SCIENTIA SINICA Informationis

_ 《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS

信息科学与技术若干前沿问题评述专刊

工业过程控制系统研究现状与发展方向

柴天佑123

- ① 东北大学自动化研究中心, 沈阳 110819
- ② 流程工业综合自动化国家重点实验室, 沈阳 110819
- ② 国家冶金自动化工程技术研究中心 (沈阳), 沈阳 110819

E-mail: tychai@mail.neu.edu.cn

收稿日期: 2016-03-25; 接受日期: 2016-06-13

中国工程院、国家自然科学基金委员会 "2014 年度中国工程科技中长期发展战略研究"项目 (批准号: 2014-zcq-03, L1422028) 和国家自然科学基金应急管理项目 (批准号: 61550002) 资助

摘要 通过对过程工业和离散制造业不同特点和智能制造的不同目标的分析,提出了实现高效化与绿色化为目标的过程工业智能优化制造的涵义和工业过程控制系统的发展方向 —— 智慧优化控制系统. 在分析工业过程控制、优化和故障诊断与自愈控制方法和控制系统实现技术研究现状的基础上,结合智慧优化控制系统的愿景功能,提出了控制、优化和故障诊断与自愈控制方法与控制系统实现技术的发展方向,结合我国过程工业的实际需求,提出了当前应开展的具有自适应、自学习、安全可靠优化运行的智能化控制系统理论与技术的研究方向和主要研究内容.

关键词 过程工业 智能优化制造 智慧优化控制系统 过程控制与运行优化 智能建模 故障诊断与自愈控制

1 引言

以生产原材料为代表的过程工业和以制造机械装备为代表的离散工业是工业生产的两种主要类型. 中国已经成为世界上原材料生产品种最多、规模最大的原材料工业制造大国. 面临的主要问题是能耗高、资源消耗大、高附加值产品少、环境污染大. 因此, 必须实现高效化与绿色化. 高效化即在市场和原料变化的情况下, 实现产品质量、产量、成本和消耗等综合生产指标的优化控制, 实现生产全流程安全可靠运行, 从而生产出高性能、高附加值产品, 使企业利润最大化. 绿色化即能源与资源的高效利用, 使能源与资源的消耗尽可能少, 污染物实现零排放、环境绿色化. 智能制造已成为提升制造业整体竞争力的核心高技术. 智能制造的发展趋势如图 1 所示 [1].

蒸汽机和基于机械技术的反馈调速器的出现引发了第一次工业革命, 电力成为动力和基于电气技术的控制系统的出现引发了第二次工业革命, 程序逻辑控制器 PLC 和集散控制系统 DCS 的出现引发了第三次工业革命. 从这三次工业革命中可以看到, 高效的新能源动力和信息技术的发展是改变工业生产模式、提升其竞争力的关键. 蒸汽机和发电装备使蒸汽和电成为能源动力必须采用控制系统, 反馈控制技术使机械调速器能控制以蒸汽为动力的机械织布机的速度, 反馈控制技术和逻辑顺序控制技

引用格式: 柴天佑. 工业过程控制系统研究现状与发展方向. 中国科学: 信息科学, 2016, 46: 1003-1015, doi: 10.1360/N112016-00062

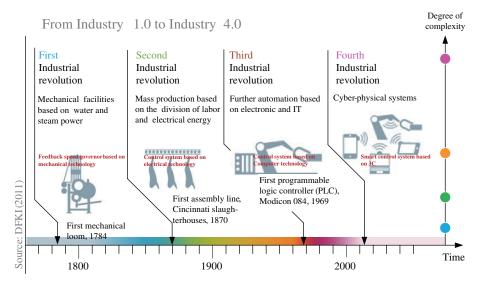


图 1 (网络版彩图) 工业革命路线图

Figure 1 (Color online) Roadmap of industrial revolution

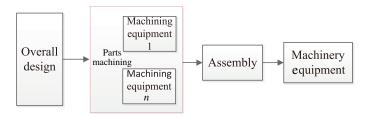


图 2 (网络版彩图) 机械制造过程结构图

Figure 2 (Color online) Structure chart of machinery manufacturing

术使电气控制系统能控制以电为动力的屠宰场的传送带稳定运行, 计算机技术和控制技术的紧密融合与协同发明了 PLC 和 DCS, 使大规模生产线的自动化程度大大提升.

德国工业 4.0 ^[1~3] 预见信息物理融合系统 CPS (cyber-physical systems) 的出现将会引起第四次工业革命. CPS 的涵义是计算资源与物理资源紧密结合与协同,未来的 CPS 将在适应性、自治、效率、功能、可靠性、安全性和可用性方面远远超过今天的系统 ^[4]. 将 CPS 和嵌入式互联网技术应用于机械制造,研制智能技术系统,来实现个性化定制的高效化. 其智能制造的愿景是: (1) 生产资源形成一个循环网络,生产资源将具有自主性、可调节性、可配置等特点; (2) 产品具有独特的可识别性; (3) 根据整个价值链,自组织集成化生产设施; (4) 根据当前条件,灵活制定生产工艺.

机械制造工业是典型的离散工业, 其制造过程如图 2 所示.

机械装备的零件加工与组装是物理过程,产品与加工过程可以数字化,机械装备的性能取决于总体设计的优化.因此,计算机集成制造技术可以实现单一产品的自动化和高效化,其难点在于个性定制的自动化和高效化,而解决这一难题的关键技术是智能制造技术.

而过程工业与离散工业具有完全不同的特点, 其生产过程结构如图 3 所示.

由原料加工成为成品材料的物质转化过程是包含物理化学反应的气液固多相共存的连续化复杂过程. 特别是原料成分波动、物质转化过程受到外界随机干扰,导致转化过程变得更加复杂,机理难以

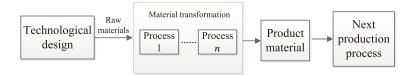


图 3 (网络版彩图) 过程工业生产过程结构图

Figure 3 (Color online) Structure chart of production process of process industry manufacturing

搞清. 因此. 原材料、成品材料和物质转化过程难以数字化.

实现过程工业高效化和绿色化的关键是生产工艺优化和生产全流程的整体优化. 生产工艺优化的涵义是: (1) 优化已有的生产工艺和生产流程,为实现生产全流程的高效化与绿色化打下基础; (2) 产生生产高性能、高附加值产品的先进生产工艺. 生产全流程的整体优化的涵义是: 在全球化市场需求和原料变化时,以高效化与绿色化为目标,使得原材料的采购、经营决策、计划调度、工艺参数选择、生产全流程控制实现无缝集成优化,使企业全局优化运行,实现企业综合生产指标的优化控制. 生产工艺优化和生产全流程整体优化涉及到多尺度、多变量、强非线性、不确定性、难以建立数学模型的复杂过程的多冲突目标动态优化问题,这是国际学术界尚未解决的难题 [5,6]. 我国虽然资源丰富,但资源的成分复杂,特别是矿产资源品位低,生产工况波动大,使生产工艺优化和生产全流程整体优化更加困难. 因此,只有实现智能优化制造才能实现我国原材料工业的高效化与绿色化,使我国成为原材料工业制造强国. 智能优化制造的涵义是以企业全局及生产经营全过程的高效化与绿色化为目标,以生产工艺智能优化和生产全流程整体智能优化为特征的制造模式. 过程工业控制系统是实现生产全流程整体智能优化的基础. 其现状和发展愿景描述如下.

2 工业过程控制系统现状与发展愿景

工业过程是由一个或多个工业装备组成的生产工序,其功能是将进入的原料加工成为下道工序所需要的半成品材料,多个生产工序构成了全流程生产线.因此,工业过程控制系统的功能不仅要求回路控制层的输出很好地跟踪控制回路设定值,使反映该加工过程的运行指标(即表征加工半成品材料的质量和效率、资源消耗和加工成本的工艺参数)在目标值范围内,使反映加工半成品材料的质量和效率的运行指标尽可能高,使反映资源消耗和加工成本的运行指标尽可能低,而且要按生产制造全流程优化控制系统的指令与其他工序的过程控制系统实现协同优化,从而实现全流程生产线的综合生产指标(产品质量、产量、消耗、成本、排放)的优化控制.因此,工业过程控制系统的最终目标是实现全流程生产线综合生产指标的优化.从这个角度来考虑过程控制系统设计,其被控过程是多尺度、多变量、强非线性、不确定性、难以建立数学模型的复杂过程,难以采用已有的控制与优化理论和技术.因此,目前的复杂工业过程运行控制处于图4和5所示的人机合作或人工操作状态.

对于可以建立数学模型的工业过程如石化工业等和可以掌握运行规律的某些钢铁、有色冶金等过程,可以采用以 PID 为主的工业控制技术实现回路控制,采用实时优化、模型预测和智能运行反馈控制技术实现回路设定值的自动决策 [^{7,8]}. 但是,运行指标目标值范围的决策依赖于工艺工程师,其根据全流程生产线的综合生产指标和当前的生产条件凭经验知识决策运行指标目标值范围. 运行过程的异常工况判别和处理仍然依靠运行工程师凭经验知识处理. 因此,难以实现与其他工序控制系统的协同优化,难以实现综合生产指标的优化,难以决策出优化运行指标目标值. 运行工程师靠观测运行工况和相关的运行数据凭经验判断与处理异常工况. 当生产条件与运行工况发生变化时,难以及时准确

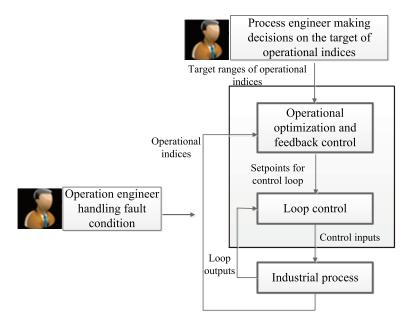


图 4 (网络版彩图) 人机合作运行控制结构图

Figure 4 (Color online) Structure chart of operational control under man-machine cooperation

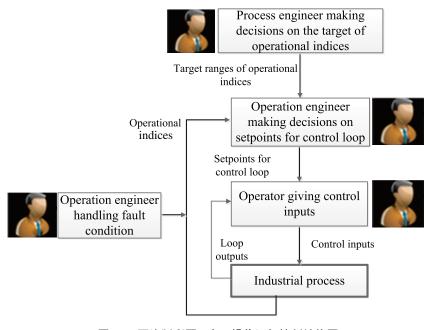


图 5 (网络版彩图) 人工操作运行控制结构图

 ${\bf Figure}~{\bf 5}~~({\bf Color~online})~{\bf Structure~chart~of~operational~control~under~manual~operation}$

地预测、判断与处理异常工况.

对于复杂的工业过程如处理低品位、成分波动的赤铁矿选矿过程以及广泛应用于有色冶金过程的重大耗能设备,其回路控制、回路设定值决策、运行指标目标值范围决策以及异常运行工况诊断与处理均由知识工作者凭经验完成.因此,这类工业过程往往处于非优化运行状态,甚至常常出现异常

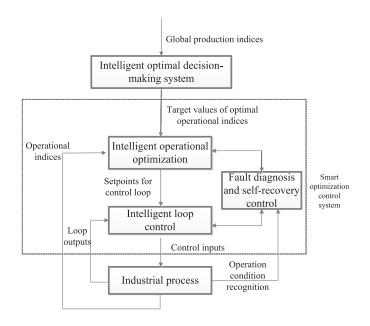


图 6 智慧优化控制系统结构图

Figure 6 Structure chart of smart optimization control system

工况,难以实现安全优化运行.过程工业的智能优化制造要求工业过程控制系统成为 CPS,即智慧优化控制系统,要求生产制造全流程优化控制系统和过程工业资源计划调度等决策系统成为智能优化决策系统.工业过程智慧优化控制系统的涵义是将控制(控制、优化、故障诊断与自愈)、计算机(嵌入式软件、云计算)和工业互联网的计算资源与工业过程的物理资源紧密结合与协同,在控制、优化、故障诊断与自愈控制等功能、自适应、自学习、可靠性和可用性方面远远超过今天的工业过程优化控制系统.其主要功能结构如图 6 所示.

智能优化决策系统的愿景是: (1) 自动获取市场需求变化和资源属性等方面的数据和信息, 智能感知物质流、能源流和信息流的状况; (2) 自主学习和主动响应, 自适应优化决策, 优化配置资源和合理配置与循环利用能源, 并给出以综合生产指标优化为目标的运行优化指标目标值.

智慧优化控制系统的愿景是: (1) 智能感知生产条件变化, 自适应决策控制回路设定值, 使回路控制层的输出跟踪设定值, 实现运行指标的优化控制; (2) 对运行工况进行实时可视化监控, 及时预测与诊断异常工况, 当异常工况出现时, 通过自愈控制、排除异常工况, 实现安全优化运行.

智慧优化控制系统是工业过程控制系统的发展方向. 将工业过程控制系统发展为智慧优化控制系统需要解决的科技难题是: (1) 实现智慧优化控制系统愿景功能的工业过程控制、优化和故障诊断与自愈控制算法; (2) 将控制与优化技术、计算机技术和通讯技术为代表的计算资源与工艺和工业装备为代表的物理资源紧密融合和协同, 实现智慧优化控制系统愿景功能的控制系统技术. 为此, 对工业过程控制、优化和故障诊断与自愈控制方法和控制系统的实现技术的现状与发展趋势综述如下.

3 工业过程控制、优化和故障诊断与自愈控制方法研究现状与发展趋势。

目前,工业过程控制、优化和故障诊断与自愈控制的研究是分别进行的.工业过程控制的研究主要集中在工业过程回路控制和运行优化与控制两方面.

工业过程回路控制所涉及的控制理论和控制器设计方法的研究集中在保证控制回路闭环系统稳定的条件下,使控制回路的输出尽可能好地跟踪控制回路的设定值.由于工业过程回路控制的被控对象模型参数未知或时变,或受到未知的随机干扰,或存在未建模动态等不确定性,自适应控制、鲁棒控制、模型预测控制等先进控制方法的研究受到广泛关注[9].

虽然回路控制的被控对象大都具有非线性、多变量强耦合、不确定性、机理模型复杂、难以建立精确的数学模型等动态特性,但由于其运行在工作点附近,因此在工作点附近可以用线性模型和高阶非线性项来表示,其高阶非线性项的稳态大都是常数.由于 PID 控制器的积分作用,可以消除高阶非线性项的影响,加上可以方便地使用工业过程中输入、输出与跟踪误差等数据,以及以 DCS 为代表的控制系统实现技术的出现,使基于跟踪误差的 PID 控制技术得以广泛应用 [10]. 当被控对象受到未知与频繁的随机干扰,始终处于动态,从而使积分器失效,难以获得好的控制性能.基于数据的控制方法,如无模型控制 [11]、学习控制 [12,13]、模糊控制 [14,15]、专家控制 (规则控制) [16]、神经网络控制 [17]、仿人行为的智能控制 [18] 等引起学术界的兴趣.数据与模型相结合的先进控制方法如基于智能特征模型的智能控制 [19,20] 和基于多模型切换的智能解耦控制 [21~24],受到控制工程界的广泛关注.

广泛存在于过程工业中的串级过程由两个不同时间尺度的内环和外环组成. 内环是快过程, 外环是慢过程, 内环输出是外环的输入. 已有的串级过程控制器设计方法采用内外环分别设计控制器, 外环控制器设计不考虑内环闭环系统动态特性的影响. 复杂的串级工业过程, 如赤铁矿再磨过程、混合选别过程和工业换热过程, 经常受到频繁的随机不可测干扰影响, 使内环和外环始终处于动态变化之中, 使控制器的积分作用失效. 不仅如此, 内外环控制系统相互影响, 可能使内环输出、外环输出和内外环输出波动在目标范围之外, 甚至可能造成谐振. 文献 [25] 针对被控对象的线性模型, 采用常规控制技术如 PID 设计控制器, 利用该控制器建立控制器驱动模型, 以控制器输出的控制信号作用于控制器驱动模型, 可以得到控制器驱动模型的输出与被控对象的实际输出之差, 即虚拟未建模动态, 提出了虚拟未建模动态补偿驱动的设定值跟踪智能切换控制方法. 该方法结合赤铁矿再磨过程和混合选别过程的特点, 提出了区间智能切换控制, 并成功应用于工业界 [26,27]. 目前还缺乏使 PID 的积分作用失效的复杂工业环境下改善动态性能具有自适应、鲁棒功能的新的控制器设计方法的研究.

工业过程运行优化与控制的被控对象的动态模型由回路控制的被控对象模型和其被控变量与反映产品在该装置加工过程中质量、效率与能耗、物耗等运行指标的运行动态模型组成. 回路控制被控对象动态模型和运行过程动态模型具有不同时间尺度, 运行动态模型与领域知识密切相关, 往往因机理不清, 难以建立准确的数学模型, 运行指标难以在线检测. 因此, 虽然近年来工业过程的运行优化与控制吸引了过程工业学术界和工业界的很多研究者进行研究 [28,29], 但至今没有形成适合各种工业过程的统一的过程运行优化与控制方法. 目前的过程运行优化与控制是结合具体工业过程开展研究的.

为了便于工程实现,运行优化与控制采用回路控制层和控制回路设定层两层结构. 大多工业过程的回路控制层为快过程, 而控制回路设定层为慢过程, 当进行控制回路设定时, 回路控制层已处于稳态并使回路输出跟踪设定值, 因此, 运行优化与控制的研究集中在控制回路设定层.

可以建立数学模型的工业过程如石化过程,采用实时优化 (real time optimization, RTO) ^[30] 进行控制回路设定值优化. 由于 RTO 采用静态模型,需要一种静态开环优化方法,工况变化和干扰使工业过程处于动态运行,只有工业过程处于新的稳态时才能采用 RTO,因而出现优化滞后 ^[31].克服上述问题的基于模型预测控制的运行优化控制的研究受到广泛关注 ^[28,29,31].有的工业过程往往处于动态运行之中,如生产负荷频繁变化、产品牌号经常切换、批次间歇生产等,解决这类问题的实时动态优化运行和非线性预测控制的研究受到广泛关注 ^[32,33].

对于难以建立数学模型的工业过程如钢铁、有色金属等的运行优化与控制是结合具体的工业过

程开展研究,国外高技术公司针对钢铁等工业过程采用预处理手段使原材料成分稳定、生产工况平稳,研发将运行指标转化为控制回路设定值的工艺模型或经验模型,进行开环设定控制.

我国矿产资源 (菱镁矿、赤铁矿和铝土矿等) 虽然丰富,但品位低、成分波动大、矿物组成复杂,难以选别,因此采用大量耗能设备 (电熔镁炉、竖炉、回转窑和磨机等) 进行加工处理.该工业过程具有综合复杂性:不同时间尺度,强非线性、多变量强耦合、生产条件变化频繁、原料成分波动,机理不清、难以建立数学模型,能耗物耗、质量与效率等运行指标不能在线测量.针对这类工业过程,文献 [8,34]将建模与控制相集成,优化与反馈、预测与前馈相结合,智能行为与智能算法相结合,提出了由控制回路预设定模型、运行指标预报模型、前馈与反馈补偿器、故障工况诊断与自愈控制器组成的设定值智能闭环优化控制策略,结合竖炉焙烧和再磨过程提出了设定值智能闭环优化控制方法并成功应用于实际工业过程 [35~37]. 迄今为止,上述研究都没有考虑回路控制的闭环系统动态特性对运行优化与控制的影响.

工业过程的运行控制采用设备网和控制网双网结构.特别是,随着互联网技术的工业应用,运行优化与控制可以在工业云上实现.通过网络传输回路设定值和回路输出,这样网络传输可能产生的丢包、延时等传输特性,影响运行动态特性,可能造成运行反馈控制的性能变坏.文献 [38,39] 对不同网络环境下的运行控制进行了研究探索.目前还缺乏在工业互联网和工业云环境下的工业过程运行优化控制方法的研究.

如图 4 和 5 所示, 运行工程师靠观测运行工况和相关的运行数据凭经验判断与处理异常工况, 虽 然基于 DCS 的工业过程控制系统具有异常工况报警功能, 但是该报警功能只是根据输入输出数据是 否超过限制值, 瞬间的超限因控制系统的作用而消失, 因此误报现象常常发生. 当生产条件与运行工 况发生变化时,工业过程控制系统中采用的运行优化与控制算法没有识别生产条件和运行工况变化的 功能,也没有自适应、自学习、自动调整控制结构和控制参数的功能,不能适应工业过程的这种动态变 化,导致控制性能变坏,使工业过程处于异常工况.对于复杂工业过程如处理低品位、成分波动的赤铁 矿选矿过程以及广泛应用于有色冶金过程的重大耗能设备,由知识工作者凭经验知识决策回路设定值 和运行指标目标值范围. 当生产条件和运行工况发生变化时, 往往出现决策错误, 导致工业过程出现异 常工况. 异常工况的判断和预测的关键是建立异常工况的数学模型, 早期的工业过程故障诊断研究集 中于执行器、传感器和控制系统部件的故障诊断,采用基于模型的故障诊断方法[40,41],由于异常工况 机理不清, 难以采用基于模型的故障诊断方法, 数据驱动的故障诊断方法的研究得到学术界和工业界 的广泛关注 [42]. 文献 [43] 结合电熔镁炉提出了数据驱动的电熔镁炉异常工况诊断和自愈控制, 并成 功应用于实际工业过程. 文献 [44,45] 结合冷轧连退工业过程提出了断带与打滑故障的诊断方法. 由 于异常工况的复杂性,运行工程师可以通过运行工况的观测、工业装备运转的声音和运行数据,凭经 验知识诊断异常工况. 目前还缺乏基于运行工况图像、设备运转的声音和运行数据与知识相结合的工 业大数据运行故障智能诊断方法的研究. 文献 [36,37,43] 只研究了由于控制回路设定值不合适而导致 的运行故障诊断和通过改变控制回路设定值排除运行故障的自愈控制方法, 目前还缺乏通过改变控制 结构和控制参数消除运行故障的自愈控制方法的研究.

工业过程控制、优化和故障诊断与自愈控制一体化实现算法将是工业过程控制、优化和故障诊断与自愈控制方法研究的发展趋势.

4 控制系统实现技术的研究现状与发展趋势

从对工业过程控制、优化和故障诊断与自愈控制方法的研究现状与发展趋势的分析可以看出. 工

业过程智慧优化控制系统所需要研究的运行优化与控制和故障诊断与自愈控制算法难以采用控制与优化理论所提供的解析工具来进行算法的性能研究,因此,需通过实验手段来研究算法的性能.由于工业过程千差万别,生产过程高耗能并产生污染,操作不当易产生危及生命安全的故障,因此难以作为实验装置.采用仿真技术建立虚拟的工业过程,采用工业环境中运行的控制系统研制运行优化控制和故障诊断与自愈控制半实物仿真实验系统,是研究工业过程智慧优化控制系统理论和技术必不可少的工具.结合赤铁矿磨矿过程研制的运行优化反馈控制半实物仿真实验系统 [46] 在磨矿过程的运行优化控制算法研究和工业应用中发挥了重要作用 [36,37,47].建立模拟工业过程运行动态特性的虚拟工业过程的关键是建立工业过程运行的动态模型.由于采用已有的建模技术难以建立复杂工业过程运行动态模型,因此制约了工业过程运行优化与控制和故障诊断与自愈控制的半实物仿真实验系统的研制,也制约了高效的控制、优化和故障诊断与自愈控制方法应用于工业过程控制系统.将数据、知识、虚拟现实技术和仿真技术相结合开展复杂工业过程运行动态建模与可视化技术研究,有助于研制工业过程控制、优化和故障诊断与自愈控制半实物仿真实验系统,也有助于工业过程的可视化监控的实现.

目前在工业环境中运行的过程计算机控制系统主要采用 DCS. 基于 DCS 的工业过程控制系统的主要功能是实现工业过程的多个回路控制、设备的逻辑与顺序控制和过程监控.实现工业过程运行优化与控制和运行故障工况诊断与自愈控制还需要其他计算机系统. 嵌入式控制系统已经应用于高速铁路、汽车电子、数控机床等 [48,49]. 为了使嵌入式系统具有更多的功能,多核嵌入式系统的研究越来越受到学术界与产业界的重视 [50,51]. 多核嵌入式系统的发展必将促进嵌入式控制系统的发展,将工业过程回路控制、设备的逻辑与顺序控制和过程监控、运行优化与控制、故障诊断与自愈控制集成于多核嵌入式控制系统一体化实现成为可能.

工业大数据技术、工业互联网技术和工业云的发展使研制市场需求变化、资源属性变化和生产条件变化的智能感知系统,为智能优化决策系统和智慧优化控制系统的自适应决策与控制提供支撑成为可能;使研制生产制造全流程仿真系统,为智能决策系统和智慧优化控制系统的决策与控制算法的仿真实验、自主学习、实现自适应优化决策与控制成为可能;使研制生产制造全流程远程、移动与可视化安全运行监控系统成为可能.这也必将对原有的基于 DCS 的计算机控制系统提出挑战.如图 7 所示的工业过程计算机控制系统硬件平台采用设备网、工业以太网和管理网,将执行机构、检测装置、DCS、监控与管理计算机组成系统,完成过程控制、运行管理和企业资源计划管理.

为了实现企业经营生产管理的智能优化决策系统的愿景功能,应采用大数据、工业互联网、云计算等新的信息技术,构成图 8 所示的基于工业云、工业互联网的网络化工业控制计算机系统.智能优化决策系统采用工业云来实现.工业过程计算机控制系统与工业云连接,提供智能优化决策系统所需要的数据,与工业过程计算机控制系统独立的工业装备采用具有无线通讯功能的智能嵌入式控制系统.工业互联网系统将工业过程计算机控制系统独立的工业装备采用具有无线通讯功能的智能嵌入式控制系统.工业互联网系统将工业过程计算机控制系统无法提供,但企业经营生产管理的智能优化决策系统需要的信息,通过智能传感器和智能数据处理系统传送到工业云.企业经营生产管理的智能优化决策系统所需要的市场动态信息也进入工业云,实现移动与远程监控和决策的计算机系统通过工业云来实现智能优化决策系统的功能.该系统不仅为实现企业经营生产管理的智能优化决策系统的愿景功能提供了技术实现平台,而且也为实现工业过程远程移动可视化监控和企业生产与管理实现远程移动决策提供了技术实现平台.

控制系统技术、计算机技术、通讯技术紧密融合与协同,研制可以实现企业经营生产管理的智能优化决策系统和智慧优化控制系统愿景功能的新一代网络化、安全可靠的工业控制计算机系统,将成为工业过程控制系统实现技术的新的发展方向.

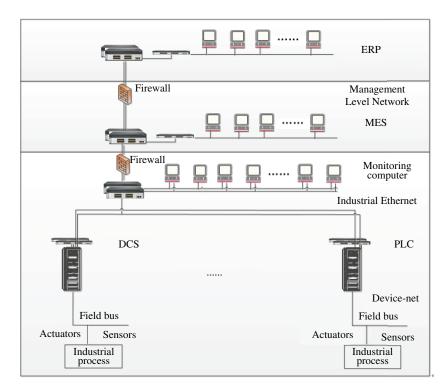


图 7 (网络版彩图) 工业过程计算机控制系统硬件平台结构图

Figure 7 (Color online) Structure chart of hardware platform of computer control system for industrial process

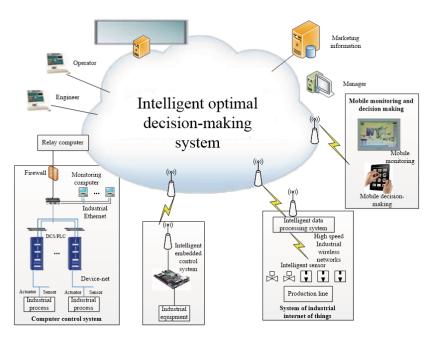


图 8 (网络版彩图) 基于工业云、工业互联网的工业控制计算机系统结构图

Figure 8 (Color online) Structure chart of industrial control computer system based on industrial cloud and industrial internet

5 工业过程控制系统理论与技术研究方向

工业过程智慧优化控制系统是工业过程控制系统未来的发展方向. 当前我国重要的原材料工业采用大量的高耗能重大装备, 机理复杂, 具有多尺度、高维度、强非线性、强耦合等综合复杂性, 过程控制、运行与故障诊断处于人工状态, 无法满足绿色化与高效化的需求. 当前应将我国过程工业的发展需求与上述工业过程控制系统理论与技术发展方向相结合, 开展具有自适应、自学习、安全可靠优化运行功能的智能化控制系统理论与技术的研究, 不仅可以为我国重大工业装备实现安全可靠、绿色、高效运行的控制系统提供支撑, 而且可以促进控制系统理论与技术的发展. 为此, 应开展下列研究.

- 1. 开展数据与知识相结合的具有综合复杂性的工业过程运行动态智能建模与动态特性可视化技术研究,为运行指标预测、工业过程可视化监控,运行优化控制和故障诊断与自愈控制半实物仿真实验系统的研制提供支持.
- 2. 开展工业过程回路控制与设定值优化一体化控制系统理论与技术研究,包括数据与知识相结合的设定值多目标动态优化决策、回路控制闭环系统动态特性影响下的运行优化与控制、基于工业云和无线网络的运行优化控制、积分作用失效的复杂工业环境下改善动态性能的具有自适应和鲁棒功能的工业过程回路控制算法.
- 3. 开展基于系统报警、运行数据与知识相结合的工业过程故障智能诊断、预测与自愈控制技术的研究,为研制预测运行异常工况,通过改变控制结构与控制参数排除运行故障的智能自愈控制系统提供支持.
- 4. 开展工业过程安全可靠的智能化控制系统实现技术,包括研究工业过程控制、优化和故障诊断与自愈控制新算法的半实物仿真实验系统的研制;一体化实现控制与运行优化、故障诊断与自愈控制的软件平台的研制;结合具体工业过程的智能化控制系统实验平台的研制;具有无线通讯功能的工业过程嵌入式智能化控制系统研究,控制、优化和故障诊断与自愈控制算法和智能化控制系统在真实工业环境中的应用验证研究.

6 结论

以高效化和绿色化为目标的过程工业智能优化制造要求工业过程控制系统发展为智慧优化控制系统.通过对智慧优化控制系统的愿景和工业过程控制系统研究现状的分析,提出了工业过程控制、优化和故障诊断与自愈控制和控制系统实现技术研究的发展趋向.结合我国过程工业的重大需求和工业过程控制系统的发展方向,提出了当前应开展以发展具有自适应、自学习、安全可靠优化运行功能的智能化控制系统为目标的研究方向:(1)数据与知识相结合的具有综合复杂性的工业过程运行动态智能建模与动态特性可视化技术;(2)工业过程回路控制与设定值优化一体化控制系统理论与技术;(3)基于系统报警、运行数据与知识相结合的工业过程故障智能诊断与自愈控制技术;(4)工业过程安全可靠的智能化控制系统实现技术.

参考文献 _

- 1 工业 4.0 工作组 (德) 编; 刘晓龙, 郗振宇, 高金金, 等译. 德国工业 4.0 战略计划实施建议. 2013.09
- 2 乌尔里希·森德勒 (德) 编; 邓敏, 李现民译. 工业 4.0. 北京: 机械工业出版社, 2014
- 3 Impulse für Wachstum, Beschäftigung und Innovation. Industrie 4.0 und Digitale Wirtschaft. https://www.bmwi.de/BMWi/Redaktion/PDF/I/industrie-4-0-und-digitale-wirtschaft,property=pdf,bereich=bmwi2012,sprache=de,rwb=true.pdf. 2015

- 4 Cyber-physical systems. Program Announcements & Information. National Science Foundation. 4201 Wilson Boulevard, Arlington, Virginia 22230, USA. 2008-09-30. Retrieved 2009-07-21. http://www.nsf.gov/publications/pub_summ.jsp?ods_key=nsf08611
- 5 Nie Y, Biegler L T, Wassick J M. Integrated scheduling and dynamic optimization of batch processes using state equipment networks. Aiche J, 2012, 58: 3416–3432
- 6 Chai T Y. Challenges of optimal control for plant-wide production processes in terms of control and optimization theories. Acta Autom Sin, 2009, 35: 641–649 [柴天佑. 生产制造全流程优化控制对控制与优化理论方法的挑战. 自动化学报, 2009, 35: 641–649]
- 7 Chai T Y. Operational optimization and feedback control for complex industrial processes. Acta Autom Sin, 2013, 39: 1744–1757 [柴天佑. 复杂工业过程运行优化与反馈控制. 自动化学报, 2013, 39: 1744–1757]
- 8 Chai T Y, Qin S J, Wang H. Optimal operational control for complex industrial processes. Ann Rev Control, 2014, 38: 81–92
- 9 Friedland B. Advanced Control System Design. New Jersey: Prentice Hall, 1996
- 10 O'Dwyer A. Handbook of PI and PID Controller Tuning Rules. London: Imperial College Press, 2006
- 11 Han Z G, Wang G Q. Cascade scheme of model free control law and its application. Acta Autom Sin, 2006, 32: 345–352 [韩志刚, 汪国强. 无模型控制律串级形式及其应用. 自动化学报, 2006, 32: 345–352]
- 12 Sugie T, Ono T. An iterative learning control law for dynamical systems. Automatica, 1991, 27: 729-732
- 13 Moore K L, Johnson M, Grimble M J. Iterative Learning Control for Deterministic Systems. New York: SpringerVerlag, 1993
- 14 Yager R R, Zadeh L A. An Introduction to Fuzzy Logic Applications in Intelligent Systems. Norwell: Kluwer Academic Publisher, 1992
- 15 Wang L X. Stable adaptive fuzzy control of nonlinear systems. IEEE Trans Fuzzy Syst, 1993, 1: 146-155
- 16 Astrom K J, Anton J J, Arzen K E. Expert control. Automatica, 1986, 22: 277–286
- 17 Psaltis D, Sideris A, Yamamura A A. A multilayered neural network controller. IEEE Control Syst Mag, 1988, 8: 17–21
- 18 Li Z S, Xu M, Zhou Q J. Acta Autom Sin, 1990, 16: 503–509 [李祖枢, 徐鸣, 周其鉴. 一种新型的仿人智能控制器. 自动化学报, 1990, 16: 503–509]
- 19 吴宏鑫, 王迎春, 邢琰. 基于智能特征模型的智能控制及应用. 中国科学 E 辑: 技术科学, 2002, 32: 805-816
- 20 Wu H X. Intelligent characteristic model and intelligent control. Acta Autom Sin, 2002, 28: 30-37 [吴宏鑫. 智能特征模型和智能控制. 自动化学报, 2002, 28: 30-37]
- 21 Fu Y, Chai T Y. Nonlinear multivariable adaptive control using multiple models and neural networks. Automatica, 2007, 43: 1101–1110
- 22 Fu Y, Chai T Y. Neural-network-based nonlinear adaptive dynamical decoupling control. IEEE Trans Neural Netw, 2007, 18: 921–925
- 23 Zhang Y J, Chai T Y, Wang H, et al. An improved estimation method for unmodeled dynamics based on ANFIS and its application to controller design. IEEE Trans Fuzzy Syst, 2013, 21: 989–1005
- 24 Chai T Y, Zhai L F, Yue H. Multiple models and neural networks based decoupling control of ball mill coal-pulverizing systems. J Process Control, 2011, 21: 351–366
- 25 Chai T Y, Zhang Y J, Wang H, et al. Data based Virtual Un-modeled Dynamics Driven Multivariable Nonlinear Adaptive Switching Control. IEEE Trans Neural Netw, 2011, 12: 2154–2171
- Zhao D Y, Chai T Y, Wang H, et al. Hybrid intelligent control for regrinding process in hematite beneficiation. Control Eng Pract, 2014, 22: 217–230
- 27 Chai T Y, Li H B, Wang H. An intelligent switching control for the intervals of concentration and flow-rate of underflow slurry in a mixed separation thickener. In: Proceedings of the 19th IFAC World Congress, Cape Town, 2014. 47: 338– 345.
- 28 Basak K, Abhilash K S, Ganguly S, et al. On-line optimization of a crude distillation unit with constraints on product properties. Industrial Eng Chem Res, 2002, 41: 1557–1568
- 29 Marchetti A, Chachuat B, Bonvin D. Real-time operations optimization of continuous processes. In: Proceedings of the 5th International Conference on Chemical Process Control. Lake Tahoe: American Institute of Chemical Engineering, 1996. 156–164

- 30 Chai T Y, Ding J L, Wu F H. Hybrid intelligent control for optimal operation of shaft furnace roasting process. Control Eng Pract, 2011, 3: 264–275
- 31 Engell S. Feedback control for optimal process operation. J Process Control, 2007, 17: 203-219
- 32 Henson M A. Nonlinear model predictive control: current status and future directions. Comput Chem Eng, 1998, 23: 187–202
- 33 Cannon M, Kouvaritakis B, Deshmukh V. Enlargement of polytopic terminal region in NMPC by interpolation and partial invariance. Automatica, 2004, 40: 311–317
- 34 Chai T Y, Ding J L, Wang H, et al. Hybrid intelligent optimal control method for operation of complex industrial processes. Acta Autom Sin, 2008, 34: 505–515 [柴天佑, 丁进良, 王宏, 等. 复杂工业过程运行的混合智能优化控制方法. 自动化学报, 2008, 34: 505–515]
- 35 Chai T Y, Ding J L, Wu F H. Hybrid intelligent control for optimal operation of shaft furnace roasting process. Control Eng Pract, 2011, 3: 264–275
- 36 Zhou P, Chai T Y, Sun J. Intelligence-based supervisory control for optimal operation of a DCS-controlled grinding system. IEEE Trans Control Syst Tech, 2013, 21: 162–175
- 37 Zhou P, Chai T Y, Wang H. Intelligent optimal-setting control for grinding circuits of mineral processing process. IEEE Trans Autom Sci Eng, 2009, 6: 730–743
- 38 Chai T Y, Zhao L, Qiu J B, et al. Integrated network based model predictive control for setpoints compensation in industrial processes. IEEE Trans Ind Inf, 2013, 9: 417–426
- 39 Liu F Z, Gao H J, Qiu J B, et al. Networked multirate output feedback control for setpoints compensation and its application to rougher flotation process. IEEE Trans Ind Electron, 2014, 61: 460–468
- 40 Isermann R, Balle P. Trends in the application of model based fault detection and diagnosis of technical processes. Control Eng Pract, 1997, 5: 709–719
- 41 Capisani L M, Ferrara A, Ferreira L A, et al. Manipulator fault diagnosis via higher order sliding-mode observers. IEEE Trans Ind Electron, 2012, 59: 2979–3986
- 42 Qin S J. Survey on data-driven industrial process monitoring and diagnosis. Ann Rev Control, 2012, 36: 220–234
- 43 Wu Z W, Wu Y J, Chai T Y, et al. Data-driven abnormal condition identification and self-healing control system for fused magnesium furnace. IEEE Trans Ind Electron, 2015, 62: 1703–1715
- 44 Liu Q, Qin S J, Chai T Y. Decentralized fault diagnosis of continuous annealing processes based on multilevel PCA. IEEE Trans Autom Sci Eng, 2013, 10: 687–698
- 45 Liu Q, Qin S J, Chai T Y. Multi-block concurrent PLS for decentralized monitoring of continuous annealing processes. IEEE Trans Ind Electron, 2014, 61: 6429–6437
- 46 Dai W, Zhou P, Zhao D Y, et al. Hardware-in-the-loop simulation platform for supervisory control of mineral grinding process. Powder Tech, 2016, 288: 422–434
- 47 Dai W, Chai T Y, Yang S. Data-driven optimization control for safety operation of hematite grinding process. IEEE Trans Ind Electron, 2015, 62: 2930–2941
- 48 Martin O, Daniele R, Cecilia M. Low cost and high speed embedded two-rail code checker. IEEE Trans Comput, 2005, 54: 153–164
- 49 QianY, Liu J, Johnson T M. Efficient embedded speech recognition for very large vocabulary mandarin car-navigation systems. IEEE Trans Consum Electron, 2009, 55: 1496–1500
- 50 Munir A, AGordon-Ross A, Ranka S. Multi-core embedded wireless sensor networks: architecture and applications. IEEE Trans Parall Distrib Syst, 2014, 25: 1553–1562
- Kim M, Song J H, Kim D, et al. Hybrid partitioned H.264 full high definition decoder on embedded quad-core. IEEE Trans Consum Electron, 2012, 58: 1038–1044

Industrial process control systems: research status and development direction

Tianyou CHAI^{1,2,3}

- 1 Research Center of Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China;
- 2 State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Shenyang 110819, China;
- 3 National Engineering Research Center of Metallurgical Automation (Shenyang), Shenyang 110819, China E-mail: tychai@mail.neu.edu.cn

Abstract On the basis of analysis of the different characteristics between process industries and discrete manufacturing industries, as well as the different targets of smart manufacturing, a meaning for smart optimal manufacturing for process industries aimed at high efficiency and greening is proposed. The developmental direction of industrial process control systems is smart optimal control systems. This paper surveys the research status of control, optimization, fault diagnosis, and self-recovery control methods for process industries and the implementation technology of control systems, and presents the development directions required to realize the vision functions of smart optimal control systems. The direction for further research on industrial process control systems is the theory and technology of intelligent optimal control systems with functions in terms of adaptivity, self-learning, and safe and reliable optimal operation, based on the actual needs of process industries in China. Issues for future research on intelligent optimal control systems are also outlined before concluding the paper.

Keywords process industry, smart optimal manufacturing, smart optimal control system, process control and operational optimization, intelligent modeling, fault diagnosis and self-healing control



Tianyou CHAI received a Ph.D. degree in control theory and engineering in 1985 from Northeastern University, Shenyang, China, where he became a professor in 1988. He is the founder and director of the Center of Automation, which became a National Engineering and Technology Research Center and a State Key Laboratory. He is a member of the Chinese Academy of Engineering, an IFAC and IEEE Fellow, and direc-

tor of the Department of Information Science in the National Natural Science Foundation of China. His current research interests include modeling, control, optimization, and integrated automation of complex industrial processes.