

人工智能与流程工业系统智能化

吕勇哉 浙江大学智能系统与控制研究所

随着人类社会进入人工智能、大数据、云计算、互联网和数字经济全球化的时代，流程工业系统面临着颠覆性的挑战与机遇。本文以流程工业系统为背景，介绍常用的AI算法，并提出用于“商务决策”、“系统建模”和“控制”的“AI+”，AI与传统优化与控制技术融合的未来智能化企业运作及其背后的科学和应用研究命题，以供读者参考。

一、流程工业系统特点的剖析

流程工业系统（PIS），诸如冶金、电力、石化和半导体等工业，有如下主要特点：

- 流程工业系统通常由连续、批量、半批量和离散等生产模式混合组成。与离散制造最大的不同是“系统的动态响应（System Dynamics）”，这一特性成为流程工业系统动力学与控制及优化的基础。

- “订单驱动（Make-to-Order）”，“建立库存（Make-to-Stock）”或两者混合为三种常用的经营模式。订单处理、市场中长期预测、客户关系管理、生产计划与调度和装置的优化控制等均为企业经营，生产管理和操作的主要功能。

- 基于流程工业系统的特点，数学（机理和辨识）模型和基于模型的控制科学和技术已成为

实现其自动化必不可少的手段和基石。

- 企业可表示为由子系统组成的网络结构，其中的任何一个“系统”，从单一设备到跨国集团均可定义为“功能（做什么）”，“空域（覆盖的空间范围）”，和“时间窗口（实施的时间段）”等三维要素，以描述系统内部特征和与其它子系统或外部系统（环境）的关联。

二、经济全球化和信息时代的挑战与机遇

半个多世纪以来随着工业过程的复杂化、经营的全球化和系统科学、计算机和信息技术的长足发展，工业控制经历了从“经典控制”到“智能控制”的发展，“先进过程控制（APC）”-“实时优化（REOPT）”-“先进生产计划与调度（APP / APS）”-“制造执行系统

(MES) – “企业资源规划(ERP)” – “供应链(SCM)” – “商务智能(BI)”等为其典型的功能路径。近年来德国和中国分别提出了“工业4.0”^[1]和“中国制造2025”^[2],美国与日本也分别提出了相应的战略发展报告,其战略目标旨在通过应用人工智能、大数据、云计算和互联网等技术,实现制造业的数字化及智能化,以提升国民生产力和全球竞争力。

任何一个制造企业均生存于全球化的商务生态系统中(Global Business Ecosystem)^[3],它们和它们的产品均有相应的生命周期(即从初创到淘汰)。因此如何适时调整企业自身的结构和战略目标、经营与运作,以适应全球商务环境及市场的变化,使企业成为商务生态系统中的优胜者或幸存者,已成为任何企业、行业和国家决策者的首要任务。

Goaldratt于80年代在著作“The Goal”^[4]中生动地用小说体论述了对经营制造企业的深刻理念,单靠投入先进的机器设备以提高生产效率和增加产量,未必能使企业成功,甚至有可能加速其破产。科学地认识生产技术与经营及管理融合的重要性,在如今的全球化信息时代更具深远意义。在最近以钢铁和煤碳为代表的去产能浪潮中,企业和政府所投入的成千上万的先进装备成为泡影,便是一个沉痛的教训。在经济全球化的环境中,随着大宗商品(如原料,能源)、内外市场需求乃至汇率的浮动,企业对自身的核心业务和结构在如下几个方面都需要作出明智的决策:(1)产品结构(也就是生产什么、生产多少),(2)生产计划(在哪里、在什么时候生产),(3)生产操作(如何生产)。为实现这些明智的决策,通常依赖于系统建模、仿真、预测、控制和单一或多个目标的优化,而如今在全球化经济不确定的环境下,如何做出明智的决策

正是对AI的迫切需求,如图1所示。

此外,新信息时代的来临,为工业控制提供了前所未有的创新环境与技术手段。如果说过去我们苦于缺乏技术手段来实现某一新的想法,而如今所面临的却是如何充分利用这些最新信息技术的挑战。与无人驾驶、无人港口、DNA医疗诊断、物流、离散制造业和服务业中的机器人替代人工操作相比较,人工智能及机器人等在流程工业中的应用似乎尚处于研究阶段。中石化^[5]论述了流程工业迈向智能化时代的实践。Buglin^[6]在《哈佛商业评论》给出了对遍布10个国家、14个行业的3000余位企业高管的关于AI需求和成功的调研,其结果并非如同炒作的那样“火热”,事实上AI必须按行业的需求并与领域知识及人才紧密结合才会产生所期望的效益。作者十分同意这一观点,基于流程工业的特点,AI只有与数学模型及优化控制等领域的人才与知识紧密结合,才能产生所期望的效益,否则也可能沦为“装饰品”。

三、人工智能与系统控制,优化与决策

按照李开复对人工智能的粗略解释^[7]，“人工智能到底是什么？粗略来讲，人工智能技术指的是获取某一领域（比如贷款偿还记录）的海量信息，并利用这些信息对具体案例（是否应给某人贷款）做出判断，以达成某一特定目标（贷方利益最大化）的技术。这些技术在给定任务中所展现出的工作能力已经被证明可以完全超越人类的表现”。在工业控制领域中，人工智能技术的应用可理解为从所定义的系统和相关联系统中获取海量信息（即感知），如传感器、软测量、智能无线传感网、大数据和云平台等，并利用这些信息识别系统的特性，经过推理、学习、联想记忆、优化和决策，以实现建模、预测、控制

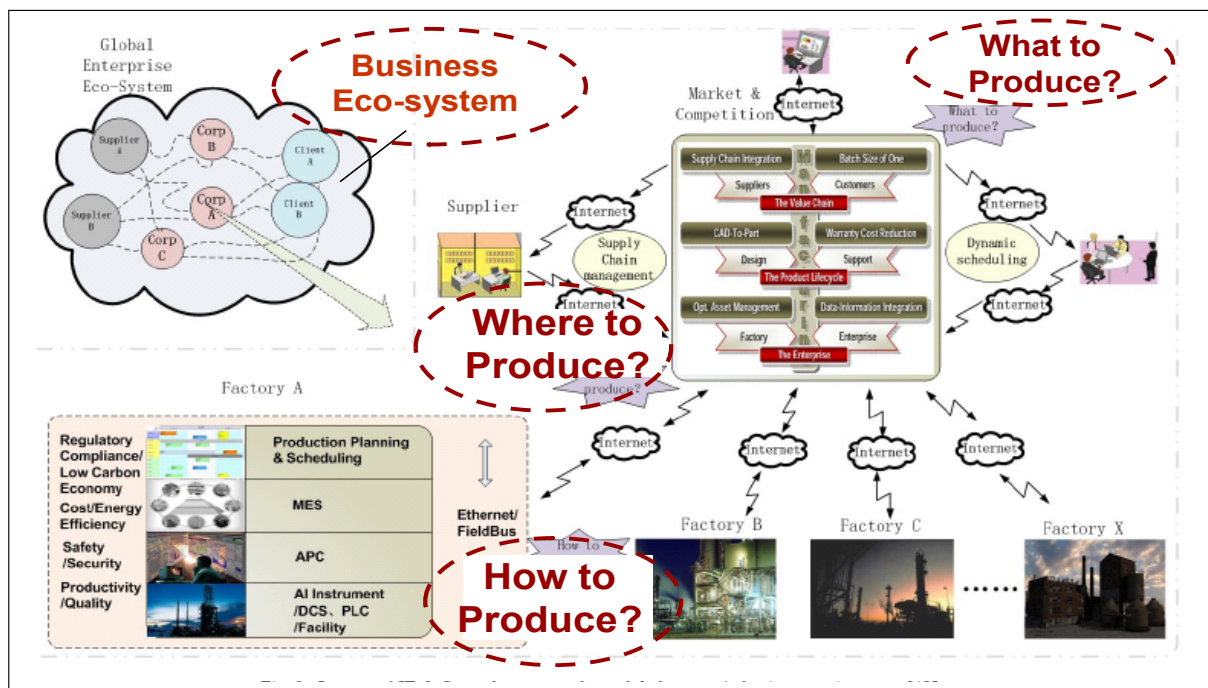


图1 一个跨国流程工业企业

和优化决策系统的自主设计（Auto-Design）和类似汽车自动驾驶的实时优化操作。这与离散制造领域中目前所广为宣传的智能机器人替代人工操作有很大的区别。机器人取代流程工业中的生产操作者通常需要获取更多的信息，并通过离线（e.g., “What-If”）或在线的工况预测，监督APC与REOPT的实时控制，以做出相应的监控决策。且其设定动作会在长达数分钟或数十分钟甚至数小时后方可看到（KPI: Key Performance Indicators）的结果。显然远不同于离散制造业中的机器人取代人的功能。因此在流程工业中如何用机器人完全替代人工操作、至今还是一个值得研究与探讨的命题。恐怕机器人的概念应扩展为用人工智能与模型，优化控制算法等相融合的软件（即算法）实现对生产的优化操作、监控和经

营管理，从而实现智能工厂，更为符合流程工业的特点和需求。因此流程工业系统的AI和智能机器人更宜定义为：

$$\text{AI+} = \text{系统模型} + \text{控制 (算法)} + \text{AI (算法)} + \text{数据}$$

下面我们将讨论AI在流程工业中应用的相关问题。

(1) AI中的“感知（Sense）”，可理解为从系统内部和外部（比如，传感器网络，私有和公有云），获取更好的信息，并对信息进行统计分析、特征提取、模式分类及匹配等。

(2) AI中的“思维、推理、联想记忆、学习与新知识的发现”等，在流程工业中的应用主要涉及与传统系统模型相融合，建立具有适应环境变化的鲁棒性，自适应或自学习的智能化，尤其是应用于在不确定环境下的预测和优化决策，如

- 商务系统的战略决策、中长期生产计划、

订单管理、采购计划、客户管理和库存管理等；生产控制系统的预测可应用于模型预测控制、实时优化和故障诊断等。

- 对已知模型结构的离线或在线模型参数估计，对未知模型结构可自动建立模型，以实现系统仿真、分析、综合与设计。

- 在线实时控制与优化决策（APC，REOPT，APS，ERP和BI等）。

作者在专著[8]中通过成功的案例描述了如何运用过程机理和数学方法建立数学模型以表征系统的深层知识。除了经典的数学模型外，当对系统机理不甚了解时，其它模型化方法，如网络模型，神经网络，模糊逻辑，进化算法等也颇具系统特性描述的可应用性和优势。而两者的融合，也即本文所提的“AI+ 数学建模”为解决流程工业复杂性的最佳途径。

四、工业控制中常用AI算法举例

为解决流程工业系统的复杂性，如不确定性、NP-Hard、SOC（自组织临界性）和搜索解空间的复杂地形（比如，在相位变化于弱约束和强约束之间的解空间）等，传统的运筹学和优化技术难以在有限的时间和计算空间内获得满意的结果。半个世纪以来许多的智能计算方法已开发并应用于实际工业系统，并取得了一定的效果。在系统控制领域通常用“计算智能（Computation Intelligence）”包括相关的智能算法。其常用的算法通常具有模式识别和匹配、数据挖掘、分类、学习、联想记忆、寻优和决策等功能，现简述如下几种在流程工业中较为普遍应用的算法：

(1) 基于人脑思维功能的智能算法举例

- 人工神经网络（ANN：Artificial Neural Network）^[9]

ANN是用计算机软件模仿由神经元连接而

构成的神经网络。其中每个神经元的“输入-输出”关系被描述为一种简单的非线性函数，如“Sigmoid函数”通过神经元之间的信息传递构成一个多层或单层的ANN。通过ANN输出与实际系统（学习样本）输出的比较，实现对神经元连接权重的自动调整（如，反向传播，BP：Back Propagation），以完成ANN的“监督学习”，从而使ANN模型复制并记忆了学习样本的“输入-输出”模式映射。然而，当ANN的工作环境偏离训练样本区域时，可能会导致较学习环境更大的误差，通常用“泛化”来描述一个ANN的性能。对有些复杂系统，不管如何增加神经元节点或层数和训练次数，仍难以改变ANN这一本质弱点，即人脑神经元的感知、认知、网络结构和信息传播和决策等功能远较ANN中神经元的输入输出活动功能、多层、连接权重信息传播和BP算法复杂。只有进一步研究脑科学和认知科学，方可在ANN研究领域取得更原创性的突破。这也是深度学习近期兴起的主要原因之一。但这并不妨碍ANN的应用。作者于20世纪90年代年在美国大型现代涂锌板生产线（Hot Dip Coating Line）上成功地实现了基于神经网络的预测、自适应反馈和自适应前馈控制的等三个神经网络的集成，取得了降低锌耗等显著的经济效益^[10]。其主要的创新是通过从正常生产数据中，特别是当改变“工单（Work Order）”的锌层重量设定值时，自动和实时地获取、积累和构造新的学习样本，这一ANN集成系统经过数月连续运行后，变得愈来愈“Smart”！从中获得启发：即系统日常运行的数据（结果和结果不好的数据都包含）都是宝贵的学习资源。试问至今有多少企业把日常的生产和经营管理数据视为珍宝？这也是AI可发挥功能的场所之一。

- 模糊逻辑与推理（Fuzzy Logic and Fuzzy

Inference)

Zadeh^[11]于1965年提出模糊系统理论与应用,由于自然语言的表达通常具有模糊性,模糊系统在AI知识表达与推理中获得了许多成功的应用。理解模糊性和概率的区别对于研发模糊系统算法与应用具有重要的意义。通常模糊语言用于描述某事物的程度,而概率则是用于描述某事物发生的机率。两者的融合可描述事物的某种不确定性。Xu和Lu^[12]研发了模糊模型辨识和自学习算法,成功地将模糊(语言)规则转化为相应的数值解,以构建“模糊知识”与“数值解”的桥梁。在认识和模拟人脑思维模式时,须深入研究从感知(Perception)、认知(Cognition)、学习、联想记忆、推理和决策的通道和机理。

(2) 进化计算(Evolutionary Computation):

基于达尔文的生物进化与自然选择的进化论,进化计算法已成为机器学习中最广泛应用的智能算法之一。

• 遗传算法(GA: Genetic Algorithm)

由Holland^[13]首先提出的遗传算法是一种随机搜索的方法。GA把问题的初始解群体表示(Encode)为一组由基因(Genes)组成的序列,即人工染色体(Artificial Chromosome)。在问题求解的过程中通过随机的“变异(Mutation),交叉(Crossover)和选择(Selection with given fitness functions)”的操作,产生新一代的候选解群(The New Generation of Chromosomes, i.e., the candidates of Solutions),通过一代又一代的进化进程,直到获得最后的满意解或优化解。GA已广泛应用于离散变量的优化,如生产计划调度、交通和物流等系统。

• 进化策略(ES: Evolution Strategy)^[14]

除了GA,进化计算还可以应用于实值搜索与

优化,即所谓的进化策略,其问题的解可表示为“优化给定拟合函数 $F(x)$ 的实值 n -维向量 X ,通过对候选解群加入高斯零均值随机摄动(也就是变异),然后通过“变异-选择-进化”的一代又一代进化进程获得最终的数值优化解。

• 遗传编程(GP: Genetic Programming)^[15]

在进化计算中,GP是一种具有自动编程功能的智能算法。计算机程序或其中的片断、算式、函数及指令(如If, Then, Do, End等),可以表征为一系列的基因和由它们组成的人工染色体,然后可用进化算法,如GA,在其计算机程序、片断和伪代码的解空间中进行由进化驱动的搜索,从而达到完成编程的满意结果。此外,GP还可以用于基于大数据的符号回归(Symbolic Regression),以实现未知结构的非线性模型和优化控制算法的建立。实际上GP可作为用于数据挖掘、自动编程和知识发现中颇具创意的智能算法。特别适用于复杂系统的预测、建模、优化控制和决策。

• 人工免疫系统算法(AIS: Artificial Immune System)

人体免疫系统是利用人体内分子、细胞和器官的相互作用,以抵御外来病菌入侵的复杂自适应系统。基于免疫机理提出高效的AIS学习和优化算法。在多种AIS算法中,免疫遗传算法(IGA: Immune Genetic Algorithm)通过随机创建抗体和抗原群体,进行两者的匹配,根据抗体的亲和力对抗体进行评价。用上述的GA进化抗体,获得问题的优化解。关于AIS原理、算法和应用的详细介绍可参阅文献[16]。

(3) 群体智能算法(Swarm Intelligence Algorithms)

通过研究某种动物(如鸟类、蚂蚁和鱼类等)的个体和群体行为,人工智能专家基于它

们的行为特性,研发了可应用于优化搜索的智能算法。其中“蚁群优化算法(ACO: Ant Colony Optimization)”和“粒子群优化算法(PSO: Particle Swarm Optimization)”获得了最为广泛的应用。

• 蚁群优化算法(ACO: Ant Colony Optimization)^[17]

蚂蚁随机行走时,当捕获到食物时会沿途分泌一种所谓的“信息素”(so-called Pheromones),其信息素的量随着食物的量与质增加而增加。当一群蚂蚁随机行走时,各自会沿着信息素密度最高(即路程最短)的路径方向行走,便形成了人们常见的蚂蚁聚集的场景。用计算机软件来模拟蚂蚁群体通过信息素传递信息的这种生物行为,便可以实现TSP(最短路径)等寻优的搜索过程。

• 粒子群优化算法(PSO: Particle Swarm Optimization)^[18]

PSO源于对鸟群行为的研究。利用鸟群中的个体对信息的共享使得整个群体的运动在问题求解空间中产生从无序到有序的演化过程。始于种群随机初始化,其中所有粒子都具有相应的位置(粒子在解空间中的位置)和运动速度(用以决定下次飞行的方向和速度)两个向量,并根据所设定的目标(函数),计算每个个体当前位置的适应值(Fitness),从而确定下一次迭代时的飞行方向和速度。通过逐步迭代,当满足终止条件时即终止迭代而获得最优解。

ACO和PSO算法以其容易实现、精度高、收敛快等优点引起了学术界和工业界的高度重视,并在许多实际优化问题中(如物流、交通、生产调度和客户管理等)获得了成功的应用。在计算机科学中,多智能体(Multi-Agents)和多机器人系统中不少算法来源于群体智能。

(4) 基于物理原理的智能算法

除了上述几类智能算法,某些物理现象和原理也可作为智能算法的源泉。极值动力学优化算法(Extremal Optimization, EO)是近年来出现的一种基于统计物理的局部搜索的启发式方法,模拟退火算法(Simulated Annealing, SA)是模拟系统处于平衡态的一种优化方法,而EO算法的理论基础构筑在BS生物进化模型^[19]之上。该模型模拟处于远离平衡态的系统,具备自组织临界性(SOC)。SOC是指不管系统处于何种初始状态,不需要调整任何参数,整个系统就可以演化到一个自组织临界状态,在该状态下,系统呈现出幂律分布(Power-law)。与GA不同,EO不断地变异候选解中最差的组成部分来达到寻优的目的。正是这种内在的极值动力学机制,使得EO具备很强的寻优能力,尤其当解空间处于相变点(Phase Transitions)的组合优化问题时,更能体现EO的优点,如收敛速度快、局部搜索能力强、只有变异算子、无须可调参数(对于基本EO算法)。目前EO算法已经被成功地应用于求解一些NP-Hard的组合优化问题,如二分图、旅行商问题、图着色、旋转玻璃和动态组合优化等问题。作者与他的前任多位博士生合作出版的英文专著[20],介绍了EO的原理,算法和在上海交大和浙大攻博期间在EO领域所取得的一系列成果,如EO多目标优化,粒子群-极值动力学优化算法(PSO-EO)、基于拓展演化概率分布的改进极值优化算法(MEO)、生产调度等典型的NP-Hard组合优化和基于EO的文化基因算法(Memetic Algorithms)用于转炉炼钢终点预测等问题。

最后需要强调的是人工智能的算法除了研究人类的智能外,生物、物理、病理或其它自然科学和社会科学中均蕴藏着新型AI算法的丰富源泉

有待人们去发现。

五、机器学习 (Machine Learning) 和深度学习 (Deep Learning)

(1) 机器学习 (Machine Learning)

人工智能可理解为由“机器”(即计算机软件)实现模仿人类“感知”-“推理”-“学习”-“知识”-“决策”的通路,而更广义地理解人工智能可扩展至由计算机程序实现模仿物种进化、生物行为和物理现象,从而达到寻优的目标。机器学习是实现人工智能的一个重要手段,近半个世纪以来,机器学习已发展为一门多领域交叉学科,涉及系统论、概率论、统计学、逼近论、凸分析(Convex analysis)、计算复杂性理论等多门学科。机器学习主要用于从系统的结构型或非结构型数据中通过学习自动获取或发现知识(Knowledge Discovery),如模型、规则或联想记忆等,从而实现系统的预测、分析、仿真、控制、优化和决策,已广泛应用于工业控制和计算机视觉、自然语言处理、生物特征识别、医学诊断、证券市场分析、DNA测序、语音和手写识别、机器人等许多领域。机器学习模式通常可以分为如下三类:

• 监督学习 (Supervised Learning):

通过系统给定的(I-O)数据样本,监督学习算法(Supervised Learning Algorithm)通过基于样本的训练建立一个能复制原系统的(I-O)模型,从而可实现预测、软测量、分析、控制和优化决策等功能。模型的精度在很大程度上取决于训练样本的分布及噪声和学习算法等。训练样本可离线或在线取自或再造于原物理系统或其机理模型。

• 无监督学习或自组织学习 (Unsupervised Learning or Self-Organized Learning)

无监督或自组织学习中,我们仅有样本的输入,然后无监督学习算法按样本的特征进行分类(Classification)或聚类(Clustering)。这可应用于故障诊断、质量管理、客户和供应商管理等。

• 强化学习 (Reinforcement Learning):

强化学习灵感来源于动物学习和心理学理论,实现从环境状态到动作映射的学习,以使动作从环境中获得的累积奖赏值最大。也即通过“试错(Trial and Error)”和“评估(Evaluation)”系统(动作对所设定目标的优劣),给予奖励或惩罚的刺激,逐步形成能获得最大利益的行为。强化学习和监督的学习主要区别在于,它并不需要严格的“I-O”匹配来发现最优行为,而是专注从“探索”到“评价指标(通常为标量)”的映射,即试探评估过程,给出奖惩而达到寻优的目的。

[21]和作者的专著[22]介绍了上述机器学习算法和应用。

(2) 深度学习 (Deep Learning, DL)^[23]

随着学习环境的复杂化和信息量和种类的剧增,现有机器学习算法在功能、计算时间和代价等方面均不能满足求解复杂问题的需求,因此一种基于数据特征(Features),并更能反映神经科学和认知的新的学习算法,即深度学习算法诞生了,其核心是通过多重非线性变换构成的多个处理层对数据进行特征提取和特征学习的高效算法。其表示方法来自神经科学,以模拟神经网络中的信息处理和通信模式,如神经编码。至今已有数种深度学习框架,如深度神经网络(DNN)、卷积神经网络(CNN)和深度置信网络(DBN)和递归神经网络(RNN),被成功地应用于计算机视觉、语音识别、自然语言处理、音频识别与生物信息学等领域。DL在控制领域的应用现状和前景可参阅[24]。

六、相关研究命题的举例

理解当今大数据、物联网、云计算和信息物理系统等前沿信息科学与技术，可为本文所述的AI+ 研究提供最佳的背景。为此首先简单介绍这些技术，然后探讨实现AI+ 的相关科学和应用研究命题。

• 大数据 (Big Data, BD) :

在流程工业中BD可理解为由网络获取的分布于全球的海量结构数据以及诸如图像和声音信息这样的“非结构信息”等。

• 物联网 (Internet of Things IoT) ^[25]:

IoT是一个无处不在的全球任意时间和地点上任意物体的“物与物”、“人与物”和“人与人”的通信和连接。因此，IoT 实现了信息与物

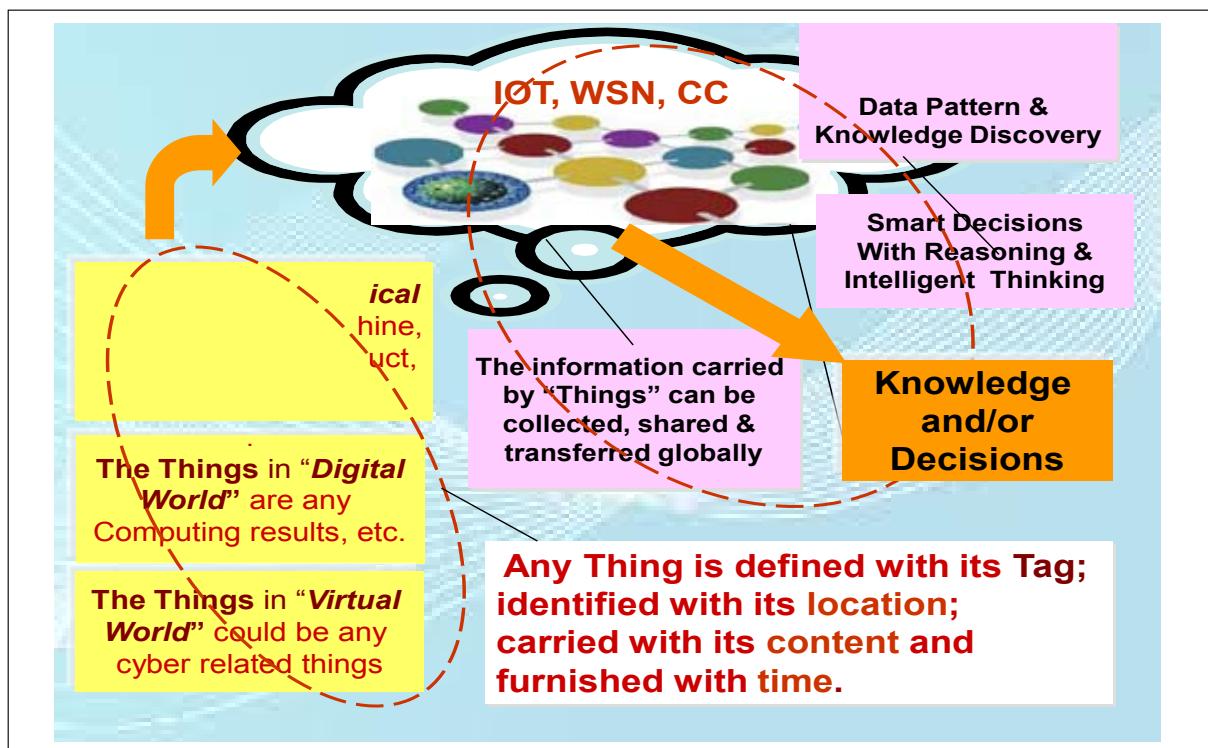
理世界融合的平台，图2和图3描述了IoT的功能与框架。

• 云计算 (Cloud Computing, CC) ^[26]:

CC是基于互联网的一种类同用电，用气的近代IT 服务模式，企业、政府乃至个人可在私有云 (Private Clouds) 平台存储用户的海量数据、软件资源并进行高容量的运算，也可从公有云平台获取所需软件及数据资源。云计算是通过使计算分布在大量服务器上，具有超大规模、虚拟化和高可靠性：“云”使用了数据多副本容错、计算节点同构可互换等措施来保障服务的高可靠性和通用性，具有高可扩展性和按需服务及廉价等优点。但信息安全仍是企业和政府考虑的一个重要因素，通常云平台由“PaaS (平台即服务)”，



图2 GASAGRAS物联网项目 (欧盟第七框架) ^[29]

图3 一个AI决策系统中的更多物联网细节^[29]

“SaaS（软件即服务）”和“IaaS（基础设施即服务）”等组成。用户可以对数据库和软件进行可视化，并构建合适的解决方案。

• 信息物理系统（Cyber-Physical Systems, CPS）^[27]

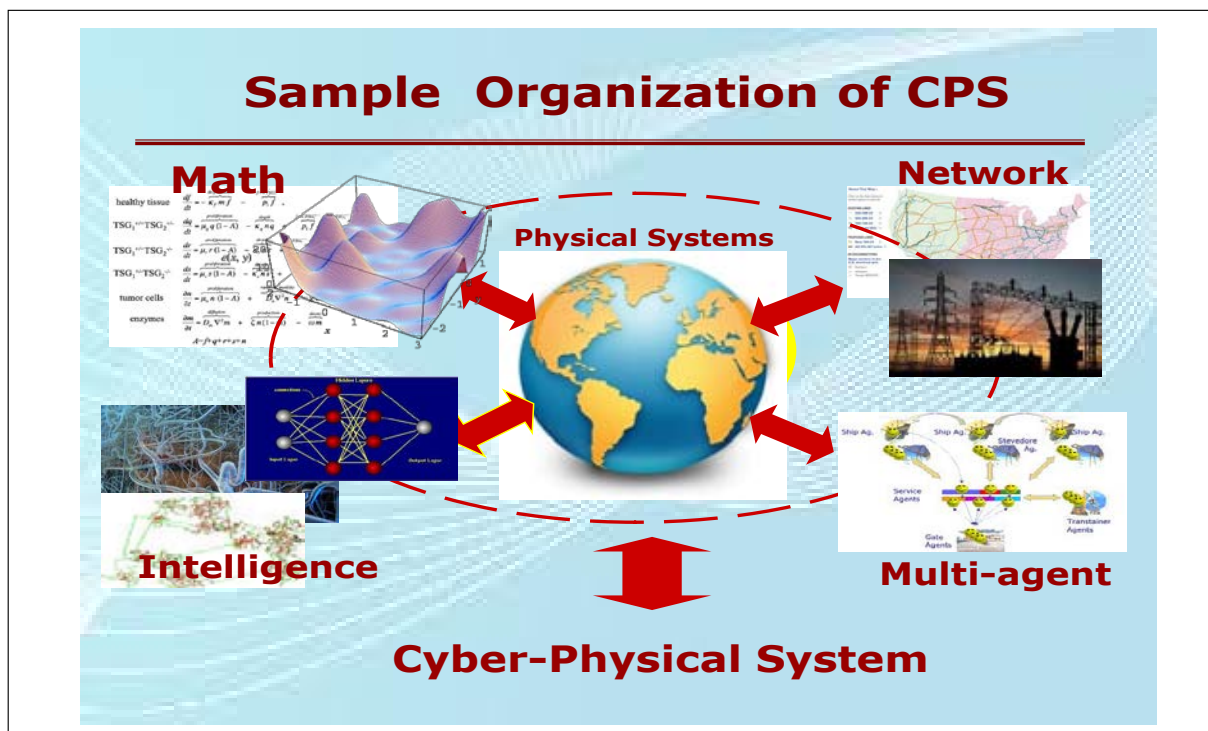
CPS可称为“信息-物理”或“网络-物理”或“智能-物理”系统，是集计算、通信与控制于一体的智能系统，使物理系统具有计算、通信、精确控制、远程协作和自治功能。实现计算、信息资源与物理资源的紧密结合与协调。物理空间中的连续（模拟）变量和信息空间中的离散（数字）变量的流动和融合，即混合动态系统的建模与控制；CPS方法论的研究，包括框架、算法与解决方案，将为无线传感网、IoT和AI的应用提供有力的武器；CPS将为网络复杂性和网络

系统动力学研究奠定重要的基础。图4给出了CPS的概念和架构。

CPS、IoT、CC和BD为AI+的机理和应用研究提供了策略、框架和可贵的平台。在流程工业中人工智能，诸如神经网络、遗传算法和模糊逻辑等方法，虽已获得广泛的应用，但从控制科学和技术的角度剖析，它们尚缺乏坚实的理论基础，这将限制其更广泛与可靠的应用。下面列举几个颇具挑战性和意义的研究命题。

1. “AI+数学建模”的研究

如前面所述，数学模型已成为流程工业的基石，如何应用AI技术缓解当今建立复杂系统的数学模型和控制算法所面临的困境，已成为控制科学和技术的机遇。基于大数据的数据挖掘及信息融合和机器学习，建立具有适应环境变化的“AI+

图4 工业控制的CPS概念描述^[29]

数学建模”解决方案，甚至在模型结构不确定或未知的情况下，通过自组织学习的发法，如GP，创建模型的结构和参数，是流程工业中AI应用的一个重要研究方向。实际上，广义的数学模型（包括网络和知识）是实现企业数字化的基础。建立一个基于机器学习和数学模型的虚拟数字化系统，对系统分析、研究和实时控制均有理论和应用意义。

2. “AI+ 控制”系统属性的研究

AI 或AI+ 控制系统的特性，如稳定性、可观性、可控性和鲁棒性对AI控制系统的分析，设计和实施至关重要。下列命题均具有理论与实践意义：

(1) 网络模型与控制已涉及许多领域，如石油天然气管网、交通、环境和物流等，因此网络模

型的建立和网络控制策略研究具有十分重要的意义，如网络系统的可控性^[28]研究有助于网络最小控制节点的选择；

(2) 神经网络系统可观性的研究为实现软测量提供科学的依据；

(3) AI或AI+控制系统的稳定性、可控性、鲁棒性和适应性的研究；

(4) AI或AI+优化系统，如AI与线性规划、非线性规划和元启发式搜索（Meta Heuristic Search）的结合。

3. 流程工业系统中深度学习的研究

流程工业系统的信息主要源自海量数据，因此为实现基于信息特征的深度学习，下列研究命题对理论和应用均颇具意义：

(1) 研究流程工业中各类结构型或非结构型

大数据的特征自动提取和深度学习算法及其在商务, 生产管理和优化控制系统中的应用;

(2) 基于人脑神经系统和认知科学机理, 研究深度学习的结构和算法, 以提高泛化的性能, 即通过深度学习对信息不完整的不确定系统做出满意的决策;

(3) 研究深度学习的实时学习算法, 以应用于生产再调度、物流和实时优化与控制。

4. 采用人工智能技术的工业控制中的网络安全

随着流程工业系统内部和与外部环境连接的网络化, 如无线传感网、与公有和私有云的IoT通信等, 一个传统的封闭系统变成一个一定程度的开放系统, 如客户, 供应商等均可通过所设置的协议等渠道进入系统, 势必增加了系统安全的隐患与风险, 这包括病毒、木马的入侵和黑客恶意攻击等、因此建立企业信息安全系统, 识别信号的来源和采取应急措施, 以防止网络攻击并减少其损害已成为企业的首要任务之一, 参阅褚健专访[31]。

5. CPS中的“AI+”系统基本属性研究

中、美两国均已把CPS的研究置于优先发展的地位, 其研究包括理论、框架、算法与各相关领域的解决方案, 将为AI、无线传感网和IoT提供有力的武器并为网络复杂性和网络系统动力学等研究奠定重要的理论基础。特别是本文提到的AI+, 包括“AI + 数学建模”, “AI + 控制算法” and “AI + 商业决策”等, 十分需要CPS基础理论的支撑。

七、流程工业企业智能化模式的探讨

由机器人完全替代人来管理和操作流程工业企业恐怕不是应用AI的当前目标。而通过实现AI+使企业更快地适应多变和不确定的全球化环境,

成为商业生态系统优胜者才是智能化的目标。基于前述PIS的特点, AI+系统功能大致可以分为如下四个方面:

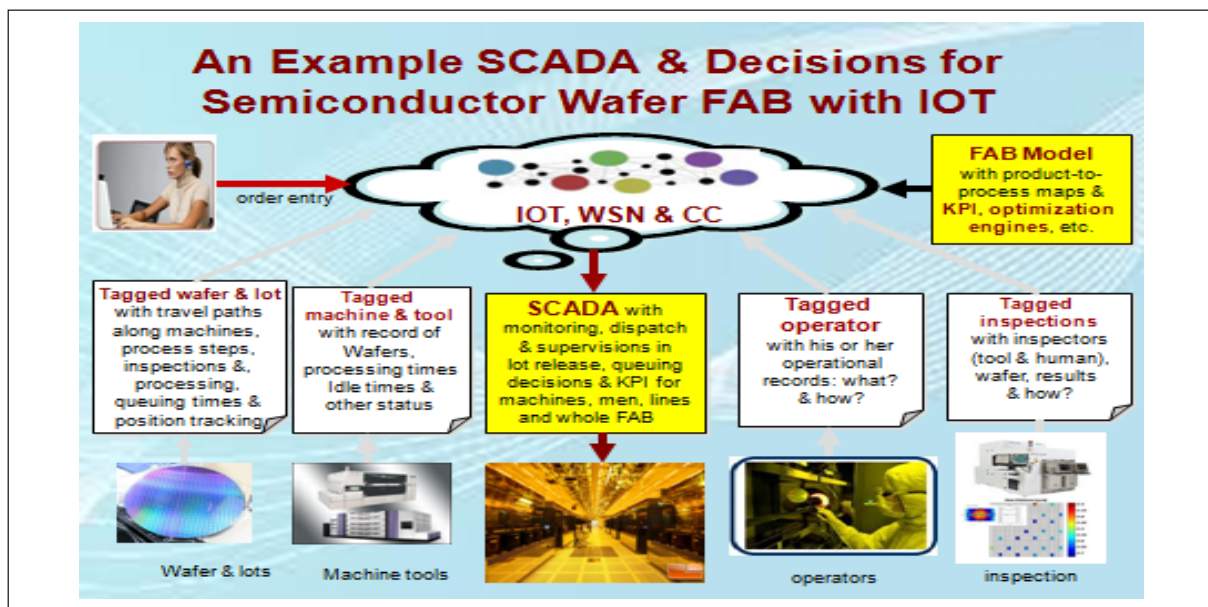
(1) 商务智能 (BI: Business Intelligence) 决策系统:

从(公有和私有)云平台获取与业务相关的数据, 通过滤波器、统计分析、模式分类和编码等, 运用AI+ 商务决策工具, 进行供需预测、竞争对手分析和核心业务与生命周期分析等, 给出中长期的战略决策 (Strategic Decisions), 如企业技术改造、建立新生产线的决策、海外扩展投资策略、生产什么, 以及采购计划 (针对物料清单) 等。商业决策在零售业、住房建设、航空公司和银行贷款及信用卡审核等领域均已获得显著成效。但由于流程工业的巨额投资和有限的优化搜索空间 (如产品受生产装置的约束) 及不确定性, 给企业的战略决策带来了更大的困难。

由于计算机和IT技术快速更新, 因此IBM、微软、Amazon和Google等IT巨头, 均推出了BI工具, 甚至建立第三方云平台, 为跨国公司提供IT/BI服务。为让生产企业专注于自身的核心业务, 由IT公司提供基于云的大数据, IT和BI服务恐怕是今后发展的趋势, 这可减少低水平的重复并有利于IT高端服务业的发展。总之, 充分应用“AI+BI”决策系统, 将可减少今后大幅去产能悲剧的重演。当然对如何在信息不完全的不确定性环境下, 做出较好的决策仍然是对AI+ 应用的严峻挑战。在较长的时间内, 恐怕不会完全用机器人取代商务战略决策者, 而采用基于 AI+ 的辅助决策系统是一个可行的选择。

(2) 智能化生产管理

当企业做出了战略决策之后, 面临的问题是订单管理、生产计划、调度与在线的再调度和质量管理等。人工智能算法将连同传统的优化方法

图5 一个采用IoT和云计算的晶圆厂的SCADA示例^[29]

(比如运筹学和元启发式算法等), 构建“AI+BI”与“MES/APP/APS”的桥梁。能在较短的时间(如数分钟或数十分钟)内对一个在线订单给出“是”(订单接受)或“否”(由于某些原因订单拒绝), 或“是”(由于交货日期更改)等快速响应。系统进一步通过订单分割和订单分组自动排出工单在相应时间窗口的生产计划及调度, 即何时在何处生产, 以实现带约束的KPI优化。前述的多种AI算法, 如GA和EO都已成功应用于生产计划和APS。AI+的质量管理系统通过生产过程中的各级操作规程对应产品标准历史数据的学习, 当产品质量出现问题时, 可快速实现故障检测、诊断和(补救)措施的执行。此外通过AI+的学习, 发现改进产品质量的途径。根据作者在该领域的长期研究与实践, 估计机器人有望在不久的将来取代规划和调度人员。

(3) 智能化过程优化与控制

APC和REOPT已普遍地应用于生产线或装置的控制和优化。“AI+控制算法”的功能主要实现更好的感知, 即软测量和智能传感网等, 以及基于学习和模型更新的智能鲁棒和智能自适应控制。系统能基于日常操作数据的学习、联想记忆和新鲜知识发现等实现模型和控制策略的更新。设想如果一个“AI+控制”系统自动记载人工或自动化装置的“操作规程”到“KPI结果”的实时和历史数据, 然后通过机器学习或深度学习, 逐步改进系统的模型和控制策略, 使它们日复一日地变得聪敏起来, 这正是研发“AI+控制算法”系统的初衷, 其效益远胜于机器人替代人工操作。在不久的将来, 操作功能将如同驾驶飞机那样采用“自动”模式。

为说明IoT和CC在流程工业中的应用, 图5和图6给出了一个基于IoT和CC的半导体晶圆生产SCADA(数据采集和监控系统)AI+系统框架

^[29]，IoT/CC协同实现晶圆厂从订单到整个生产过程的监控。如果为操作者、晶圆和整条生产线的设备安上RFID（射频识别），则从订单到晶圆产品的每一道工序，包括进款、质量、生产率和调度均在AI+的“视觉”监视之下，这对实现一个智能化的生产线有何等重要的意义。

八、结束语

1. 为实现流程工业企业的智能化，当前首要目标不是实现“机器替代人”，而是使企业在全球化数字经济不确定性的环境下，通过应用AI及现代信息技术，不断改变企业自身的结构、战略决策、经营和运作，以提高ROI（投资回报），成为在全球商业生态系统中的胜优胜者，至少是幸存者。

2. 将流程工业中所积累的大量宝贵的深层知识，如数学模型、优化和控制策略等，视为宝贵财富，实现与AI技术的无缝融合，也即文中所定义的“AI+数学建模”和“AI+控制”，即典型的CPS，这必将为流程工业系统增加活力与全球竞争力，使其不沦落为未来去产能的殉葬品。

3. 深入研究和构建企业或企业集团新时代的IT框架，包括应用第三方的云平台、集模型库、人工智能算法库、大数据和物联网等，实现企业内外的“人与人”、“人与物”和“物与物”的互通互连和智能决策。这一信息革命为IT服务业提供了难逢的机遇。Google、Facebook、Microsoft、Amazon、IBM、阿里和腾讯等国内外IT巨头均已巨额投资云平台，以抢占高端IT服务业的市场。在流程工业领域，诸如中控集团、中石化

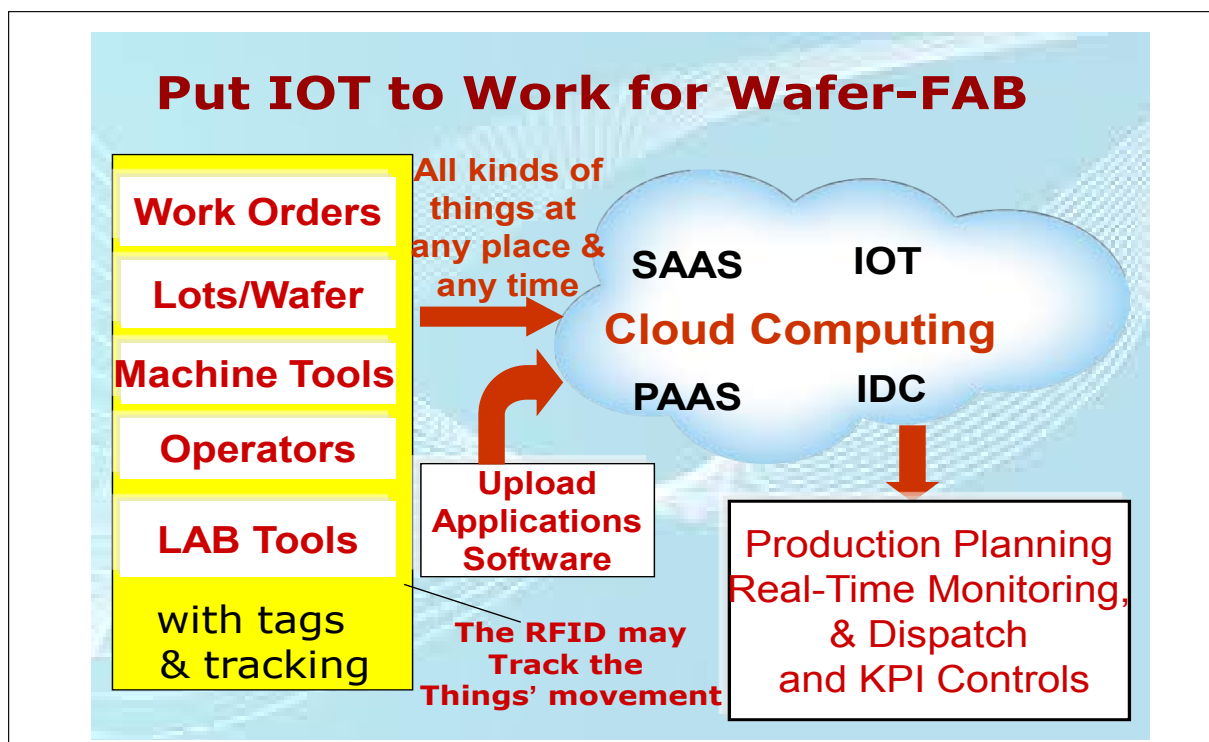


图5 一个采用IoT和云计算的晶圆厂的SCADA建议示例 ^[29]

银科、宝新等IT企业更适宜建立流程工业云，为数以千万计的流程工业企业提供IT服务，使生产企业无需再为IT设备、计算机硬件、软件和人才的快速更新而花费巨额投资。

4. 为推动AI+的持续发展，须深入研究其背后的科学命题，特别是CPS、AI、计算机、通信、信息技术和数学模型、运筹学、控制科学与工程技术的融合，建立具有高度智能和深度学习能力的新一代IT系统的理论体系和解决方案。

最后也是最重要的是在当今AI的热浪中，决策者应保持清醒和敏锐的头脑，在充分理解“什么是人工智能，为什么和如何发展人工智能”的基础上成为当今世界经济竞争中的优胜者！

参考文献

- [1] Michael Rossmann, et al. 工业4.0：未来生产力与制造发展前景. Boston Consulting Group, May, 2016.
- [2] 国务院发布 中国制造2025, May 8, 2015.
- [3] Moore J. The Death of Competition: Leadership and Strategy in the Age of Business Ecosystems, New York, Harper Business, 1996.
- [4] Goldratt E M and Cox J. The Goal: A Process of Ongoing Improvement. The North River Press, MA, 1992.
- [5] 中石化上海石化公司 “工业4.0时代流程工业智能化工厂展望及数字化进程中具体实践体会”，2015石化行业先进技术交流会.
- [6] Jacques. Buglin, et. al. A survey of 3000 executive reveals how business succeed with AI Harvard Business Review, Aug. 28, 2017.
- [7] 李开复（创新工场）人工智能对人类社会的真正威胁. 纽约时报专题文章, June 6, 2017.
- [8] 吕勇哉. 工业过程模型化及计算机控制, 化工出版社, 1981
- [9] Haykin S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation, IEEE Press, N.Y. 1994
- [10] Yong-Zai Lu & Markwart S. Development and application of an Integrated neural systems for an HDCL, IEEE Trans on Neural Networks, 1997, 8 (6), 1997.
- [11] Zedah L A. Fuzzy Sets. Information and Control, 1965, 8: 338-353.
- [12] Xu C W and Yong-Zai Lu. Fuzzy model identification and self-learning, for dynamic systems, IEEE Trans on System, Man and Cybernetics, 1987, SMC-17 (4).
- [13] Holland J H. Genetic Algorithms. Scientific American, July 1992, 66-72.
- [14] Fogel D B. An introduction to simulated evolutionary optimization. IEEE Trans on Neural Networks, 1994, 5 (1).
- [15] Koza J R. Genetic Programming: On the Programming of Computer by Means of Natural Selection, the MIT Press, 1992.
- [16] De Castro L N et al. Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligent Approach, Springer, 2002;
- [17] Dorigo M et al. Ant Colony Systems: A cooperative learning approach to TSP. IEEE Trans on Evolutionary Computing, 1997, 1 (1): 53-66.
- [18] Kennedy J, et al. Particle swarm systems optimization, Proc. Of 1995 IEEE Intel Conf on Neural Networks, pp. 1942-1948
- [19] Boettcher S et al. Optimization with dynamic extremal. Complexity, 2003, 8: 57-62.
- [20] Yong-Zai Lu, Yu-Wang Chen, Min-Rong Chen, Peng Chen, Guo-Qiang Zeng. Extremal Optimization: Fundamentals, Algorithms, and Applications. CRC Press and Chem Industrial Press,

- 2016.
- [21] Mitchel T. 机器学习, McGraw Hill, New York, 1997
 - [22] Yong-Zai Lu. Industrial Intelligent Control: Fundamentals and Applications. John Wiley & Sons, New York, 1996.
 - [23] Deep Learning Tutorial Release 1.0, USA Lab, University Montreal, Sept 1, 2005
 - [24] 段艳杰等. 深度学习在控制领域的研究现状与展望.自动化学报, 2016, 42 (5) .
 - [25] Omar Said, et al. Towards IOT: Survey and Future Vision.International J. of Computer Networks, 2003, 5 (1) .
 - [26] Tarezinho F. How cloud computing works for industrial processes, Control Eng. Sept 9, 2017;
 - [27] Lee I. Cyber physical systems: The new computing revolution. Dept of Computer & Information Sci. University of Pennsylvania, CIS 480, Spring, 2009, www.cis.upenn.edu/lee.
 - [28] Ding J, Yong-Zai Lu and Chu J. Studies on controllability of directed networks with extremal optimization. Physica A, 2013, 392 (24) .
 - [29] 吕勇哉 物联网与未来工业控制. the 2nd China IOT International Conference, Oct 20-21. 2011, Wuxi, China.
 - [30] The GASAGRAS : An EU Framework 7 for IOT Project.
 - [31] 诸健. 化工智能化: 工控安全问题不容懈怠. 2017-11-15, 中国化工报专访.