

人工智能技术在建筑能源管理中的应用场景

龙惟定

(同济大学 中德工程学院,上海 201804)

[摘 要] 本文简要介绍了建筑能源管理(BEM)的概念。并从5个方面阐述了BEM对人工智能(AI)技术的需求,即楼宇控制需要由从顶到底的基于物理模型的控制模式,转变为从底到顶的基于数据的控制模式;建筑能源系统由单一能源转变为多能源,需要解决可变可再生能源的不稳定问题;BEM的管理模型,需要从白箱转变为灰箱,甚至黑箱。此外还有负荷预测问题和非结构化数据的处理问题。文章还提出了BEM系统架构、迁移学习、物联网构建、AI与BIM的关系,以及负荷反推等需要研究的问题。文章并对人工智能在BEM领域的发展提出了建议。

[关键词] 建筑能源管理;人工智能;负荷预测;负荷反推;物联网;多代理系统;信息物理系统

[中图分类号] TU831

[文献标识码] A

Application Scenario of Artificial Intelligence Technology in Building Energy Management

LONG Weiding

(Sino-German College of Applied Sciences, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: The paper briefly introduced the concept of Building Energy Management (BEM), and elaborated on BEM's demands for artificial intelligence (AI) technology from five aspects, that is, building control needs to change from a top-to-bottom physical model-based control mode to a bottom-to-top data-based control mode; the transformation from a single energy source to a multi-energy source needs to solve the instability of variable renewable energy; the management model of BEM needs to change from a white box to a gray box, or even a black box, as well as load forecasting issues and unstructured data processing issues. This paper also proposed issues to be studied, such as BEM system architecture, transfer learning, construction of IoT, the relationship between AI and BIM, and backcasting of load. This paper also put forward suggestions on the development of artificial intelligence in the BEM field.

Keywords: building energy management (BEM), artificial intelligence (AI), load forecasting, load backcasting, internet of things (IoT), multi-agent system (MAS), cyber physical system (CPS)

0 引 言

近年来人工智能(AI)技术的理念、算法和方法论在各种应用场景得到迅速普及。AI技术已经成为推动第四次工业革命的主要驱动力。笔者不揣冒昧,试图从用户的角度对人工智能在BEM领域的应用提出看法和建议。本文并非综述,只反映笔者对AI技术在BEM应用的趋势和方向的个人观点和粗

浅认识,提出来供业内讨论和批评。

人工智能对传统技术和传统行业的改变有3个层次:第一个层次是对传统行业的改进、辅助和补充,这些行业还是由人主导、由人作出决策,就像汽车驾驶员双手还不能离开方向盘;第二个层次是对传统行业的改造、更新和提高,这些行业可以部分替代人,就像汽车驾驶员,双手可以离开方向盘,但人还必须坐在驾驶位上,监控汽车行驶状态;第3个层次是对传统行业的颠覆,完全替代人,就像无人驾驶汽车,车厢里根本没有方向盘等操控设备,人只是乘客。国内成为风口的正是自动驾驶汽车,而且几乎所有研究单位和企业都把目标对准最高等级,即无人驾驶(汽车行业将自动驾驶汽车分为5个等级

[收稿日期] 2020-11-09 [修回日期] 2020-12-07

[作者简介] 龙惟定(1946-)男,硕士,教授

[联系方式] weidinglong@tongji.edu.cn

[编辑部收稿邮箱] bjb365@126.com

Level, 完全无人驾驶是最高等级 L5)。

一个行业是不是要完全智能化,或完全无人化,要根据行业特点来确定。比如汽车驾驶要实现完全无人化(即 L5 级别),迄今为止还遥遥无期。汽车驾驶员有 2 类,一类是私家车驾驶员,业余的。这里面又可以分为 2 种人,一种人视驾车为乐趣,另一种人则视驾车为负担;第二类是营运车驾驶员,专业的。如城市出租车、物流公司、各单位专职司机。这一类人以驾车为职业,开车是他们的饭碗。对驾驶员整体来说,最有用的是第一层次的 AI,减轻驾驶员的工作强度,提高他们驾车的轻便感和舒适感体验。其次是第二层次的 AI,在平稳行驶而驾驶员感到疲劳的时候让他们得以适当的放松(最好还是进休息站)。而第三层次的 AI,在安全性得不到充分保证的前提下想要匆匆忙忙替代掉驾驶员并不可取。人有所谓“第六感”,在紧急情况下往往是本能和第六感发挥作用。而这在目前技术条件下还无法通过机器学习的训练,让 AI 获得这样的能力。即使是比较厌恶开车的私家车车主,他们之所以不喜欢驾驶,主要是因为需要高度集中注意力,确保安全,所以,他们也不会对安全保障率低于人类驾驶的机器完全放心。

在建筑领域,也有人在研究自动设计,即用人替代设计院的工程师。这对于一些程式化的设计是可行的。例如,暖通设计中有人习惯套指标、拷贝以前类似设计,设计过程成了制图和文件的 Ctrl-C 和 Ctrl-V 的过程,那么,机器会做得比人更好。但如果需要有创造性的劳动、增加设计的技术含量、进行各种方案之间的权衡、以目标为导向的性能化设计,这些还是需要人的主导,机器只能担当辅助的角色。自动设计可能会砸掉一部分人的饭碗,但不可能出现“无人设计院”这样的场景。想在未来设计院中保有一席之地,必须是一名“好”的工程师,绝不能是一名“混”的工程师。

所以, AI 研究的当务之急,不是如何替代掉人、砸掉一部分人的饭碗,而是如何辅助人,提高人的工作质量和工作效率,减轻人的生理和心理负担。本文要述及的 BEM 就是一个最适当的应用领域。

1 BEM 概述

什么是“建筑能源管理 (building energy management, BEM)”? 恐怕很多人会回答“就是物

业管理”、“抄电表、收能源费”。业内人士恐怕会理解成“空调系统运行管理”、“建筑设备维护保养”。这些理解都不全面。

国内外对 BEM 一致的认识是: BEM 是一门科学,是跟踪和优化建筑的能源供应和能源消耗,最大限度地提高使用者的生产力和舒适度,通过智能技术有意识和有效地利用能源,最大程度地降低能源成本和污染,节省建筑用能的过程。因此, BEM 可以被视为一种虚拟的资源。

BEM 可以分成广义层面和狭义层面。在广义层面,主要是指建筑能源利用的政策法规、能源规划、技术标准、工程设计、施工建造、系统调适、运行管理,以及对建筑节能的审核、评估、监管和验收。在狭义层面,主要是对建筑物的日常运行维护和用户耗能的行为方式实施有效的管理,以及通过系统优化、能效改善和节能改造实现节能和减低成本。无论广义还是狭义, BEM 的终极目标是为人服务、是为建筑的用户服务,是为建筑的使用者的安全、效率、健康、舒适服务。本文主要聚焦人工智能技术在狭义层面的 BEM 中的应用。

一幢建筑的寿命周期成本中,初投资和土地费用大约占 40%,而维护管理、更新和能耗占 60%,其中能耗费占了近 40%。所以, BEM 不但有节能减排的社会效益,也有着直接的经济效益。

根据最新版的国际标准《能源管理体系——要求及使用指南 (ISO 50001: 2018)》和我国相对应的国家标准 GB/T 23331—2019《能源管理体系要求及使用指南》,能源管理的体系可归结为 PDCA 过程。即① 策划 (Plan),即实施能源评审、制定能源基准、能源绩效参数、能源目标、节能指标和能源管理实施方案。② 实施 (Do),履行能源管理实施方案。③ 检查 (Check),对运行过程和绩效进行监测。④ 改进 (Action),采取措施,持续改进能源绩效和能源管理体系。人工智能技术可以覆盖 BEM 的全过程。

BEM 有 3 种不同的管理方式:

1) 节约型 BEM。这种管理方式着眼于能耗数量上的减少,采取限制用能的措施。例如,在非高峰时段停开部分电梯、根据在室人员数或室内 CO₂ 浓度增减新风、夏季室温一律设置在 26℃、非上班时段停止分体空调插座供电、室内无人情况下强制关灯等等。这种管理模式的优点是简单易行、投入少、见效快。缺点是可能会降低整体服务水平、降低

用户的工作效率和生活质量、容易引起用户的不满和投诉。因此,这种管理模式的底线是不能影响室内环境品质。

2) 设备更新型 BEM。这种管理方式着眼于对设备、系统的诊断,对能耗较大的设备进行预防维修、提前大修或升级换代,即使没有达到折旧期,也毅然决定更换或改造。这种方式的优点是能效提高明显,而缺点是需要较大资金投入(可以采用合同能源管理模式)。要注意设备改造有可能与整个系统不匹配。改造中的施工阶段和改造后的调试期间可能会影响建筑的正常运行。这种管理模式的底线是资金量,有多少钱办多少事。

3) 优化管理型 BEM。这种管理模式着眼于“软件”建设。通过设备运行策略的优化、能源供需的匹配、需求侧响应技术的采用、楼宇控制系统的改进,以及能源管理系统的智慧化实现节能。这种管理模式对 BEM 者的素质要求较高,特别需要人工智能技术的辅助。

AI 技术对这 3 种管理模式都适用。

在现实日常工作中,BEM 主要有 2 个板块的内容(O&M):一是建筑系统的运行管理;二是设备设施的维护和维修管理。有人把前者比喻为西医,即主要靠数据和指标的实证,通过现场传感器检测数据的分析,寻找适合和优化的运行策略;后者则像中医,部分靠检测数据和系统调适,部分凭借先验的望闻切诊(例如水泵运行的声音异常)。二者都可以利用 AI 技术。

2 为什么 BEM 特别需要人工智能技术

BEM 已经越来越受到重视。这是因为一幢建筑要节能,设计建造阶段采取的各种节能技术节能措施只是必要条件,或者说只能得到节能的计算值,运行阶段科学精细的管理才是节能的充分条件,才能实现建筑的实物量节能。但也有人会有疑问:在很多大型公共建筑里已经有重金配置的楼宇自动化系统(BAS),再搞人工智能系统是不是一种追风赶浪潮呢?回答这个问题,我们先看看近年 BEM 功能需求的几个变化。① BEM 从过程管理转变为能耗总量和能耗强度双控的目标管理;② 供应侧多种可再生可再生能源的大规模渗透要求建筑即时的需求侧响应;③ 用户端可再生能源的接入使建筑变身为“产消者 prosumer”,需要主动式自主管理

(autonomous management);④ 新的既用能又产能(蓄能)的能耗模式,如数据中心、V2G、P2G 等模式;⑤ 资源共享机制;⑥ 智能电表和大量传感器的应用形成能耗和环境检测的物联网,数据的细分度和颗粒度都有很大提高;⑦ “见物不见人”的能源管理转向“以人为本”、“见人又见物”的模式。这些变化使原有的 BAS 已经无法满足需要。

BEM 与汽车驾驶这种熟练型工作不同,它以下的几个特点决定了它是人工智能技术最好的应用场景。

1) 常规的 BEM 的运行控制,是闭环反馈控制(见图 1)。这是一种自顶到底的管理模式。即根据一定模型(例如人体热舒适方程)设定室内环境参数(例如室内温度),通过与反馈的室内温度传感器测得的参数进行比较,发现与设定值之间的偏差,然后通过控制器预设的控制逻辑(例如在焓湿图上不同分区中的不同运行模式)经执行器的运行,消除偏差以获得预期的系统性能。

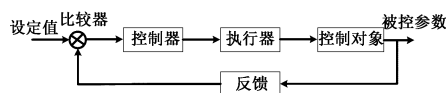


图 1 闭环反馈控制

这种自顶到底的控制模式,要求控制系统的设计者根据一定的数学模型编写控制逻辑的程序。所用的模型,要么基于物理原理(比如焓湿图),要么基于实验数据的识别模型(比如热舒适方程)。模型都有很大程度的简化,比如温度和湿度的耦合,是非线性问题,无法用数学方式解耦,于是采取将非线性问题做线性化的简化,分别处理温度和湿度。造成某些建筑严格控制室内温度在 26℃,但相对湿度高达 70% 以上,不仅不舒适,而且有害健康。

用 AI 方法,可以用大量室内温湿度组合的运行数据,对机器学习算法进行训练。当室内出现某一温湿度组合时,空调能够自动调节水阀或电子膨胀阀,使室内温湿度得到相应的调整。AI 方法是将控制系统与计算、通信系统结合,成为 3C(即 control + communication + computing)为一体的智慧系统,即所谓“信息物理系统 cyber physical system”,使楼宇控制转变为基于大数据的开环控制,即自底到顶的控制模式,并且各系统和不同空间之间能够相互协调,实现优化。

2) 以前的建筑能源系统,基本上是单能源系统。BEM 系统可以不考虑能源的生产。顶多可以利用需求侧管理的某些政策(例如峰谷电价),设置储能等系统,是一种程序化的被动式管理。由于近年来能源转型的需要,可变可再生能源在配电系统中大规模渗透,使得能源管理系统必须面对供需平衡等动态不确定问题。建筑物由于安装了可再生能源系统,既消费能源,又生产能源,成为所谓“产消者”。如何消纳自产能源,求得最大的经济性,是能源管理的重要职责。这就需要利用机器学习中的多变量分析方法,进行负荷预测以及多能源系统运行的时间表管理。

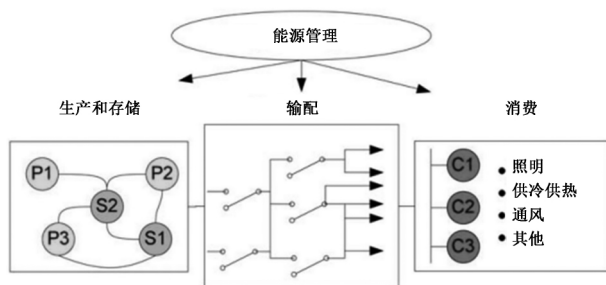


图2 BEM 的范围

可见,在能源转型的大背景下,BEM 系统的管理范围有所扩大,在能源供需上,建筑成为一个覆盖源网荷储各环节的能源枢纽。在经济上,建筑成为既生产又消费的产消者(Prosumer)。

传统的基于模型的从顶到底的 BEM 中,由于近年来计算机算力的增强,这种多变量的能源管理系统也有很多的技术创新,比如 2007 年提出的能源枢纽(energy hub)模型,在多能源的区域级或建筑级的能源管理系统中得到应用。

从图 3 看出,能源枢纽本质上是一个白箱模型,它把各种能源转换过程做线性化简化,形成耦合矩阵(转换矩阵),通过优化算法,逐时解决供需之间的匹配。它需要根据供需的变化,逐时进行在线计算,并提供运行策略。而要实现需求和供应的平衡,需要对负荷侧做短周期预测或日前预测,需要对各种变动源的产能和经济性做预测,即根据能源系统的动态特性提出运行策略预案,对能源枢纽模型来说有一定难度。这就需要利用基于数据的机器学习算法,根据系统的输入输出数据来推导最优控制策略。也就是说,即使是基于物理模型的白箱模型,也需要 AI 的算法来分析和处理。

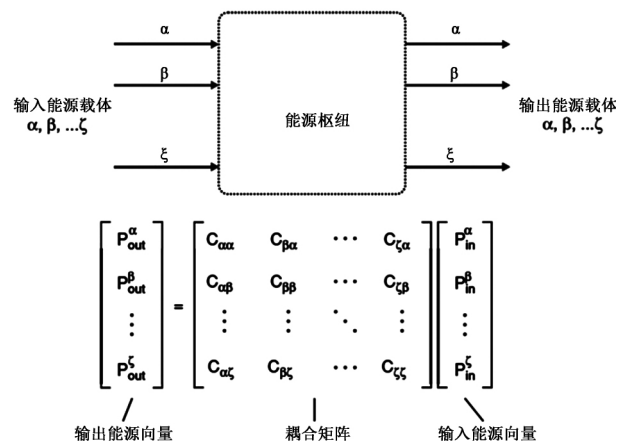


图3 能源枢纽模型概念^[2]

3) 建筑能源系统中,有一些影响因素是不变的,例如围护结构传热,就是遵循经典传热学理论,根据传热理论建立起的模型,其基本参数是不变的。有一些影响因素尽管可变,但其变化有规律可循。例如室外气象参数的变化,基本是周期性的谐波函数。这些因素的能源特性,用传统的基于模型的管理模式可以解决得很好。但另一些影响因素,例如人员在室率、照明/设备的使用时间表,尽管有“普遍”规律,例如办公楼的上下班时间、工作日节假日和休息日的区别等,但经常会有某些偶发或突发的不规律事件会对能源需求带来很大的影响。基于白箱模型的能源管理系统对这种变化是难以应对的。还有一些影响因素是耦合的。当室外气温升高,建筑负荷加大,需要制冷机有更低的蒸发温度来提供更多的冷量;但室外气温升高,又会使制冷机冷凝温度升高(风冷或冷却塔冷却),使蒸发温度也随之升高,要么是供冷量不足,要么是除湿能力减低。这类非线性耦合问题,用白箱模型也很难解决。

对于这类耦合问题,需要用基于数据的黑箱模型管理模式。例如在 DOE-2 等模拟软件中,一般采用多项式模型将冷水机组(或热泵)容量和冷水机组(或压缩机)消耗的电能与相关的物理参数进行关联,可以建模为以下三变量二次多项式:

$$E = a + bQ_e + cT_e + dT_e^2 + eQ_e^2 + fT_e^3 + gT_e^4 + hQ_eT_e + iT_eQ_e + jT_eT_e + kQ_eT_eT_e \quad (1)$$

式中: E , 压缩机功耗; Q_e , 蒸发器输出冷量; T_e , 蒸发器出口温度; T_c , 冷凝器入口温度; $a \sim h$, 回归系数。

在该模型中,有 11 个模型参数需要识别。然

而,因为所有这些参数都不太可能在统计上有比较大的显著性,因此要采用对样本数据集的逐步回归方法。这同样加大了在线管理的难度。可以考虑用大量运行数据测得的 T_c 、 T_e 、 Q_e 和 E 值对机器进行训练,根据 E 值做聚类分析,得到对应不同 E 特征值的变量组合。

也有学者提出冷水机组的“灰箱”模型。将实际运行的机组性能系数 COP 分解为相同工作温度下的理想制冷循环的制冷性能系数 COP_i 与机组内部效率 COP_D 的乘积。其中 COP_i 遵循逆卡诺循环原理,用蒸发温度和冷凝温度计算,而 COP_D 是实际 COP 与 COP_i 的比值,可以认为它反映了某台冷水机组的热力学完善度。 COP_D 与机组的性能参数(压缩比、运行负荷率等),是基于运行数据的拟合公式。该方法介于白箱和黑箱模型之间,能比较好地反映机组的运行性能。问题在于数据来源,例如运行工况下的蒸发温度和冷凝温度,与常规测试的冷水温度和冷却水温度是不同的。而机组的性能参数,如压缩比数据,对于变频机组而言就必须先测得压缩机转速、负荷率数据,对于离心机而言就必须测得压缩机入口导叶的开度。这些需要制造厂的配合。

因此,需要研究如何建立“纯”黑箱的无模型方法,通过大量数据的数据挖掘和数据分析的机器学习技术,实现优化运行管理的目的。

机器学习方法主要有3种类型,即监督学习(预测性)、无监督学习(描述性)和强化学习。在监督学习方法中,需要对输入输出数据对进行标记,发现从输入到输出的映射;在无监督学习方法中,仅给出输入数据,需要通过数据的模式识别技术,找到对应的输出。这两种方法对于 BEM 应用而言,都可以适用,但二者都需要历史数据,都有一定局限。

无论是有模型还是无模型的能源系统运行问题,都可以用强化学习的算法进行优化。强化学习(reinforcement learning)是机器学习的一种,可以通过自学习的方法,通过积累运行经验,不断找到优化运行策略。在 BEM 这种多代理系统(multi-agent system)中,代理可以自主学习在环境中应采取的行动,以使其获得最大回报(最高的“奖励”)。它不需要大量高质量的数据进行训练,而是通过状态-动作-奖励-状态-动作(SARSA)的模式与环境交互并实时做出决策,非常适合多目标、多任务、多代

理的 BEM 系统。国内已有项目将强化学习的 Q 学习方法应用于运行优化管理,获得很高的节能率。

4) 负荷预测。这是一个业界研究比较多的问题,也是比较早地应用基于数据的模型进行预测的领域。负荷预测分为长期(全年负荷预测)、中期(月负荷预测)、短期(日前预测 day ahead 和小时预测)和超短期(分钟级负荷预测)几种类型。负荷预测的方法可分为三大类:基于统计的方法、机器学习方法和深度学习方法。因为要即时应对电网运行的不稳定性,所以电力系统较早开始研究短期负荷预测。而建筑热系统由于建筑的热惰性和热状态的迟延,以前并不太关心短期负荷,更谈不上超短期负荷。更多的是在规划阶段对全年负荷的预测,以及在蓄热蓄冷系统中的日前负荷预测。但随着对建筑能源系统运行管理的重视,尤其是对系统源网荷储的综合管理,使得短期甚至超短期负荷的预测变得十分重要。

如果说以前的 BEM 主要都是以基于物理模型的管理模式为主,那么负荷预测倒是其中一个特例。由于对建筑负荷的影响因素非常多,气象参数和人员活动又是随机多变的,因此负荷预测基本上是依据基于数据的模型。早期只有单一影响因素气象参数,所以都采用相对比较简单的算法,如趋势外推法、线性回归法、指数平滑法等。为保证短期预测的准确性,也有采用自回归求和移动平均方法(ARIMA),以及控制理论中的卡尔曼滤波器算法。卡尔曼滤波器(Kalman filter)是一种利用线性系统状态方程,通过在存在测量噪声的系统输入输出观测数据中,估计动态系统的状态,对系统状态进行最优估计的算法。所谓滤波过程,是排除观测数据中的系统噪声和干扰的影响。比如可以用卡尔曼滤波器方法,用系统运行的历史数据加上天气预报,预测第二天的负荷。而如前文所述,以前除了冰蓄冷等储能的控制系統之外,很少需要短期预测,因此卡尔曼滤波器以及类似的算法没有得到广泛的应用。

在各种研究项目中,为了做时序中细颗粒度的预测,业内已经采用了神经网络等近年才比较流行的人工智能算法。随着机器学习方法的普及,对多影响因素的负荷预测,开始有更多的算法进入这一领域,如多元线性回归、非线性回归、决策树、随机森林、贝叶斯方法,以及神经网络算法都得到广泛应用。也有不少人做了各种算法的比较。

5) 非结构化数据的处理。所谓“非结构化数据”是指没有明确结构约束的数据,如文本、图像、音频、视频等。因为 BEM 系统是为人们服务的,所以来自用户的信息非常重要。尤其因为建筑能耗中最大比例,是用于建筑室内物理环境的调控,因此用户对环境状态的反应就成为建筑能源系统运行的最主要的 KPI(关键绩效指标)。而用户的反应主要是非结构化数据信息。以前,出于技术能力和管理理念的缺失,能源管理系统是“见物不见人”的管理模式。对用户反应的收集,只是偶尔为之,用户反应信息很少得到深入分析,也没有将这些数据作为运行策略或控制策略的依据。现在有了人工智能技术,使能源管理的人性化有了可能。

人工智能优于其他技术的最大特点,正是其处理占数据量 70%–80% 的非结构化数据的能力,如人脸识别、图像识别、语音合成、互联网爬虫等,都可谓“颠覆性”技术。但最大缺点也在于这么多非结构化数据处理技术,五花八门,目前没有通用的或主流的算法。但基本的做法,还是提取对象的某些特征值,然后用结构化数据的处理方法处理这些值。

建筑物内人对室内环境的体验和感觉,影响因素很多。除了物理参数外,还有生理的、心理的,甚至社会的因素影响。1970 年丹麦哥本哈根技术大学的范格(Fanger)教授,就是在美国堪萨斯大学,利用 1 000 多名大学生受试者,在人工气候室里进行双盲试验。根据七点热感觉标度,受试者为自己的热感觉打分(投票),分值根据感觉的不同共有从 +3 至 -3 的 7 个值(分别对应从“热”到“冷”的 7 个层次的热感觉,0 表示“热中和”,即不冷也不热)。这种试验方法来源于心理学。它将人用语言描述的感觉转化为数字量。范格根据投票结果以及记录下的实验环境参数,回归生成热舒适方程。方程共有六个主要变量,即 2 个人体变量:新陈代谢率和衣着情况,以及 4 个物理变量:空气流速、空气温度、平均辐射温度和空气湿度。这些变量是相互影响的,这就是说,改变一个变量对人体舒适感的影响可能与其他变量值有关。范格成功地把非结构化数据和非模型化路径转化为结构化数据和模型化处理。这一 PMV 热舒适方程也极大地影响了室内环境学以及 BEM。其缺点是方程要在很多限制条件下才能成立,这对 BEM 所面对的现场不同情景之下的即时调节带来了困难。如果要考虑到各种实际状态,就需

要分析尽可能多的实测数据。将居住者的反应和系统运行进行协调,也可以通过多代理模式,设置居住者行为代理。收集的数据通过代理之间的通信,与其它空间和系统运行状态代理进行协调(所谓代理间的“会议”),通过决策算法,得到相应的运行策略。当然,这里同样有非结构化数据的结构化处理问题,以及大量来自视频、图像、文字、语音等不同处理软件 and 不同算法得到的数据输入的同构化问题。尽管增加了难度,但相比传统管理系统,真正实现了能源管理以为人服务为核心的管理理念。

3 需要研究的课题

人工智能技术在 BEM 中的应用,能不能收到实效?或者说,增加的财务和技术上的投入有没有回报?取决于几个条件:

- 1) 是不是能够减少能耗?
- 2) 是不是能够降低成本?
- 3) 是不是能够节约人力?
- 4) 是不是能够改善环境?
- 5) 最重要的,是不是能够满足用户需求?

目前看,人工智能技术的应用还处于起步阶段,有很多技术还没有跨出研究室和实验室的大门,上述几个成功的条件也没有完全实现。除了专项技术和算法的研究之外,有这样几个问题值得思考:

1) 基于人工智能和大数据的 BEM 系统的架构。

图 4 中给出笔者建议的管理系统网络架构。鉴于大型公共建筑能源系统的复杂性,管理系统应该是分布式的多代理系统(MAS, multi-agent system)。MAS 是分布式人工智能中的一个领域。分布式人工智能(DAI, distributed artificial intelligence)方法是一种解决复杂决策问题的方法。它利用计算机的并行计算,处理非常大的数据集。DAI 系统由自主学习处理节点(代理 agent)组成,这些代理节点可以独立工作,也可以将部分运行方案通过节点之间的通信进行集成。这种多代理(multi-agent)模式,国内也有翻译成“多智能体”或“多主体”模式。图 4 中可以看出,大型公共建筑的一个分区或一个楼层可以是一个代理,也可以将某个能源系统的子系统(例如, HVAC 系统)作为一个代理。末端传感器物联网通过智能网关和通信网络(可以是传统综合布线或 ZigBee 等无线网络)连接到子系统的代理服务

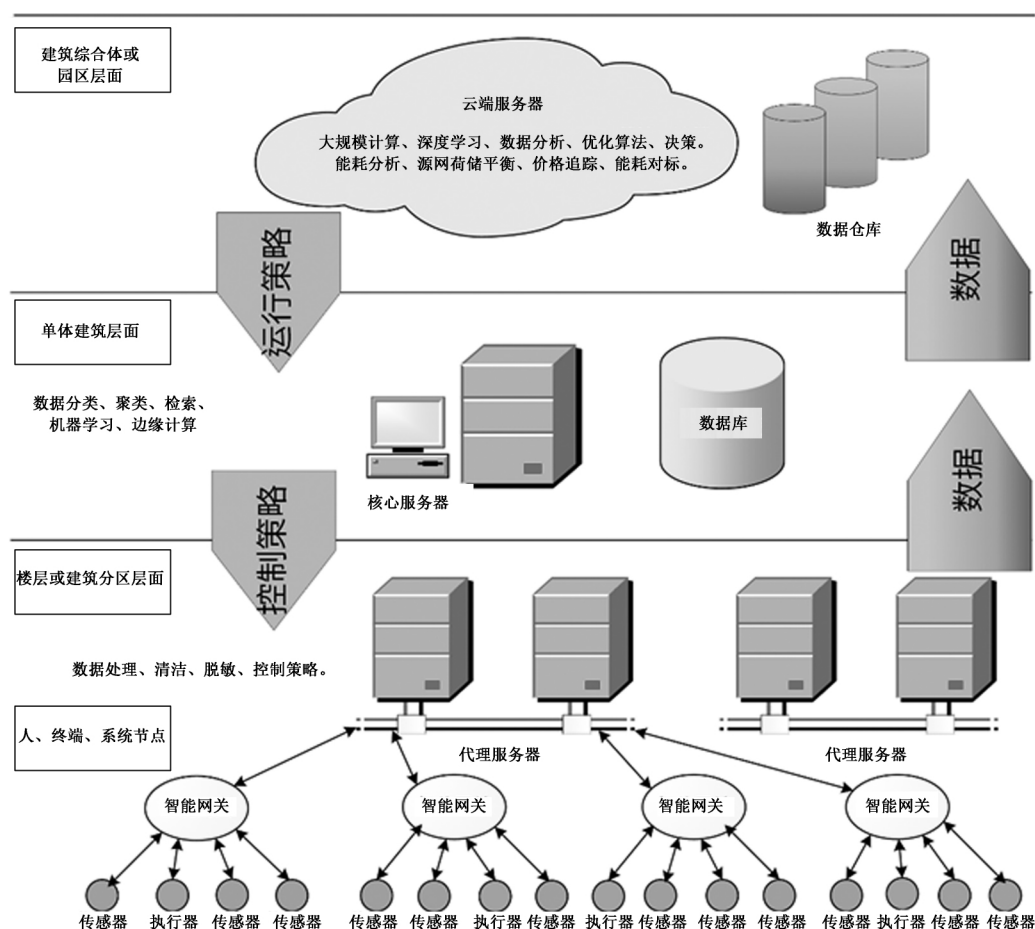
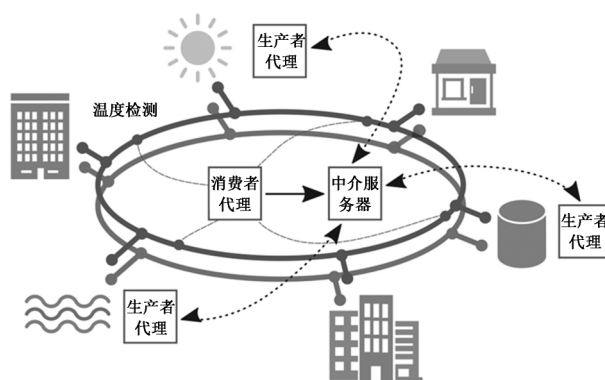


图4 BEM系统的多代理架构

器。代理服务器对采集的数据进行初步整理(比如,数据的转换、过滤涉及用户隐私的信息等),清洗、打包、上传,并进行本系统控制方面的计算和控制策略的执行。在大型公共建筑层面,应有核心服务器(中小型建筑和住宅可略去这一环节),对各代理服务器上传数据做进一步处理,并通过机器学习或强化学习形成针对本楼的控制策略,并在源和用户之间做需求和供应之间的博弈和匹配,起到系统中介服务器的作用。再高一个层面,就可以进入建筑之外的云端。云端完成更大尺度的供需匹配,通过基于大数据的深度学习形成综合性的优化控制策略,并进行能耗统计和对标,有些信息可以通过互联网向特定对象或公众发布。

图5中是一个区域能源的能源总线系统。用了多代理模式,其控制目标是在供热工况下总线水温保持恒定,有点类似市场经济环境下的商品交易过程。

图5 能源总线系统能源管理的多代理模式概念图^[26]

要研究的是,第一,这种分布式多代理管理模式是不是满足BEM的需求?基于从底到顶原则、传感器物联网和大数据的管理是不是适合BEM系统?第二,从传统的从顶到底的集中管理,到今后从底到顶的分布式多代理管理模式,其信息的采集、发送、处理,数据的格式、转换、存储、安全等都需要相应的

技术标准和规范。尤其是要解决分布式多代理模式可能会产生的采集信息的污染和检测数据的噪声问题,多个代理之间的运行策略也需要协调和统一。第三,图4中的管理架构,其层次的分工是否合理?云端服务器是私有云还是公有云?近年来很多省市建立的大型公共建筑能耗监测系统能不能改造成承担大规模计算和数据仓库功能的公有云?第四,由于末端设备生产商不一,一般自有控制系统。因此代理服务器和智能网关,要兼容不同的通信协议,用共同“听得懂”的语言进行信息的交互和数据的传递。

2) 机器学习的训练数据集——需要迁移学习吗?

如果在BEM中用机器学习算法,涉及用大量运行数据进行训练。那么,BEM系统是不是一定要用每一幢楼各自不同的数据作训练?新建楼宇还没有自己的运行数据怎么办?

此时可以用到机器学习中一个重要的分支——迁移学习的方法。迁移学习就是将已经学习过的知识迁移应用到新的问题之中。迁移学习与传统机器学习有3个区别,第一是迁移学习的训练数据与测试数据可以服从不同的分布,而传统机器学习必须是相同的分布;第二前者不需要足够的数据标注,而后者必须要足够的数据标注来训练;第三,前者建立的模型可以在不同任务之间迁移,而后者必须对每个任务单独建模。可以看出,这些特点非常适合不同建筑的能源管理系统的通用化,减少建立系统的成本。

迁移学习有基于样本、基于特征、基于模型和基于关系等4类方法。如何将这几类方法恰当地用到BEM系统的训练上,是需要研究的问题。

3) 基于大数据收集的传感器物联网系统。

凡有建筑自动化系统BAS或有机器设备自带的控制系统就一定有一个传感器系统。那么这样的传感器系统用于AI系统够不够呢?这里有几个问题需要研究:

第一,众所周知,所谓大数据,具备“4V”特点,即Volume(大量)、Variety(多样)、Velocity(高速)和Value(价值)。以1台制冷机为例,大约有30多个被测参数,以15min采样1次计算,假定每天工作12h,每年工作220天,如果每个数据8个字节,则总共产生大约2.5MB的数据。从体量来说还称不

上大数据,但仅就传统的反馈控制而言已经够了。为了满足“大”数据的要求,有一种做法是减小采样的时间颗粒度,比如细分到每分钟采样一次,这样一下子把数据量增加了15倍。数据增加了,相应地要增加数据传输的负担,究竟对基于大数据的BEM有多大好处?或者反过来说,BEM做数据分析(比如进行优化),需要怎样的时间颗粒度?它与传统的BAS如何结合?这些都需要研究。

第二,传感器的空间分布问题。建筑能源系统的传感器主要分布在3个场合:室内外环境检测、系统运行参数和运行状态检测,以及人的体验和反应检测。前二者是结构化数据,第三个是结构化和非结构化数据的综合。前二者在传统BAS系统中也有,但相对而言布点稀疏、被检测参数单一(如室内环境一般只测干球温度)、测得数据可靠性低,传感器长期不做校准。如果要评价人的舒适性,不能仅依据单一的温度检测值。近年也有一些企业开发出综合性的环境检测装置,最多的集成了8个传感器。也有人提议将建筑平面划分网格布点传感器,而不是传统上的按房间分布。而在系统检测中,是不是要细分到每一个阀门、每一段管道都要安装传感器?系统运行的几种参量(如热量、流量、电量、压力量)是不是分开检测?究竟物联网传感器系统与传统BAS的传感器设置有什么不同?这些都需要根据不同建筑 and 不同系统的特点加以研究。

第三,最难的当属人的舒适性和体验的检测。而难度的级别,从最低的在室人数检测,到人员活动状态(静止还是运动),再到难度级别最高的人的体验和感觉检测。但实际上,对难度最低的人数检测方法也没有很好解决。涉及人的物联网设计有几条原则:①静默原则。即平时并不意识到传感器的存在,不会对人的正常活动发生干扰;②常态原则。即用人们所习惯的和理解的事物和动作来完成超越常规的功能。例如,人们已经习惯了用遥控器调节空调室内机,物联网中也可以用遥控器这种工具来反映人的体感,只不过从原来单一的调温变成调节“热感觉”。这被称为技术的“优雅降级”。③隐私原则。既然涉及到人,就不能不面对个人隐私问题。这也是BEM系统中最敏感的问题。一度很盛行用手机指令或微信连接等方法获取建筑内的人员信息,这种方法是比较方便,但存在两大问题,一是信息不可持续,严重依赖电信运营商;二是带有很多个

人信息,尽管运营商提供的信息经过脱敏处理,但只是静态信息,要了解某个人在楼内行踪,以便了解负荷的分布,必然还是需要个人信息。需要有更好的办法。④互联网原则。物联网是互联网的一部分。互联网意味着万物的互联互通。因此,即使传感器再好再先进,不能互联互通也是没有用的。所以它必须用通用的网络通信协议。有一种办法是用最底层 CSV(Comma Separate Values) 格式传送数据。⑤数据的所有权和使用权。一般而言,数据的所有权归数据的产生者所有。BEM 系统的集成商或运营商只有使用权。目前在法律上还是盲点。所以,数据采集者和分析者应与大楼业主有协议,明确界定权限。

总之 ,BEM 需要的 IoT 技术需要两大功能 ,第一 ,是将检测、存储、网络、处理和计算功能集成(嵌入) 到对象之中; 第二 ,建立起对象之间的网络集成 ,特别是提供即时检测数据和场景信息 ,以及居住者与系统之间的交互。这些是传统楼宇管理系统所不具备的。如何实现这些功能 ,尤其是在既有建筑中 ,是需要重点研究的课题。

4) AI 与 BIM 的关系。

BIM 是建筑信息模型 (Building Information Modeling) 的简称。它以三维数字技术为基础,将规划、设计、建造、营运等建筑生命周期内各阶段的数据资料,全部包含在三维模型之中。相当于在实体建筑的全生命周期内映射在虚拟空间中的数字孪生建筑。

我国建筑业对 BIM 技术十分重视。BIM 技术的发展进入行业管理部门的五年规划。国内很多重大建设项目都要求 BIM 技术的融入。但总体上 BIM 的发展并不顺利,还只局限于方案演示、碰撞检验、施工计划等浅层次应用。软件核心技术基本上掌握在美国等发达国家手中。在另一方面,许多研究者和企业 在开发相应的管理系统,有的项目,先做了基于 BIM 的能源管理系统,又开始做基于大数据的能源管理系统,只是在名称上有所区别。也有的项目,有设计 BIM、施工 BIM 和运管 BIM,各搞一套,信息无法沟通,彼此互不兼容。花 3 份钱,没做成一件事。

BIM 系统本质上是建筑的三维数据仓库,它应该储有建筑全部的静态物理信息,也应不断注入新的动态信息。它应该成为 BEM 系统的最重要的数

据支撑。特别有利于系统诊断、维护管理、系统分析和缺陷检查。现在的问题是,BIM 和 BEM 相互脱节,甚至为能源管理单独开发 BIM 系统,建筑的所有信息靠人工输入。

BIM 在运行管理中能发挥的作用主要是: ①故障诊断中故障点的定位,故障部件的技术参数信息以及历史记录(可以结合 VR 技术,通过维修云平台提供现场维修指导);②传感器的三维空间分布和数据的可视化;③系统运行状态的可视化(比如,流量流速水温的三维分布);④用户体验和反应的空间分布,包括生成热力图和云图等可视化显示。

所以,要研究的是,BEM 需要哪些数据? BIM 在各阶段需要补充完善哪些数据? 要配合 AI 技术应用,BIM 技术应从三维扩展到五维,即增加时间维度(系统运行的历史记录)和进深维度(系统的所有技术参数,不仅仅是设备品牌和铭牌信息,更需要负荷曲线等深度信息)。

5) 负荷反推(load backcasting)。

在超低能耗建筑和净零能耗城区中,在能耗总量和能耗强度控制的前提下,需要从能耗总量目标和能耗限额出发进行负荷反推(backcasting),从而决定运行策略以及源网荷储之间的协调(见图6)。

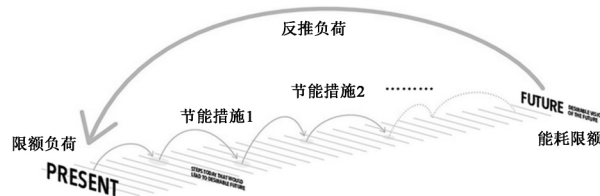


图 6 负荷反推概念图

反推是一种规划方法,是预测的一个分支,它从定义理想的未来开始,然后向后工作以确定将指定的未来与现在联系起来的策略。

从图6可以看出,反推回答了一个基本问题:“如果我们想达到某个能耗限额目标,必须采取什么措施才能达到这个目标?”在建筑能源系统运行管理(以空调系统为例)中,回答这个问题可采取如下步骤:

第一步,确定能耗目标和边界,可以分解为供冷能耗目标和供暖能耗目标:

第二步,设定本建筑的参考情景。输入本建筑的围护结构参数和参考系统,在不同气象参数和不同室内负荷情景下计算得到系统的当量满负荷小时

数;

第三步 从限额指标反推出不同情景下的负荷;

第四步 根据运行当时所处情景和即时测得的负荷与反推负荷进行比较;

第五步 如果即时负荷大于反推负荷 则需要调整运行策略 通过源网荷储间的协调以及可再生能源的利用 降低即时负荷 满足反推负荷;

第六步 如果这样的即时负荷经常出现 则要考虑进一步的能源审计 找出原因。

在运行管理中 如果依靠手工计算完成负荷反推是根本不可能的。负荷反推是典型的灰箱模型。运行人员可以离线预先完成第一至第三步。而第 4、第 5 步必须依靠传感器物联网和基于数据的机器学习算法。这其中还有很多需要研究的课题。

4 总 结

1) 建筑能源管理 涉及建筑能源的源、网、荷、储、用等 5 个组成 涉及资产、财务、运行、保养、维修、项目等 6 大板块 更涉及用户健康、舒适、效率、体验 甚至心理等各个方面。是一个复杂系统。因此 能源管理系统不但要实现检测、感知、计算、优化等功能 还要实现控制、人机融合和检测点之间的通信功能 是一个典型的信息物理系统 (CPS, cyber physical system)。需要多专业、多学科之间的协同配合 需要产、学、研之间的通力合作。既需要顶层设计 也需要底层技术逐行代码的积累。希望在“十四五”里 能够建立起基于 AI 和大数据的建筑能源管理体系框架。

2) 我国在“十三五”重大科研项目中 已经有几个项目的研究方向是朝向“基于全过程的大数据绿色建筑管理技术”和“基于 BIM 的绿色建筑运营优化关键技术”等前沿课题 为 AI 技术在 BEM 中的应用和 BEM 的数字化转型打下很好的基础。建议在“十四五”中以此为起点 设立相应重大课题 能初步建立起我国 AI 技术高度渗透的 BEM 体系框架。我国建筑领域要实现 2030 年碳达峰和 2060 年碳中和的承诺目标 BEM 是最关键的环节之一。

3) 作为一个职业岗位 建筑能源管理并不被很多人看好。这种观念需要改变。在人工智能技术发展之后 确实有一些职业感受到了严冬的威胁。应该说 能够在 AI 的“围攻”下屹立不倒的职业才是有希望的职业。我们可以有无人车间 但一个企业

或一幢大型建筑不可能没有能源经理 也不可能没有能源工程师。这样的工程师不但要有建筑、能源、设备以及管理方面的知识和经验 也必须要有大数据分析、机器学习算法 甚至编程的能力。要把现在的设计和模拟、工程和 BIM、采集数据和分析截然分开的两个人变成一个人。是人驾驭和使用人工智能 而不是人工智能代替一切。笔者希望在建筑能源相关的各个本科和研究生专业中 都能增加有关 ABCD (Artificial intelligence, Block chain, Cloud computing, big Data) 的通识课和学一门语言 (如 Python)。

[参考文献]

- [1] 杨志伟, 许鹏, 陈喆. 基于 BIM 的暖通空调自动设计 [J]. 建设科技 2018, 373: 44-48
- [2] Enertiv. What is Energy Management? [EB/OL]. Enertiv 网站, January 16, 2019 <https://www.enertiv.com/>
- [3] 龙惟定. 建筑节能与建筑能效管理 [M]. 北京: 中国建筑工业出版社 2005
- [4] 李炎峰. 建筑设备自动控制原理 [M]. 北京: 机械工业出版社 2011
- [5] 李必信, 周颖. 信息物理融合系统导论 [M]. 北京: 科学出版社 2014
- [6] Jeremy Lagorse, Damien Paire, Abdellatif Miraoui. A multi-agent system for energy management of distributed power sources [J]. Renewable Energy, 2010, 35: 174-182
- [7] Martin Geid, Gaudenz Koepfel, Patrick Favre-Perrod, et al. Energy Hubs for the Future [J]. IEEE Power Energy Magazine, 2007, (1/2): 24-30
- [8] ASHRAE. ASHRAE Handbook 2017 Fundamentals [M]. (SI edition). F19. Energy Estimating and Modeling Methods 19-27 ~ 19-34
- [9] 邓杰文, 何适, 魏庆芃, 等. 公共建筑空调系统运行调适方法研究 (3): 冷水机组 [J]. 暖通空调 2020, 50(1): 103-109
- [10] Mariano-Hernandez D, Hernandez-Callejo L, Zorita-Lamadri A, et al. A review of strategies for building energy management system: Model predictive control, demand side management, optimization, and fault detect & diagnosis [J]. Journal of Building Engineering 2021, 33: 1-12
- [11] Soheil Fathi, Ravi Srinivasan, Andriel Fenner, et al. Machine learning applications in urban building energy performance forecasting: A systematic review [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2020, 133: 1-13
- [12] Karl Mason, Santiago Grijalva. A review of reinforcement learning for autonomous building energy management [J]. Computers and Electrical Engineering 2019, 78: 300-312

(下转第 145 页)

- 376-383
- [83] Ye X ,Zhu H ,Kang YM ,et al. Heating energy consumption of impinging jet ventilation and mixing ventilation in large-height spaces: A comparison study [J]. *Energy and Buildings* , 2016 , 130: 697-708
- [84] Dino I G , Akgul C M . Impact of climate change on the existing residential building stock in Turkey: An analysis on energy use , greenhouse gas emissions and occupant comfort [J]. *Renewable Energy* , 2019 , 141: 828-846
- (上接第 136 页)
- [13] Anchal Gupta , Youakim Badr , Ashkan Negahban , et al. Energy-efficient heating control for smart buildings with deep reinforcement learning [J]. *Journal of Building Engineering* , Article in Press , <https://doi.org/10.1016/j.job.2020.101739>
- [14] S. Hadri , Y. Naitmalek , M. Naji , et al. A Comparative Study of Predictive Approaches for Load Forecasting in Smart Buildings [J]. *Procedia Computer Science* , 2019 , 160: 173-180
- [15] 何大四 张旭 刘家平. 常用空调负荷预测方法分析比较 [J]. *西安建筑科技大学学报(自然科学版)* 2006 (1) : 125-129
- [16] Yuxiang Chen , Juan Castiglione , Rodrigo Astroza , et al. Parameter estimation of resistor-capacitor models for building thermal dynamics using the unscented Kalman filter [J]. Article in Press , *Journal of Building Engineering* , <https://doi.org/10.1016/j.job.2020.101639>
- [17] Wikipedia , Kalman filter [DB/OL]. <https://encyclopedia.thefreedictionary.com/Kalman+filter>
- [18] Anh-Duc Pham , Ngoc-Tri Ngo , Thi Thu Ha Truong , et al. Predicting energy consumption in multiple buildings using machine learning for improving energy efficiency and sustainability [J]. *Journal of Cleaner Production* , 2020 , 260: 1-15
- [19] 华为云开发者社区 , 大数据在能源管理中的应用: 预测模型 [R/OL]. <https://www.zhihu.com/org/hua-wei-yun-ji-zhu-zhai-ji-di>
- [20] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局 , 中国国家标准化管理委员会. GB/T 32630—2016 非结构化数据管理系统技术要求[S]. 北京: 中国标准出版社 2016
- [21] 麦金太尔 D A. 室内气候 [M]. 龙惟定 , 殷平 , 夏清 , 译 , 单寄平 校. 上海: 上海科学技术出版社 , 1988: 87-104
- [22] Laura Klein , Jun-young Kwak , Geoffrey Kavuly , et al. Coordinating occupant behavior for building energy and comfort management using multi-agent systems [J]. *Automation in Construction* , 2012 , (22) : 525-536
- [23] Jaroslaw Utracki , Mariusz Boryczka. A multi-agent approach to the optimization of Intelligent Buildings Energy Management [J]. *Procedia Computer Science* , 2020 , 176: 2665-2674
- [24] Encyclopedia article by The Free Dictionary , Distributed artificial intelligence [DB/OL]. [2020/07/12]. <https://encyclopedia.thefreedictionary.com/Distributed+artificial+intelligence>
- [25] 龙惟定 , 白玮 , 范蕊 等. 疫情之后: 能源总线与第 5 代区域供热供冷系统的发展 [J]. *暖通空调* 2020 50(10) : 1-13
- [26] Felix Bünnig , Michael Wetter , Marcus Fuchs , et al. Bidirectional low temperature district energy systems with agent-based control: Performance comparison and operation optimization [J]. *Applied Energy* , 2018 , 209: 502-515
- [27] 王晋东. 迁移学习简明手册 [EB/OL]. (2019-10-01) . <http://tutorial.transferlearning.xyz>
- [28] McEwen A , Cassimally H. 物联网设计——从原型到产品 [M]. 张崇明 , 译. 北京: 人民邮电出版社 2015: 15-32
- [29] Abdellah Daissaoui , Azedine Boulmakoul , Lamia Karim , et al. IoT and Big Data Analytics for Smart Buildings: A Survey [J]. *Procedia Computer Science* , 2020 , 170: 161-168
- [30] Wikipedia , Backcasting [DB/OL]. <https://encyclopedia.thefreedictionary.com/Backcasting>