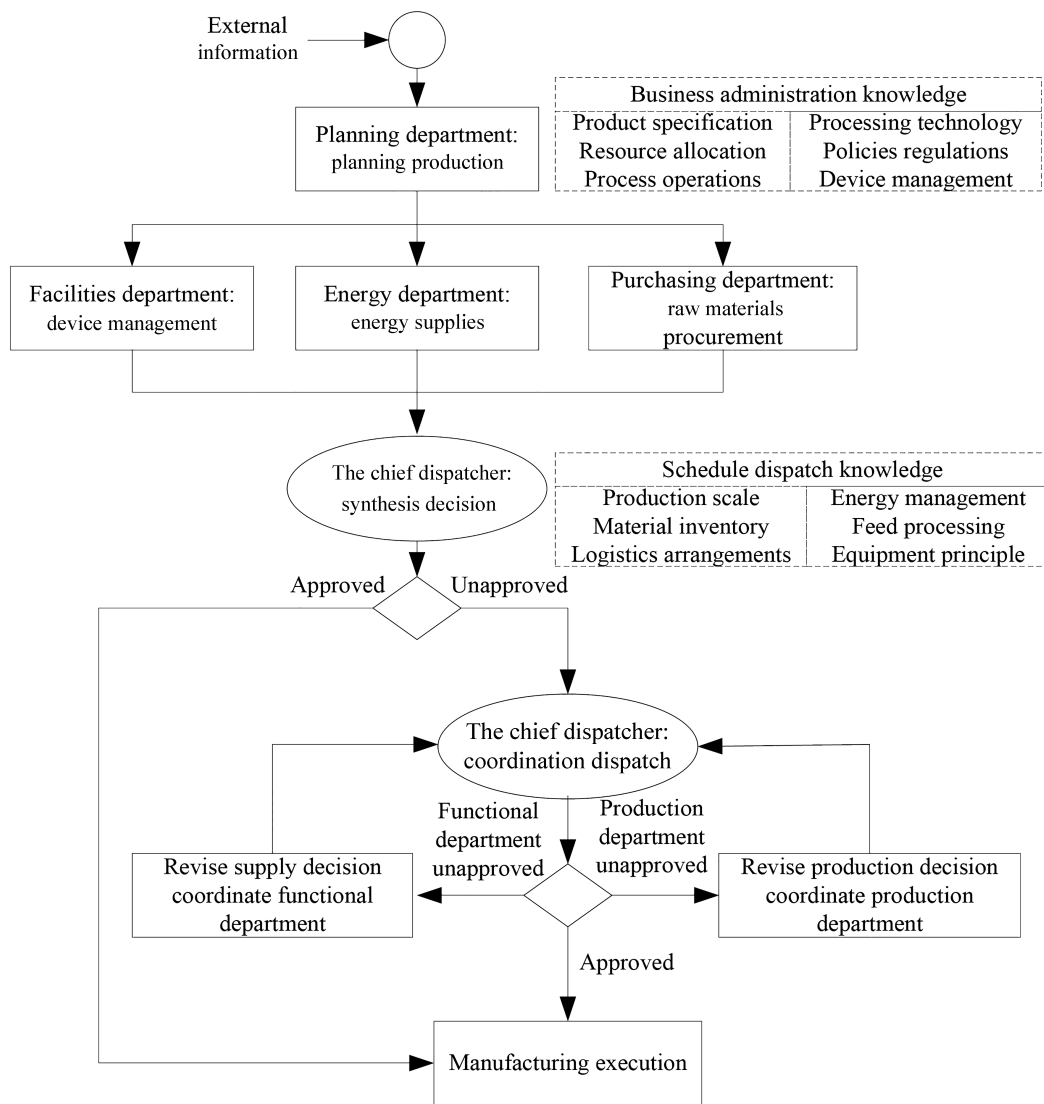


图 5 生产调度的决策工作流程

Figure 5 Decision workflow for production scheduling

以图 5 所示的生产调度决策过程为例, 工业调度过程复杂, 涉及的知识非常多, 包括能源管理、资源配置、工艺指标、运行安全、设备状况、产品性能质量等方方面面. 首先由企业级计划部门制定生产计划, 主要是根据产品规格、工艺技术、资源分配、政策法规、设备管理等经营管理知识以及生产执行的反馈信息来制定. 生产计划下达到设备、能源、采购等各个部门, 生产总调度根据各部门信息进行综合决策, 提出生产调度方案, 下达到各个生产职能部门, 经反复协调和完善后交付生产部门执行. 生产调度实质上是生产总调度长把产品产量、质量、能耗等生产目标与各部门相关知识进行关联、融合、重组、求解的过程, 是一个知识深度融合和交互的过程.

先进企业中往往拥有一批高水平知识型工作者, 他们充分利用现有信息化系统, 使企业的部分经济技术指标领先或达到国际先进水平. 比如, 镇海炼化是我国最大的原油加工基地, 居世界炼厂第 15 位, 具有中石化顶级的计划排产专家, 注重经验知识在计划优化中的应用, 竞争能力居亚太地区一流;

山东魏桥拥有世界上最大, 工艺技术最先进的 600 KA 电解铝系列, 该系列自 2014 年 12 月启动以来, 电解槽操作员根据电解生产知识, 经过精细化操作, 目前系列电流效率稳定在 94%, 吨铝直流电耗 12808 kWh (同比国外 AP600 实验槽吨铝直流电耗 13300 kWh); 鞍钢矿业是我国掌控铁矿石资源最多, 产量规模最大的冶金矿山龙头企业, 选矿技术及产品质量达到世界领先水平, 形成了低成本的运行模式, 铁精矿完全成本保持在 530 元/吨左右, 远低于进口矿价格. 这些先进企业成功的一个重要因素是具有—批经验丰富的知识型工作者, 并将这些知识型工作者的经验知识功能最大化, 从而使得这些企业能够在行业占领领先地位. 各工业企业间知识型工作者存在的经验和知识水平差异最终成为生产运行水平参差不齐的重要原因.

2.2 工业生产中的知识型工作面临新挑战

工业企业现在需要面对市场需求、资源供应、环保排放等诸多因素的综合挑战, 工况变化更加复杂, 加上现代工业具有生产规模增加和产能集中的显著趋势, 对复杂分析、精确判断、创新决策等知识型工作的要求也越来越严苛. 同时, 目前已经进入工业化和信息化深度融合的时代, 随着云平台、移动计算、物联网、大数据的出现使得工业环境中数据种类和规模迅速增加, 以往依赖于经验和少量关键指标进行决策分析的知识型工作者面对海量信息已经感到力不从心. 而且, 过去的人工决策方式严重依赖个别高水平知识型工作者, 操作决策具有主观性和不一致性, 应对变化的反应不够敏捷, 知识经验的学习、积累和传承也比较困难. 因此工业生产过程中的知识型工作正面临新的挑战, 只依赖知识型工作者是无法实现工业跨越式发展的. 摆脱对知识型工作者的传统依赖, 实现具有智能的知识自动化系统是解决工业生产高效化、绿色化发展的核心.

2.3 基于知识的锌冶炼企业原料采购决策

以某锌冶炼企业的原料采购决策问题为例对工业生产过程中的知识自动化进行说明. 锌湿法冶炼原料是锌精矿, 精矿原料是从分布在全国各地的 100 多家矿山采购而来的, 成分复杂, 品位差异大, 价格也不同. 由于生产规模大, 对原料的需求量大, 原料采购占用的流动资金多, 每年的原料采购资金多达 20 亿. 原料成分复杂, 企业将原料中的有价金属通过复杂的物理和化学过程提炼出来, 不仅要求锌精矿的主品位含量满足要求, 而且对各种杂质含量也有严格要求. 由于原料消耗和采购过程存在生产不确定和到货不确定性, 锌冶炼生产的连续性要求企业有合理的库存. 原料采购决策就是综合考虑资金、库存和供应商关系等因素, 基于采购和生产知识按照一定的采购优化策略进行决策, 使采购的原料平均品位及杂质含量满足生产要求, 同时使原料采购费用最少. 由于矿源众多、计算复杂、考虑因素多, 过去采购人员只用人工决策方法大概计算一个采购量, 甚至只要能够完成规定的任务就随意进行采购, 导致采购成本增加.

原料采购采用两步决策, 第 1 步是原料大类采购决策, 第 2 步是供应商采购决策, 如图 6 所示. 原料大类采购决策中, 首先是根据配矿数据知识和配矿金属平衡机理知识建立原料分类定价基准模型, 该模型由 5 类品位质量范围表与 5 类品位价格基准表组成. 根据分类定价基准模型按一定的品位范围与杂质含量范围, 将原料分为不同质量和价格的 5 个大类. 分类后, 收集该厂前 3 年的原料采购数据, 将每一个原料按其品位分类, 并计算出每一类原料的品位及杂质含量的平均值, 以及每一类原料的平均价格, 形成 5 类品位价格基准表. 随后基于原料分类定价基准模型, 原料大类采购决策的任务就是通过优化方法找出所有大类原料的采购量, 使得在原料质量满足生产要求的同时, 原料总采购费用最少. 原料大类复合采购决策时需要考虑市场类知识和企业生产知识, 前者主要是原料和产品的市

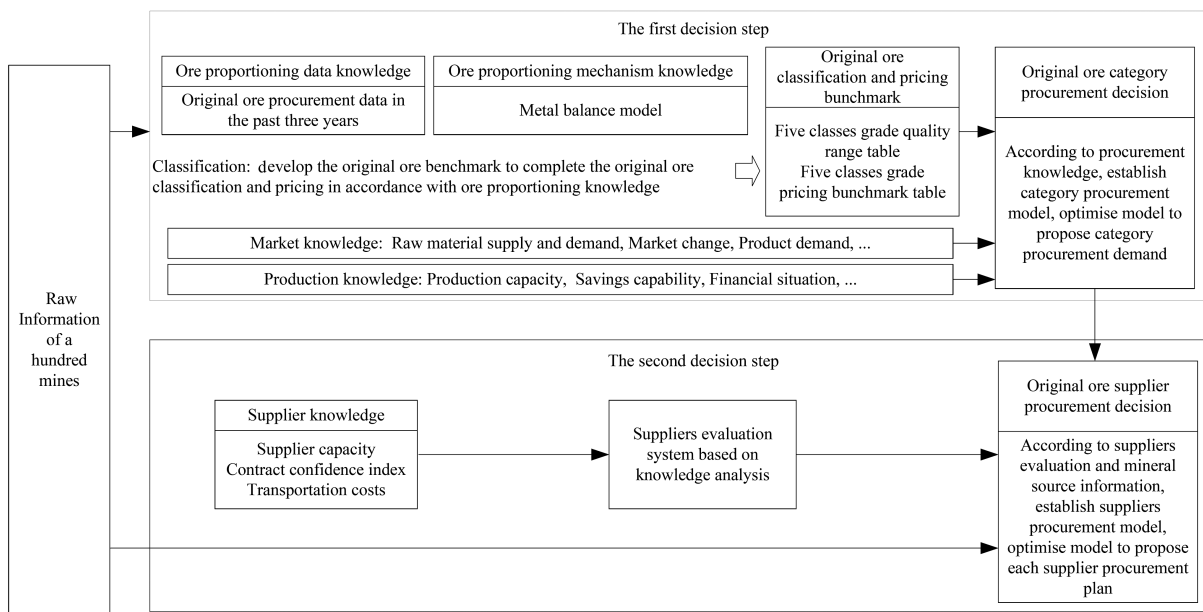


图 6 基于知识的原料采购决策

Figure 6 Raw materials procurement decision based on knowledge

场供求关系对价格影响等, 后者包括企业的生产能力、存储能力、财务状况等对采购行为的约束。

原料采购的第 2 步决策是供应商采购决策。在实际的采购过程中, 每个大类的采购计划需要落实到对应大类中各个原料承包商的采购合同中。然而, 由于地区和承包商的不同而价格会有不同; 各个承包商方履行合同的情况可能不同, 有些承包商的到货量超过了合同量, 有些则不能完成合同量; 有些承包商属于经营性公司, 每年提供的精矿品位可能不同等。在供应商采购决策中, 首先是建立供应商评估知识库, 知识库中包含各供应商的产能, 运输成本等信息和原料信息, 供应商的置信度 (置信度主要根据供应商历年合同的执行情况确定) 等, 系统根据完成合同的情况在每个月末对供应商的置信度进行更新。在完成原料大类复合采购决策后, 可以根据知识库的评估结果选择与哪些供应商签订采购合同, 即最终的采购计划。同时, 采购活动结束后, 将结果及时放入知识库中, 更改供应商的信息。对于可能出现的供应商不能履行合同的情况, 知识自动化决策系统也能及时做出反应, 根据实际情况对在同类供应商中进行调整替换。

某锌冶炼企业的原料采购从原来的人工决策转变为基于知识的自动化决策, 每年为企业节约了采购经费数千万元。

由此可见, 工业生产中的知识型工作包含两层含义, 一是人为的决策流程, 一是依赖经验的决策行为。工业生产过程迫切需要解决知识型工作流程的优化与自动化, 并在各个决策点实现知识驱动的自动化决策。在生产工艺和设备层面建立基于知识的模型, 实现工艺参数智能选择和流程智能优化, 自动给定控制指令; 在生产计划和调度层面实现知识自动获取和自动分析, 关联与推理, 能够摆脱调度与生产协调对调度员的依赖; 在生产经营和决策层面实现自动化感知、处理、分析内外部大数据, 实现关联决策和协调优化, 能够自动化分析判断决策。流程企业通过这类具有复杂分析、精确判断和创新决策能力的高度智能化的系统将能够自动执行一部分之前只有人才可以完成的各层次知识型工作, 这一类系统就是面向工业应用的知识自动化系统。知识自动化系统可以在一定程度上代替知识型工作

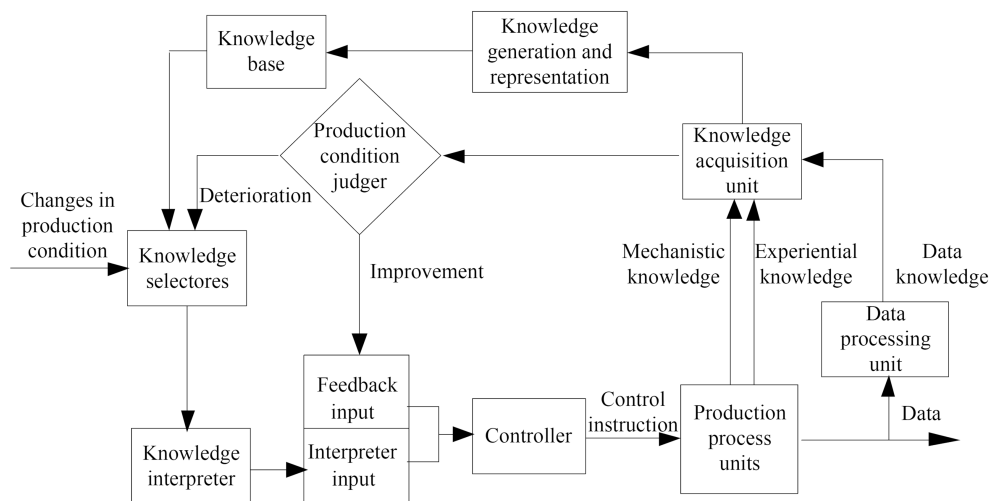


图 7 一类知识驱动的工业自主控制系统框架
Figure 7 Knowledge-driven industrial control system

者, 进而构建信息与知识深度融合的控制、调度与决策优化支撑环境, 形成面向工业生产实体过程的智能化知识服务体系。

3 工业生产过程知识自动化的若干问题

工业生产过程知识自动化系统是将人工智能技术、计算机技术、自动化系统技术融合来实现知识表示、获取、关联、处理和应用, 应用于工业生产实体, 实现工业环境下自动感知、处理、计算、决策的智能系统。工业生产中的知识主要是指数据知识、机理知识和经验知识, 具有不同的表现形式。其中, 机理知识反映工业生产过程的本质, 特别是流程工业过程中生产连续、机理复杂、物质转换过程难以数值化, 使得机理知识成为流程工业最重要、最核心的知识。而经验知识是经过长期操作从机理知识中总结获得而来的, 反映了操作与过程之间的内在关联。最终, 经验知识和工艺机理知识操作后的结果体现在生产数据上, 对数据分析处理形成的知识可以形成对知识库的补充和完善, 在现代工业的信息化环境下尤为重要。一类知识驱动的流程自主控制系统框架如图 7 所示, 其中来自人、机、物的数据知识、经验知识和机理知识通过知识获取、表示、生成、演化等单元构成知识库, 对应不同生产条件根据工况状态选择适用知识, 经解释后形成控制策略, 通过控制器形成相应的给定或指令。这里蕴含着知识驱动机制与现有控制系统有机融合的新理论、新方法与新系统。

从系统运行的角度看, 人工经验的知识 (数据知识亦然) 显然不是一开始就完全可靠和正确的, 需要在运行过程中经过实际生产结果检验, 通过知识校正更新机制来保证其正确性, 知识验证、更新和校正是知识自动化的重要组成部分。在工业生产过程中, 知识自动化在系统运行的层面上是一种动态过程, 包括了知识从碎片化、不完备、不确定状态不断向更加结构化、完备和成熟的状态发展演化的过程, 这一过程需要依赖工业生产过程的反馈结果对知识自动化系统不断进行校正。

以下从实现工业生产过程知识自动化系统的要求出发, 对一些值得研究的相关问题进行讨论。

3.1 工业环境下多类型知识的灵敏感知、高效获取和深度分析

工业生产涉及的知识源主要包括数据知识、机理知识、经验知识等. 这些知识表现形式不同, 有的隐含在信号、曲线中, 有的呈现为规则、语义网络, 有的用公式、方程式等直接描述. 工业生产过程的知识自动化需要突破由于工业过程的数据和知识多样性、多维度和多时空尺度带来的一系列难点, 比如如何统一表示知识的表达模式和涵盖范围, 如何将不同工艺机理、设备性能、生产工况与管理决策的知识提取和表示出来, 如何将多时空分布的知识纳入统一的知识库模型中, 如何通过一定的知识表示方法将隐性知识显性化. 特别是在大数据环境下, 由于工业生产中已经能够得到海量的数据, 但这些数据价值稀疏, 传统人工方法活化其价值的能力十分有限, 需要研究多类型工业知识的灵敏感知、高效获取和深度分析方法. 因此, 如何在工业制造过程的知识灵敏感知、领域知识自动挖掘、关联知识提取、结构化知识表示方面取得突破性进展, 推动形成工业知识自动化的知识源基础, 是解决知识与生产过程、自动化系统融合形式的重要问题.

其研究内容主要包括基于关联知识的数据特征分析和知识感知触发机制; 工业多源、多维、多时空尺度知识的统一表示; 非结构化知识的一致性描述方法; 工业大数据环境下的知识高效提取; 生产机理、操作和管理的领域知识自动提取与代码化; 工业过程知识本体和大规模知识库的构建等.

3.2 工业生产中分层跨域知识的关联、推理与演化

在知识处理层面, 工业知识自动化需要完成对知识的推理、关联、演化和重组等工作, 才能通过自动化系统取得知识运用的有益效果. 工业生产过程具有自上而下的纵向层级, 如管理决策层、计划调度层和运行优化层, 也包括前后衔接或复杂连接的不同生产工序, 其内在的生产知识也同样具有分层跨域的对应关系. 工业过程知识处理的关键问题是不仅要建立对同一对象不同知识的关联结构, 还要建立分层跨域的相关性知识的关联结构. 以铝电解生产为例, 经营决策层基于知识和内外部信息决定以产量为导向或者以能耗为导向的生产策略, 调度层就据此确定配置不同的资源和能源计划, 运行操作层就给定不同的电解槽槽电压等操作参数. 因此, 知识关联是联系知识单元、组织知识元素、构建知识网络、管理知识系统、发现和创造新知识所不可缺少的基本要素. 知识推理和演化是指模拟人类的思维过程, 根据当前的知识识别、选取和匹配知识库中的规则, 得到问题结果的一种机制. 知识重组是在对源信息所含知识内容进行解析的基础上, 将源信息或解构所得信息进行重新组合, 从而得到新的信息内容, 实现信息增值的过程.

其研究内容主要包括工业过程分层跨域知识的关联、调和及重组; 知识的深度学习及新知识发现; 知识关联、演化与实时协同的理论方法; 人机协同的动态知识增量式关联和挖掘; 基于知识的主动响应, 精细化控制和优化运行的理论与技术; 知识与数据联合推理决策以及依赖知识约简的大规模优化决策等.

3.3 面向工业生产应用的知识自动化服务系统与支撑技术

工业过程知识自动化系统应当确保异构知识资源之间集成互操作, 能够建立面向工业应用的高度智能化知识服务体系. 因此, 围绕数据信息知识深度融合的智能化知识服务目标研究面向操作、调度和管理决策的系统平台和关键技术, 具备人机物交互环境, 能够自动感知、关联、处理和计算来自数据环境、生产过程和知识型工作者的知识, 并具有支撑协同分析、综合判断、自主执行和全局优化运行的能力, 并结合工艺知识以及在线信息建立跨层级的虚拟工业生产场景. 形成支撑控制、调度和决策的知识自动化云服务框架, 将工业信息转换为知识自动化虚拟服务, 包括建立各种相关大数据模型、

知识库、计算实例库、决策仿真平台、构建知识自组织和自更新子系统, 研究在云平台上通过开发知识自动化服务性技术构件提供虚拟服务支持.

其研究内容主要包括知识自动化的高效计算方法和算例库; 知识自动化决策调度控制一体化运行系统软件; 基于知识的虚拟工艺场景设计; 虚拟生产优化与虚拟运行优化; 支撑知识自动化智能算法的嵌入式组件; 知识自动化软件的实时协同运行引擎与自主化服务机制; 知识自动化云服务平台体系架构与核心组件设计; 工业过程知识自动化软件工具、平台及其构件化等.

4 研究对策

在推动工业过程知识自动化这一领域的相关研究过程中, 应当在以下几方面引起重视.

首先是通过把握工业生产的应用需求来驱动知识自动化的理论和关键技术研究. 知识自动化应当紧密围绕如何更多更好地替代完成生产过程中人的知识型工作来开展研究, 瞄准最终实现智能制造和绿色高效化生产为目标来攻克科学技术难题, 开发的知识自动化系统应该适用于一定的工业应用场景. 当然, 知识自动化并不是以造成一般知识型工作者失业为目的, 而是为了把人解放出来从事更加高端、更有价值、更具创造性的智慧性劳动. 正如百度张亚勤评价 AlphaGo 的胜利是“人类的胜利”一样, 知识自动化本身就将创造大量新的知识型工作岗位.

其次是以问题来引导知识自动化的研究. 知识自动化是新的前沿领域, 既包含基础性问题研究, 也涉及关键技术问题, 以一系列挑战性问题引导多领域专家和团队开展知识自动化的研究才能获得有价值的成果.

最后, 知识自动化必然要依靠多学科领域交叉融合才能发展起来. 如人工智能、知识工程、控制理论、计算机软件、工业网络、智能感知、自动化系统等诸多理论和技术成果都可以找到用武之地, 知识自动化可望成为控制科学及相关领域学术交叉融合发展的新热点.

工业自动化经历了机械自动化、电气/仪表自动化、信息化几个时代, 知识在工业生产中的地位日益凸显, 知识自动化是工业自动化发展的新阶段, 是知识经济时代特征和智能化趋势在工业自动化领域的映射, 是复杂生产过程中工业化信息化深度融合的必然结果, 有望为各行业带来革命性变化.

致谢 感谢 113 期双清论坛秘书组成员丁进良, 杨再跃, 赵琚, 罗娜, 王晓丽所做的贡献.

参考文献

- 1 Manyika J, Chui M, Bughin J, et al. Disruptive Technologies: Advances That Will Transform Life, Business, and the Global Economy. New York: McKinsey Global Institute, 2013
- 2 Wang F Y. The destiny: towards knowledge automation—preface of the special issue for the 50th anniversary of Acta Automatica Sinica. Acta Automatica Sinica, 2013, 39: 1741–1743 [王飞跃. 天命唯新: 迈向知识自动化——《自动化学报》创刊 50 周年专刊序. 自动化学报, 2013, 39: 1741–1743]
- 3 Wang F Y. On future development of robotics: from industrial automation to knowledge automation. Sci Tech Rev, 2015, 33: 39–44 [王飞跃. 机器人的未来发展: 从工业自动化到知识自动化. 科技导报, 2015, 33: 39–45]
- 4 Silver D, Huang A, Maddison C J, et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. Nature, 2016, 529: 484–489
- 5 Manda P, Ozkan S, Wang H, et al. Cross-ontology multi-level association rule mining in the gene ontology. PloS one, 2012, 7: e47411
- 6 Nayak A K, Sharma K C, Bhakar R, et al. ARIMA based statistical approach to predict wind power ramps. In: Proceedings of IEEE Power & Energy Society General Meeting, Denver, 2015. 1–5

- 7 Martinsen K, Downey J, Baturynska I. Human-machine interface for artificial neural network based machine tool process monitoring. *Procedia CIRP*, 2016, 41: 933–938
- 8 Wu T C, Hsu M F. Credit risk assessment and decision making by a fusion approach. *Knowledge-Based Syst*, 2012, 35: 102–110
- 9 Bi W, Dandy G C, Maier H R. Improved genetic algorithm optimization of water distribution system design by incorporating domain knowledge. *Environ Model Softw*, 2015, 69: 370–381
- 10 Reyes E R, Negny S, Robles G C, et al. Improvement of online adaptation knowledge acquisition and reuse in case-based reasoning: application to process engineering design. *Eng Appl Artif Intell*, 2015, 41: 1–16
- 11 Barros R C, Jaskowiak P A, Cerri R, et al. A framework for bottom-up induction of oblique decision trees. *Neurocomputing*, 2014, 135: 3–12
- 12 Han M, Cao Z J. An improved case-based reasoning method and its application in endpoint prediction of basic oxygen furnace. *Neurocomputing*, 2015, 149: 1245–1252
- 13 Kamsu-Foguem B, Rigal F, Mauget F. Mining association rules for the quality improvement of the production process. *Expert Syst Appl*, 2013, 40: 1034–1045
- 14 Ghanbari A, Kazemi S M R, Mehmanpazir F, et al. A cooperative ant colony optimization-genetic algorithm approach for construction of energy demand forecasting knowledge-based expert systems. *Knowledge-Based Syst*, 2013, 39: 194–206
- 15 Bai C, Dhavale D, Sarkis J. Complex investment decisions using rough set and fuzzy c-means: an example of investment in green supply chains. *Euro J Oper Res*, 2016, 248: 507–521
- 16 Wang H J, Lin N, Jing S K. Supporting knowledge uncertainty engineering-knowledge acquisition. *Comput Integr Manuf Syst*, 2015, 21: 2558–2563 [王宏君, 蔺娜, 敬石开. 支持知识不确定性的工程知识获取. *计算机集成制造系统*, 2015, 21: 2558–2563]
- 17 Singhal A. Introducing the Knowledge Graph: Things, Not Strings. Official Blog (of Google). <https://googleblog.blogspot.com/2012/05/introducing-knowledge-graph-things-not.html>. 2012
- 18 Wu W, Li H, Wang H, et al. Probbase: a probabilistic taxonomy for text understanding. In: *Proceedings of ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*. New York: ACM, 2012. 481–492
- 19 Zhong X, Fu H, Xia H, et al. A hybrid cognitive assessment based on ontology knowledge map and skills. *Knowledge-Based Syst*, 2015, 73: 52–60
- 20 Hinton G E, Salakhutdinov R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks. *Science*, 2006, 313: 504–507
- 21 Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: an overview. *Neural Netw*, 2015, 61: 85–117
- 22 Hinton G, Vinyals O, Dean J. Distilling the knowledge in a neural network. *arXiv:1503.02531*
- 23 Mnih V, Kavukcuoglu K, Silver D, et al. Playing atari with deep reinforcement learning. *arXiv:1312.5602*
- 24 Lake B M, Salakhutdinov R, Tenenbaum J B. Human-level concept learning through probabilistic program induction. *Science*, 2015, 350: 1332–1338
- 25 Nonaka I. A dynamic theory of organizational knowledge creation. *Organ Sci: J Inst Manage Sci*, 1994, 5: 14–37
- 26 Nonaka I. Toward middle-up-down management: accelerating information creation. *Sloan Manage Rev*, 1988, 29: 9–18
- 27 do Rosário C R, Kipper L M, Frozza R, et al. Modeling of tacit knowledge in industry: simulations on the variables of industrial processes. *Expert Syst Appl*, 2015, 42: 1613–1625
- 28 Simon H A. Complexity and the representation of patterned sequences of symbols. *Psychol Rev*, 1972, 79: 369
- 29 Yin J S, Liu L, Chen K, et al. Intelligent decision making model for traffic congestion control based on fuzzy petri net. *J Comput Methods Sci Eng*, 2015, 15: 91–98
- 30 Jin L, Liu J, Xu Y, et al. A novel rule base representation and its inference method using the evidential reasoning approach. *Knowledge-Based Syst*, 2015, 87: 80–91
- 31 Minsky M. A framework for representing knowledge. *Readings Cogn Sci*, 1974, 76: 156–189
- 32 Terletskyi D. Inheritance in object-oriented knowledge representation. In: *Information and Software Technologies*. Berlin: Springer International Publishing, 2015. 293–305
- 33 An G. Introduction of a framework for dynamic knowledge representation of the control structure of transplant immunology: employing the power of abstraction with a solid organ transplant agent-based model. *Front Immunol*, 2015, 6: 561

- 34 Kendall E F, Dutra M E. Method and apparatus for frame-based knowledge representation in the unified modeling language (UML). US Patent 7, 424, 701, 2008-9-9
- 35 Mohan L, Kashyap R L. An object-oriented knowledge representation for spatial information. *IEEE Trans Softw Eng*, 1988, 14: 675-681
- 36 Zhang Y, Luo X, Buis J J, et al. LCA-oriented semantic representation for the product life cycle. *J Clean Prod*, 2015, 86: 146-162
- 37 Thanh N T. Reasoning With UML Statechart Diagrams Using XML Declarative Description Theory. Bangkok: Asian Institute of Technology, 2015
- 38 Petri C A. Introduction to general net theory. In: *Net theory and applications*. Berlin: Springer, 1980. 1-19
- 39 Li X, Lara-Rosano F. Adaptive fuzzy Petri nets for dynamic knowledge representation and inference. *Expert Syst Appl*, 2000, 19: 235-241
- 40 Mohite P V, Dharaskar R V, Thakare V M. Adaptive fuzzy higher order petri nets for knowledge representation a reasoning. In: *Proceedings of National Conference on Advanced Technologies in Computing and Networking, Special Issue of International Journal of Electronics, Communication & Soft Computing Science and Engineering (IJECSCE)*, Amravati, 2015. 99-102
- 41 Liu H C, Lin Q L, Mao L X, et al. Dynamic adaptive fuzzy Petri nets for knowledge representation and reasoning. *IEEE Trans Syst Man Cyb Syst*, 2013, 43: 1399-1410
- 42 Zhang F P, Zhang T H, Yan Y. Intelligent fixture structure design based on knowledge ontology. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)*, Singapore, 2015 1820-1824
- 43 Chen Z H, Xie G, Yan G W. Granular matrix-based knowledge representation for tolerance relation. *Comput Sci*, 2012, 39: 211-213 [陈泽华, 谢刚, 阎高伟. 基于粒矩阵的相容关系的知识表示. *计算机科学*, 2012, 39: 211-213]
- 44 Omri M N, Tijus C A. Uncertain and approximative knowledge representation in fuzzy semantic networks. In: *Proceedings of the 12th International Conference on Industrial & Engineering Applications of Artificial Intelligence & Expert Systems IEA/AIE-99*, Cairo, 1999. 233-238
- 45 Shadbolt N, Berners-Lee T, Hall W. The semantic web revisited. *Intell Syst*, 2006, 21: 96-101
- 46 Wang Q, Rong L, Yu K. A pushouts based knowledge merging method: knowledge reorganization in emergency decision-making support. In: *Proceedings of the 4th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing*, Dalian, 2008. 1-4
- 47 Feng D. Research and implementation of knowledge extraction and knowledge restructuring based on content. *Inst Sci Tech Inf China*, 2014 [冯丹. 基于内容的知识抽取与知识重组研究与实现. *中国科学技术信息研究所*, 2014]
- 48 Maleszka M, Mianowska B, Nguyen N T. A method for collaborative recommendation using knowledge integration tools and hierarchical structure of user profiles. *Knowledge-Based Syst*, 2013, 47: 1-13
- 49 Biswas G, Lee G. Knowledge reorganization. A rule model scheme for efficient reasoning. In: *Proceedings of the 10th Conference on Artificial Intelligence for Applications*, San Antonia, 1994. 312-318
- 50 Ruiz P P, Foguem B K, Grabot B. Generating knowledge in maintenance from experience feedback. *Knowledge-Based Syst*, 2014, 68: 4-20
- 51 Namioka Y, Yamashita T, Hoshino T, et al. Knowledge-association networks for system design. In: *Proceedings of Workshop on Knowledge and Data Engineering Exchange*, Chicago, 1999. 131-138
- 52 Hu J, Zhang L, Cai Z, et al. Fault propagation behavior study and root cause reasoning with dynamic Bayesian network based framework. *Process Safe Environ Prot*, 2015, 97: 25-36
- 53 Diallo T M L, Henry S, Ouzrout Y. Bayesian network building for diagnosis in industrial domain based on expert knowledge and unitary traceability data. *Ifac Papersonline*, 2015, 48: 2411-2416
- 54 Ebrahimipour V, Yacout S. Ontology-based schema to support maintenance knowledge representation with a case study of a pneumatic valve. *IEEE Trans Syst Man Cybernetics Syst*, 2015, 45: 702-712
- 55 Samwald M, Giménez J A M, Boyce R D, et al. Pharmacogenomic knowledge representation, reasoning and genome-based clinical decision support based on OWL 2 DL ontologies. *BMC Medical Inf Decis Making*, 2015, 15: 12
- 56 Roda F, Musulin E. An ontology-based framework to support intelligent data analysis of sensor measurements. *Expert Syst Appl*, 2014, 41: 7914-7926
- 57 Chattopadhyay S, Banerjee S, Rabhi F A, et al. A case-based reasoning system for complex medical diagnosis. *Expert*

- Syst, 2013, 30: 12–20
- 58 Han M, Cao Z J. An improved case-based reasoning method and its application in endpoint prediction of basic oxygen furnace. *Neurocomputing*, 2015, 149: 1245–1252
 - 59 Yan A, Wang W, Zhang C, et al. A fault prediction method that uses improved case-based reasoning to continuously predict the status of a shaft furnace. *Inf Sci*, 2014, 259: 269–281
 - 60 Gui W H, Liu J H, Xie Y F. Operational pattern hierarchical matching and evolution strategy for copper flash smelting process. *Syst Eng-Theory Pract*, 2013, 33: 2714–2720 [桂卫华, 刘建华, 谢永芳. 铜闪速熔炼过程操作模式分级匹配技术与演化策略. *系统工程理论与实践*, 2013, 33: 2714–2720]
 - 61 Peng H, Wang J, Pérez-Jiménez M J, et al. Fuzzy reasoning spiking neural P system for fault diagnosis. *Inf Sci*, 2013, 235: 106–116
 - 62 Jian D, Yan C, Mpofu E, et al. A hybrid support vector machine and fuzzy reasoning based fault diagnosis and rescue system for stable glutamate fermentation. *Chem Eng Res Design*, 2012, 90: 1197–1207
 - 63 Maji P, Garai P. IT2 fuzzy-rough sets and max relevance-max significance criterion for attribute selection. *IEEE Trans Cybernetics*, 2015, 45: 1657–1668
 - 64 Chen D, Yang Y. Attribute reduction for heterogeneous data based on the combination of classical and fuzzy rough set models. *IEEE Trans Fuzzy Syst*, 2014, 22: 1325–1334
 - 65 Salamó M, López-Sánchez M. Rough set based approaches to feature selection for case-based reasoning classifiers. *Pattern Recogn Lett*, 2011, 32: 280–292
 - 66 Milinković S, Marković M, Veskočić S, et al. A fuzzy Petri net model to estimate train delays. *Simulat Model Pract Theory*, 2013, 33: 144–157
 - 67 Amaral R R. A new SPC tool in the steelshop at ArcelorMittal Gent designed to increase productivity. Dissertation for Ph.D. Degree. Brussels: Ghent University, 2012
 - 68 钱锋. 以流程工业智能化助推“制造强国”. *联合时报*
 - 69 Gui W H, Wang C H, Xie Y F, et al. The necessary way to realize great-leap-forward development of process industries. *Sci Found China*, 2015, 29: 337–342 [桂卫华, 王成红, 谢永芳, 等. 流程工业实现跨越式发展的必由之路. *中国科学基金*, 2015, 29: 337–342]

Knowledge automation and its industrial application

Weihua GUI, Xiaofang CHEN*, Chunhua YANG & Yongfang XIE

School of Information Science & Engineering, Central South University, Changsha 410083, China

*E-mail: xiaofangchen@csu.edu.cn

Abstract The term knowledge work refers to the use and creation of knowledge from mastery of knowledge. In large part, machines have replaced human physical labor in modern industry, where the core of management, scheduling, and operation is knowledge work. Knowledge work automation is a disruptive technology that is transforming the future economy with extensive application value. Knowledge automation is automation of knowledge work. This paper reviews the research conducted on topics related to knowledge automation such as knowledge acquisition, knowledge representation, knowledge association, and knowledge inference, as well as the automation application technology based on knowledge. A knowledge automation case study involving the making of raw material purchasing decisions by a zinc producer is also presented to demonstrate the operation of knowledge automation. Considering the challenges confronting knowledge automation in the management, scheduling, and operation levels of industrial processes, the features of knowledge in industrial processes and several knowledge automation problems are discussed. Further, several strategies and suggestions for knowledge automation research are also proposed.

Keywords knowledge work, knowledge automation, industrial process, decision-making automation



Weihua GUI was born in 1950. He received a Master's degree in 1984 from Central South University. He is an academician at the Chinese Academy of Engineering and a professor at Central South University. His research interests include modeling and optimal control of complex industrial processes and industrial large system control theory and application.



Xiaofang CHEN was born in 1975. He received a Ph.D. degree in 2004 from Central South University. He is currently an associate professor at Central South University. His research interests include modeling and optimal control of complex industrial processes and industrial big data analysis.



Chunhua YANG was born in 1965. She received a Ph.D. degree in 2001 from Catholic University of Louvain. She has also been awarded the National Outstanding Youth Funds award. She is currently a professor at Central South University. Her research interests include modeling and optimal control of complex industrial processes and intelligent automation control systems.



Yongfang XIE was born in 1972. He received a Ph.D. degree in 1999 from Central South University. He is a winner of the Education Ministry's New Century Excellent Talents Supporting Plan and is currently a professor at Central South University. His research interests include modeling and optimal control of complex industrial processes and distributed robust control.