

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2023.02.002

基于数据驱动的聚合空调特性建模及控制策略

朱梦岩, 包宇庆, 季振亚, 王维

(南京师范大学电气与自动化工程学院, 江苏 南京 210023)

摘要:随着越来越多的可控负荷接入电网, 空调负荷 (air conditioning loads, ACLs) 由于其响应速度快、调节潜力大、具有蓄冷储热等特征可作为柔性负荷参与平抑可再生能源引起的波动。在实际对 ACLs 进行聚合的过程中, 室外温度、ACLs 的温度和 ACLs 的数量等外部条件的变化会对聚合模型造成一定的影响。但现有大多数对 ACLs 的控制方法未考虑聚合 ACLs 外部特性模型 (aggregate ACLs' external model, AAEM) 的时变特征。文中提出一种基于数据驱动的 AAEM 及相应的负荷跟踪控制策略, 考虑到基于 ACLs 热力学特性的 ACLs 的成本函数, 采用神经网络对时变聚合 ACLs 的 AAEM 进行快速计算, 降低 AAEM 的计算复杂程度。基于数据驱动的 AAEM 负荷跟踪控制策略有效减少了 ACLs 的开关状态切换次数及其调用总成本。基于实际用户的仿真结果验证了该方法的有效性。

关键词:空调负荷 (ACLs); 聚合空调负荷外部特性模型 (AAEM); 数据驱动; 热力学建模; 需求响应; 负荷控制

中图分类号: TM73

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2023)02-0011-09

0 引言

为了减少化石能源在发电中的占比, 越来越多的可再生能源接入电网。但是可再生能源发电具有波动性和间歇性, 其大量接入将给电网的稳定运行带来巨大挑战^[1-6]。

随着智能电网的不断发展, 越来越多的可控负荷可参与电网的削峰填谷和平抑可再生能源波动^[7-8]。在所有可控负荷中, 空调负荷 (air conditioning loads, ACLs) 作为温控负荷的一种, 由于其响应速度快、调节潜力大和具有蓄冷储热等特征, 已成为极具潜力的需求响应资源^[9-13]。

国内外学者针对 ACLs 的控制策略已进行了大量研究。文献[14]提出一种基于新型数据采集设备的控制策略, 以改善负荷跟踪性能。文献[15]提出一种基于直接负荷控制的 ACLs 双层优化调度和控制策略。基于对状态队列模型的修正, 文献[16]采用广播控制机制对 ACLs 进行控制。文献[17]提出基于直接压缩机控制机制和恒温器设定点控制机制的混合控制机制, 并通过状态队列模型改变 ACLs 的开关状态来控制 ACLs。文献[18]通过改变聚合 ACLs 的温度设定点来改变其开关状态。文献[19]基于状态转换模型和状态估计技术, 对 ACLs 采用集中控制, 将功率信号转换为状态切换概率的信号, 提高其功率跟踪性能。文献[20]采用一种全局参考信号对 ACLs 进行控制。文献[21]提出一种

具有时变特性的 ACLs 二阶等效热参数模型, 在对 ACLs 进行调用时可以获得更准确的控制。

以上关于 ACLs 控制策略的研究尽管取得了良好的控制结果, 但并未将热力学特性作为控制目标, 这可能会影响用户舒适度或频繁切换 ACLs 的开关状态, 从而导致 ACLs 产生切换损耗。由于单个 ACL 的容量较小, 对 ACLs 进行聚合成为其参与需求响应过程的必要条件。文献[22-23]提出对 ACLs 功率进行简单的累加来获得 ACLs 的聚合模型。文献[24]将 ACLs 聚合成虚拟电池模型, 并基于虚拟电池模型对聚合 ACLs 进行灵活调用。文献[25]基于单个 ACL 的马尔科夫链建立聚合空调模型。在马尔科夫决策过程中, 文献[26]使用随机和分布鲁棒优化使 ACLs 的聚合参数更加准确。文献[27]提出一种分层集中控制算法, 通过对应的状态空间模型对空调集群的总体功率进行聚合。

针对建立聚合 ACLs 的模型问题, 由于电网控制中心在对 ACLs 进行控制时须快速实时聚合 ACLs 状态信息, 当 ACLs 的数量很大时, 其聚合模型难以准确快速建立, 会对控制性能产生影响。针对 ACLs 的最优成本控制问题, 文献[28]采用基于增量成本算法的分布式控制策略, 实现基于成本的最佳功率分配。为了降低 ACLs 参与削峰填谷过程中调用的总成本, 文献[29]建立大规模 ACLs 的分层控制结构, 并采用主从一致性分散式协同控制方法来减少调用总成本。

然而, 在采用基于模型驱动的方法建立 ACLs 增量成本函数时, 文献[28-29]须聚合 ACLs 的热力学特性, 以获得聚合 ACLs 的外部特性模型 (aggre-

收稿日期: 2022-08-17; 修回日期: 2022-11-27

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (52107100); 江苏省自然科学基金资助项目 (BK20190710)

gate ACLs' external model, AAEM)。在实际系统中, 负荷温度、被调用 ACLs 的数量等 ACLs 的外部条件不断发生变化, 且聚合过程计算复杂, 求解出的 AAEM 无法快速有效地跟随外部条件变化而变化, 因此有必要设计一种 AAEM 快速计算方法来提高负荷跟踪性能。

为了解决上述问题, 文中提出一种基于数据驱动的 ACLs 外部特征建模及负荷跟踪控制策略。基于 ACLs 的等效热参数模型, 考虑室外温度的时变性, 通过神经网络训练建立基于数据驱动的 AAEM。在此基础上, 以最小化负荷跟踪的总控制成本为目标, 在保证负荷跟踪性能的前提下, 对聚合 ACLs 进行最佳控制, 减少了开关切换次数。

1 基于数据驱动的系统框架

传统的系统框架如图 1 所示, 当控制中心接收到电网所需的功率需求量信号时, 控制中心将功率需求量信号转换为全局控制信号, 并将其发送给与 ACLs 相连接的控制器。接着, 控制器将全局控制信号转换为开关状态切换信号, 以控制每个 ACL 的开关状态。其中, 当控制中心计算全局控制信号时, 控制中心须获得与 ACLs 相连接的控制器传输的 ACLs 实时负荷状态并建立 AAEM, 进一步计算获得全局控制信号。

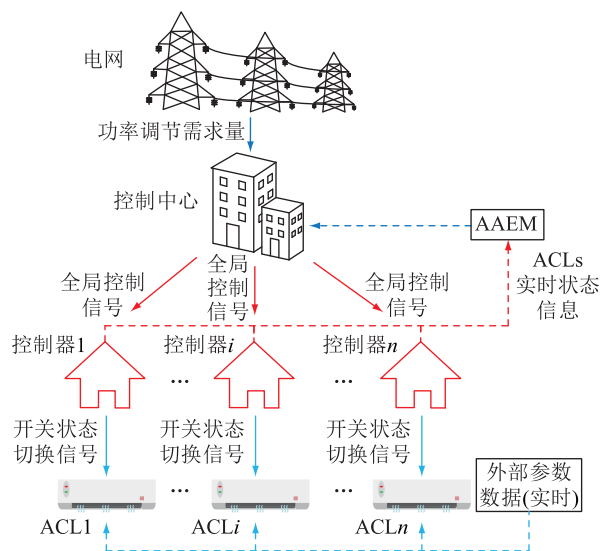


图 1 传统系统框架

Fig.1 Traditional system framework

然而随着 ACLs 数量不断增加, AAEM 的计算复杂程度也会提高。当 ACLs 数量过大导致 AAEM 的计算过程太复杂时, 控制中心将无法实时建立 AAEM, 从而影响系统的控制性能。

文中改进了 AAEM 建模过程, 改进的系统框架如图 2 所示, 传统的累积聚合方法替换为基于数据

驱动的方法。

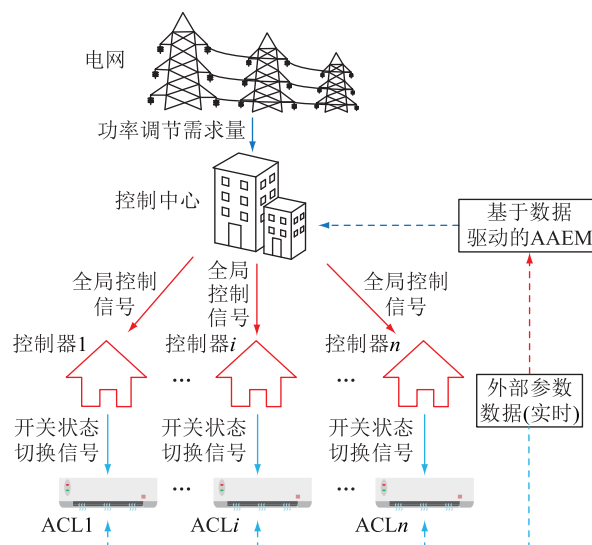


图 2 基于数据驱动的系统框架

Fig.2 Data-driven-based system framework

与传统的累积聚合方法相比, 采用数据驱动的方法可以省去大量 ACLs 的状态聚合过程, 通过将外部参数数据导入已建立的神经网络模型建立 AAEM, 在确保控制系统的控制性能的同时显著提高了计算效率。

2 基于数据驱动的聚合 ACLs 的外部特性模型(AAEM)

2.1 单个 ACL 的成本建模

基于单个 ACL 热力学模型建立 ACL 的控制成本模型, 并选择 ACL 的控制成本作为优化目标, 建立增量成本函数模型。

单个 ACL 等效热参数模型的一阶微分方程为:

$$\frac{dT(t)}{dt} = -\frac{T(t)}{RC} + \frac{T_a(t)}{RC} - s(t) \frac{Q}{C} \quad (1)$$

式中: $T(t)$ 为 t 时刻室内温度; $T_a(t)$ 为 t 时刻室外温度; R 为等效热阻; C 为等效热容; $s(t)$ 为 t 时刻单个 ACL 的开关状态; Q 为制冷/热量。

单个 ACL 的开关状态可表示为:

$$s(t+1) = \begin{cases} 0 & T(t+1) < T_{set} - T_{deadband}/2 \\ 1 & T(t+1) > T_{set} + T_{deadband}/2 \\ s(t) & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中: T_{set} 为单个 ACL 温度设定点; $T_{deadband}$ 为 ACL 温度控制死区范围, 反映 ACL 控制温度的实际偏差。

文献[7]考虑到调节 ACLs 温度产生的舒适性成本和频繁切换 ACLs 的开关状态而产生的切换损耗成本, 引入 t 时刻 ACL 温度与温度上/下限之间

温度之差的绝对值 $T_M(t)$ 、 t 时刻 ACL 开关状态与下一个自然切换状态之间的时间差 $\tau_M(t)$ 。单个 ACL 的控制成本目标函数可表示为:

$$C_{\text{control}}(t) = \varepsilon T_M(t) \tau_M(t) \quad (3)$$

式中: $C_{\text{control}}(t)$ 为 t 时刻切换 ACL 开关状态的控制成本; ε 为用户的参与情况。

当 ACL 从“OFF”状态切换到“ON”状态时, 目标函数式(3)可表示为:

$$C_{\text{control}}(t) = -\varepsilon(T_{\max} - T(t))RC \times \ln\left(\frac{T_{\max} - T_a(t)}{T(t) - T_a(t)}\right) \quad (4)$$

当 ACL 从“ON”状态切换到“OFF”状态时, 目标函数式(3)可表示为:

$$C_{\text{control}}(t) = -\varepsilon(T(t) - T_{\min})RC \times \ln\left(\frac{T_{\min} + QR - T_a(t)}{T(t) + QR - T_a(t)}\right) \quad (5)$$

式中: T_{\max} 、 T_{\min} 分别为温度上、下限。

$$\begin{cases} T_{\max} = T_{\text{set}} + T_{\text{deadband}}/2 \\ T_{\min} = T_{\text{set}} - T_{\text{deadband}}/2 \end{cases} \quad (6)$$

2.2 基于数据驱动的聚合 ACLs 的外部特性建模

在单个 ACL 成本模型的基础上, 通过公式变换, 将单个 ACL 成本模型转换为单个 ACL 的增量成本模型。

对 ACLs 的增量成本进行排序, 当要调用 ACLs 时, 优先调用增量成本低的 ACL。单个 ACL 的增量成本如式(7)所示。

$$I_{C,i} = \frac{C_{\text{control},i}}{P_{N,i}} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

$$P_{\text{all},i} = \sum_{j=1}^i P_{N,j} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

式中: $I_{C,i}$ 为第 i 个被调用的 ACL 的增量成本; $C_{\text{control},i}$ 为第 i 个被调用的 ACL 的成本; $P_{N,i}$ 为第 i 个 ACL 的额定功率; $P_{\text{all},i}$ 为被调用的 i 个 ACLs 的总功率; n 为 ACLs 的数量。

将式(3)代入式(7)得到各 ACL 的增量成本, 并基于最小二乘原则对已求解出的 $I_{C,i}$ 和 $P_{\text{all},i}$ 进行最小二乘拟合, 将聚合 ACLs 的增量成本函数拟合为多项式函数, 如式(9)所示。

$$I_{C,i} = a_1 P_{\text{all},i}^m + a_2 P_{\text{all},i}^{m-1} + \dots + a_m P_{\text{all},i} + a_{m+1} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (9)$$

式中: $I_{C,i}$ 为被调用的 ACLs 的最大增量成本; a_1 、 a_2 、 \dots 、 a_{m+1} 为多项式函数的系数值; m 为多项式函数的最高阶次数。

聚合 ACLs 的增量成本函数曲线如图 3 所示。

由于 ACLs 的外部参数不断变化, 因此有必要

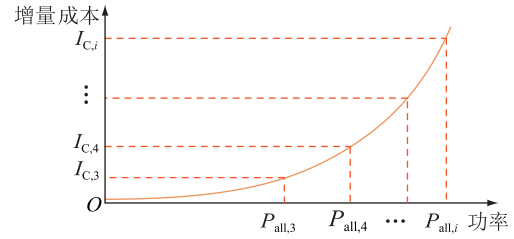


图 3 增量成本函数曲线

Fig.3 Incremental cost function curve

实时计算聚合 ACLs 的增量成本函数, 这势必造成控制信号延时。为了快速计算 ACLs 的增量成本函数, 文中采用径向神经网络实时生成聚合 ACLs 的增量成本函数曲线。

径向神经网络模型是通过大量数据进行模型训练来建立输入和输出之间的映射关系。隐藏层单元的输出用于形成一组径向基函数, 通过输出层进行线性组合, 以完成逼近功能。

基于神经网络建立 AAEM 的流程如图 4 所示, 其过程分为训练数据集和基于神经网络的 AAEM 2 个模块, N_{on} 、 N_{off} 分别为开状态 ACLs、关状态 ACLs 的数量。

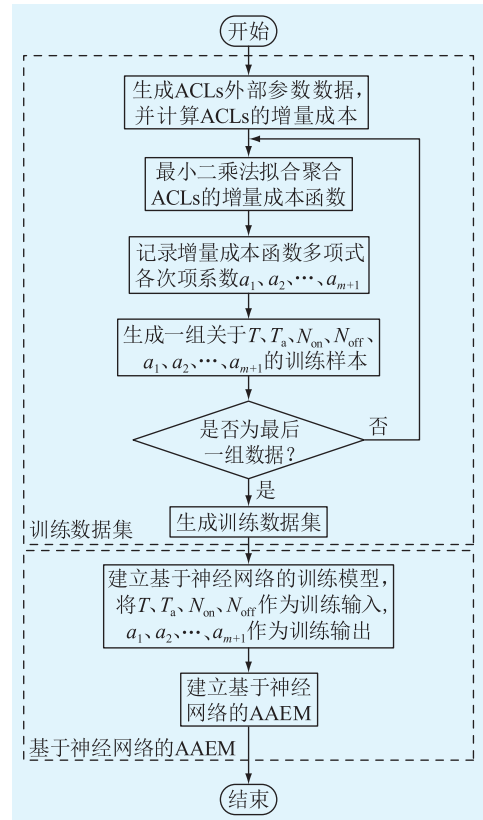


图 4 基于神经网络建立 AAEM 的流程

Fig.4 Flow chart of establishing AAEM based on neural network

在训练数据集模块中, ACLs 的外部参数数据通

得蒙特卡洛法生成,并通过公式处理将其转换为各 ACL 的增量成本。在数据预处理过程中,将上述求解得到的增量成本通过最小二乘法拟合得到增量成本函数各次项的系数值,并与负荷温度、室外温度、负荷开关数量一起记入训练数据集中。

基于神经网络的 AAEM 模块中,将训练数据集中的 T 、 T_a 、 N_{on} 、 N_{off} 作为训练输入,增量成本函数的各次项系数作为训练输出,进行神经网络 AAEM 的模型训练。将实际 ACLs 的外部条件作为测试数据导入训练模型中,通过比较模型计算结果与实际数据以验证该方法的准确性,建立基于神经网络的 AAEM。

3 ACLs 跟踪控制

3.1 总体控制框架

ACLs 负荷跟踪的控制方法如图 5 所示。为了跟踪图 5 给出的参考信号 P_{ref} ,文中将 ACLs 聚合功率信号作为反馈信号,并通过从 P_{ref} 中减去反馈信号来获得实时 P_{error} 信号。控制中心接收实时 P_{error} 信号,并结合 ACLs 实时的 AAEM 计算结果计算相应的增量成本控制信号 $u_{controller}$,对 ACLs 的开关状态进行控制。基于历史数据对 ACLs 的 AAEM 模型进行训练,并将实时数据输入已训练好的网络模型,建立 ACLs 实时的 AAEM。

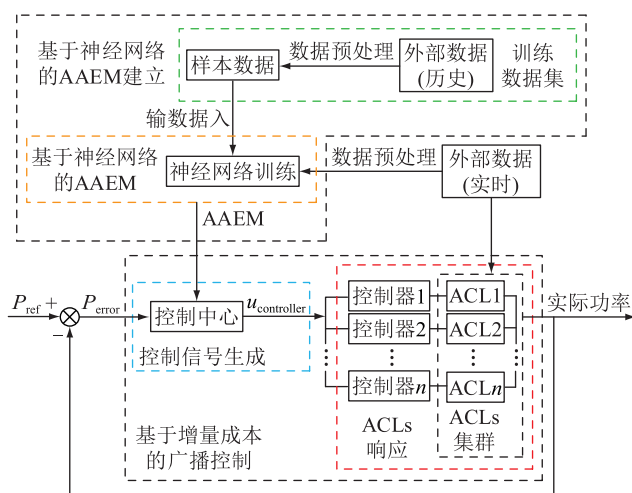


图 5 基于数据驱动的总体控制结构

Fig.5 Data-driven overall control structure

3.2 基于增量成本的广播控制

为了降低 ACLs 控制过程中的成本,文中将增量成本信号作为全局控制信号,通过采用广播控制机制将全局控制信号广播至与 ACLs 连接的控制器,对 ACLs 开关状态进行控制。

基于增量成本的广播控制的流程如图 6 所示。通过将实时外部数据输入已训练好的网络模型获

得 ACLs 实时的 AAEM,并将其传输至控制中心。控制中心利用多项式函数式(11)对增量成本信号 I_{p1} 和 I_{p2} 进行计算,并用增量成本控制信号 $u_{controller}$ 表示 I_{p1} 和 I_{p2} 。

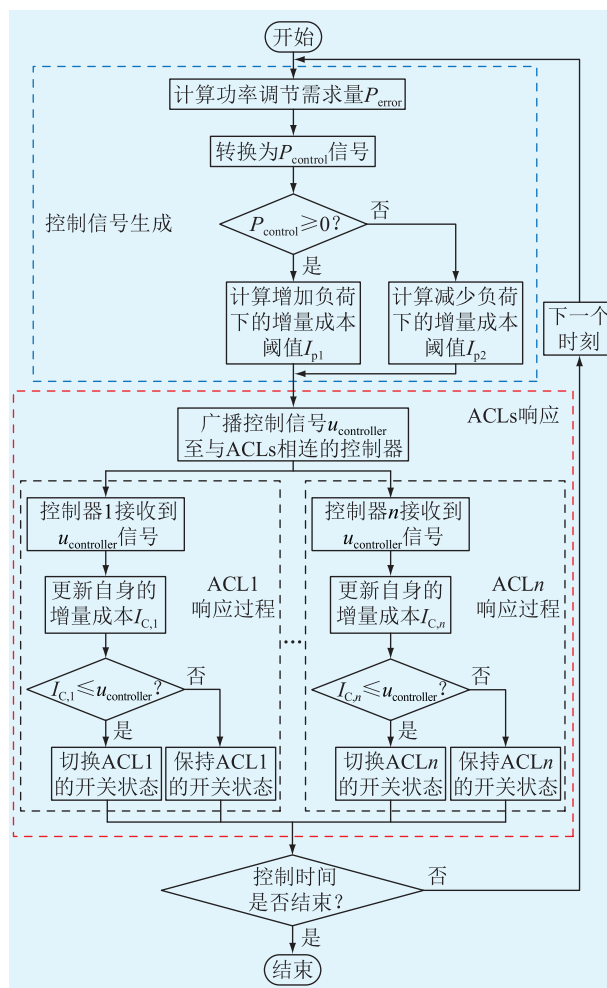


图 6 基于增量成本的广播控制流程

Fig.6 Broadcast control flow chart based on incremental cost

功率的调节需求 P_{error} 由实际聚合功率反馈与参考信号 P_{ref} 作差获得,功率控制信号 $P_{control}$ 可以表示为:

$$P_{control}(t) = K_p P_{error}(t) + K_i \int_0^t P_{error}(t) dt \quad (10)$$

式中: K_p 、 K_i 为 PI 控制器的参数。

控制中心通过对 $P_{control}(t)$ 信号的数值判断,将功率信号转换为 ACLs 的增量成本信号 I_{p1} 和 I_{p2} ,并广播到 ACLs 控制器。

对于单个 ACL 控制器,在收到增量成本信号后,一方面,ACLs 控制器自身更新了增量成本信息 ($I_{c,1}$ — $I_{c,n}$);另一方面,ACLs 控制器确定其自身的增量成本是否小于收到的 $u_{controller}$ 。如果满足自身的增量成本小于 $u_{controller}$ 信号条件,则控制器向 ACLs 发出开关状态切换信号。

4 仿真与结果分析

4.1 仿真参数数据

在仿真控制中选取 400 个用户,考虑到 ACLs 参数的随机性,ACLs 的参数设置为随机正态分布,各参数正态分布的相对标准差设置为 0.05。ACLs 的参数如表 1 所示。

表 1 ACLs 的参数

参数	平均值	参数	平均值
$R/(\text{°C} \cdot \text{kW}^{-1})$	2.0	$T_{\text{set}}/\text{°C}$	20.0
$C/[(\text{kW} \cdot \text{h}) \cdot \text{°C}^{-1}]$	10.0	$T_{\text{deadband}}/\text{°C}$	0.5
Q/kW	14.0	$P_{N,i}/\text{kW}$	5.6

4.2 模型的准确性分析

在对增量成本多项式函数进行求解前,应确定多项式函数式(11)的最高次项,并采用最小二乘拟合求解出增量成本函数的多项式系数值。

如多项式函数式(9)所示,当将增量成本函数视为第 m 次多项式函数时,须确定 m 的数值。当 $m=2,3,4,5$ 时,分析多项式函数的拟合误差以确定多项式函数合适的最高次阶数。

曲线拟合的总体误差如表 2 所示,其中, $E_{\text{error_on}}$ 为即将转变为开状态的 ACLs 的增量成本函数的拟合误差; $E_{\text{error_off}}$ 为即将转变为关状态 ACLs 的增量成本函数的拟合误差。当增量成本函数的多项式最高次项阶数增加时,拟合曲线和实际增量成本函数曲线之间的误差呈减小趋势。

表 2 ACLs 的增量成本函数曲线拟合的误差

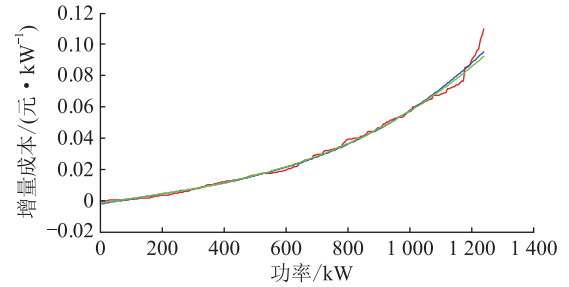
m	$E_{\text{error_on}}$	$E_{\text{error_off}}$
2	0.220 1	0.520 3
3	0.167 8	0.370 5
4	0.149 7	0.366 5
5	0.142 9	0.313 9

由表 2 可知,综合考虑多项式函数的拟合精度和增量成本函数复杂性,多项式函数最高次项选择为 $m=3$,并根据式(9),增量成本函数多项式函数可以表示为:

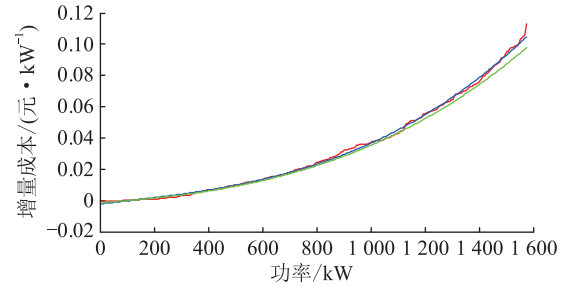
$$I_{c,n} = a_1 P_{\text{all},n}^3 + a_2 P_{\text{all},n}^2 + a_3 P_{\text{all},n} + a_4 \quad (11)$$

为了降低 ACLs 增量成本函数的计算复杂度,通过采用神经网络来建立 ACLs 的实时 AAEM,增量成本函数曲线如图 7 所示。

由图 7 可见,基于神经网络拟合的增量成本函数曲线和最小二乘法拟合曲线都可以很好地贴近



(a) 即将转变为开状态的 ACLs 的增量成本函数



(b) 即将转变为关状态的 ACLs 的增量成本函数

—实际曲线 —最小二乘法拟合曲线 —基于神经网络预测曲线

图 7 拟合成本函数与实际曲线的误差

Fig.7 Error between fitting cost function and actual curve

实际的增量成本函数曲线。综合考虑到拟合曲线的准确性和拟合的复杂性,采用基于神经网络对增量成本函数进行求解。负荷跟踪过程中神经网络拟合 AAEM 系数值的变化趋势如图 8 所示。

由图 8 可知,在负荷跟踪控制过程中,ACLs 的外部条件不断发生变化,实时 AAEM 的增量成本函数各次项系数值也在不断变化,但其波动在区间内相对平稳。由此可见,神经网络可以有效地预测 AAEM 的增量成本函数。

4.3 仿真结果对比

为了进行对比分析,选择 3 种负荷跟踪控制方法对其性能进行比较。

(1) 方法 1:不考虑成本的控制。在文献[16]、[30]和[31]中,将开关概率信号作为控制信号,通过改变概率信号来控制 ACLs 的开关状态。在控制过程中不考虑 ACLs 的开关状态切换成本。

(2) 方法 2:非数据驱动的成本控制。基于广播控制机制,在负荷跟踪控制过程中,将功率信号转换为增量成本信号,并将增量成本信号作为全局信号对 ACLs 进行开关控制。

(3) 方法 3:基于数据驱动的成本控制。基于方法 2,在对 ACLs 进行开关控制时,通过采用数据驱动方法建立时变的 ACLs 的 AAEM。

上述 3 种方法的负荷跟踪结果、误差分别如图 9、图 10 所示。

由图 9 可知,采用方法 1 对 ACLs 进行控制时,

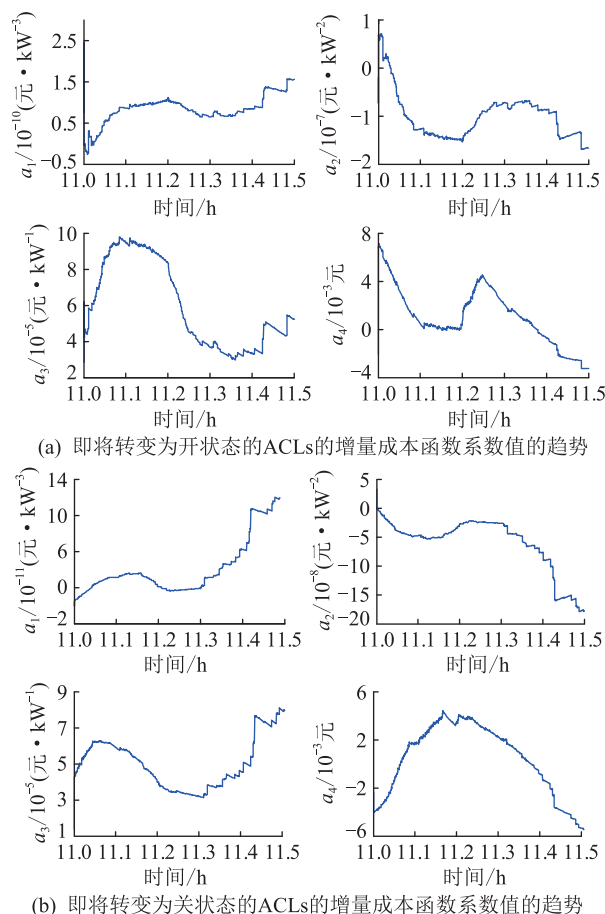


图8 AAEM 系数值的趋势

Fig.8 The tendency of coefficient values of AAEM

负荷跟踪曲线中存在范围性的波动现象,方法 2 和方法 3 具有更好的跟踪性能。

由图 10 可知,方法 1 中负荷跟踪控制的总体误差相对较大,方法 2 和方法 3 在跟踪参考功率信号时都有较小的跟踪误差。

为进一步对 3 种方法控制性能进行比较,3 种方法的仿真过程中 AAEM 拟合计算时间 t_{pr} 、开关调用 ACLs 的总成本 C_{all} 和开关状态切换次数见表 3。

由于方法 1 不考虑成本,因此对方法 2 和方法 3 的调用总成本进行分析。由表 3 可知,方法 2 和方法 3 的调用总成本接近,但方法 3 的 AAEM 的拟合计算时间显著低于方法 2,这表明在 ACLs 进行负荷跟踪控制的过程中引入数据驱动的方法对实时 ACLs 的 AAEM 进行求解时,计算复杂度将会大大降低,且 AAEM 的拟合计算时间显著减少。

由表 3 可知,在对 ACLs 进行开关控制时,方法 1 未考虑对 ACLs 进行控制时 AAEM 具有时变性,其仿真过程中 AAEM 拟合计算时间被忽略,也未考虑计及热力学特性的切换成本,导致频繁切换 ACLs 的开关状态。方法 2 和方法 3 中的 ACLs 开关状态切换次数明显少于方法 1。

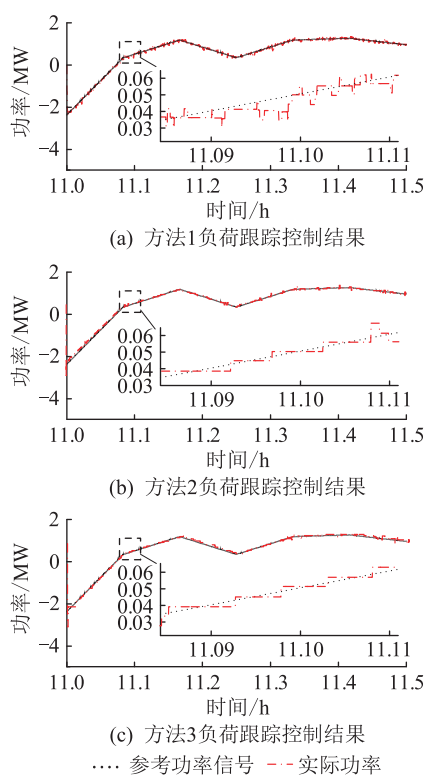


图9 3种方法的负荷跟踪控制结果

Fig.9 Load tracking results of three methods

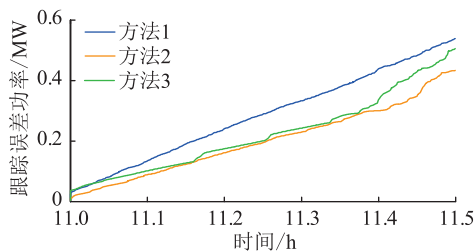


图10 参考信号跟踪误差

Fig.10 Reference signal tracking error

表3 仿真过程中3种方法的控制性能

Table 3 Control performance of three methods in the simulation process

参数	方法1	方法2	方法3
t_{pr}/s		202.656 7	72.680 9
$C_{all}/元$		6.066 2	5.214 8
开关状态切换次数	496	166	135
是否考虑到调用成本	否	是	是

综合考虑仿真过程中 AAEM 拟合计算时间、开关状态切换次数和调用 ACLs 的总成本,方法 3 的性能更好。即基于数据驱动考虑 ACLs 时变的 AAEM,在保证负荷跟踪性能的前提下,有效降低了对 ACLs 控制过程中开关状态切换次数和调用 ACLs 的总成本。

4.4 不同条件下控制性能比较

为了分析文中方法在不同情况下的性能,分别

对以下2种情况进行分析。

(1) 不同数量的 ACLs 的比较。在对不同数量的 ACLs 进行控制时,从负荷跟踪误差、ACLs 的开关切换次数、调用总成本和仿真过程中 AAEM 拟合计算时间4个方面对采用方法3时的控制性能进行分析。

表4 ACLs 数量不同时方法3的控制性能
Table 4 Control performance of method 3 with different number of ACLs

参数	300台 ACLs	400台 ACLs	500台 ACLs
跟踪误差/kW	54.87	58.23	69.82
开关状态切换次数	153	149	140
$C_{all}/\text{元}$	4.34	4.25	38.36
t_{pr}/s	74.50	74.93	76.02

由表4可知,受控 ACLs 的数量发生变化对其开关状态切换次数没有显著影响。受控的 ACLs 数量越少,方法3的跟踪控制性能越好。当受控 ACLs 数量增加时,其调用总成本和仿真过程中 AAEM 拟合计算时间会在一定程度上增大。

(2) 不同数量的训练样本的比较。对不同数量的训练样本进行控制时,从负荷跟踪误差、ACLs 的开关切换次数、调用总成本和仿真过程中 AAEM 拟合计算时间4个方面对采用方法3时的控制性能进行分析。

表5 训练样本数量不同时方法3的控制性能
Table 5 Control performance of method 3 with different number of training samples

参数	30个训练样本	90个训练样本	150个训练样本
跟踪误差/kW	68.77	58.04	48.10
开关状态切换次数	135	139	151
$C_{all}/\text{元}$	3.08	6.58	3.11
t_{pr}/s	69.47	70.45	74.57

由表5可知,训练样本数量的变化对调用总成本没有显著影响。当训练样本数量增加时,方法3的跟踪控制性能会更好,但其 ACLs 的开关切换次数和仿真过程中 AAEM 拟合计算时间将会增加。

5 结语

作为潜在的需求侧负荷资源,ACLs 在平抑可再生能源引起的电网波动方面具有重要的应用前景。与现有研究相比,文中的主要贡献为:

(1) 基于热力学特性建立基于神经网络的 AAEM,在系统外部条件发生连续变化时,可以快速表征聚合 ACLs 的实时 AAEM。

(2) 在上述 AAEM 建立的基础上,提出一种基于 ACLs 数据驱动负荷跟踪控制策略,以最小化总控制成本为目标,提高控制过程中对 ACLs 的控制性能。

仿真实验表明所提出的数据驱动的 AAEM 控制策略可以更好地跟踪控制目标,显著降低计算的复杂程度,减少 ACLs 的开关状态切换次数,并降低总体的调用成本。

致谢

本文得到江苏省研究生实践创新项目(SJCX22_0568)资助,谨此致谢!

参考文献:

- [1] 鲁宗相,李海波,乔颖. 高比例可再生能源并网的电力系统灵活性评价与平衡机理[J]. 中国电机工程学报,2017,37(1):9-20.
LU Zongxiang, LI Haibo, QIAO Ying. Flexibility evaluation and supply/demand balance principle of power system with high-penetration renewable electricity[J]. Proceedings of the CSEE, 2017,37(1):9-20.
- [2] RADAIDEH A, VAIDYA U, AJJARAPU V. Sequential set-point control for heterogeneous thermostatically controlled loads through an extended Markov chain abstraction[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(1):116-127.
- [3] 王静,徐箭,廖思阳,等. 计及新能源出力不确定性的电气综合能源系统协同优化[J]. 电力系统自动化,2019,43(15):2-9.
WANG Jing, XU Jian, LIAO Siyang, et al. Coordinated optimization of integrated electricity-gas energy system considering uncertainty of renewable energy output[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(15):2-9.
- [4] 白浩,袁智勇,周长城,等. 计及新能源波动与相关性的配电网最大供电能力调度方法[J]. 电力系统保护与控制,2021,49(8):66-73.
BAI Hao, YUAN Zhiyong, ZHOU Changcheng, et al. Dispatching method of maximum power supply capacity of a power distributed network considering fluctuation and correlation of renewable energy[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(8):66-73.
- [5] 陈思源,景巍巍,史明明,等. 新能源接入背景下的谐波源建模方法综述[J]. 电力系统保护与控制,2022,50(7):162-175.
CHEN Siyuan, JING Weiwei, SHI Mingming, et al. Review of harmonic source modeling methods with the background of renewable energy access[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(7):162-175.
- [6] 温佳鑫,卜思齐,陈麒宇,等. 基于数据学习的新能源高渗透电网频率风险评估[J]. 发电技术,2021,42(1):40-47.
WEN Jiaxin, BU Siqi, CHEN Qiyu, et al. Data learning-based frequency risk assessment in a high-penetrated renewable power system[J]. Power Generation Technology, 2021, 42(1):40-47.

- [7] 李梓瑄,包宇庆,宋梦,等. 计及开关寿命损耗的温控负荷分布式控制策略[J]. 电力工程技术,2022,41(4):75-82.
LI Zixuan,BAO Yuqing,SONG Meng, et al. Distributed control strategy of temperature control loads considering switch life loss [J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(4): 75-82.
- [8] KARA E C, BERGÉS M, HUG G. Impact of disturbances on modeling of thermostatically controlled loads for demand response[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(5): 2560-2568.
- [9] 姚垚,张沛超. 基于市场控制的空调负荷参与平抑微网联络线功率波动的方法[J]. 中国电机工程学报,2018,38(3):782-791.
YAO Yao,ZHANG Peichao. A market-based control method for air conditioner loads to smooth microgrid Tie-line power fluctuation[J]. Proceedings of the CSEE,2018,38(3):782-791.
- [10] 杨梓俊,丁小叶,陆晓,等. 面向需求响应的变频空调负荷建模与运行控制[J]. 电力系统保护与控制,2021,49(15):132-140.
YANG Zijun,DING Xiaoye,LU Xiao, et al. Inverter air conditioner load modeling and operational control for demand response [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(15):132-140.
- [11] 范德金,张姝,王杨,等. 考虑用户调节行为多样性的空调负荷聚合商日前调度策略[J]. 电力系统保护与控制,2022,50(17):133-142.
FAN Dejin,ZHANG Shu,WANG Yang, et al. Day ahead scheduling strategy for air conditioning load aggregators considering user regulation behavior diversity[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(17): 133-142.
- [12] CHAKRABORTY N, MONDAL A, MONDAL S. Multiobjective optimal scheduling framework for HVAC devices in energy-efficient buildings[J]. IEEE Systems Journal, 2019, 13(4): 4398-4409.
- [13] 唐早,刘俊勇,刘友波,等. 空调聚合商参与下的负荷控制与配电网重构[J]. 电力系统自动化,2018,42(2):42-49.
TANG Zao,LIU Junyong,LIU Youbo, et al. Load control and distribution network reconfiguration with participation of air-conditioning load aggregators [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(2): 42-49.
- [14] IACOVELLA S, RUELENS F, VINGERHOETS P, et al. Cluster control of heterogeneous thermostatically controlled loads using tracer devices[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(2): 528-536.
- [15] 高赐威,李倩玉,李扬. 基于DLC的空调负荷双层优化调度和控制策略[J]. 中国电机工程学报,2014,34(10):1546-1555.
GAO Ciwei,LI Qianyu,LI Yang. Bi-level optimal dispatch and control strategy for air-conditioning load based on direct load control[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(10): 1546-1555.
- [16] BAO Y Q, CHEN P P, HU M Q, et al. Control parameter optimization of thermostatically controlled loads using a modified state-queueing model[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2019, 6(2): 394-401.
- [17] WAI C H, BEAUDIN M, ZAREIPOUR H, et al. Cooling devices in demand response: a comparison of control methods [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(1): 249-260.
- [18] HU J Q, CAO J D, YONG T Y, et al. Demand response load following of source and load systems[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2017, 25(5): 1586-1598.
- [19] MATHIEU J L, KOCH S, CALLAWAY D S. State estimation and control of electric loads to manage real-time energy imbalance[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(1): 430-440.
- [20] SONG M, GAO C W, YANG J L, et al. Novel aggregate control model of air conditioning loads for fast regulation service [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2017, 11(17): 4391-4401.
- [21] 包宇庆,成丽珉. 空调负荷二阶等效热参数模型参数辨识方法[J]. 电力系统自动化,2021,45(11):37-43.
BAO Yuqing,CHENG Limin. Parameter identification method of second-order equivalent thermal parameter model for air conditioning loads[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(11): 37-43.
- [22] HAO H, SANANDAJI B M, POOLLA K, et al. Aggregate flexibility of thermostatically controlled loads [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(1): 189-198.
- [23] ZHAO L, ZHANG W, HAO H, et al. A geometric approach to aggregate flexibility modeling of thermostatically controlled loads[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(6): 4721-4731.
- [24] MATHIEU J L, KAMGARPOUR M, LYGEROS J, et al. Arbitraging intraday wholesale energy market prices with aggregations of thermostatic loads [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(2): 763-772.
- [25] ESMAEIL ZADEH SOUDJANI S, ABATE A. Aggregation and control of populations of thermostatically controlled loads by formal abstractions[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2015, 23(3): 975-990.
- [26] HASSAN A, MIETH R, DEKA D, et al. Stochastic and distributionally robust load ensemble control[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(6): 4678-4688.
- [27] HU J Q, CAO J D, CHEN M Z Q, et al. Load following of multiple heterogeneous TCL aggregators by centralized control[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(4): 3157-3167.
- [28] KONG D Y, BAO Y Q, HONG Y Y, et al. Distributed control strategy for smart home appliances considering the discrete response characteristics of the on/off loads [J]. Applied Sciences, 2019, 9(3): 457.
- [29] 王蓓蓓,胡晓青,顾伟扬,等. 分层控制架构下大规模空调负荷参与调峰的分散式协同控制策略[J]. 中国电机工程学报,2019,39(12):3514-3528.

WANG Beibei, HU Xiaoqing, GU Weiyang, et al. Hierarchical control architecture and decentralized cooperative control strategy for large scale air conditioning load participating in peak load regulation[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(12): 3514-3528.

[30] ZHANG W, LIAN J M, CHANG C Y, et al. Aggregated modeling and control of air conditioning loads for demand response[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(4): 4655-4664.

[31] CHANG C Y, ZHANG W, LIAN J M, et al. Modeling and control of aggregated air conditioning loads under realistic conditions[C]//2013 IEEE PES Innovative Smart Grid Technolo-

gies Conference (ISGT). Washington, DC, USA. IEEE, 2013: 1-6.

作者简介:



朱梦岩

朱梦岩(1998),男,硕士在读,研究方向为电力需求侧管理(E-mail: 787198500@qq.com);

包宇庆(1987),男,博士,副教授,研究方向为电力系统优化调度、电力需求侧管理以及电力系统频率控制;

季振亚(1988),女,博士,讲师,研究方向为灵活负荷参与电网互动、气电互联综合能源系统优化调度。

Data-driven-based aggregate air conditioning loads' external modeling and load tracking control strategy

ZHU Mengyan, BAO Yuqing, JI Zhenya, WANG Wei

(School of Electrical and Automation Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

Abstract: As more and more controllable loads are connected to the power grid, air conditioning loads (ACLs) can be used as flexible loads to participate in load shaving and accommodate the fluctuation caused by renewable energies because of its characteristics of fast response, large potential adjustment power, cold storage and heat storage. In the actual aggregated process of ACLs, the changes of external conditions such as outdoor temperature, temperature of ACLs and number of ACLs will have a certain effect on the aggregated model. However, the time-varying characteristic of the aggregate ACLs' external model (AAEM) is not be considered in the most of existing control methods. A data-driven-based AAEM and its corresponding load tracking control strategy are proposed. Based on the cost function of individual ACLs considering thermodynamic characteristics, the data-driven-based AAEM is established by using neural network. By this way, computational complexity of calculation AAEM is reduced. The load tracking control strategy considering the data-driven-based AAEM can effectively reduce the number of times of switching and the total cost. The simulation results verify the effectiveness of this method.

Keywords: air conditioning loads (ACLs); aggregate ACLs' external model (AAEM); data-driven; thermostatically controlled loads; demand response; load control

(编辑 钱悦)