

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.211703

基于温控负荷变化特性的冷负荷启动参数量化及应用研究

王敏¹, 凡宗胤¹, 陈媛¹, 于子暄¹, 周健², 时珊珊²

(1. 河海大学能源与电气学院, 江苏 南京 211100; 2. 国网上海市电力公司电力科学研究院, 上海 200437)

摘要: 通常, 在发生大停电事故后, 由于负荷多样性的丧失, 温控负荷在恢复供电的短时间内会出现负荷需求量激增, 这会导致负荷恢复缓慢甚至造成二次停电, 该现象称为冷负荷启动。因此, 准确提取温控负荷并对冷负荷启动参数进行量化分析具有一定的实际意义。首先, 利用负荷分解得到的春季和秋季的非温控负荷作为全年的基准负荷, 再从夏季负荷中提取出温控负荷。该方法相较于现有的温控负荷提取方法, 提取结果更加准确。另外, 为了探究负荷与温度的深层次关系, 除了分解负荷外, 还对温度进行了分解。其次, 根据提取出的温控负荷, 采用蒙特卡洛抽样法, 以空调为例分析了停电时间和环境温度对冷负荷启动的影响。最后, 基于 PJM 电力市场的负荷温度数据和 IEEE33 节点系统算例, 验证了所提温控负荷提取方法和对冷负荷启动参数量化分析的有效性和准确性。

关键词: 温控负荷; 冷负荷启动; 经验模态分解; 蒙特卡洛抽样; 负荷恢复

Quantification and application of cold load pick-up parameters based on temperature-controlled load variation characteristics

WANG Min¹, FAN Zongyin¹, CHEN Yuan¹, YU Zixuan¹, ZHOU Jian², SHI Shanshan²

(1. College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China; 2. Electric Power Research Institute of State Grid Shanghai Electric Power Company, Shanghai 200437, China)

Abstract: Generally, after a power outage, because of the loss of load diversity, the temperature-controlled load will experience a surge in load demand within a short period of time when the power supply is restored. This will lead to slow load recovery and even secondary power outages. This kind of phenomenon is called cold load pick-up. Therefore, it has certain practical significance to accurately extract the temperature-controlled load and analyze the influencing factors of the cold load pick-up. First, in this paper, the non-temperature-controlled loads in spring and autumn obtained by load decomposition are used as the reference load for the whole year. Then we strip the temperature-controlled load from the summer load. Compared with the existing methods, the method in this paper has more accurate extraction results. At the same time, to explore the deep-level relationship between load and temperature, in addition to decomposing load, this paper also decomposes temperature. According to the extracted temperature-controlled load, we use the Monte Carlo sampling method, taking an air conditioner as an example, to analyze the influence of the power outage time and ambient temperature on the cold load pick-up. Finally, through the load and temperature data of the PJM power market and the IEEE33 node system, the validity and accuracy of the extraction method of temperature-controlled load and the analysis of the influencing factors of cold load pick-up proposed in this paper are verified.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51777058).

Key words: temperature-controlled load; cold load pick-up; empirical mode decomposition; Monte Carlo sampling; load recovery

0 引言

随着经济社会的发展和水平的提高, 夏季

降温负荷、冬季取暖负荷等受环境温度影响较大的温控负荷在城市总负荷中占比日益加大, 导致负荷随温度变化的特性愈加明显。但是近年来全球气温变化日趋复杂, 温度的随机性和波动性加剧, 使得负荷中的温度负荷更加难以跟踪和提取。温控负荷受温度影响较大, 随着温度的变化, 温控负荷总量

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51777058); 国网上海市电力有限公司科技项目资助(52094021000Q)

也会发生变化。但目前计算负荷量时,不会单独计算温控负荷,只计算总负荷。因此,如果想知道温控负荷的量,需要从总负荷中提取温控负荷。目前,温控负荷提取的方法主要分为两大类:基于调查采样的推算方法和基于电网负荷曲线的估算方法,而前者由于收集数据的工作量较大不易实现,因此较多的研究主要关注于如何从负荷曲线中准确提取出温控负荷。文献[1]通过最大负荷比较法推算温控负荷,其基本思路是比较有降温负荷时最大负荷与无降温负荷时最大负荷,确定最大降温负荷;文献[2-3]提出用基准负荷比较法提取温控负荷,以春季和秋季的工作日负荷曲线平均值为基础,夏季每天的负荷曲线与该基础曲线的差值就是当天的空调负荷曲线;文献[4]考虑到夏季基准负荷会随经济发展增加,提出采用灰色系统模型预测电网夏季的基准负荷曲线,进而准确剥离出夏季的温控负荷曲线;文献[5]提出采用生长曲线描述基础负荷的增长变化,在此基础上用 Logistic 曲线得出相同年份下的夏季负荷变化,剔除基准负荷即为温控负荷。

通过上述分析可以发现,在目前温控负荷提取的研究中主要会选择春秋两季的平均负荷作为基准负荷,进而提取温控负荷或直接分解夏季负荷提取温控负荷,但是上述两种方法提取出的温控负荷与温度的相关性不高,因此与实际情况有一定的偏差。

通常,在发生大停电事故后^[6],由于负荷多样性的丧失^[7],温控负荷在供电恢复后短时间内会出现负荷量激增的情况,导致负载缓慢恢复甚至二次停电。这种当馈线开关闭合时发生负荷量激增的情况,称为冷负荷启动^[8]。为了避免负荷恢复的缓慢和二次停电,需要对正常情况下的温控负荷提取以及发生大停电事故后由于温控负荷导致的冷负荷启动进行研究。

文献[9]考虑了冷负荷启动对停电事故后系统恢复的影响;文献[10]分析了冷负荷启动对配电网可靠性评估的影响。但上述文献侧重于对冷负荷启动影响的分析,并未对冷负荷启动的模型进行深入分析。文献[11]以空调和热泵为例,利用多状态负荷模型,对冷负荷启动时的峰值功率和持续时间进行了评估,但是构建的空调模型比较简单,没有考虑比较常见的变频空调;文献[12-13]分析了不同停电时间对冷负荷启动峰值功率的影响,但是没有考虑在不同的环境温度下,不同的温控负荷占比也会对冷负荷启动峰值功率产生影响。

综上所述,为了解决目前研究中存在的问题,本文提出了一种温控负荷提取的方法,对冷负荷启动参数进行量化分析并进行了应用研究。首先,将

从春秋两季总负荷中提取的非温控负荷作为基准负荷,与选择春秋两季平均负荷作为基准负荷或直接分解夏季负荷提取温控负荷相比,本文方法更准确;其次,由于温度具有随时间周期性变化的特点,为了研究负荷与温度的深层次关系,本文不仅对负荷进行了分解,还对温度进行了分解。通过计算负荷分量与温度分量的相关系数,得到与温度相关性较高的负荷分量,本文认为是温控负荷。另外,本文在传统定频空调模型的基础上构建了变频空调模型。以空调系统的实际物理模型为例,采用蒙特卡洛模拟方法模拟冷负荷启动。通过设置不同的停电时间,研究了停电时间与冷负荷启动峰值功率的关系;根据提取的不同环境温度下的温控负荷比例,研究环境温度与冷负荷启动峰值功率的关系。最后,以 IEEE33 节点系统为例,计算了考虑冷负荷启动时所需要的最大负荷恢复量,验证了对冷负荷启动参数量化分析的正确性。

1 基于 CEEMDAN 的负荷分解

经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)是由 N. E. Huang 在 1998 年提出的一种新型自适应信号时频处理方法^[14]。Huang 在 2009 年又提出了集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)来解决 EMD 方法中存在的模态混叠问题^[15]。目前,EMD 和 EEMD 已经在电价^[16-17]、油价^[18]、天然气消耗^[19]和风光电源出力^[20-21]等领域得到大量应用。

近年来,部分研究人员发现 EEMD 方法存在分解效率低和噪声难以完全消除的问题,因此文献[22]提出了完全集合经验模态分解(complete EEMD with adaptive noise, CEEMDAN)来解决这些问题。文献[23-25]均运用 CEEMDAN 对电力负荷进行分解以减小负荷的非线性和波动性,且均证明了 CEEMDAN 在负荷分解方面相较于 EMD 和 EEMD 的优势。

1.1 EMD 基本原理

EMD 可以将信号分解为多个本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)及余项。任何数据都包含振荡的不同简单内部模态,而每个线性或非线性的内部模态,都代表了简单的振荡。在任意时刻,数据会有许多不同相互共存的振荡模态,每个都与其他相互叠加,其结果是原始数据。在处理非线性非平稳过程中,分解是必不可少的,通过分解算法可以获得基于数据产生的基函数。这些基函数都可以通过 IMF 表示。生成 IMF 需要满足的条件为^[26]:

(1) 在整个数据时间序列中, 极值点数目与过零点数目最多相差 1; (2) 在任意一点上, 极大值包络线与极小值包络线的均值等于 0。运用 EMD 对信号时间序列进行分解的具体步骤如下。

1) 确定原始信号 x 的局部极大值点和局部极小值点。

2) 连接所有局部极大值和局部极小值, 形成上、下包络线, 进而求出均值包络线 m_1 。

3) 判断 $h_1 = x - m_1$ 是否满足 IMF 的条件。如果满足条件, 则 $c_1 = h_1$ 为第 1 个 IMF; 如果不满足条件, 则将 h_1 当作原始信号, 重复以上步骤 k 次, 使 h_{1k} 满足 IMF 的条件, 记 $c_1 = h_{1k}$ 为原始信号的第 1 个 IMF。

4) 将第 1 个 IMF 从原始信号中分离出来, 将此时的余项当作原始信号。

5) 重复步骤 1)—步骤 4) 得到 L 个 IMF, 当余项 r 满足终止条件, 不能再从中提取满足 IMF 的分量时, 分解过程结束。

最终, 原始信号可被表示为 IMF 和余项 r 的和, 即

$$x = \sum_{j=1}^L c_j + r \quad (1)$$

1.2 CEEMDAN 基本原理

针对 EEMD 白噪声残留较大导致筛分次数增加、分解失败以及计算效率不高等问题, CEEMDAN 在原始信号中通过加入自适应白噪声的方法来克服 EMD 及 EEMD 的缺点, 该方法的具体步骤如下。

1) 设原始信号加入白噪声后的重构信号表示为 $x(i) = x + \beta_0 n(i)$, 其中, β_0 为噪声相对于原始信号的信噪比, $n(i)$ 为高斯白噪声, i 为原始信号加入噪声并进行 EMD 分解的次数, $i = 1, 2, L, N$ 。定义 $E_j(\cdot)$ 为经过 EMD 分解得到第 j 个模态的过程, $j = 1, 2, L, L$, 则第 1 个 IMF 的表达式为

$$\bar{c}_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_1(x(i)) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N c_1(i) \quad (2)$$

第 1 次分解后的余项表示为

$$r_1 = x - \bar{c}_1 \quad (3)$$

2) 计算第 2 个 IMF 时的待分解信号为 $r_1 + \beta_1 E_1(n(i))$, 则第 2 个 IMF 为

$$\bar{c}_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_1(r_1 + \beta_1 E_1(n(i))) \quad (4)$$

第 2 次分解后的余项表示为

$$r_2 = r_1 - \bar{c}_2 \quad (5)$$

3) 重复步骤 2), 求出第 $j+1$ 个 IMF 为

$$\bar{c}_{j+1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_1(r_j + \beta_j E_j(n(i))) \quad (6)$$

则原始信号可以表示为各 IMF 和余项 r 的和。

$$x = \sum_{j=1}^L \bar{c}_j + r_n \quad (7)$$

2 基于 CEEMDAN 的温控负荷提取

目前, 温控负荷无法做到对所有用户进行精确统计, 因此这部分负荷只能通过电网每天的负荷数据进行模拟测算。不同季节的日负荷曲线走势相似, 只是在不同季节负荷的基数有一定差别, 例如春秋两季的气温条件极为相似, 对应的日负荷曲线上两个季节的负荷走势基本相同; 相反, 夏季和冬季由于气温过高或者过低导致温控负荷大量投入运行, 从而造成了日负荷基数的抬升^[27]。本文以空调为例, 分析温控负荷在不同季节下的运行状况差异, 从负荷曲线出发, 通过春季负荷和秋季负荷得出基本不变的非温控负荷, 以此作为基准负荷, 从夏季负荷中剔除该部分基准负荷, 最终提取的负荷数据作为本文详细分析的温控负荷。

文献[28]通过分析历史负荷与气象数据, 认为春季 3—5 月和秋季 9—11 月可作为无温控负荷的基准值代表月。同时, 非温控负荷基准负荷曲线的确定需要考虑到负荷本身会有一定的增长, 对求得的春季和秋季基准负荷曲线取平均值消除负荷增长的影响。因此, 本文对春季 4 月和秋季 10 月中分解后得到的非温控负荷取平均值, 用作夏季提取温控负荷的基准负荷^[29]。

基于上述分析, 对于温控负荷的提取, 本文根据文献[30]利用经验模态分解处理负荷的策略, 引入 CEEMDAN 算法对春秋季节负荷曲线进行分解, 提取出与温度相关性高的分量, 将其从春秋季节负荷中剔除, 得出非温控负荷的基准值。

具体温控负荷提取步骤如图 1 所示。

3 空调负荷模型

3.1 空调房间的热力学模型

目前, 空调房间的热力学模型中较为常见的是等效热参数模型 (equivalent thermal parameters, ETP)。该模型主要描述空调房间在室内外冷热源的共同作用下室内温度的变化, 其一阶微分方程如式(8)所示。

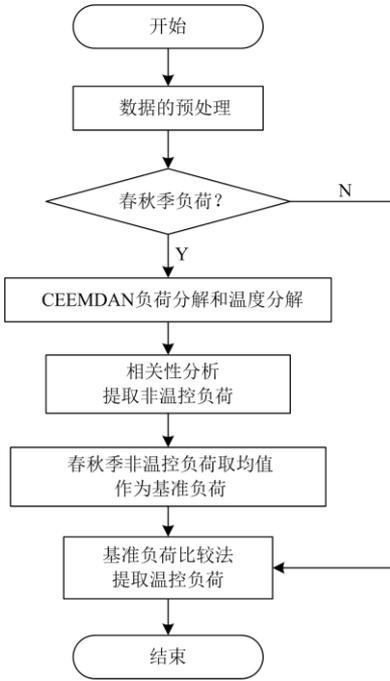


图1 温控负荷提取流程

Fig. 1 Temperature-controlled load extraction process

$$\frac{dT_{in}(t)}{dt} = -\frac{1}{RC}T_{in}(t) + \frac{T_{out}(t)}{RC} + \frac{Q_{AC}(t)}{RC} \quad (8)$$

式中: $T_{in}(t)$ 为 t 时刻室内温度; $T_{out}(t)$ 为 t 时刻室外温度; R 为等效热阻; C 为室内气体的热容; $Q_{AC}(t)$ 为 t 时刻空调制冷量。

取一段时间间隔 Δt , 若 $T_{out}(t)$ 在 $[t, t + \Delta t]$ 时间内保持不变, 以 $T_{in}(t)$ 为初值求解式(8), 可得 $t + \Delta t$ 时刻的室内温度为

$$T_{in}(t + \Delta t) = T_{out}(t) - Q_{AC}(t) \cdot R - [T_{out}(t) - Q_{AC}(t) \cdot R - T_{in}(t)] \cdot e^{-\frac{\Delta t}{RC}} \quad (9)$$

3.2 定频空调

目前, 市场上常见的分体式空调主要分为定频空调和变频空调两大类。其中, 定频空调在正常运行时, 其内部的温度控制器会根据室外温度 T_{out} 与用户设定温度 T_{set} 之间的差值, 对空调压缩机进行周期性的启停, 从而将室温维持在某一阈值范围内。当空调压缩机正常运行向室内供冷时, 室温 T_{in} 不断下降, 降至温度下限 T_{min} 时, 压缩机停止运转; 之后由于室内外温差的传热作用等, 导致室温不断上升, 当室温 T_{in} 上升至 T_{max} 时, 压缩机重新运行, 继续向室内供冷, 室温 T_{in} 再次下降, 如此循环。设 δ 为温度控制器的控制精度参数, 用来反映定频空调的实际温度控制偏差, 则温度上下限 T_{max} 、 T_{min}

分别为 $T_{set} + \delta$ 、 $T_{set} - \delta$ 。

压缩机启停状态 S 与室温之间的关系可表示为

$$S(t + \Delta t) = \begin{cases} 1, & T_{in}(t + \Delta t) \geq T_{max} \\ 0, & T_{in}(t + \Delta t) \leq T_{min} \\ S(t), & T_{min} < T_{in}(t + \Delta t) < T_{max} \end{cases} \quad (10)$$

式中, T_{max} 和 T_{min} 分别为空调内部温度传感器工作的上、下限温度。

根据式(10), 取 T_{set} 为 24°C , 初始室温 T_{in} 为 30°C , $\delta=1$, 进行定频空调工作特性仿真分析, 如图2所示。

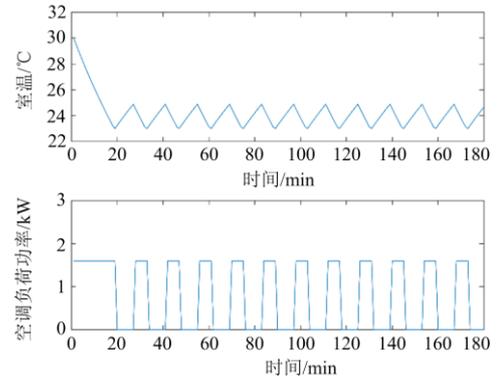


图2 定频空调工作特性

Fig. 2 Working characteristics of fixed frequency air conditioner

3.3 变频空调

根据2020年度中国空调产业市场调查结果^[31], 自2011年以来, 变频空调在国内空调市场中的占比持续走高, 2020年变频空调在行业总出货量中的比重达到了71.94%, 故对变频空调模型的研究也变得尤为重要。

相较于定频空调, 变频空调是通过改变压缩机供电频率、调节压缩机的转速实现室温的控制。由于不存在压缩机的频繁启停, 故变频空调的能耗较少、噪音低、舒适度高。

根据文献[32-33], 变频空调的压缩机频率与电功率关系如式(11)所示, 频率与制冷量的关系如式(12)所示。

$$P = n \cdot f + m \quad (11)$$

$$Q = a \cdot f^2 + b \cdot f + c \quad (12)$$

式中: P 、 Q 分别为空调机组的电功率和制冷量; f 为变频空调压缩机的频率; n 、 m 、 a 、 b 、 c 为函数的常系数, 取值随着空调类型的不同而改变。

变频空调的制冷原理与前文介绍的定频空调类似, 只是用压缩机频率的变化代替了压缩机的频

繁启停, 假设变频空调压缩机频率在 $[f_{\min}, f_{\max}]$ 内变化, 压缩机启停状态与室温之间的关系可表示为

$$f(t + \Delta t) = \begin{cases} f_{\max}, & T_{\text{in}}(t + \Delta t) \geq T_{\max} \\ f_{\min}, & T_{\text{in}}(t + \Delta t) \leq T_{\min} \\ f(t) + k \cdot \Delta t, & T_{\min} < T_{\text{in}}(t + \Delta t) < T_{\max} \end{cases} \quad (13)$$

式中: f_{\max} 和 f_{\min} 分别为压缩机频率的上、下限; k 为常数, 与变频空调类型有关。

根据式(13), 取 T_{set} 为 $24\text{ }^{\circ}\text{C}$, 初始室温 T_{in} 为 $30\text{ }^{\circ}\text{C}$, $\delta = 1$, 进行变频空调工作特性仿真分析, 如图 3 所示。

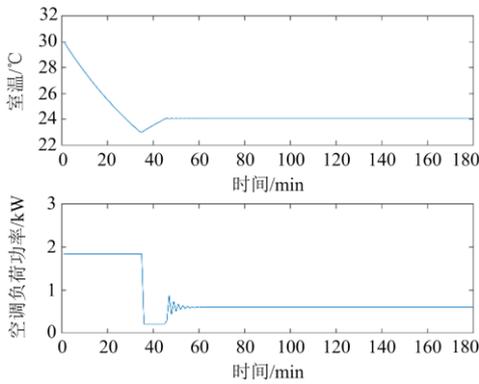


图 3 变频空调工作特性

Fig. 3 Working characteristics of inverter air conditioner

4 基于蒙特卡洛法的空调负荷模拟

根据 3.2 节和 3.3 节建立的定频和变频空调模型, 研究不同空调类型的空调负荷功率之和, 计算公式为

$$P_{\Sigma} = \sum_{i=0}^{N_1} P_{1,i} + \sum_{j=0}^{N_2} P_{1,j} \quad (14)$$

式中: N_1 、 N_2 分别为定频和变频空调的样本数; $P_{1,i}$ 、 $P_{1,j}$ 分别为定频和变频空调的功率; P_{Σ} 为空调负荷总功率。

根据以上空调负荷模拟模型, 利用蒙特卡洛方法抽取每个空调样本的参数进行模拟仿真, 具体步骤如图 4 所示。

5 算例分析

5.1 温控负荷提取

算例使用的数据来自 PJM 电力市场统计的美国华盛顿地区 2019 年全年的温度和负荷数据。数据分析之前, 首先对待分析的小时负荷数据进行预处理, 剔除不正常的的数据。正常情况下, 相邻两个负荷点的数据较为接近, 即历史负荷曲线是平滑连续

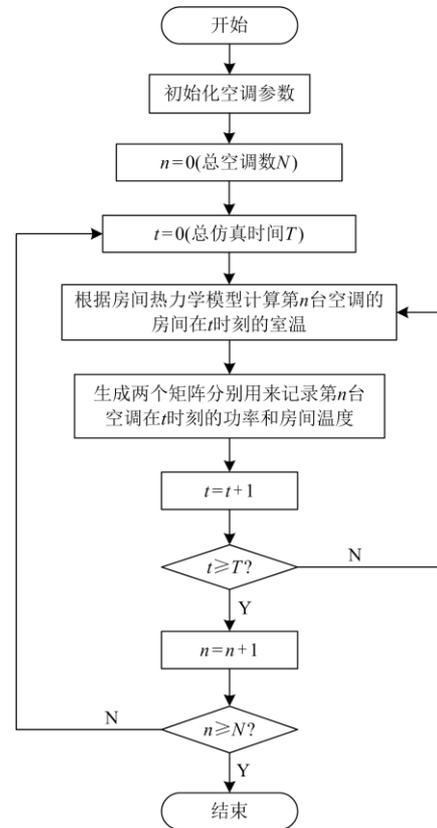


图 4 基于蒙特卡洛法的空调负荷模拟流程图
Fig. 4 Flow chart of air conditioner load simulation based on Monte Carlo method

的。在对数据进行预处理的过程中, 若存在相邻两点的数值差值相对过大, 超过所设定的误差阈值范围, 则认为是异常负荷数据。对于筛选出来的异常数据或者缺失数据采用相邻日同一时刻的平均值代替, 保证数据的完整平稳。本文只以夏季为例提取温控负荷, 冬季的情况与夏季类似。

以秋季为例, 对负荷进行分解, 同时考虑到如果只对负荷进行分解, 无法对负荷和温度的细节变化以及相关性作出更精确的分析, 尤其温度本身就具有多周期的变化规律。因此, 通过求解负荷各模态组合与温度各模态组合的相关系数, 挖掘负荷与温度之间的深层次关系。分解结果如图 5 和图 6 所示, 其中横坐标代表时间, 单位为 h, 由于选择的时间长度为秋季中的一个, 因此共有 720 h; 纵坐标代表根据原始数据分解得到的本征模态函数 IMF 和一个余项^[34]。

根据图 5 和图 6 的分解结果, 引入 Pearson 相关系数来判断负荷分量与温度分量之间的关系, 由于组合结果较多, 本算例只展示相关性最高的前 10 个结果, 具体数据如表 1 所示。

从表 1 的数据可以发现, 负荷模态分量 IMF2、IMF4 是与温度模态分量相关性最高的分量, 本文认为 IMF2、IMF4 分量即是温控负荷, 由于负荷值为正值, 对于小于零的部分认为此时无温控负荷。剔除这两个分量后得到的非温控负荷曲线如图 7 所示。

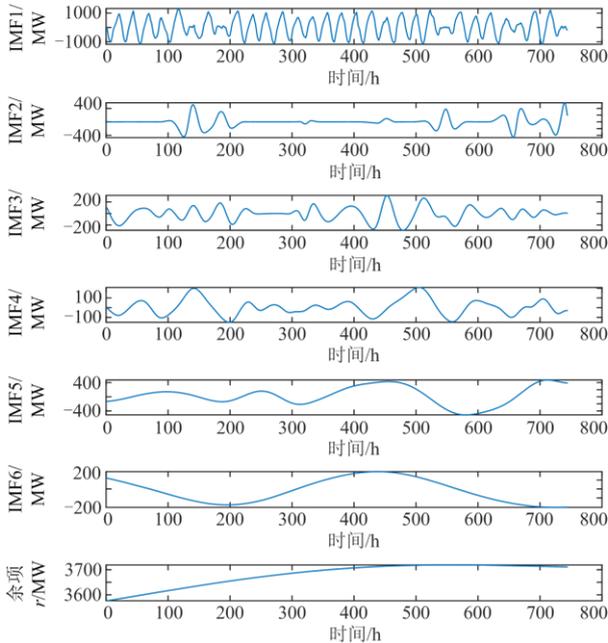


图 5 基于 CEEMDAN 的负荷分解序列

Fig. 5 Load decomposition sequence based on CEEMDAN

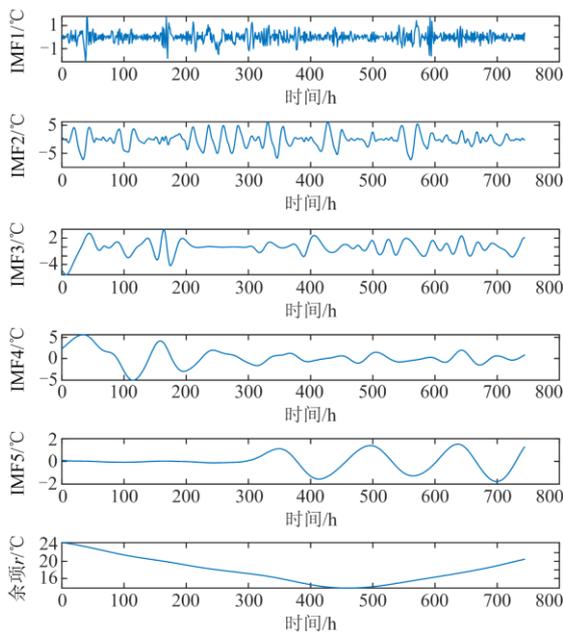


图 6 基于 CEEMDAN 的温度分解序列

Fig. 6 Temperature decomposition sequence based on CEEMDAN

表 1 组合后的相关性结果

序号	负荷模态组合	温度模态组合	相关性系数
1	IMF4	IMF2、IMF3	0.8464
2	IMF2、IMF4	IMF2、IMF3	0.8105
3	IMF4	IMF2、IMF3	0.8098
4	IMF4	IMF2、IMF3、IMF5	0.7882
5	IMF2、IMF4	IMF3	0.7694
6	IMF2、IMF4	IMF2	0.7465
7	IMF2、IMF4	IMF3、IMF5	0.7318
8	IMF2、IMF4	IMF2、IMF5	0.7216
9	IMF2	IMF2、IMF3	0.7184
10	IMF1、IMF2、IMF4	IMF2、IMF3	0.7126

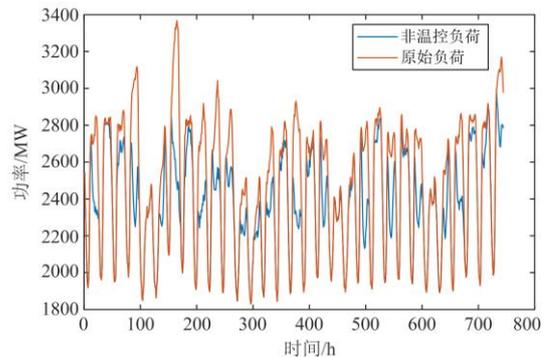


图 7 非温控负荷曲线

Fig. 7 Non-temperature-controlled load curve

从图 7 可以得出秋季非温控负荷的变化曲线, 同样的提取策略可以得出春季的非温控负荷曲线, 本文不再叙述。对春秋非温控负荷曲线求平均得到非温控负荷的基准曲线, 以此提取夏季的温控负荷。

基于上述温控负荷的提取方法, 为了详细分析夏季温控负荷数据, 从夏季的日负荷曲线上剔除基准负荷, 提取出温控负荷, 进而得出温控负荷在不同温度下占总负荷的比例, 具体负荷占比关系如图 8 所示。

对图 8 中不同温度下温控负荷比例求均值, 具体如表 2 所示。

根据表 2 的结果可以看出, 不同温度下, 温控负荷占比有着较大的差距, 同时随着温度的上升温控负荷的占比逐渐升高。由于不同温度下温控负荷占比不同, 因此后续对影响冷负荷启动因素的研究中, 需要考虑当停电发生时不同环境温度对冷负荷启动的影响。

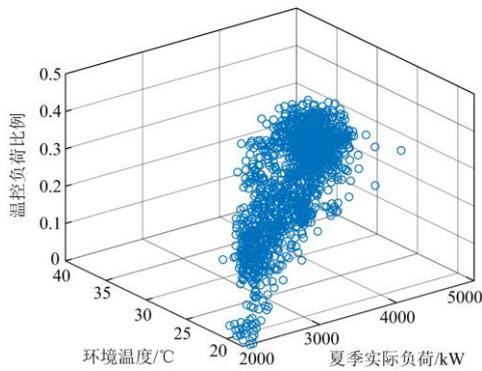


图 8 不同温度下温控负荷占比总负荷的比例

Fig. 8 Ratio of temperature-controlled load to total load at different temperatures

表 2 夏季不同温度下温控负荷占比

Table 2 Percentage of temperature-controlled load at different temperatures in summer

温度/°C	温控负荷占比/%
26	26.03
27	27.53
28	28.87
29	29.31
30	30.36
31	31.68
32	32.59
33	33.48
34	33.85
35	34.05
36	34.14

根据引言部分的介绍,目前提取温控负荷的方法有两种:(1)将春秋季节平均负荷作为基准负荷,用夏季负荷减去春秋季节平均负荷提取温控负荷;(2)直接分解夏季负荷提取温控负荷。为了验证本文方法的有效性,将本文方法与上述两种方法的提取结果进行比较,具体结果如表 3 所示。

表 3 三种方法相关系数计算结果

Table 3 Calculation results of correlation coefficient of two methods

方法	类型	最高温度	最低温度	平均温度
春秋季节平均负荷为基准负荷	温控负荷	0.82	0.81	0.82
	非温控负荷	0.71	0.66	0.67
	总负荷	0.78	0.70	0.79
直接分解夏季负荷	温控负荷	0.88	0.83	0.87
	非温控负荷	0.66	0.63	0.64
	总负荷	0.78	0.70	0.79
本文方法	温控负荷	0.95	0.88	0.92
	非温控负荷	0.43	0.40	0.42
	总负荷	0.78	0.70	0.79

表 3 记录了温控负荷、非温控负荷、总负荷与温度之间的相关性。通过分析可以发现,总负荷与温度的相关性很高,说明总负荷中存在一个与温度相关的分量,即温控负荷。当温度与非温控负荷的相关性较低,与温控负荷的相关性较高时,说明该方法提取的温控负载较为准确。

通过对表 3 中相关计算结果进行分析,可以发现以春秋季节平均负荷为基准负荷的方法效果最差,非温控负荷与温度的相关系数最高,表明非温控负荷中仍有大量温控负荷。虽然直接分解夏季负荷得到的温控负荷与温度的相关性有所提高,但非温控负荷与温度的相关性仍高于 0.5,说明有一定的相关性,即得到非温控负荷中仍有一定的温控负荷分量,说明直接分解夏季负荷得到温控负荷的方法不够准确。与上述两种方法相比,本文方法提取的温控负荷与温度的相关性进一步提高,且非温控负荷与温度的相关性小于 0.5。

5.2 冷负荷启动参数量化分析

本文将空调作为温控负荷进行仿真分析,选取 100 台空调,其中变频空调占比为 70%,定频占比为 30%,停电时间为 1 h 进行仿真分析,结果如图 9 所示。

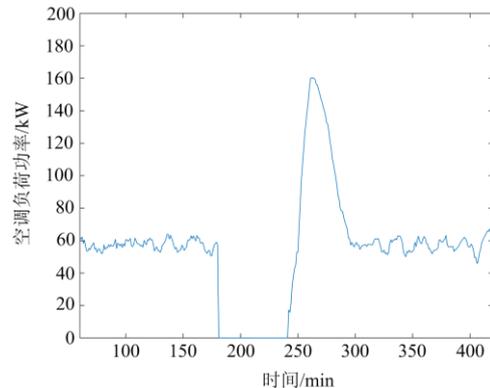


图 9 冷负荷启动功率曲线

Fig. 9 Cold load pick-up power curve

从图 9 可以看出,正常运行情况下,空调负荷的功率之和低于所有空调负荷的额定功率之和,这是由于在达到设定温度后,定频空调压缩机会停止运转,而变频空调压缩机会以较低的功率持续运行,此时,空调负荷的多样性较高,即处于启动与停止的动态变化过程之中。而在发生停电事故恢复供电之后,由于室温的上升,导致大量的空调同时投入运行,负荷多样性丧失,从而在短时间内峰值负荷量是正常时的数倍。

通过上述分析可以看出,冷负荷启动的峰值负

荷量主要与停电时间和环境温度有关,因此下面将从这两方面进行冷负荷启动参数的量化分析。

1) 停电时间对冷负荷启动的影响

仍以 100 台空调为例,其中变频空调占比为 70%,定频占比为 30%,停电时间从 10 min 开始以 10 min 为间隔逐渐开始递增,结果如图 10 所示。

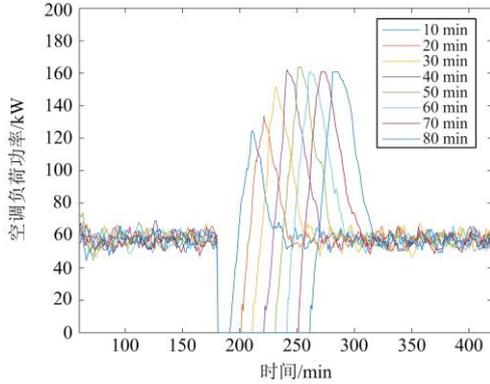


图 10 不同停电时间下的冷负荷启动功率曲线
Fig. 10 Cold load pick-up power curve under different power outage time

通过图 10 可以看出,随着停电时间的增加,冷负荷启动的峰值功率逐渐增加,当停电时间增加至 60 min 时,冷负荷启动的峰值功率达到峰值,此后,随着停电时间的增加,冷负荷启动的峰值功率基本不变,这主要是由于随着停电时间的增加,室温在停电后通常上升至环境温度附近便不会继续上升,当停电时间达到约 60 min 时,室内温度上升至最高便不会增加,故冷负荷启动的峰值功率将基本不变。

定义冷负荷启动倍数 η_{peak} 为冷负荷启动峰值功率与停电之前平均空调功率的比值,冷负荷启动倍数 η_{peak} 与停电时间 t_{out} 之间的关系如表 4 所示。

表 4 冷负荷启动倍数与停电时间的关系
Table 4 Relationship between cold load pick-up multiple and power outage time

停电时间 t_{out} /min	冷负荷启动倍数 η_{peak}
10	1.88
20	2.38
30	2.52
40	2.68
50	2.75
60	2.81
70	2.81
80	2.75

根据表 4 的结果,采用多项式逼近进行拟合分析,拟合结果见图 11。

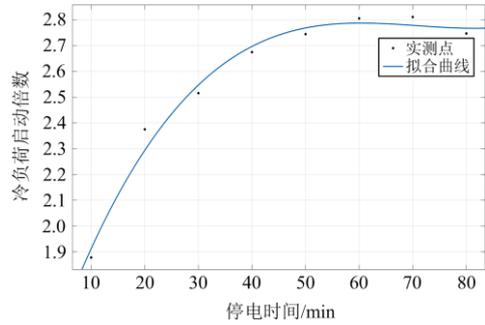


图 11 不同停电时间下的冷负荷启动倍数拟合曲线
Fig. 11 Fitting curve of cold load pick-up multiple under different power outage time

根据拟合结果,冷负荷启动倍数 η_{peak} 与停电时间 t_{out} 之间的关系可以表示为

$$\eta_{peak} = (4.205 \times 10^{-6}) \cdot t_{out}^3 - 0.0008951 \cdot t_{out}^2 + 0.06209 \cdot t_{out} + 1.376 \quad (15)$$

2) 环境温度对冷负荷启动的影响

环境温度对冷负荷启动的影响主要体现在两方面:一方面是环境温度对空调房间的热力学模型的影响,即不同的环境温度对应不同的空调房间模型;另一方面,根据表 2 可知,环境温度与温控负荷占比有关,不同的环境温度下,温控负荷占比即本文中的空调数量不同。

由于温控负荷占比较低时,冷负荷启动现象不是很明显,因此本文从 26 °C 开始,假设此时空调数量为 1000 台,之后随着环境温度的增加,空调数量根据表 2 的比例逐渐增加,具体不同环境下的冷负荷启动功率曲线如图 12 所示。

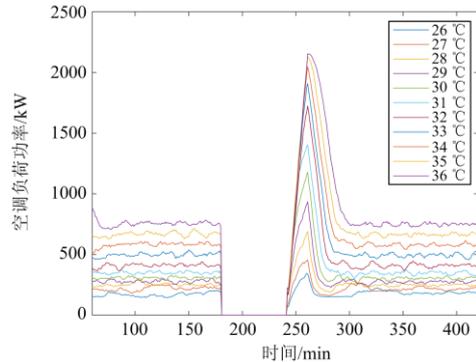


图 12 不同环境温度下的冷负荷启动功率曲线
Fig. 12 Fitting curve of cold load pick-up multiple under different ambient temperature

通过分析可得,随着环境温度的升高,停电前的空调负荷功率逐渐增加,这主要是由于温控负荷占比的不断提高,这一点在表 2 中也可以体现;除此之外,冷负荷启动倍数随着环境温度的提升逐渐增加,并在约 32 °C 时,冷负荷启动倍数达到最大值。

冷负荷启动倍数 η_{peak} 与环境温度 T_{out} 之间的关系如表 5 所示。

表 5 冷负荷启动倍数与环境温度的关系
Table 5 Relationship between cold load pick-up multiple and ambient temperature

环境温度 T_{out} /°C	冷负荷启动倍数 η_{peak}
26	2.05
27	2.08
28	2.74
29	3.36
30	3.82
31	4.01
32	4.23
33	3.86
34	3.52
35	3.15
36	2.77

根据表 5 的结果,采用有理数逼近进行拟合分析,结果如图 13 所示。

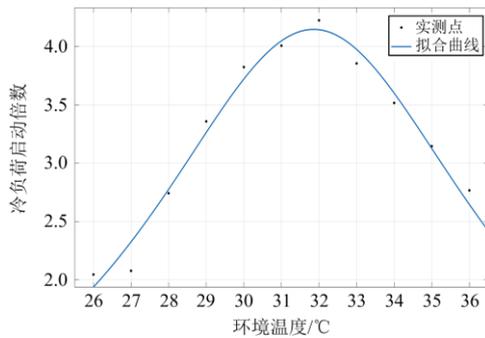


图 13 不同环境温度下的冷负荷启动倍数拟合曲线

Fig. 13 Fitting curve of cold load pick-up multiple under different ambient temperature

根据拟合结果,冷负荷启动倍数 η_{peak} 与环境温度 T_{out} 之间的关系可表示为

$$\eta_{peak} = \frac{127 \cdot T_{out} - 39.33}{T_{out}^3 - 63.58 \cdot T_{out}^2 + 1037 \cdot T_{out} + 123.6} \quad (16)$$

5.3 最大负荷恢复量计算

本文选取图 14 的 IEEE33 节点系统为例,在正常工作情况下系统的总负荷为 5.08 MW,假设节点 1 和节点 2 之间的线路发生故障,导致后续节点的

失电,计算恢复系统供电所需的最大负荷恢复量。

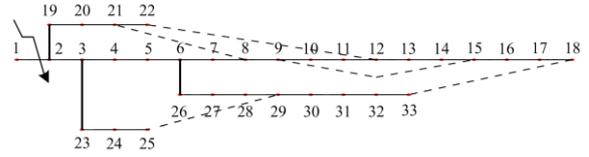


图 14 IEEE33 节点系统

Fig. 14 IEEE33 node system

案例一:不同停电时间下的最大负荷恢复量

根据表 2 可知,26 °C 时温控负荷占比为 26.03%,利用式(15)计算出该温度下发生大停电事故后,停电时间分别为 10 min、30 min、50 min 和 70 min 时所需的最大负荷恢复量,如图 15 所示。

通过分析图 15 可以看出,随着停电时间的增加,最大负荷恢复量逐渐增加,即完全恢复供电所需要的负荷量越来越大。同时,可以看出负荷恢复量的增长速度逐渐变慢,这主要是由于随着停电时间的增加,当达到一定的停电时间后,室内温度上升至最高便不会继续增加,这也与 5.2 节的分析基本类似。

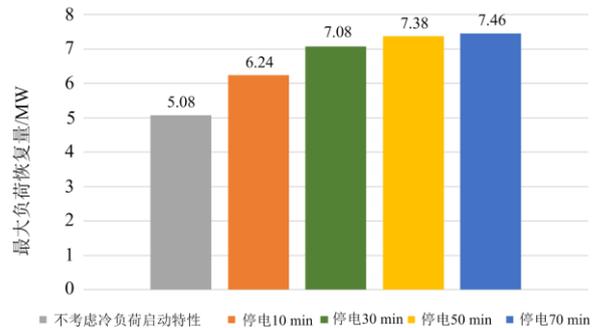


图 15 不同停电时间下的最大负荷恢复量

Fig. 15 Maximum load recovery under different power outage time

案例二:不同环境温度下的最大负荷恢复量

基于式(16)计算在停电时间为 30 min,发生大停电事故后,环境温度为 26 °C、29 °C、32 °C 和 35 °C(根据表 2 此时温控负荷占比分别为 26.03%、29.31%、32.59%和 34.25%)时的最大负荷恢复量,如图 16 所示。

通过分析图 16 可以看出,随着环境温度的增加,最大负荷恢复量逐渐增加,根据 5.2 节中的图 13 可知,虽然冷负荷启动倍数会随着温度上升出现下降的趋势,但由于温度的增加,温控负荷占比越来越高,最大负荷恢复量仍逐渐增加,这与图 12 的仿真结果一致,同时也符合 5.2 节的分析。

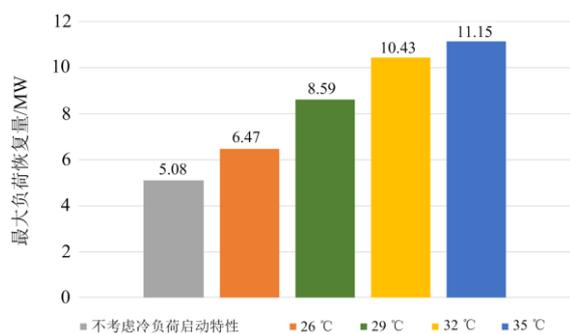


图 16 不同环境温度下的最大负荷恢复量

Fig. 16 Maximum load recovery under different ambient temperature

6 结论

本文对基于温控负荷提取的冷负荷启动参数量化及应用进行了研究, 主要工作如下。

1) 本文首先对温度以及春秋季节负荷进行分解, 计算温度分量与负荷分量的相关性, 将提取出春秋季节非温控负荷作为基准负荷, 再从夏季负荷中剥离出对应的温控负荷部分。相较于直接分解夏季负荷, 由于春秋季节温控负荷占比较少, 此方法提取出的非温控负荷分量较为准确, 且更符合实际情况, 通过相关性结果分析也可以看出, 本文方法提取出的温控负荷与温度的相关性进一步提高。

2) 本文选取空调作为温控负荷的代表, 进行冷负荷启动参数量化分析。已有研究多以定频空调为研究对象, 本文构建了包括变频空调在内的空调负荷模型; 进一步地, 结合提取的温控负荷和空调负荷模型, 采用蒙特卡洛抽样法进行模拟分析, 对不同停电时间和环境温度下的冷负荷启动进行了研究, 通过函数拟合的方法得到了冷负荷启动峰值功率与停电时间、环境温度的函数关系, 量化了停电时间和环境温度对冷负荷启动的影响, 并结合具体算例, 计算了考虑冷负荷启动时所需要的最大负荷恢复量, 通过应用研究验证了本文所提方法对冷负荷启动参数分析的正确性, 对实际工程也有一定的参考意义。

参考文献

[1] 石峰, 吴笛, 李宝珠. 重庆市夏季空调负荷分析及有效调节空调负荷的措施建议[J]. 电力技术经济, 2008, 20(1): 42-46.
SHI Feng, WU Di, LI Baozhu. Analysis of air-conditioner load in summer and suggestion for effective measures of air-conditioner load in Chongqing[J]. Electric Power Technology Economic, 2008, 20(1): 42-46.

[2] 温权, 李敬如, 赵静. 空调负荷计算方法及应用[J]. 电力需求侧管理, 2005, 7(4): 16-18.

WEN Quan, LI Jingru, ZHAO Jing. Air-conditioner load calculation methods and its application[J]. Power Demand Side Management, 2005, 7(4): 16-18.

[3] 廖峰, 徐聪颖, 姚建刚, 等. 常德地区负荷特性及其影响因素分析[J]. 电网技术, 2012, 36(7): 117-125.
LIAO Feng, XU Congying, YAO Jiangang, et al. Load characteristics of Changde region and analysis on its influencing factors[J]. Power System Technology, 2012, 36(7): 117-125.

[4] 刘思捷, 张海鹏, 林舜江, 等. 夏季日最大降温负荷的估算和预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(5): 75-81.
LIU Sijie, ZHANG Haipeng, LIN Shunjiang, et al. An estimating and forecasting method for daily maximum cooling load in summer[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(5): 75-81.

[5] 张秋桥, 王冰, 汪海姗, 等. 基于生长曲线与气温累积效应的气象负荷预测[J]. 现代电力, 2020, 37(6): 1-8.
ZHANG Qiuqiao, WANG Bing, WANG Haishan, et al. Meteorological load forecasting based on growth curve and temperature accumulation effect[J]. Modern Electric Power, 2020, 37(6): 1-8.

[6] HE J H, CHEN K, LI M, et al. Review of protection and fault handling for a flexible DC grid[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2020, 5(2): 151-165.

[7] WANG M, FAN Z Y, ZHOU J, et al. Research on urban load rapid recovery strategy based on improved weighted power flow entropy[J]. IEEE Access, 2021, 9: 10634-10644.

[8] MEDINA D R, RAPPOLD E, SANCHEZ O, et al. Fast assessment of frequency response of cold load pickup in power system restoration[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(4): 3249-3256.

[9] KUMAR V, KUMAR R H C, GUPTA I, et al. DG integrated approach for service restoration under cold load pickup[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2010, 25(1): 398-406.

[10] ALNUJAIMI A, ABIDO M A, ALMUHAINI M. Distribution power system reliability assessment considering cold load pickup events[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(4): 4197-4206.

[11] SCHNEIDER K P, SORTOMME E, VENKATA S S, et al. Evaluating the magnitude and duration of cold load pickup on residential distribution feeders using multi-state load models[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(5): 3765-3774.

[12] HACHMANN C, LAMMERT D, HAMANN L, et al. Cold load pickup model parameters based on measurements in distribution systems[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2019, 13(23): 5387-5395.

[13] GILVANEJAD M, ASKARIAN A, HOSSEIN, et al. Estimation of cold-load pickup occurrence rate in distribution systems[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2013, 28(2): 1138-1147.

[14] HUANG N E, SHEN ZZ, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London, Series A: Mathematical,

- Physical and Engineering Sciences, 1998, 454: 903-995.
- [15] WU Z, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-14.
- [16] WAND D, LUO H, GRUNDER O, et al. Multi-step ahead electricity price forecasting using a hybrid model based on two-layer decomposition technique and BP neural network optimized by firefly algorithm[J]. Applied Energy, 2017, 190: 390-407.
- [17] ZHANG J, ZHANG Y, LI D, et al. Forecasting day-ahead electricity prices using a new integrated model[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2019, 105: 541-548.
- [18] DING Y. A novel decompose-ensemble methodology with AIC-ANN approach for crude oil forecasting[J]. Energy, 2018, 154(1): 328-336.
- [19] QIAO W, HUANG K, AZIMI M, et al. A novel hybrid prediction model for hourly gas consumption in supply side based on improved whale optimization algorithm and relevance vector machine[J]. IEEE Access, 2019, 7: 88218-88230.
- [20] 韩宏志, 唐振浩. 基于 CEEMDAN 与回声状态网络的风速预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(12): 90-96.
HAN Hongzhi, TANG Zhenhao. Wind speed prediction method based on CEEMDAN and echo state network[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(12): 90-96.
- [21] WANG M, WU C, ZHANG P, et al. Multiscale dynamic correlation analysis of wind-PV power station output based on TDIC[J]. IEEE Access, 2020, 8: 200695-200704.
- [22] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[C] // ICASSP 2011, May 22, 2011, Prague, Czech Republic: 4144-4147.
- [23] DAI S, NIU D, LI Y. Daily peak load forecasting based on complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and support vector machine optimized by modified grey wolf optimization algorithm[J]. Energies, 2018, 11: 1-25.
- [24] ALMUSAYLH M S, DEO R C, LI Y, et al. Two-phase particle swarm optimized-support vector regression hybrid model integrated with improved empirical mode decomposition with adaptive noise for multiple-horizon electricity demand forecasting[J]. Applied Energy, 2018, 217: 422-439.
- [25] ZHANG Z, HONG W. Electric load forecasting by complete ensemble empirical mode decomposition adaptive noise and support vector regression with quantum-based dragonfly algorithm[J]. Nonlinear Dynamics, 2019, 98(2): 1107-1136.
- [26] HUANG N E, SHEN S S P. Hilbert-Huang transform and its applications[M]. Singapore: World Scientific, 2005.
- [27] 陈锐. 基于温控类负荷的需求响应的研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2015.
CHEN Rui. Research on demand side response based on temperature control load[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2015.
- [28] 谢敏, 邓佳梁, 刘明波, 等. 基于气象信息和熵权理论的降温负荷估算方法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(3): 135-139.
XIE Min, DENG Jialiang, LIU Mingbo, et al. Temperature-lowering load estimation method based on meteorological data and entropy weight theory[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(3): 135-139.
- [29] 刘旭, 罗滇生, 姚建刚, 等. 基于负荷分解和实时气象因素的短期负荷预测[J]. 电网技术, 2009, 33(12): 94-100.
LIU Xu, LUO Diansheng, YAO Jiangang, et al. Short-term load forecasting based on load decomposition and hourly weather factors[J]. Power System Technology, 2009, 33(12): 94-100.
- [30] 王雁凌, 马洪宇, 成一平, 等. 基于支持向量回归和 K 均值聚类的降温负荷组合测算模型[J]. 现代电力, 2019, 36(3): 51-57.
WANG Yanling, MA Hongyu, CHENG Yiping, et al. Combined cooling load estimation model based on support vector regression and K-means clustering[J]. Modern Electric Power, 2019, 36(3): 51-57.
- [31] 国家电网. 2020 年度中国空调产业国内市场综述 [EB/OL]. [2021-01-28]. (2021-01-21). <http://ac.cheaa.com/2021/0128/586212.shtml>.
State Grid Corporation of China. Overview of China's air-conditioner industry domestic market in 2020[EB/OL]. [2021-01-28]. (2021-01-21). <http://ac.cheaa.com/2021/0128/586212.shtml>.
- [32] 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.
- [33] 仲立军, 周晓琴, 顾曦华, 等. 基于负荷分解技术的小区电能替代需求分析[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(17): 147-153.
ZHONG Lijun, ZHOU Xiaoqin, GU Xihua, et al. Frequency control of inverter air conditioning based on ESO nonlinear optimal control[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(17): 147-153.
- [34] HUANG N E, SHEN S S P. 希尔伯特-黄变换及其应用 [M]. 2 版. 北京: 国防工业出版社, 2017.

收稿日期: 2021-12-14; 修回日期: 2022-05-10

作者简介:

王敏(1974—), 女, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为可再生能源发电, 需求侧响应等; E-mail: wangmin@hhu.edu.cn

凡宗胤(1997—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为负荷恢复. E-mail: 642433783@qq.com

(编辑 许威)