

doi: 10.3969/j.issn.1007-290X.2025.09.004



基于多元特征筛选技术的公共建筑 需求侧资源特征构建方法

蒋思宇¹, 惠红勋¹, 解戴旭¹, 陈烨²

(1. 澳门大学智慧城市物联网全国重点实验室, 澳门 999078; 2. 国网江苏省电力有限公司电力科学研究院, 江苏 南京 211103)

摘要: 公共建筑是城市电力系统能源消耗的重要组成部分, 稳定的用电模式使其作为需求侧资源参与负荷调控具有可观的调峰潜力。构建公共建筑负荷特征, 分析其与调峰潜力之间的相关性, 可以精准评估调峰潜力, 优化需求响应策略。现阶段传统的日最大负荷和日负荷率等指标时间尺度颗粒度过粗, 分析方法单一, 无法为精准评估调峰潜力提供依据。为解决上述问题, 分析了 4 类公共建筑中的 9 种典型建筑不同典型日下的调峰潜力, 提出了峰期最大最小负荷差、峰期负荷标准差、峰期变异系数和峰期负荷系数的细颗粒度峰期特征, 构建了综合特征集。并采用皮尔逊相关系数、互信息和随机森林重要性多元特征筛选方法, 对综合特征集和公共建筑调峰潜力的相关性进行排序和综合评估, 最后筛选出 4 个高度相关的公共建筑调峰特征。

关键词: 调峰潜力; 公共建筑能耗; 特征筛选; 相关性分析

中图分类号: TM73

文献标志码: A

文章编号: 1007-290X(2025)09-0036-08

Method for Constructing Public Building Demand-side Resource Features Based on Multivariate Feature Selection Technology

JIANG Siyu¹, HUI Hongxun¹, XIE Daixu¹, CHEN Ye²

(1. State Key Laboratory of Internet of Things for Smart City, University of Macau, Macao 999078, China; 2. Electric Power Research Institute, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing, Jiangsu 211103, China)

Abstract: As a major component of energy consumption in urban power systems, public buildings possess considerable potential for peak load regulation due to their stable electricity usage patterns. It is able to accurately evaluate the peak shaving potential and optimize demand response strategies through constructing load feature representations of the public buildings and analyzing their correlation with peak shaving potential. At present, commonly used indicators such as daily maximum load and load factor are limited by insufficient temporal granularity and single-method analysis, which restrict their effectiveness in accurately evaluating peak shaving potential. To address the aforementioned issues, this paper analyzes the peak shaving potential of nine typical building types from four categories of public buildings in different typical days. It proposes the fine-grained peak period features including the maximum-minimum load difference of peak load, the standard deviation of peak load, the coefficient of variation during the peak period, and the peak load factor, as well as constructs a comprehensive feature set. The paper applies Pearson correlation coefficient, mutual information, and random forest importance to rank and evaluate the relevance between the comprehensive feature set and the peak shaving potential of public buildings. Finally, four highly correlated peak shaving features of public buildings are selected.

Key words: peak-shaving potential; public building energy consumption; feature selection; correlation analysis

在当前全球能源紧缺和环境污染日益严重的

背景下, 提升能源利用效率成为亟需解决的关键问题。随着物联网技术与智慧电网的深度融合, 海量电力数据为分析用户用电行为提供了新途径^[1]。建筑作为主要耗能主体, 其能源消耗占比达社会总能耗的 1/4。其中公共建筑因其规模基

收稿日期: 2025-08-01 修回日期: 2025-08-15

基金项目: 广东省基础与应用基础研究基金项目 (2025A1515011531); 国家自然科学基金项目 (52407075); 澳门特别行政区科学技术发展基金项目 (001/2024/SKL)

数大、用电占比高,展现出可观的负荷调节潜力^[2],同时,因其用能模式稳定成为一种优质的调峰资源。通过构建与调峰潜力相关的公共建筑负荷特征,可为精准评估调峰潜力和优化需求响应策略提供理论依据。

用户负荷特征与环境、地区、政策等因素紧密关联,不同类型用户负荷受多元因素的影响,表现出不同的峰谷特性^[3]。文献[4]通过数据挖掘技术,依据居民用户负荷峰谷特性聚类用能行为模式,构建了全天、峰期、谷期和平期4个时段特征;文献[5]构建了日峰谷差作为居民用户负荷的数值型特征;文献[6]构建了54个时域特征以及24个频域特征,并使用特征筛选方法剔除不重要的特征,减少计算开支;文献[7]按照用餐时间进行时段划分,通过聚类不同时段的负荷峰值解析用户用能行为。

上述研究对居民用户进行了详细的用能行为分析与负荷特征构建。已有研究将上述部分特征构建方法迁移至公共建筑,以分析其负荷特性,评估其调峰潜力;文献[8]构建了公共建筑的日平均负荷、日最大、日最小负荷以及日峰谷差等绝对量特征;文献[9]构建了日负荷率、日峰谷率以及日最大负荷率等相对量比较特征;文献[10]构建了不同时间尺度的负荷预测曲线、负荷聚类预测曲线、单体负荷预测曲线、典型公共建筑负荷场景集曲线以及负荷爬坡曲线等曲线类特征。上述研究综合考虑公共建筑负荷时序特性,构建了多种特征。然而,这些特征主要依据日峰谷差进行构建,针对调峰时段的指标构建尚不完善,无法为精准评估调峰潜力提供全面依据。同时,上述构建指标与公共建筑参与需求响应服务的相关性分析尚不全面。

为此本文针对公共建筑参与调峰服务,构建可拓展到多种公共建筑的需求侧资源特征,并分析所构建特征与调峰潜力的相关性。主要贡献如下:①基于对9种公共建筑在不同典型日下的逐时负荷特性分析,筛选出调峰潜力较高的建筑类型;②提出了4种新型调峰相关特征,分别为峰期最大最小负荷差、峰期负荷标准差、峰期变异系数和峰期负荷系数,并结合传统负荷特征(如日最大负荷、日平均负荷等),构建综合特征集;③考虑不同特征与调峰潜力的线性相关性和非线性相关性,采用皮尔逊相关系数、互信息和随机森林重要性多元特征筛选方法,量化不同特征指标与调峰潜力的相关性,综合评估各特征与调峰潜力的相关性。

1 公共建筑灵活资源

作为需求侧资源的重要对象,公共建筑涵盖商业建筑、酒店建筑、办公建筑、医院、学校等典型场景。这些建筑功能属性与运营模式的差异性导致负荷模式的异质性^[11]。尽管如此,建筑基础供能设备存在共性(例如,照明系统和空调系统),可基于设备调控特性将其划分为刚性负荷与柔性负荷,具体分类如图1所示。

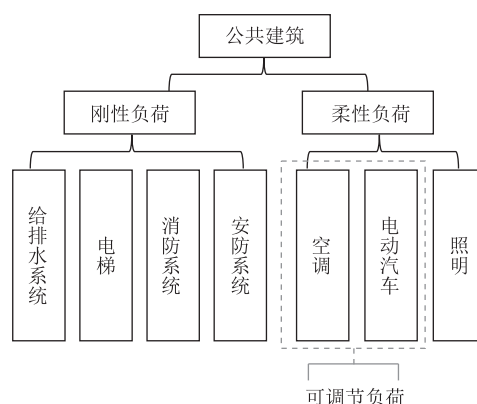


图1 公共建筑负荷分类

Fig. 1 Public building load classifications

刚性负荷属于不可中断型负荷,不可随意调节或关闭,任意供电中断或强制调节可能引发生产安全风险及重大经济损失^[12]。柔性负荷具备需求侧响应潜力,可以通过调节设备的启停或运行模式来达到调控负荷,以公共建筑中的温控类负荷最具代表性,此类设备(例如空调)可通过温度设定值偏移实现功率柔性调节,在保证热惯性约束条件下完成负荷调控^[13]。

2 公共建筑时间尺度特征构建

2.1 公共建筑用电特征指标归纳

公共建筑用电特征用来描述不同时段各用电系统的负荷分布特性。一般可以按照时间分辨率划分为日级特征和时段级特征^[14]。日级特征以24h为周期量化负荷整体特性,包括日负荷率、最大负荷和峰谷差率^[15-16]。时段级特征聚焦某一特定时间段的负荷特征,涵盖峰期负荷、峰期负载率和谷电系数^[17-18]。

此外,也可以按照量纲属性分为相对量特征和绝对量特征。其中相对量特征有日负荷率、日峰谷率和日最大负荷率等,绝对量指标有日均负荷、日最大负荷和日最小负荷和日峰谷差等^[19-20]。

2.2 需求侧资源特征构建

公共建筑负荷具有时空多维度耦合特性,可以综合考虑时间分辨率和量纲属性,将用电特征分为描述类特征和比率类特征。描述类特征主要是用于衡量负荷特性中数量级或绝对值的特征,这些特征通常与负荷大小有关,详见表 1。其中 P_1, P_2, \dots, P_{24} 为每小时负荷均值,这些特征提供了负荷特性的整体概述,可以帮助了解负荷的规模与变化。

表 1 描述类特征
Tab. 1 Descriptive feature indicators

名称	定义	计算公式
日最大负荷	一天内日负荷曲线上最大负荷值	$P_{\max} = \max\{P_1, P_2, \dots, P_{24}\}$
日最小负荷	一天内日负荷曲线上最小负荷值	$P_{\min} = \min\{P_1, P_2, \dots, P_{24}\}$
日平均负荷	各时段负荷平均值	$P_{\text{avg}} = \frac{P_1 + P_2 + \dots + P_{24}}{24}$
日峰谷差	日负荷曲线上最大值与最小值的差	$P_{\max} - P_{\min}$

比率类特征是用来衡量不同负荷特性之间的比例,如表 2 所示。这些指标提供了负荷特性的相对度量,能够比较不同时段、区域的负荷特性。定义峰期时段为负荷值最大负荷 80% 以上的时段或负荷值为平均负荷的 1.35 倍以上的时段^[21-22]。

表 2 比率类特征
Tab. 2 Ratio feature indicators

名称	定义	计算公式
日负荷率	日负荷曲线中平均值与最大值的比值,说明负荷的波动程度	$\frac{P_{\text{avg}}}{P_{\max}}$
峰期负载率	峰期平均负荷与日平均负荷的比值,衡量峰值负荷整体情况	$\frac{P_{\text{peak_avg}}}{P_{\text{avg}}}$
谷期负载率	谷期平均负荷与日平均负荷的比值,衡量谷期负荷整体情况	$\frac{P_{\text{valley_avg}}}{P_{\text{avg}}}$
日峰谷差率	负荷最大值与最小值之差与最大值的比值,衡量一天内负荷变化情况	$\frac{P_{\max} - P_{\min}}{P_{\max}}$
日最大负荷利用时间	一天内用电量与最大负荷的比值,衡量负荷时间利用效率	$\frac{P_{\text{sum}}}{P_{\max}}$

2.3 针对调峰场景的需求侧资源特征构建

为了更全面地描述和分析电力负荷在峰期的特性,本文构造了 4 个新的特征:峰期最大最小负荷差、峰期负荷标准差、峰期变异系数以及峰期负荷系数。这些特征从不同角度反映了负荷在峰期的波

动情况,有助于深入理解峰期负荷的特点和规律。结合描述类特征、比率类特征和新构建的峰期特征,构建了混合时间尺度的公共建筑负荷综合特征集,如图 2 所示。

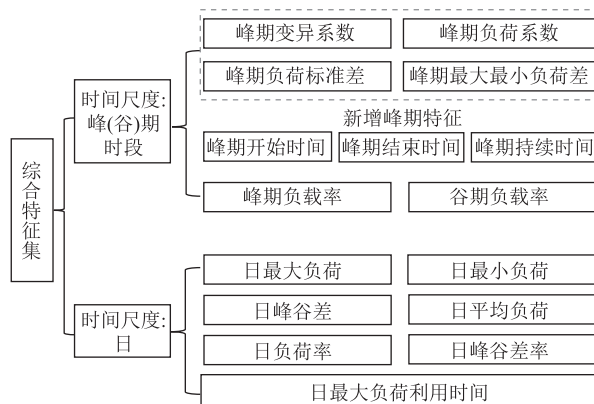


图 2 构建的公共建筑负荷特征

Fig. 2 Constructed public building load features

a)峰期最大最小负荷差。峰期最大最小负荷差是指在确定的峰期时间范围内,负荷最大值与最小值之间的差值,它直观地反映了负荷在峰期内波动幅度的大小。

设峰期内的负荷为 $L_1, L_2, \dots, L_n, L_n$ 为峰期内的每小时负荷均值, n 为峰期持续小时数向上取整的数。此时,峰期最大最小负荷差

$$\Delta L = \max\{L_1, L_2, \dots, L_n\} - \min\{L_1, L_2, \dots, L_n\}. \quad (1)$$

b)峰期负荷标准差。峰期负荷标准差是衡量负荷在峰期内离散程度的特征,反映了负荷波动的剧烈程度。标准差越大,表示负荷在峰期内的波动越大。

设峰期负荷均值为 \bar{L} , 峰期负荷标准差

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (L_i - \bar{L})^2}. \quad (2)$$

c)峰期变异系数。峰期变异系数是在峰期负荷标准差的基础上,消除了负荷大小因素的影响(避免公共建筑功能属性带来的差异),反映负荷的相对波动程度。变异系数越大,表示负荷在峰期内的相对波动越大。

峰期变异系数

$$C_v = \frac{\sigma}{\bar{L}}. \quad (3)$$

d)峰期负荷系数。峰期负荷系数反映了负荷在峰期内的波动范围相对于最大负荷的大小。负荷系数越大,表示负荷在峰期内的波动范围相对越

小, 负荷曲线越平稳。

设峰期最大负荷为 L_{\max} , 峰期负荷系数

$$\alpha = \frac{\bar{L}}{L_{\max}}. \quad (4)$$

3 公共建筑负荷特征筛选

3.1 公共建筑调峰潜力分析

本文以典型建筑真实负荷数据典型日下的建筑负荷为例, 进行了详细分析, 其中展示的负荷曲线均为典型建筑在典型场景下的负荷数据均值, 工作日负荷为连续5个工作日的均值, 节假日负荷为相邻3周周末的负荷均值, 以体现不同场景下典型建筑的负荷特征。

本文共选择办公建筑、旅游建筑、商业建筑和科教文卫建筑4大类中的9栋典型建筑进行详细分析。具体包括: 办公建筑中的政府办公建筑和商业办公建筑, 商业建筑中的大型超市和购物中心, 旅游建筑中的三星级宾馆和四星级宾馆, 科教文卫建筑中的医疗卫生建筑、文化教育建筑以及体育建筑。由于功能、使用时间和空间布局的差异, 各建筑电力负荷密度曲线也呈现出不同特点。

3.1.1 办公建筑

如图3所示, 办公建筑总负荷密度曲线具有“双峰”特征, 夏季负荷密度峰值为 $20 \sim 25 \text{ W/m}^2$, 冬季为 $10 \sim 15 \text{ W/m}^2$ 。空调系统负荷曲线的季节特征明显, 夏季工作日在 09:00—19:00 呈现“平台”状, 负荷密度维持在 $12 \sim 15 \text{ W/m}^2$ 。冬季工作日由于制冷需求下降, 负荷密度普遍低于 2 W/m^2 。不同办公建筑照明插座负荷曲线均相对平稳, 工作日负荷密度在 $6 \sim 10 \text{ W/m}^2$, 节假日略有下降。

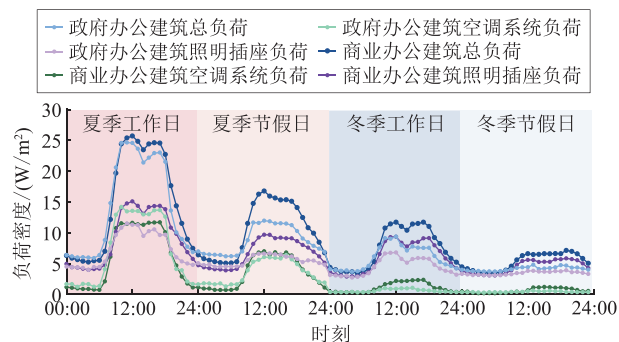


图3 不同办公建筑负荷

Fig. 3 Load profiles of different office buildings

3.1.2 旅游建筑

如图4所示, 旅游建筑总负荷密度曲线的“双峰”特征不明显。其中, 夏季高峰时段负荷远高于

冬季, 三星级宾馆负荷密度峰值可达 27 W/m^2 , 四星级宾馆在 21 W/m^2 左右。空调负荷密度曲线的季节差异显著, 夏季呈现明显的“山峰”状, 高峰时段三星级宾馆可达 9 W/m^2 , 四星级宾馆在 8 W/m^2 左右, 冬季则普遍低于 2 W/m^2 。照明插座负荷密度曲线全年保持高位, 三星级宾馆负荷密度在 $12 \sim 17 \text{ W/m}^2$, 四星级宾馆负荷密度在 $6 \sim 8 \text{ W/m}^2$, 无明显的季节性。

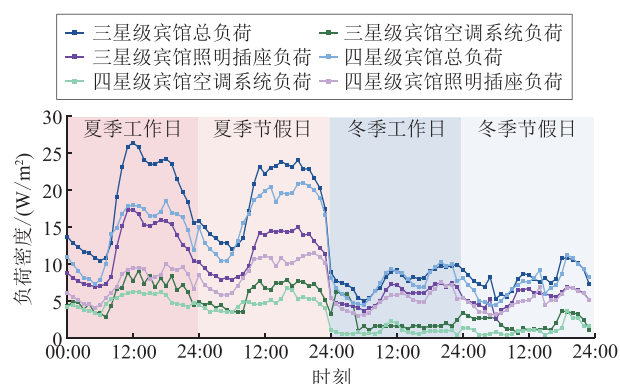


图4 不同旅游建筑负荷

Fig. 4 Load profiles of different tourism buildings

3.1.3 商业建筑

如图5所示, 商业建筑总负荷普遍高于办公建筑, 且节假日负荷高于工作日负荷。夏季节假日负荷密度在高峰时段可达 50 W/m^2 以上, 而冬季近 30 W/m^2 。夏季商业建筑空调负荷密度高峰时段可达 20 W/m^2 以上。照明插座负荷密度曲线是商业建筑的“基础负荷”, 全年保持在较高水平, 购物中心等大型建筑负荷密度峰值可达 20 W/m^2 。

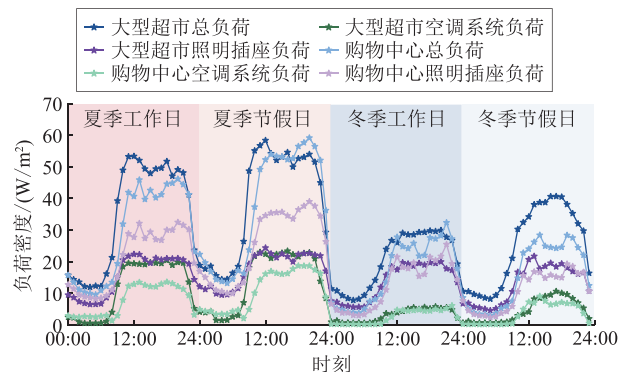


图5 不同商业建筑负荷

Fig. 5 Load profiles of different commercial buildings

3.1.4 科教文卫建筑

如图6所示, 科教文卫建筑的总负荷特征呈现显著的季节性差异, 其负荷密度介于办公建筑与商业建筑之间。但是, 节假日与工作日的负荷强度差异不明

显，反映出其功能使用具有连续性特征。夏季峰值负荷密度区间为 20~30 W/m²，冬季则降至 15~20 W/m²。空调负荷呈现典型季节波动特性：夏季日间形成“山峰”状负荷密度曲线，峰值达 8~12 W/m²；冬季空调负荷密度显著下降，普遍低于 5 W/m²。照明与插座系统作为建筑主要能耗单元，其负荷密度曲线呈现全天候稳定特征，全年维持在 8~15 W/m²，其中文化教育建筑在此项能耗表现尤为突出。

体育建筑则体现短时高负荷特征：瞬时峰值达 35~40 W/m²，但持续时间短，夏季空调负荷呈“尖峰”形态(日负荷率显著高于常规建筑)，大型场馆照明系统瞬时负荷密度可突破 12 W/m²。活动导向型用能模式使其负荷分布与常规作息脱钩，赛事或大型活动的随机性直接导致节假日与工作日常耗无显著区别。

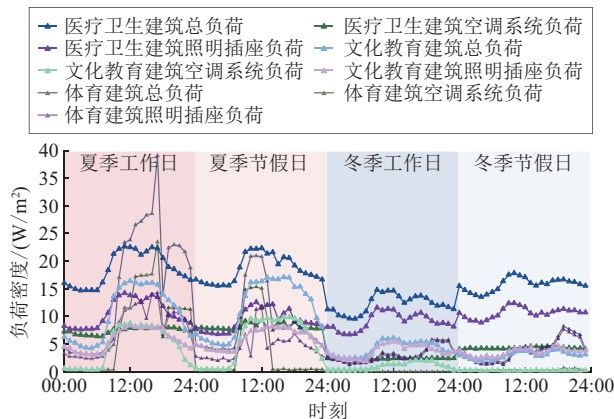


图 6 不同科教文卫建筑负荷
Fig. 6 Load profiles of different educational, cultural, medical, and sports buildings

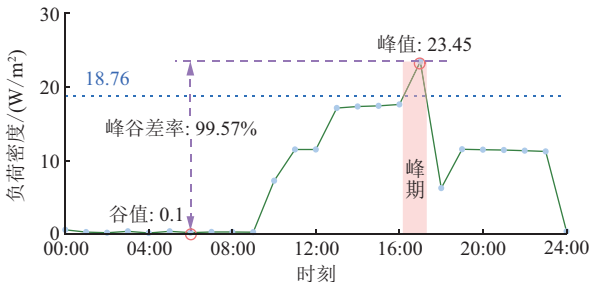
电力负荷激增在夏季高温天气频发，其中增量负荷多为空调制冷用电^[23]。由表 3 可见：在商业办公建筑、政府办公建筑和体育建筑空调负荷占比均大于 50%，调峰潜力可能较高；四星宾馆和医疗卫生建筑空调负荷占比均低于 30%，调峰潜力可能较低；其余建筑空调负荷占比位于 30%~50%之间，调峰潜力可能一般。

表 3 建筑空调负荷特性

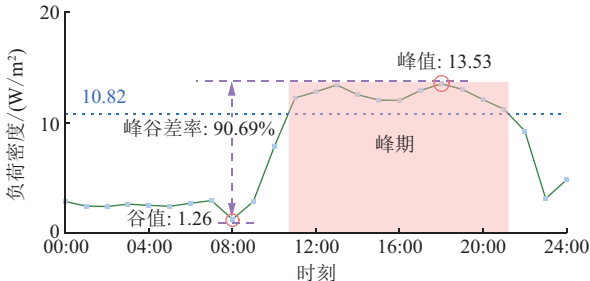
Tab. 3 Air conditioning load profiles of different buildings

建筑名称	夏季工作日空调负荷占比/%	建筑名称	夏季工作日空调负荷占比/%
商业办公建筑	52.43	购物中心	36.43
政府办公建筑	50.98	文化教育建筑	32.82
体育建筑	50.71	四星级宾馆	25.72
三星宾馆	32.68	医疗卫生建筑	29.62
大型超市	33.24		

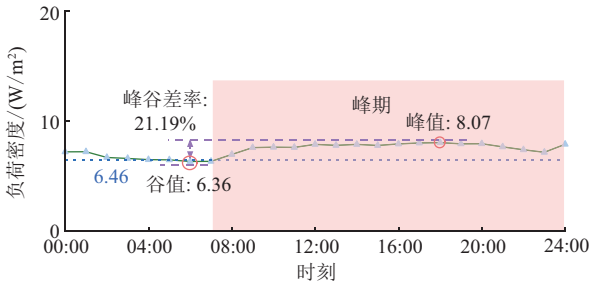
公共楼宇调峰潜力是通过调节楼宇内可中断负荷(例如空调)与可转移负荷(例如储能设备充电时段)，实现与电网日内负荷波动曲线匹配的能力。依据文献[24]所指出的负荷峰谷差率与调峰潜力存在正相关性，结合图 7 所示的体育建筑、购物中心和医疗卫生建筑空调日负荷曲线，做出以下假设：体育建筑空调负荷峰值明显，峰谷差率最大，可能调峰潜力较大；购物中心空调负荷峰谷差率较大，峰期时间较长，可能调峰潜力一般；医疗卫生建筑空调负荷没有明显的峰值特征，整体趋势平缓，因此调峰潜力可能较低。



(a) 夏季工作日体育建筑空调系统负荷特性



(b) 夏季工作日购物中心空调系统负荷特性



(c) 夏季工作日医疗卫生建筑空调系统负荷特性

图 7 夏季工作日不同建筑空调系统负荷特性
Fig. 7 Air conditioning system load features of different buildings on summer workdays

3.2 调峰潜力相关特征筛选方法

为了选取合适有效的特征，需要考虑公共建筑特征指标与调峰潜力之间的关联性。但是由于各种不同特征筛选方法各有利弊，所以本文选择使用一种基于排序的结合方法来筛选特征。

为探究特征指标与调峰潜力之间的线性关联，采用皮尔逊相关系数 $r^{[25]}$ ，

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}. \quad (5)$$

式中: x 为特征; x_i 为第 i 个样本对应的特征指标; y 为调峰潜力; y_i 为第 i 个样本对应的调峰潜力; 热编码分为 0, 1, 2, 其中 0 为潜力最低, 2 为潜力最高; n 为楼宇数量。

其次, 为充分考虑 x 与 y 之间的非线性关系, 引入互信息方法^[20], 具体计算公式为:

$$I(X; Y) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x, y) \log_2 \left(\frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \right). \quad (6)$$

式中: X 为特征指标所构成的集合; Y 为调峰潜力所构成的集合; $p(x, y)$ 是随机变量 X 取 x 且随机变量 Y 取 y 时的联合概率; $p(x)$ 、 $p(y)$ 分别为随机变量 X 取 x 时、随机变量 Y 取 y 时的边缘概率; $I(X; Y)$ 表示随机变量 X 和 Y 之间的互信息, 用于衡量两个随机变量之间的关联程度, 互信息值越大, 则两个变量的关联越紧密。

同时, 采用基尼(Gini)系数作为分类评判特征的随机森林重要性排序方法^[8]。

$$K_{\text{Gini}}(M) = 1 - \sum_{i=1}^C p_i^2. \quad (7)$$

式中: $K_{\text{Gini}}(M)$ 为不纯度; M 为数据集; C 为数据集 M 中的响应潜力类别数; p_i 为在该节点下不同响应潜力类别的样本占样本的比例。

在决策树节点分裂时, 选择使 $K_{\text{Gini}}(M)$ 不纯度减少最多的特征。 $K_{\text{Gini}}(M)$ 减少量

$$\Delta K_{\text{Gini}}(M) = K_{\text{Gini}}(M) - \left(\frac{M_1}{M} K_{\text{Gini}}(M_1) + \frac{M_2}{M} K_{\text{Gini}}(M_2) \right). \quad (8)$$

式中: M_1 和 M_2 分别为数据集 M 分裂后的左右子集。

本文采用随机森林特征重要性、互信息法及皮尔逊系数对 16 个特征与调峰潜力进行了相关性分析, 以期找到影响调峰潜力的高度相关性特征。其中随机森林特征重要性能够基于集成学习算法, 从整体上捕捉不同特征与调峰潜力之间复杂的非线性关系及特征间的交互作用。互信息法则可定量衡量不同特征与调峰潜力的信息共享程度, 不仅能揭示线性关系, 还能有效反映非线性相关性。皮尔逊系数则是一种经典的统计方法, 能直接反映不同特征与调峰潜力间的线性相关强度和方向。通过将这 3 种方法结合使用, 能够从不同维度全面评估不同特征的重要性。

4 案例分析

4.1 调峰潜力验证

为验证所提指标与调峰潜力的相关性, 本节对不同建筑的空调需求响应前后真实功率进行了对比分析。其中体育建筑的峰谷差率为 98.75%, 购物中心的峰谷差率为 78.40%, 医疗卫生建筑的峰谷差率为 48.15%。

由图 8 可知, 科教文卫建筑中的体育建筑响应前后差距较大, 具有更高的调峰潜力; 商业建筑中的购物中心建筑具有中等的调峰潜力; 医疗卫生建筑响应前后功率波动均较为平缓, 调峰潜力较低。

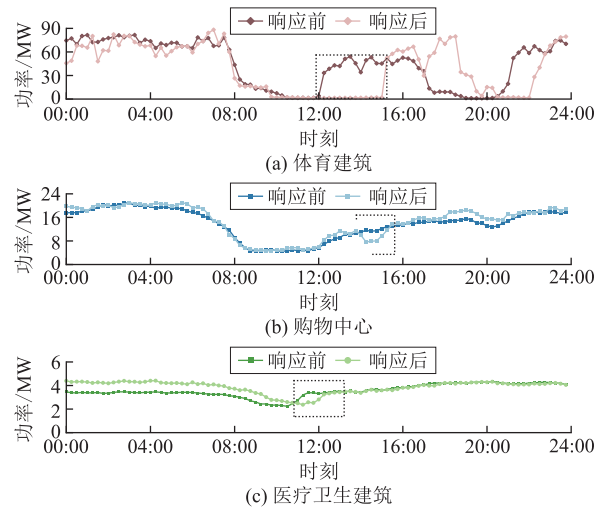


图 8 不同建筑需求响应调峰潜力

Fig. 8 Peak shaving potential for demand response of various building types

4.2 特征分析

本节依据不同公共建筑夏季工作日负荷数据计算构建的综合特征集对应值。进一步采用 3.2 节提到的相关性计算方法, 得到综合排名如表 4 所示, 其中指标排名序列号越大, 证明指标与调峰潜力相关性越高。

从表 4 展示的随机森林特征重要性、互信息法及皮尔逊系数发现: 日最大负荷利用时间、日负荷率、峰期负载率及日峰谷差率在三类方法中均位列前 5 (序号 ≥ 12), 与调峰潜力相关性更大。随机森林模型凸显峰期特征重要性, 峰期负载率、峰期持续时间相关性较高; 互信息法对日级统计特征敏感度最高, 尤其是日最大负荷利用时间和日负荷率, 但存在 5 个特征并列末位的秩次退化现象; 皮尔逊系数法强化线性关联特征, 其独有地将谷期负载率纳入前五, 但对非线性特征 (如峰期持续时间) 评估

显著偏低。值得关注的是，日负荷率在 3 种方法中均保持次高位，一致性最佳；而峰期开始时间在 3 种方法间评价差异显著。

表 4 特征指标排序
Tab. 4 Ranking of feature indicators

特征	随机森林重要性	互信息	皮尔逊系数
日最大负荷	5	1	1
日最小负荷	8	11	9
日平均负荷	2	8	5
日峰谷差	3	6	2
日负荷率	15	15	15
日峰谷差率	12	13	14
峰期负载率	16	14	13
谷期负载率	11	10	12
日最大负荷利用时间	14	16	16
峰期开始时间	6	1	8
峰期结束时间	9	9	11
峰期持续时间	13	12	10
峰期最大最小负荷差	10	7	7
峰期负荷标准差	4	1	4
峰期变异系数	7	1	3
峰期负荷系数	1	1	6

综上所述：可以将日最大负荷利用时间、日负荷率、峰期负载率及日峰谷差率 4 个特征归为调峰高影响特征；随机森林模型对峰期特性敏感性较强，互信息法对日级特征敏感度最高。

5 结论

本研究构建包含峰期和日级的特征指标，提出并定义了 4 个细粒度峰期特征，更完备地描述了决定调峰能力的关键负荷动态属性。同时，建立多元特征筛选方法论：融合信息论(互信息)、统计学(皮尔逊相关)、机器学习(随机森林重要性)，构建多元特征相关性评估体系。该方法论在理论上兼顾了特征与潜力间潜在的线性与非线性的复杂关联，为识别有效的特征提供了一定的理论依据。

在后续工作中将进一步进行包裹式特征选择，优化筛选过程的鲁棒性，并利用可解释人工智能技术深入解析特征贡献机理，完善特征－响应潜力的量化映射。

参考文献：

[1] 朱正国. 5G 背景下物联网技术在智慧城市建设中的应用[J]. 智能城市, 2021, 7(20): 46-47.
ZHU Zhengguo. Applications of IoT technology in smart city construction under the 5G context[J]. Smart City, 2021, 7

(20): 46-47.
[2] 王丽晓, 李嘉琪, 晏二保, 等. 资源聚合型虚拟电厂电-冷-柔耦合需求响应策略[J]. 广东电力, 2024, 37(12): 119-128.
WANG Lixiao, LI Jiaqi, YAN Erbao, et al. Electric cooling and flexibility joint demand response strategies for resources aggregated virtual power plants [J]. Guangdong Electric Power, 2024, 37(12): 119-128.
[3] 袁智勇, 肖泽坤, 于力, 等. 智能电网大数据研究综述[J]. 广东电力, 2021, 34(1): 1-12.
YUAN Zhiyong, XIAO Zekun, YU Li, et al. Research review of big data for smart grid[J]. Guangdong Electric Power, 2021, 34(1): 1-12.
[4] 肖伟栋, 刘耀, 蒋纯冰, 等. 面向源荷互动的建筑-电网数据共享现状与展望[J]. 暖通空调, 2023, 53(12): 76-85.
XIAO Weidong, LIU Yao, JIANG Chunbing, et al. Status and outlook of building-grid data sharing for source-load interaction[J]. HVAC, 2023, 53(12): 76-85.
[5] 严强, 李扬, 樊友杰, 等. 基于加权表决策集成的居民用电行为回归分析[J]. 电网技术, 2021, 45(11): 4435-4446.
YAN Qiang, LI Yang, FAN Youjie, et al. Regression analysis of residential electricity consumption behavior based on weighted voting integrated clustering [J]. Power System Technology, 2021, 45(11): 4435-4446.
[6] 马麟, 梁安琪, 王立永, 等. 公共楼宇可调负荷资源调控技术研究综述[J]. 电测与仪表, 2023, 60(5): 1-10.
MA Lin, LIANG Anqi, WANG Liyong, et al. A review of adjustable load resource regulation technology for public buildings[J]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2023, 60(5): 1-10.
[7] WANG F, LU X, CHANG X, et al. Household profile identification for behavioral demand response: a semi-supervised learning approach using smart meter data [J]. Energy, 2022, 238: 121728.
[8] KAUR R, GABRIJELCIC D. Behavior segmentation of electricity consumption patterns: a cluster analytical approach [J]. Knowledge-based Systems, 2022, 251: 109236.
[9] 张杰, 高广玲, 张智晟. 需求响应参与电力系统调频的模糊控制策略[J]. 广东电力, 2020, 33(3): 64-71.
ZHANG Jie, GAO Guangling, ZHANG Zhisheng. Fuzzy control strategy of demand response participating in power system frequency modulation[J]. Guangdong Electric Power, 2020, 33(3): 64-71.
[10] 王钦, 陈业夫, 蔡新雷, 等. 考虑柔性负荷和阶梯型碳交易的低碳经济优化调度策略[J]. 广东电力, 2024, 37(1): 76-85.
WANG Qin, CHEN Yefu, CAI Xinlei, et al. Optimization scheduling strategy for low-carbon economy considering flexible loads and tiered carbon trading [J]. Guangdong Electric Power, 2024, 37(1): 76-85.
[11] 李以通, 李晓萍, 邱兰兰. 公共建筑运行能耗特征分析及能耗指标[J]. 建筑科学, 2021, 49(9): 31-34.
LI Yitong, LI Xiaoping, QIU Lanlan. Operation energy consumption characteristics and energy consumption index of

- public buildings [J]. Building Science, 2021, 49(9): 31-34.
- [12] 漆淘懿, 惠红勋, 叶承晋, 等. 建筑虚拟电厂参与需求响应市场的报量报价机制设计[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(18): 14-24.
- QI Taoyi, HUI Hongxun, YE Chengjin, et al. Bidding mechanism design for building virtual power plant to participate in demand response markets[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(18): 14-24.
- [13] 程杉, 陈诺, 徐建宇, 等. 考虑综合需求响应的楼宇综合能源系统能量管理优化[J]. 电力工程技术, 2023, 42(2): 40-47, 57.
- CHENG Shan, CHEN Nuo, XU Jianyu, et al. Optimization of energy management for integrated energy systems in buildings considering integrated demand response [J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(2): 40-47, 57.
- [14] 吴昀炯, 赵健, 宣羿, 等. 基于多维负荷特性挖掘的电力特殊用户用电行为分析[J]. 电力建设, 2024, 45(3): 116-125.
- WU Yuntong, ZHAO Jian, XUAN Yi, et al. Analysis of power consumption behavior of special users based on multidimensional load characteristic mining [J]. Power Construction, 2024, 45(3): 116-125.
- [15] 万伟, 刘红旗, 杜单单, 等. 考虑负荷季节特性的电力用户用电行为画像[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2023, 28(3): 45-55.
- WAN Wei, LIU Hongqi, DU Shandan, et al. Portrait of power consumers' electricity consumption behavior considering the seasonal characteristics of load[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2023, 28(3): 45-55.
- [16] 郑心仕, 梁寿愚, 苏晓, 等. 基于贝叶斯方法与可解释机器学习的负荷特性分析与预测[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(13): 56-68.
- ZHENG Xinshi, LIANG Shouyu, SU Xiao, et al. Characteristic analysis and load forecasting based on Bayesian method and interpretable machine learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(13): 56-68.
- [17] 郭兵. 电力需求侧管理下负荷优化管理研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2015.
- [18] 吴昭. 面向智能用电的非侵入式负荷分解关键技术研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2022.
- [19] 奚源, 孟庆龙, 李泽阳, 等. 考虑温度再设的暖通空调电力需求响应策略研究[J]. 电力需求侧管理, 2024, 26(2): 55-61.
- XI Yuan, MENG Qinglong, LI Zeyang, et al. Research on HVAC demand response strategy based on temperature resetting[J]. Power Demand Side Management, 2024, 26(2): 55-61.
- [20] 樊丽丽. 基于温度再设的 HVAC 需求响应控制策略研究[D]. 西安: 长安大学, 2020.
- [21] 段梅梅, 程含渺, 方凯杰, 等. 面向源-荷一体化布局的负荷侧资源响应潜力感知方法[J]. 广东电力, 2024, 37(11): 36-46.
- DUAN Meimei, CHENG Hanmiao, FANG Kaijie, et al. Load response resource potential assessment method for source-load integration system layout[J]. Guangdong Electric Power, 2024, 37(11): 36-46.
- [22] 需求响应监测与评价导则: GB/T 32127—2024[S]. 北京: 中国标准出版社, 2024.
- [23] 王洁, 曲晓黎, 尤琦, 等. 夏季日峰降温电力负荷预测灰色模型及其应用[J]. 气象, 2024, 50(1): 95-102.
- WANG Jie, QU Xiaoli, YOU Qi, et al. A grey model for power load prediction of summer peak cooling and its application [J]. Meteorological Monthly, 2024, 50(1): 95-102.
- [24] 陶岩, 睢媛媛, 南钰, 等. 工业用户中断和错时可调节潜力评估指标体系构建[J]. 电工技术, 2025(2): 213-215.
- TAO Yan, SUI Yuanyuan, NAN Yu, et al. Evaluation index system construction of interruption and time-shift adjustment potential for industrial users [J]. Electrical Technology, 2025(2): 213-215.
- [25] 王康, 龚文杰, 段晓燕, 等. 基于 PSO 算法优化 GRU 神经网络的短期负荷预测[J]. 广东电力, 2020, 33(4): 90-96.
- WANG Kang, GONG Wenjie, DUAN Xiaoyan, et al. Short-term load forecasting model of power system based on PSO algorithm to optimize GRU neural network [J]. Guangdong Electric Power, 2020, 33(4): 90-96.

项目简介:

申请单位 澳门大学

项目名称 粤港澳大湾区高密度建筑空调负荷在高温热微气象下的能耗特性分析与响应容量配置

项目概述 研究空调废热在城市空间中的扩散过程, 量化城市微气象与建筑空调负荷的交互影响。

主要创新点 在“模型构建-影响分析-容量配置”的统一框架下, 通过分析高温热城市典型街区结构与建筑用能特征, 建立微气象与建筑空调负荷的热量模型; 研究空调废热在城市空间中的扩散过程, 量化城市微气象与建筑空调负荷的交互影响; 进而提出多类型建筑群可调节边界计算方法, 提出缓解微气象-空调负荷交互影响的响应容量配置方法, 推进城市环境、电网和空调负荷三方友好互动。

作者简介:

蒋思宇(1998), 女, 新疆伊犁人, 博士, 主要研究方向为灵活负荷资源的画像, E-mail: sy_jiang@connect.um.edu.mo.

惠红勋(1992), 通讯作者, 男, 河北邯郸人, 助理教授, 博士生导师, 博士, 主要研究方向为灵活负荷资源的画像、建模、优化和市场策略, E-mail: hongxunhui@um.edu.mo.

解戴旭(2000), 男, 广东深圳人, 硕士, 主要研究方向为灵活负荷资源调控, E-mail: mc25176@um.edu.mo.

陈烨(1994), 男, 安徽马鞍山人, 硕士, 主要研究方向为电网大数据分析和人工智能技术研究与应, E-mail: joey_chenye@foxmail.com.

(编辑 叶飞雅)