DOI:10. 19431/j. cnki. 1673-0062. 2019. 05. 013

因果关系与复杂系统控制

阳小华,马家宇,万亚平,刘　杰,刘　华

(南华大学 计算机学院/软件学院,湖南 衡阳 421001)

摘　要:简要介绍了因果关系的概念和模型,明确了机器学习是主流智能控制方法的基础,对人工智能从相关关系到因果关系的变化趋势进行了系统的讨论,提出以被控系统的因果建模作为复杂系统控制的起点,为解决复杂系统控制难题提供了新的思路。

关键词:复杂系统;智能控制;机器学习;因果关系

中图分类号:TP181　**文献标志码**:A　**文章编号**:1673-0062(2019)05-0072-06

Causality and Complex System Control

YANG Xiaohua, MA Jiayu, WAN Yaping, LIU Jie, LIU Hua

(School of Computer/Software, University of South China, Hengyang, Hunan 421001, China)

Abstract: This paper briefly introduces the concept and model of causality, makes it clear that machine learning is the basis of the mainstream intelligent control method, systematically discusses the changing trend of artificial intelligence from correlation to causation, and puts forward the causal modeling of the controlled system as the starting point of the complex system control, which provides new ideas to solve the problem of complex system control.

key words: complex system; intelligent control; machine learning; causality

0　引　言

传统的控制理论主要采用微分方程、状态方程及各种数学变换作为研究工具,它们本质上是一种数值计算的方法,要求对象必须可以量化,且各种量化参数之间的关系能够用精确的数学模型表示。如果没有已知的被控系统物理模型,无法从物理模型获得数学模型,则一般采用黑箱方法,分析被控系统输入、输出之间的数值相关关系,拟合出数学模型。在因果关系的背景下考量,无论

收稿日期:2019-06-24

基金项目:国防科技创新特区项目(17-163-15-XJ-002-002-12;18-163-15-LZ-001-002-09)

作者简介:阳小华(1963-),男,教授,博士,主要从事工业和医疗大数据、高可信计算、软件评测技术等方面的研究。
E-mail:xiaohua1963@ foxmail. com

是微分方程表达的物理关系,还是系统输入、输出之间的数值相关关系,背后都隐含着被控系统的因果关系。只是由于系统简单,没必要显性化因果关系,就可以直接建立控制模型来实施控制。

由于复杂系统大部分具有非线性、时变、不确定性等特征,一般没有明确已知的物理模型,几乎找不到精确数学建模的方法,尤其控制趋于多层次、多目标、输入信息的多样化和数据量显著增加,使控制变量的选取、控制目标的确定、动力学规律的表达都变得极其困难。因此采用人工智能、大数据方法分析其中的相关关系,再通过相关关系拟合出控制模型的各种智能控制方法得到大量应用。但是,人工智能遭遇到基于相关关系机器学习的瓶颈,专家们意识到很多问题不能仅仅通过相关分析解决,必须回归到因果分析,人工智能领域出现了相关关系到因果关系的研究趋势。契合这种变化,本文提出把系统地推断被控系统的因果关系,建立显性的因果模型作为复杂系统控制的重要基础,为解决复杂系统控制难题提供新的路线。

1　因果关系

爱因斯坦认为现代科学技术发展的两大基石是因果关系和形式逻辑体系。客观世界是状态的集合,状态的变化即为事件。因果关系则是客观世界中事件之间存在的一种客观联系。一个事件由另外一个或一些事件引起,则引起一个事件发生的事件是原因,被引起事件是结果。因果关系被认为是自然界、人类社会乃至客观世界的内在的、普遍的和客观的内在联系。探索客观世界的因果关系成为科学研究的基本目标之一,是许多学科研究的课题,比如哲学、自然科学、社会科学以及控制论等学科。人们期望通过发现客观世界存在的因果规律,实现对客观世界的控制与改造。

因果关系所关注的是两种事件之间引起与被引起的关系。最简单的因果表达形式是“事件 C 引起事件 E”,事件 C 为因,事件 E 为果。从时间维度上,因果关系也蕴含了重要时序信息,即因发生在果的前面。如何解释这种因果,人们从不同的视角开展了研究。一类研究者把因和果看成是一组关系,主要探讨这组关系成立的相应条件,此时并不显式考虑因果间的时间因素。另外一类研究者果看做是因作用的结果。在这类在因果关系研究中,引入了时间这一因素。

1)条件因果

无时间因素因果关系的重点是分析因果间的条件关系。马奇提出的 INUS 条件,就是从原因的逻辑充分条件组来分析因果[1]。他分析了因事件进行复合的逻辑关系,该关系被称为 INUS 条件: An insufficient but necessary part of a condition which is itself unnecessary but sufficient for the result(结果的一个不必要但是充分的条件中,一个不充分但是必要的组成部分)。在 INUS 中,原因 C 是由多个必要因素构成的一个充分条件组;若去除其中任意一个必要因素,则原因不再是结果 E 的充分条件。即 INUS 理论认为“C 是 E”的原因的时候,实际上表达的意思是 C 由一些必要因素一起够成了 E 的一个充分条件。

勃克斯从因果可能的角度,通过在扩展模态逻辑建立因果描述逻辑,创新性地提出了四个因果模态符号,分别为:因果可能“$\diamond_c$”、因果必然“$\Box_c$”、因果蕴涵“$\rightarrow_c$”、因果等值“$\leftrightarrow_c$”[2]。运用逻辑模态与因果模态,建立了“因果可能世界”描述方法。通过引入因果关系的建模符号,可以运用形式化的方法,对因果关系系统进行的逻辑论证来证明。

概率因果是在量子力学兴起时,因果关系由确定论解释向非确定论解释转变。典型代表是萨普斯用概率的统计解释建立因果关系的概率模型[3]。他的模型中果事件 E 出现的绝对概率将小于它在因事件 C 条件下出现的条件概率,即 $P(E)<P(E|C)$,则称 C 是 E 的原因。在概率模型发展中,较为典型的是概率对比模型[4]和效力 PC 理论[5]。概率对比模型比较两种概率的差异值的结果,其公式表示为:

$$\Delta P=P(E|C)-P(E|\widetilde{C})$$

ΔP 是 $P(E|C)$ 与原因未出现时条件概率 $P(E|\widetilde{C})$ 的差值。因果关系的条件反应在协变值 ΔP 的变化方向。而效力 PC 理论(the power probabilistic contrast theory)由协变相关推论因果联系的边界条件。定义协变值 ΔP 和结果基率 $P(E|\widetilde{C})$ 的联合函数称为因果力,用因果力的概念来解释协变相关:

$$p=\Delta P/[1-P(E|\widetilde{C})]=\Delta P/P(\widetilde{E}|\widetilde{C})$$

概率模型中另一个有影响的研究是 Pearl 等人的工作[6-8]。Pearl 以贝叶斯网为基础,结合结构方程模型(structural equation modeling, SEM)、潜在结果模型(rubin model)提出了结构因果模型

(structural causal models,SCM),形式化描述了因果假设、因果效应、反事实和反事实联合概率。运用 SCM 来表示干预,开发用于估计因果效应和反事实的数学工具,并通过对工具变量的分析和它们在实验中的边界效应的作用来加以证明。反事实的结构化逻辑可用来估计在非受控随机实验范式下无法定义的因果量,由结构理论衍生出来的有效工具,用于解决各种各样的因果问题。

国内张勤基于信度网理论提出因果图模型,因果图采用事件概率说明相邻变量间的因果关系,其蕴涵了联合概率分布。使用动态因果树的概率推理方法,计算影响节点事件的基础事件,从而找出节点事件的最小基础事件割集[9]。通过对基础原因的控制来预测或诊断系统故障。

2)过程因果

由于因果关系是由原因到结果,体现了因果关系的时间特性。同时从物理角度,任何因果过程是因在对果作用一定时间的过程。因此时间是因果关系描述中的一类重要项。

格兰杰因果模型强调了因果关系的时序性[10]。格兰杰检验 C 和 E 之间的因果性定义运用了完整信息集的概念。若 n 时刻原因事件 C 的发生对于,$n+1$ 时刻结果事件 E 发生影响,C 构成 E 的原因。特别强调了事件发生的时序性,如果 C 构成 E 的原因,那么本期的 C 会影响下一时刻 E 的概率分布。

萨尔蒙和费尔则从因果连续过程建立因果关系。阿朗森和费尔因果转移理论,因果意味着两个接触物体间因将其拥有的物理量向结果的转移,如:动量、动能、热量等。这些物理量、能量和动量从原因流向结果[11]。道尔在萨尔蒙和费尔的基础上,提出了因果守恒量理论[12]。这些理论一个特点是因果关系可使用物理量进行描述和表达,有一个时间上的连续作用过程。

另外一类因果连续时间作用过程基于信息熵。香农提出的“信息熵”描述了事件间的信息量化度量。Thomas Schreiber 于 2000 年在互信息中考虑时间序列,提出了传递熵的概念[13]。传递熵作为描述因果过程中物理量转移,量化了信息流动所产生因果关系,因此可以作为因果关系判定的主要依据。梁湘三教授以动力系统为基础,通过刘维尔方程,将传递熵引入到系统因果关系的评定上[14]。在不明确现象之间的动力过程是否有耦合的情况下,仅通过时间序列的协方差/相关系数定量计算他们之间的信息流,从而识别现象之间的因果关系[15]。此方法在厄尔尼诺和印度洋偶极子(Indian Ocean dipole,IOD)这两种气候模式之间的因果关系判断上得到了证明。

近年来,事件间的相关关系和因果关系引起了广泛的讨论,尤其大数据和人工智能理论和技术的发展,从观察数据发现因果关系规律,建立因果模型进行描述和假设,使因果关系研究重新成为热点。

2 机器学习与复杂系统控制

在当前大数据迅猛发展的背景下,机器学习成为了人工智能的核心基础。传统上机器学习最基本的学习策略有归纳和演绎,随着大数据的兴起,“深度学习”、“增强学习”、“概率学习”普遍得到重视和发展[16-18]。著名算法专家,机器学习领域的先驱人物 P. Domingos 提出了机器学习的五大学派[19],将机器学习按看待问题的不同角度分为:符号学派(symbolists),更多关注哲学、逻辑学和心理学,将学习视为逆向演绎(inverse of deduction),以推理规则为基础进行知识组合;联结学派(connectionists),专注物理学和神经科学,相信大脑的逆向工程,用多层感知器处理联结权重;进化学派,在遗传学和进化生物学的基础上模拟自然进化,用基因算法等进行结构进化。贝叶斯学派(Bayesians)注重统计学和概率推理,多用贝叶斯网络作为模型,进行基于特征的概率估计;类推学派(analogizers)更多是关注心理学和数学优化来推断相似性判断。

从上世纪 60 年代起,为了提高控制系统的自学习能力,控制界学者开始将人工智能技术应用于智能控制系统,使控制系统在经历“经典控制”和“现代控制”的发展后,进入“智能控制”阶段,主要用来解决那些用传统方法难以解决的复杂系统控制的问题。

由于给出“人工智能”一致定义的困难,智能控制系统至今没有广泛认可的、统一的定义。较为公认的提法有傅京孙提出人工智能与自动控制的二元交集论,以及 Saridis 等人提出的人工智能、自动控制和运筹学的三元交集论等[20-21]。

与传统控制相比,智能控制的主要核心在人工智能和优化方法,强调智能决策和规划。通过启发式推理、机器学习等人工智能理论和方法获得系统模型,优化算法,实现控制器。

从智能控制系统的方法角度,人工智能的理论和技术一定程度地决定了智能控制方法。总体

上,智能控制方法可分为专家智能、模糊逻辑、进化算法和神经网络等控制方法[22]。

专家智能、模糊逻辑控制,对人类决策的近似推理特征进行了抽象,可视为基于规则的专家系统的一种泛化[23];进化控制包括基因算法、遗传算法、蚁群算法等、进化算法等,模拟自然进化搜索最优解。神经网络控制则在控制系统中采用神经网络处理难以精确描述的复杂的非线性对象,充当控制器、优化计算、进行推理、故障诊断等,采用卷积神经网络 CNN、循环神经网络 RNN、动态神经网络 DNN[24-25] 等神经网络学习机制作为优化控制方法。

大多数智能控制方法可以归属到机器学习中,特别是归纳学习。大致上,智能控制方法中专家智能、模糊逻辑属于符号学派;基因算法、遗传算法、蚁群算法、进化算法等多采用环境试探性的增强学习,属于进化学派;神经网络、深度学习等联结学习,属于联结学派;支持向量机等数学优化算法属于类推学派;基于贝叶斯方法的概率学习属于贝叶斯学派等等,目前很多研究者也将多种机器学习方法综合运用于控制系统。

在大数据背景下,基于机器学习的智能控制方法有能够充分逼近复杂的非线性系统、学习和适应不确定性系统的动态特性以及快速并行分布处理、鲁棒性等诸多优势,已经成为智能控制的主流。

3　因果关系与机器学习

图灵奖得主、贝叶斯网络之父 Judea Pearl 在 NIPS 2017 的报告和随后的论文中提出了对机器学习,特别是深度学习背后理论的思考[26-27]。Pearl 指出,当前的机器学习系统几乎完全以统计学或盲模型的方式运行,存在理论上的局限性,学习机器通过来自环境的感官输入流参数来优化其性能,类似于达尔文进化论中物种自然选择的缓慢过程。Pearl 使用①联想(Association)②干预(Intervention)③反事实(Counterfactual)三级层次来描述机器学习系统所面临的障碍,解释了为什么基于统计学的机器学习系统无法推理行动、实验和解释,同时也告诉我们需要哪些额外的统计信息,以何种格式来支持这些推理模式,得出反事实是科学思维基石的结论。

突破口在于借鉴结构性因果推理模型,会学习的机器需要现实模型的指导,类似于人在因果推理任务中使用的模型,从而达到人类智力水平:人类所拥有而其他物种所缺乏的是一种心理表征,人类可以增加意志、想象、假设、规划和学习来操纵生存蓝图的能力。解决这些问题的关键是给机器装备因果推理工具来加速学习,以达到人类认知水平,就像对立于自然选择缓慢过程的科技超级进化过程。

Pearl 把这种转化称为“因果革命”,而导致因果革命的数理框架即“结构因果模型”(SCM)。SCM 由三部分构成:图模型、结构化方程、反事实和干预式逻辑。其中,图模型作为表征知识的语言,反事实逻辑帮助表达问题,结构化方程以清晰的语义将前两者关联起来。SCM 框架的七项最重要的特性,完成当前机器学习系统无法实现的任务:①编码因果假设——透明度和可测试性;②Do-calculus 和控制混杂;③反事实的算法化;④调解分析和直接、间接效应的评估;⑤外部有效性和样本选择偏差;⑥数据丢失;⑦因果发现。

依据 Pearl 的观点,目前机器学习的方法有内在限制,很多任务是当前使用相关关系的系统无法实现的,人类的 AI 不能单纯地从盲模型的学习机器中出现,它需要数据和模型的共生协作,统计关联关系必须结合因果建模才能完成。其他如 Michael l. Jordan、Yann LeCun、李开复等人工智能专家都认为 AI 应奠定在因果关系的基础上,因果关系是人工智能、机器学习等的基石。

美国国家科学评论 2018 年 1 月发文[28]指出近年来随着海量数据的快速积累,从数据中提取因果知识显得尤为必要。不同于传统的机器学习通常假设给定的数据遵循固定的分布,因果关系提供了一种理解和处理数据异质性的方法。事实证明,在各种假设下,一组随机变量的潜在因果结构至少在某种程度上可以从观察到的数据中恢复出来。在因果关系完全或部分已知的情况下,识别因果效应或推断干预效果的算法可以解决机器学习的问题。因果模型提供了数据分布特性的简洁描述,已经证明因果知识可以促进各种机器学习任务,包括半监督学习和转移学习。

所以,一方面机器学习技术从数据中提取信息,为因果关系研究提供了必要的工具,发展了从观测大数据中发现因果关系的一系列方法;另一方面,因果信息描述了观测数据背后过程的性质,有助于解决一些涉及分布移位或联合分布不同模块之间关系的学习问题,因果关系提升机器学习效果,也提供了另一个分析“大数据”的途径。当然大数据因果分析还存在许多问题,如高维数据

下的因果推断表现不好,面临确定的情况、不稳定/异构数据、测量误差、选择偏差、次采样等挑战,但已为当前控制系统因果建模提供了基础。

传统机器学习缺乏因果关系造成的障碍,不可避免地出现在智能控制中。如神经网络控制将系统控制问题看成"黑箱"的映射问题,发现由于缺乏明确的物理意义,控制经验性知识不易融入控制中[29]。在解决实际的复杂系统控制问题时,相关关系是事物表象的、假设数据分布固定不变的关系,往往力不从心。系统存在适用性、可解释性、干预性和回溯性等问题,无法解释其预测或推导背后的原因,降低了用户的信任,阻碍了系统诊断和修复,缺乏识别或响应未经特定编程或训练的新环境的能力,无法达到人类的智力水平。

而因果关系是稳定的,它对应着实际的物理过程。它可以"以不变应万变",数据以不同面貌变化,因果关系却是不变的,顺着该性质去构建数据的分布特性,进而找到复杂系统事物之间的基本规律去实现控制才更广泛而深入。因此,研究视角从相关关系转向因果关系,将智能控制系统奠基在因果模型上,有望解决复杂控制问题,代表复杂系统控制的发展方向。

4 结 语

国防科技创新特区项目《因控论及其军事应用》负责人罗振兵教授提出一种基于新型因-果逻辑原理控因致果的科学方法论——因控论[30],其目标是为复杂系统控制提供新的理念和方法。因控论包括寻因、描因、控因三个阶段,即:利用智能化、信息化等科学技术寻找事物/系统发展的因果关系(寻因),通过数学或其他逻辑形式描述因果关系构建因果逻辑来认知世界(描因),基于建立的因果逻辑和智能传感与控制技术对因施控来改造世界(控因)。

作为项目的课题组之一,我们认为"寻因"的主要目的是从定性的角度发现被控系统中变量之间的因果联系,以系统的内在结构为基础,建立定性的因果模型;基于大数据的因果推断是"寻因"的主要方法之一。"描因"是从定性的因果模型提升,采用数学、逻辑、网络或其他方法描述因果模型中变量之间的定量关系,从而为"控因"奠定基础。

本文通过对智能控制方法内在机理的分析,契合人工智能从相关关系向因果关系发展的趋势,指出复杂系统智能控制应该以基于因果关系的机器学习理论和方法为基础,把建立被控系统的因果模型、也就是"寻因"作为实施复杂系统控制的第一步,完全符合"分而治之"的复杂性控制思想,是解决当前复杂系统控制难题的一种可行的新思路、新方法。

参考文献:

[1] DALE A J. INUS conditions[J]. Analysis,1984,44(4):186-188.

[2] BURKS W A. An inquiry into the nature of scientific evidence[M]. Chicago: The University of Chicago Press, 1977:351-352.

[3] SUPPES P. A probabilistic theory of causality [M]. Amsterdam:North-Holland Publishing Company Amsterdam, 1970:167-189.

[4] CHENG P W, NOVICK L R. A probabilistic contrast model of causal induction[J]. Journal of personality and social psychology,1990,58(4):545-567.

[5] CHENG P W. From covariation to causation: a causal power theory[J]. Psychological review,1997,104(2):367-405.

[6] PEARL J. Causality-models,reasoning,and inference[M]. Cambridge:Cambridge University Press,2009:283-295.

[7] PEARL J. Bayesian networks: a model of self-activated memory for evidential reasoning[C]//Proceedings of the 7th Conference of the Cognitive Science Society. Los Angeles,USA:UCLA,1985:329-334.

[8] PEARL J. Causal inference in statistics:an overview[J]. Statistics surveys,2009,3:96-146.

[9] 张勤. DUCG 一种新的动态不确定因果知识的表达和推理方法(I):离散、静态、证据确定和有向无环图情况[J]. 计算机学报,2010,33(4):625-650.

[10] GRANGER C W J. Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods [J]. Econometrica,1969,37(3):424-438.

[11] DOWE P. Wesley Salmon's process theory of causality and the conserved quantity theory[J]. Philosophy of science,1992,59(2):200-203.

[12] HITCHCOCK C. Problem for the conserved quantity theory:Counterexamples, circularity, and redundancy[J]. The monist,2009,92(1):72-73.

[13] SCHREIBER T. Measuring information transfer[J]. Physical review letters,2000,85(2):461-464.

[14] LIANG X S. The Liang-Kleeman information flow:theory and applications[J]. Entropy,2013,15(1): 327-360.

[15] LIANG X S. Unraveling the cause-effect relation between time series[J]. Physical review E,2014,90(5):1-11

[16] LECUN Y,BENGIO Y,HINTON G. Deep learning[J].

NATURE,2015,521:436-444.
[17] LITTMAN L M. Reinforcement learning improves behaviour from evaluative feedback[J]. NATURE,2015,521:445-451.
[18] GHAHRAMANI Z. Probabilistic machine learning and artificial intelligence[J]. NATURE,2015,521:452-459
[19] DOMINGOS P. The master algorithm:how the quest for the ultimate learning machine will remake our world[M]. New York:Basic Books(Perseus Books Group),2015:146-252.
[20] CAI Z X. Intelligent control principles and applications[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2007: 230-256.
[21] 辛斌,陈杰,彭志红. 智能优化控制:概述与展望[J]. 自动化学报,2013,39(11):1831-1842.
[22] 李少远,席裕庚,陈增强,等. 智能控制的新进展[J]. 控制与决策,2000,15(2):137-140.
[23] LINKENS D A,NYONGESA H O. Learning systems in intelligent control:an appraisal of fuzzy,neural and genetic algorithm control applications[J]. IEEE proceedings-control theory and applications, 1996, 143(4): 367-386.
[24] REIL T,HUSPANDS P. Evolution of central pattern generators for bipedal walking in a real-time physics environment[J]. IEEE transactions on evolutionary computation,2002,6(2):159-168.
[25] BECERIKLI Y,KONAR A F,SAMAD T. Intelligent optimal control with dynamic neural networks[J]. Neural networks,2003,16(2):251-259.
[26] PEARL J. The seven tools of causal inference with reflections on machine learning[J]. Communications of ACM,2018,2(3):54-60.
[27] PEARL J. Theoretical impediments to machine learning with seven sparks from the causal revolution[C]//Proceedings of the Eleventh ACM International Conference on Web Search and Data Mining. Marina Del Rey,CA,USA:ACMDL,2018:1-8.
[28] ZHANG K,SCHOLKOPF B,SPIRTES P,et al. Learning causality and causality-related learning[R/OL]. [2017-11-17]. http://doi.org/10.1093/nsr/nwx137.
[29] 蔡瑞初,陈薇,张坤,等. 基于非时序观察数据的因果发现综述[J]. 计算机学报,2017,40(6):1470-1490.
[30] 中国科学院系统科学研究所. 第三届中国系统科学大会会前专题讲座 1:面向智能时代的因控论及其应用初探[R/OL]. [2019-01-25]. http://iss.amss.cas.cn/cssc2019/hqztjz/201901/t20190125_473332.html

(责任编辑:扶文静)