

考虑日内温度变化的夏季温敏负荷模型及其时变参数的两阶段辨识方法

康进¹, 刘晓峰¹, 周毅², 高佳宁², 吴浩¹, 鞠平¹

(1. 浙江大学电气工程学院, 浙江杭州 310027; 2. 国家电网有限公司华东分部, 上海 200002)

摘要:现有关于电力负荷温敏特性的研究大多仅关注长时间尺度上最高温度与最大负荷之间的关系,而未分析日内不同温度下的温敏特性。建立能反映日内温度变化的温敏负荷模型,并引入2个假设以解决模型可辨识性的问题;提出适用于参数辨识的数据筛选方法和温敏负荷模型时变参数的两阶段辨识方法。算例结果表明,所提方法可以准确且鲁棒地辨识温敏负荷模型的时变参数,并得到日内温敏负荷曲线及温敏负荷占比。

关键词:温敏负荷;时变参数;两阶段辨识;日内温度变化

中图分类号:TM73

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202401009

0 引言

自实施“十四五”规划以来,“双碳”战略目标的提出促使我国大力推进能源改革,提升能源利用率与新能源占比^[1-2]。而随着新能源接入电网比例的不提高,电力系统电源侧的波动不断增大,进一步加大了电网源荷平衡难度^[3-4]。近年来,为了维持源荷之间的平衡,电力系统调控的焦点逐渐由电源侧转向负荷侧,更多地关注易于调度的柔性负荷。温敏负荷作为柔性负荷的一种,在夏季的电网运行和调节方面具有很大的潜力^[5-6]。

温敏负荷是指受温度影响较明显的一类负荷,一般为夏季的空调、风扇等降温负荷,冬季的电热器、地暖等取暖负荷^[7]。根据一些地区电力系统的最新统计,空调负荷在夏季高峰负荷中的占比可达到40%^[8-9]。因此,建立温敏负荷模型,得到温敏负荷的占比,对探明温敏负荷的调控潜力,实现电力系统源荷平衡,保证高峰时刻的正常供电,具有重要意义。

关于温度与负荷之间的关系方面:文献[10]将负荷分为一般负荷和温敏负荷2类,并提出温敏负荷的分解模型;文献[11]考虑气温变化对负荷的影

响,分季度分析气温与峰谷差率、月最高用电负荷等负荷指标间的关系;文献[12]对单个温控负荷的热力学和运行状态进行建模,进而针对大量温控负荷,考虑模型内部参数的不均匀性,建立负荷聚合模型;文献[13]拟合多种社会经济数据与年最大降温负荷之间的关系;文献[14]提出基准气象象限的概念,并据此筛选无降温负荷的基准工作日,进而得到年最大降温负荷;文献[15]提出基于费歇信息的气象因素建模方法。然而,上述关于温敏负荷研究的时间尺度大多为年、月,且这些研究大多关注最高温度与最大负荷间的关系,而没有考虑日内时变温敏负荷。

在负荷建模及参数辨识方面:文献[16]将负荷数据聚类分析与负荷建模相结合;文献[17-18]深入研究负荷聚合等值技术和模型参数填补方法;文献[19]提出考虑光伏发电系统的广义负荷模型及建模方法;文献[20-21]利用递推最小二乘法分别辨识时变指数型模型和时变多项式型模型的参数;文献[22]分析指数型和多项式型负荷模型中时变参数的可辨识性,并提出一种两段式自适应方法。然而,上述研究没有考虑温度与负荷之间的关系。

在实际生产生活中,日内不同时刻负荷受温度的影响不同,因此,研究日内温度变化对夏季温敏负荷的影响并建立温度与负荷之间关系的模型是意义且十分必要的。

随着智能电网技术的发展,许多国家的配电网中均部署了量测装置^[23-24],可用的负荷量测数据也从110 kV及以上电压等级的高压变电站扩展到10 kV中压变电站,大幅增加了负荷数据数量,尤其是特性相似的负荷数据数量,为研究日内温度变化对夏季温敏负荷的影响提供了数据基础。

相较于110 kV及以上电压等级的高压变电站,10 kV中压变电站的供电半径相对较短(通常在

收稿日期:2023-02-21;修回日期:2023-09-04

在线出版日期:2024-01-29

基金项目:国家自然科学基金资助项目(U2066601);华东电网多层次负荷与气象关联的日内稳态及气象突变特征分析关键技术研究(SGTYHT/21-JS-226)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(U2066601) and the Key Technology Research on Intra-day Steady State and Sudden Meteorological Change Characteristics Analysis of Multi-level Load and Meteorological Correlation of East China Branch of State Grid Corporation of China(SGTYHT/21-JS-226)

0.5 km 以内),且其供电区域内的负荷构成相对简单,因此,其下辖负荷有更为准确的负荷标签,通过聚类可以得到明显的负荷集群。同时,若2座10 kV中压变电站的负荷构成相似,则其下辖负荷也会有相似的用电行为,因此,从丰富的10 kV中压变电站负荷数据中可以提取出具有相似负荷特性的数据^[25]。

综上,本文提出一种考虑日内温度变化的夏季温敏负荷模型及其时变参数的两阶段辨识方法。首先,建立考虑日内温度变化的夏季温敏负荷模型,在此基础上,引入2个假设,有效解决未知变量数大于负荷模型方程数的问题;然后,提出一种包含粗筛选和细筛选的数据筛选方法;最后,提出一种两阶段参数辨识方法,包括辨识模型时变参数与模型参数的离散化。算例结果表明,本文所提方法可有效辨识温敏负荷模型的时变参数,并能够得到实际温敏负荷曲线与不同时刻的温敏负荷占比,且具备良好的鲁棒性。

1 时变温敏负荷模型

1.1 温敏负荷的时变模型

现有研究常用线性函数描述负荷与温度之间的关系,但大多集中于年、月、日尺度,未深入日内尺度,而在实际生产生活中,不同时刻负荷受温度的影响不同。以某一民用负荷为例,其夏季连续30 d中10:00与20:00的温度-负荷散点图如附录A图A1所示。由图可知,同一时刻的温度-负荷散点图符合一次函数的关系,但不同时刻的一次函数拟合参数之间存在明显差异。由此可知,不同时刻负荷受温度的影响模式相同,但影响程度不同,因此,建立考虑日内温度变化的温敏负荷模型是有意义且十分必要的。基于此,本文提出考虑日内温度变化的夏季温敏负荷模型。具体地,在采样时刻 t 负荷 k 与温度间的关系如式(1)所示。

$$P_k^t = P_{k0}^t [a_k^t (T_k^t / T_0) + b_k^t] \quad (1)$$

式中: P_k^t 为 t 时刻负荷 k 的值,本文采用的数据采样频率为每15 min采样1次,一天采样96点,因此 t 的取值范围为1~96; T_0 为基准温度,本文取为30 °C^[26]; P_{k0}^t 为在基准温度 T_0 下 t 时刻负荷 k 的值; a_k^t 和 b_k^t 分别为在基准温度 T_0 下 t 时刻负荷 k 的温敏负荷和非温敏负荷的占比,且有 $a_k^t + b_k^t = 1$; T_k^t 为 t 时刻负荷 k 所在地区的温度。

基准温度 T_0 的选取并无特殊要求,这是由于式(1)的本质是如式(2)所示的一次函数关系式。

$$P_k^t = A_k^t T_k^t + B_k^t \quad (2)$$

$$\begin{cases} A_k^t = P_{k0}^t a_k^t / T_0 \\ B_k^t = P_{k0}^t b_k^t \end{cases} \quad (3)$$

式中: A_k^t 和 B_k^t 分别为 t 时刻负荷 k 的斜率和截距。

因而选取不同的 T_0 影响的只是式(1)中各参数

值,对式(2)并无影响。

式(1)中以 T_0 为基准温度对温度 T_k^t 进行了标么化处理,其目的在于得出基准温度 T_0 下的温敏负荷占比 a_k^t 与非温敏负荷占比 b_k^t 。实际中不可能出现一天96点的温度均为 T_0 的情况,此时温敏负荷占比为 $a_k^t (T_k^t / T_0)$,且温敏负荷与非温敏负荷占比之和 $a_k^t (T_k^t / T_0) + b_k^t$ 不再等于1,进而引起总负荷的变化。因此,需结合实际温度数据重新计算 t 时刻负荷 k 中的温敏负荷占比,如式(4)所示。

$$\rho_k^t = \frac{a_k^t (T_k^t / T_0)}{a_k^t (T_k^t / T_0) + b_k^t} \quad (4)$$

式中: ρ_k^t 为 t 时刻负荷 k 中的实际温敏负荷占比。

显然,式(1)所示模型中包含3个变量,即 P_{k0}^t 、 a_k^t 和 b_k^t ,并存在1个等式约束,即 $a_k^t + b_k^t = 1$,因此,待求解的变量数为2,方程数为1。进一步,对于 K 个负荷,一天中待求解的变量数为 $96K \times 2$,方程数为 $96K$,变量数大于方程数,因此,对于单日量测数据而言,存在模型参数可辨识性的问题。

1.2 时变温敏负荷模型参数辨识的2个假设

考虑到负荷众多,假设存在 K 个负荷具备相似的负荷特性,如负荷类型和负荷曲线形状。针对这类负荷,本文提出以下2个假设用于解决模型参数可辨识性的问题。

假设1:这类负荷的 a_k^t 和 b_k^t 参数均相同,此时,可将 a_k^t 和 b_k^t 统一表示为 a^t 和 b^t 。

假设2:这类负荷的 P_{k0}^t 参数间成比例,此时,可将 P_{k0}^t 表示为负荷归一化值 $P_0^t (t=1, 2, \dots, 96)$ 和比例系数 $R_k (k=1, 2, \dots, K)$ 的乘积,如式(5)所示。

$$P_{k0}^t = P_0^t R_k \quad (5)$$

假设1的合理性在于,负荷特性相似的负荷往往表现出相似的用电行为,即在温度变化的过程中,这类负荷中的温敏负荷也会表现出相似的变化,因此, a_k^t 和 b_k^t 可能是相似甚至相同的。

假设2的合理性在于,负荷特性相似的负荷的归一化负荷曲线有高度的相似性,使得这类负荷间存在近似的比例关系,因此,其温敏负荷模型中的 P_{k0}^t 参数之间也可能表现出成比例的性质。

考虑上述2个假设之后, t 时刻负荷 k 与温度间的关系可写为:

$$P_k^t = P_0^t R_k [a^t (T_k^t / T_0) + b^t] \quad (6)$$

此时,只需参与求解的负荷数 $K > 2 \times 96 / 95$,即 $K \geq 3$ 且 K 个负荷的采样日期不同(保证这类负荷对应的温度数据不同),便可解决参数可辨识性的问题。此外,将其他相似负荷也纳入求解对象中,可提高参数的实用性和普适性。

1.3 时变温敏负荷模型参数的离散化

式(6)所示夏季温敏负荷模型的参数是时变的,

不同时刻的 a' 和 b' 并不相同,下文统称这些参数为全时段参数。

将已辨识的全时段参数离散成 N 段,将分割点表示为 $n_i(i=1, 2, \dots, N-1)$,每段均有相同的全时段参数,记为 $a_i^p, b_i^p(i=1, 2, \dots, N)$ 。本文将这种经过分段离散化处理后的全时段参数称为离散化参数,并使用离散化参数近似表示该段的全时段参数。

某负荷的全时段参数和离散化参数如附录 A 图 A2 所示。由图可知:全时段参数 96 点的数值均不相同,若对每个负荷或者每个负荷群体均保存 96 点的模型参数数据,则不论是数据储存还是分析计算均不方便;离散化参数较好地保留了每段中全时段参数的特征,同时也解决了全时段参数的实用性问题,并且可以抑制因负荷随机波动和量测噪声所引起的全时段参数的随机性。

2 中压负荷数据的筛选

夏季温敏负荷模型时变参数的辨识需要基于 1.2 节中的 2 个假设,因此,在对负荷 k 进行辨识前,需要从包含 m 个负荷的数据集 S 中筛选出符合 2 个假设的负荷数据。为此,本章提出一种筛选中压负荷数据的方法,该方法主要包括粗筛选与细筛选 2 个部分。在下文中,负荷 k 为待辨识的主体负荷,其余待筛选负荷均需与负荷 k 进行比较。

2.1 基于负荷标签的负荷数据粗筛选

首先,根据负荷标签,如工业负荷、民用负荷、商业负荷等进行选择,这是由于负荷标签定性地描述了中压负荷的构成,而具有相似构成的中压负荷更可能有相似的负荷参数。选择与待辨识负荷 k 有相同负荷标签的负荷,并据此得到一个数据集 S_{rough1} ,其中包括负荷数据和对应的温度数据。

然后,根据数据集 S_{rough1} 中每个负荷 i 的负荷曲线 p_i 与负荷 k 的负荷曲线 p_k 之间的欧氏距离,筛选出与负荷 k 有相似负荷曲线的负荷。为了确保负荷曲线之间的高度相似性,选择 S_{rough1} 中具有与 p_k 间最小欧氏距离的 m_1 个负荷,得到数据集 S_{rough2} 。根据假设 1,认为数据集 S_{rough2} 中的负荷有相似的 a' 和 b' 。

2.2 基于负荷-温度关系的负荷数据细筛选

本节提出一种细化的筛选方法,定量地筛选出满足 2 个假设的中压负荷数据,具体分为 2 步:第一次筛选基于粗筛选的结果,筛选出满足假设 2 的负荷;在此基础上,第二次筛选进一步筛选出满足假设 1 的负荷数据,形成辨识所需的负荷数据集。

2.2.1 第一次筛选

若负荷 i 与负荷 k 满足假设 2,由式(5)可知, P_{i0}^t 和 P_{k0}^t 应表现出成比例的性质。以负荷 k 为例,由式(1)可知, P_{k0}^t 可表示为式(7)的形式。

$$P_{k0}^t = \frac{P_k^t}{a_k^t(T_k^t/T_0) + b_k^t} \quad (7)$$

同时,基于粗筛选的结果,认为数据集 S_{rough2} 中的负荷拥有相似的 a' 和 b' ,则时刻 t 负荷 i 的 P_{i0}^t 与负荷 k 的 P_{k0}^t 之间的比值 $R_{i,k}^t$ 可表示为:

$$\begin{cases} R_{i,k}^t = \frac{P_{i0}^t}{P_{k0}^t} = \frac{P_i^t}{P_k^t} \frac{a^t(T_k^t/T_0) + b^t}{a^t(T_i^t/T_0) + b^t} = R_{\text{pk}}^t R_{\text{cik}}^t \\ R_{\text{pk}}^t = \frac{P_i^t}{P_k^t}, R_{\text{cik}}^t = \frac{a^t(T_k^t/T_0) + b^t}{a^t(T_i^t/T_0) + b^t} \end{cases} \quad (8)$$

对于满足假设 2 的负荷,其在 96 点的 $R_{i,k}^t$ 应该是相同的,即方差为 0。由式(8)可以看出, $R_{i,k}^t$ 取决于 R_{pk}^t 和 R_{cik}^t ,由于不知道 a' 和 b' 的具体数值,因此无法确定 R_{cik}^t 的准确值,但其区间可以被估计。

可将 R_{cik}^t 区间的估计视为一个以 a' 和 b' 为变量的优化问题,其目标是 R_{cik}^t 值的最小化和最大化,约束为 $a' + b' = 1$ 以及 $0 \leq a' \leq 1, 0 \leq b' \leq 1$ 。 t 时刻分别在 $a' = 1, b' = 0$ 以及 $a' = 0, b' = 1$ 处取得 R_{cik}^t 最值,可得 R_{cik}^t 区间为:

$$R_{\text{cik}}^t \in \begin{cases} [T_k^t/T_i^t, 1] & T_k^t \leq T_i^t \\ [1, T_k^t/T_i^t] & T_k^t > T_i^t \end{cases} \quad (9)$$

结合 R_{pk}^t 可以估计得到 $R_{i,k}^t$ 的区间,即:

$$R_{i,k}^t \in \begin{cases} \left[\frac{P_i^t T_k^t}{P_k^t T_i^t}, \frac{P_i^t}{P_k^t} \right] & T_k^t \leq T_i^t \\ \left[\frac{P_i^t}{P_k^t}, \frac{P_i^t T_k^t}{P_k^t T_i^t} \right] & T_k^t > T_i^t \end{cases} \quad (10)$$

根据上述结果,将 $R_{i,k}^t$ 区间中点的值作为 $R_{i,k}^t$ 的估计值 $\tilde{R}_{i,k}^t$,如式(11)所示。

$$\tilde{R}_{i,k}^t = \left(\frac{P_i^t T_k^t}{P_k^t T_i^t} + \frac{P_i^t}{P_k^t} \right) / 2 \quad (11)$$

对于 96 点均可以按照上述方法得到估计值 $\tilde{R}_{i,k}^t$,再得到由所有 $\tilde{R}_{i,k}^t$ 组成的序列 $\tilde{R}_{i,k}$,计算该序列的方差,记为 $\delta_{i,k}$ 。对数据集 S_{rough2} 中所有负荷的 $\delta_{i,k}$ 进行排序, $\delta_{i,k}$ 越小,则该负荷越满足假设 2,即越适合作为负荷 k 的辨识集群。筛选出具有最小 $\delta_{i,k}$ 的 m_2 个负荷,得到数据集 S_{refine1} ,用于进一步筛选。

2.2.2 第二次筛选

通过粗筛选得到的数据集并不一定能够完全满足假设 1,因此,需要进一步对满足假设 2 的数据集 S_{refine1} 进行筛选,得到更加满足假设 1 的负荷数据集。

若负荷 i 与负荷 k 满足假设 1,则其 a_i^t 和 a_k^t 应相同,但由于 a_i^t 和 a_k^t 具体数值未知,无法直接对其进行比较,因此,根据式(2)、(3)、(5)定义指标 R_{Aik}^t ,以间接比较 a_i^t 和 a_k^t , R_{Aik}^t 表达式如式(12)所示。

$$R_{\text{Aik}}^t = \frac{P_0^t R_i a_i^t / T_0}{P_0^t R_k a_k^t / T_0} = \frac{P_{i0}^t a_i^t / T_0}{P_{k0}^t a_k^t / T_0} = \frac{A_i^t}{A_k^t} \quad (12)$$

如前文所述,数据集 S_{refine1} 中的负荷满足假设 2,

由式(5)可知, P_{i0}^t 和 P_{k0}^t 表现出成比例的性质,若负荷 i 满足假设 1,则 A_i^t 和 A_k^t 同样应表现出成比例的性质,96 点的 R_{Aik}^t 应相同,即方差为 0,因此,同样可以将 R_{Aik}^t 的方差作为数据筛选的依据。

准确计算出负荷 i 与负荷 k 的全部 A_i^t 与 A_k^t 需要约 20 d 的负荷数据与温度数据,较为不便,因此,采用估计的方式得到 R_{Aik}^t 的估计值 \tilde{R}_{Aik}^t ,如式(13)所示。

$$\tilde{R}_{Aik}^t = \frac{\tilde{A}_i^t}{\tilde{A}_k^t} = \frac{\Delta P_{i,d}^t / \Delta T_{i,d}^t}{\Delta P_{k,D}^t / \Delta T_{k,D}^t} = \frac{(P_{i,d}^t - P_{i,d-1}^t) / (T_{i,d}^t - T_{i,d-1}^t)}{(P_{k,D}^t - P_{k,D-1}^t) / (T_{k,D}^t - T_{k,D-1}^t)} \quad (13)$$

式中: \tilde{A}_i^t 为 A_i^t 的估计值; d 和 D 为日期,且 $d \neq D$; $\Delta P_{i,d}^t$ 和 $\Delta T_{i,d}^t$ 分别为第 d 日 t 时刻负荷 i 的变化量与其所在地区温度变化量,通过第 d 日以及第 $d-1$ 日负荷 i 的数据与相应温度数据得到; $P_{i,d}^t$ 为第 d 日 t 时刻负荷 i 的值; $T_{i,d}^t$ 为第 d 日 t 时刻负荷 i 所在地区温度。

对于 96 点均可以依照上述方法得到估计值 \tilde{R}_{Aik}^t ,再将所有 \tilde{R}_{Aik}^t 组成序列 \tilde{R}_{Aik} ,计算该序列的方差,记为 δ_{Aik} 。对数据集 S_{refine1} 中所有负荷的 δ_{Aik} 进行排序, δ_{Aik} 越小,则该负荷越满足假设 1,即越适合作为负荷 k 的辨识集群。筛选出具有最小 δ_{Aik} 的 m_3 个负荷,得到数据集 S_{refine2} ,用于温敏负荷模型参数辨识。

3 两阶段辨识方法

3.1 第一阶段全时段参数辨识

在两阶段辨识方法的第一阶段,辨识参数 a' 、 b' 、 P_0 和 R_k 。整个辨识过程可视为一个优化问题,其目的是寻找合适的参数 a' 、 b' 、 P_0 和 R_k ,使得量测功率 \hat{P}_k 和基于式(6)的计算功率 P_k^t 之间的偏差最小。该优化问题可表示为附录 B 式(B1),本文采用 MATLAB 的 fmincon 函数对该问题进行求解,以获得式(6)的夏季温敏负荷模型全时段参数。

3.2 第二阶段离散参数辨识

两阶段辨识方法的第二阶段为夏季温敏负荷模型全时段参数的离散化,以提高参数的可用性并抑制量测误差带来的随机性。

假设有 N 个区段, N 通常小于 5,日负荷曲线一般包含一两个高峰期(如午高峰和晚高峰)以及数个快速转变期(如早晨的负荷上升期和傍晚的负荷下降期),而这些时期的总时段数通常小于 5。同时,曲线有 $N-1$ 个分段点(表示为 $\mathbf{n}=[n_1, n_2, \dots, n_{N-1}]$)以及 N 组离散化参数 $a_i^D, b_i^D (i=1, 2, \dots, N)$ 。

将全时段参数记为 $\mathbf{X}^F=[\mathbf{x}_a^F, \mathbf{x}_b^F]$,离散化参数记为

$$\mathbf{X}^D=[\mathbf{x}_a^D, \mathbf{x}_b^D], \text{其中 } \mathbf{x}_a^D = \left[\underbrace{a_1^D, \dots, a_1^D}_{\text{区段1}}, \dots, \underbrace{a_N^D, \dots, a_N^D}_{\text{区段N}} \right], \text{其}$$

他参数形式类似。

离散化过程也可以视为一个优化问题,其目标

函数是使全时段参数和离散化参数之间的偏差最小,该优化问题可以表示为附录 B 式(B2),本文采用 MATLAB 的 OPTI toolbox 对该问题进行求解。

4 算例分析

4.1 构造算例

为了验证所提方法的可行性和有效性,本节构造一个测试算例。该算例包括 2 个负荷集群,分别采用 2 种不同的负荷归一化值,将每个负荷集群分为 2 个子集群,每个子集群对应不同的温敏模型参数,即具有不同的负荷-温度关系,各集群的规模如附录 A 表 A1 所示。一部分子集群由具有时变参数的负荷构成,这些负荷是需被筛选出的数据;另一部分子集群由具有非时变参数的负荷构成,这些负荷是需被剔除的干扰数据。负荷的比例系数 R_k 为在 $[0.8, 1.2]$ 内的随机数。

需要注意的是,虽然 1.2 节中的假设 1 假定被筛选负荷的时变参数与待辨识负荷的时变参数相同,但是实际中不可能完全满足该假设。为了模拟温敏模型参数的差异,添加均匀分布的随机噪声对构造参数进行扰动,3% 扰动下的构造参数如附录 A 图 A3(a) 所示。再从 7 月和 8 月的温度数据中随机抽选 16 d 的数据作为温度量测数据,如附录 A 图 A3(b) 所示。通过式(6)可以得到构造算例的负荷功率,将其作为本节的负荷量测功率。

首先对构造的数据进行筛选,图 1 为构造算例的 16 条负荷曲线,由图可知,粗筛选去除了负荷集群 1,细筛选去除了子集群 4,得到了参与求解的子集群 3。图 2 展示了不同扰动水平下辨识得到的构造算例温敏负荷占比,由图可知,随着扰动水平的提升,求解所得参数逐渐偏离真实值,但总体上依然与真实值较为接近。

在上述构造算例的基础上增大参与求解的负荷集群规模,以研究参与求解的负荷集群规模对求解误差的影响。表 1 给出了不同扰动水平下不同规模参与求解的负荷集群的平均相对误差。其中,平均相对误差 $\bar{\varepsilon}$ 的计算公式如式(14)所示。

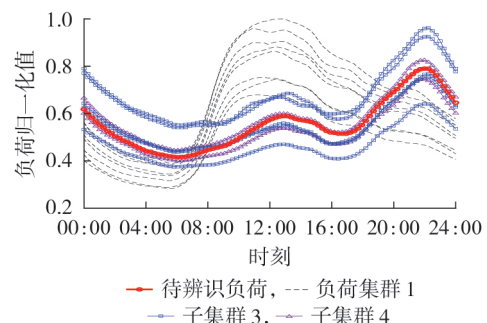


图 1 构造算例负荷曲线

Fig.1 Load curves of constructed case

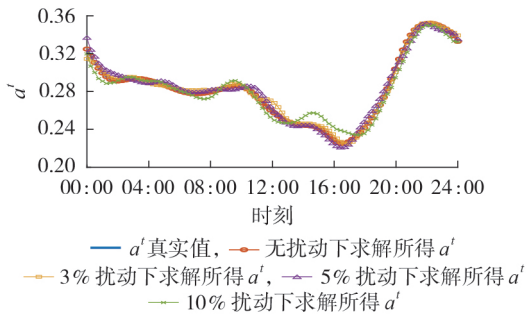


图2 不同扰动水平下辨识得到的构造算例温敏负荷占比
Fig.2 Temperature-sensitive load ratio of constructed case under different disturbance levels

$$\bar{\varepsilon} = \frac{1}{96} \sum_{t=1}^{96} \frac{|a' - \tilde{a}'|}{a'} \quad (14)$$

式中： \tilde{a}' 为 t 时刻的参数求解结果。

表1 不同扰动水平下不同规模参与求解的负荷集群的平均相对误差

Table 1 Average relative errors for different sizes of load clusters participating in solution under different disturbance levels

负荷集群规模	扰动水平 / %	$\bar{\varepsilon}$ / %
6	0	0
	3	0.88
	5	1.20
	10	2.00
12	3	0.51
	5	0.54
	10	1.00

由图2和表1可知,在参与求解的负荷集群规模为6时,在没有扰动的情况下,构造参数的求解结果没有误差,随着扰动水平的提升,平均相对误差增大,但10%的扰动水平下的平均相对误差也仅为2.00%,同时,当参与求解的负荷集群规模扩大至12时,平均相对误差也近似减小至原来的1/2,可见扩大参与求解的负荷集群规模可以有效降低构造参数扰动水平提升的影响。

综上,构造算例结果验证了本文所提筛选方法与求解算法的有效性与鲁棒性。

4.2 实际算例

本节采用我国某地区9座110 kV高压变电站下111条10 kV中压出线在2019年7月和8月的96点负荷曲线数据及当地同一时间段的96点温度数据。

按照负荷标签将负荷分为商业负荷、工业负荷和民用负荷,三者的数量分别为39、48、24个。对于每个标签的负荷,选择一个与平均负荷曲线相似度最高的典型负荷作为待辨识负荷,并利用本文所提方法进行夏季温敏负荷模型参数辨识。

以商业负荷为例,选择一个典型负荷作为待辨识负荷,再通过数据筛选得到5个不同日的负荷。

待辨识负荷与筛选出的负荷的归一化曲线以及对应的温度曲线分别如附录A图A4(a)、(b)所示。

图3(a)展示了商业负荷参数辨识结果,包括全时段参数以及分段离散化后的离散化参数。根据温敏负荷占比的定义可知,该图表示一天的温度均为 T_0 ,可见,商业负荷受温度的影响程度在营业与非营业时段有一定的差距,在相同的温度下,营业时段的温敏负荷占比明显较高。

图3(b)展示了根据7月26日的实际温度数据,分别使用全时段参数和离散化参数求取得到的该日温敏负荷占比。由图可知,使用2种参数求得的温敏负荷占比几乎相同,这表明离散化参数在提高全时段参数实用性的基础上,并不会影响最终求得的温敏负荷占比结果。商业负荷的温敏负荷占比在00:00—08:00较低;商业负荷的温敏负荷占比在12:00—20:00较高,这是由于该时段是商业负荷的主要营业时间,温敏负荷大量开启,导致其占比升高。

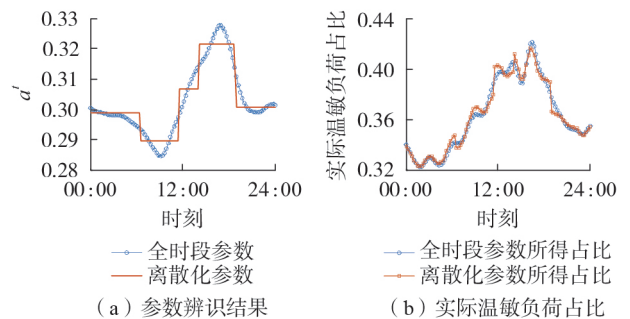


图3 商业负荷参数辨识结果与实际温敏负荷占比
Fig.3 Parameter identification results and actual temperature-sensitive load ratio of commercial load

图4展示了参与求解的某商业负荷的温敏负荷与非温敏负荷曲线图。由图可知,该负荷的温敏负荷占比峰值出现在16:00左右,而温敏负荷的峰值出现在12:00左右,该差异是由总负荷大小的变化导致的,因此,在进行调控决策或需求响应邀约时,应同时参考温敏负荷占比与实际温敏负荷曲线。

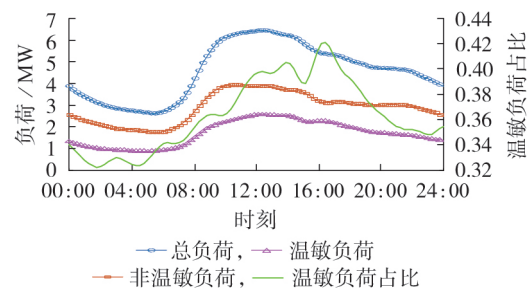


图4 某商业负荷的温敏负荷与非温敏负荷曲线
Fig.4 Temperature-sensitive load and non-temperature-sensitive load curves of commercial load

综上,本文所提方法可辨识实际负荷的温敏模型参数,并得到温敏负荷曲线及不同时刻的温敏负荷占比。

5 结论

电力负荷的温敏特性对电网夏季的灵活调控具有重要的价值。本文首先建立考虑日内温度变化的夏季温敏负荷模型,该模型能够描述日内的负荷温敏特性;然后,通过引入2个假设解决了模型可辨识性的问题,提出一种包括粗筛选和细筛选的数据筛选方法,能够定量地筛选出满足所提假设的负荷集群;最后,提出一种两阶段辨识方法,用于辨识模型参数。构造算例的结果表明,该方法能够准确且鲁棒地识别温敏负荷模型的时变参数;实际算例结果表明,该方法可辨识实际负荷的温敏模型参数,并可得到温敏负荷曲线及不同时刻的温敏负荷占比。

未来笔者将进一步考虑下列因素:考虑节假日与工作日的区别;探明温度累积效应的作用机理,研究其对温度-负荷关系的影响;考虑风速、降雨等气象因素的影响,增强模型的实用性。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 陈光宇,杨锡勇,江海洋,等. 计及工业负荷特性含高比例新能源接入的电网需求响应调控策略[J/OL]. 电力自动化设备. [2023-01-13]. <https://link.cnki.net/doi/10.16081/j.epae.202-211026>.
- [2] 罗魁,郭剑波,王伟胜,等. 跟网型新能源附加频率控制对频率稳定及小扰动同步稳定影响分析综述[J]. 中国电机工程学报,2023,43(4):1262-1281.
LUO Kui, GUO Jianbo, WANG Weisheng, et al. Review of impact of grid following variable renewable energy supplementary frequency control on frequency stability and small-disturbance synchronization stability[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(4): 1262-1281.
- [3] 肖定垚,王承民,曾平良,等. 考虑可再生资源电源功率不确定性的电源灵活性评价[J]. 电力自动化设备,2015,35(7):120-125,139.
XIAO Dingyao, WANG Chengmin, ZENG Pingliang, et al. Power source flexibility evaluation considering renewable energy generation uncertainty[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(7): 120-125, 139.
- [4] 王海鑫,刘铭崎,董鹤楠,等. 含高比例新能源的电力系统低频振荡分析与抑制综述[J]. 电力自动化设备,2023,43(9):152-163.
WANG Haixin, LIU Mingqi, DONG Henan, et al. Review on analysis and suppression of low-frequency oscillation in power system with high penetration of renewable energy sources[J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(9): 152-163.
- [5] BIEGEL B, ANDERSEN P, STOUSTRUP J, et al. Sustainable reserve power from demand response and fluctuating production—two Danish demonstrations[J]. Proceedings of the IEEE, 2016, 104(4): 780-788.
- [6] 余洋,权丽,贾雨龙,等. 平抑新能源功率波动的聚合温控负荷改进模型预测控制[J]. 电力自动化设备,2021,41(3):92-99.
YU Yang, QUAN Li, JIA Yulong, et al. Improved model predictive control of aggregated thermostatically controlled load for power fluctuation suppression of new energy[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(3): 92-99.
- [7] CHEN Y Y, LUO F J, DONG Z Y, et al. A day-ahead scheduling framework for thermostatically controlled loads with thermal inertia and thermal comfort model[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2019, 7(3): 568-578.
- [8] 刘志伟,苗世洪,杨炜晨,等. 计及电气特性的空调负荷建模及集群控制策略[J]. 电力自动化设备,2022,42(1):178-184,192.
LIU Zhiwei, MIAO Shihong, YANG Weichen, et al. Air conditioning load modeling and cluster control strategy considering electrical characteristic[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(1): 178-184, 192.
- [9] 刘继东,韩学山,楚成博,等. 考虑非气象因素的电网夏季降温负荷研究[J]. 电力自动化设备,2013,33(2):40-46.
LIU Jidong, HAN Xueshan, CHU Chengbo, et al. Cooling load of summer grid considering non-meteorological factors[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(2): 40-46.
- [10] CONTAXI E G, KAVATZA S. Application of a weather-sensitive peak load forecasting model to the Hellenic system[C]//Proceedings of the 12th IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference. Dubrovnik, Croatia: IEEE, 2004: 819-822.
- [11] 马瑞,周谢,彭舟,等. 考虑气温因素的负荷特性统计指标关联特征数据挖掘[J]. 中国电机工程学报,2015,35(1):43-51.
MA Rui, ZHOU Xie, PENG Zhou, et al. Data mining on correlation feature of load characteristics statistical indexes considering temperature[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(1): 43-51.
- [12] ZHANG Y X, LI T Y, DIAO X H, et al. The research on temperature control load modeling and aggregate simulation[C]//2020 IEEE 4th Conference on Energy Internet and Energy System Integration. Wuhan, China: IEEE, 2020: 2419-2424.
- [13] 王宁,谢敏,邓佳梁,等. 基于支持向量机回归组合模型的中长期降温负荷预测[J]. 电力系统保护与控制,2016,44(3):92-97.
WANG Ning, XIE Min, DENG Jialiang, et al. Mid-long term temperature-lowering load forecasting based on combination of support vector machine and multiple regression[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(3): 92-97.
- [14] 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.
- [15] 蔡舒平,张保会,汤大海,等. 短期负荷预测中气象因素处理的费歇信息方法[J]. 电力自动化设备,2020,40(3):141-146.
CAI Shuping, ZHANG Baohui, TANG Dahai, et al. Fisher information method for processing weather factors in short-term load forecasting[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(3): 141-146.
- [16] WANG Z C, WU H, JIANG Z B, et al. Singular value decomposition-based load indexes for load profiles clustering[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2020, 14(19): 4164-4172.
- [17] 陈焯,程祥,吴浩,等. 计及静态临界稳定特性的感应电动机群聚合等值方法[J]. 电网技术,2017,41(9):2964-2973.
CHEN Ye, CHENG Xiang, WU Hao, et al. Aggregation of induction motor group considering physical characteristics and static critical stable characteristics[J]. Power System Technology, 2017, 41(9): 2964-2973.

- logy, 2017, 41(9):2964-2973.
- [18] 梁涛,周宁,卢天琪,等. 感应电动机负荷暂态模型的参数填补方法及典型参数分析[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(1): 74-82.
LIANG Tao, ZHOU Ning, LU Tianqi, et al. Parameter imputation methods and typical parameter analysis of load transient model of induction motor[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(1): 74-82.
- [19] 屈星,李欣然,盛义发,等. 面向广义负荷的光伏发电系统等效建模研究[J]. 电网技术, 2020, 44(6):2143-2150.
QU Xing, LI Xinran, SHENG Yifa, et al. Research on equivalent modeling of PV generation system for generalized load [J]. Power System Technology, 2020, 44(6):2143-2150.
- [20] WANG Z Y, WANG J H. Time-varying stochastic assessment of conservation voltage reduction based on load modeling[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(5):2321-2328.
- [21] ZHAO J B, WANG Z Y, WANG J H. Robust time-varying load modeling for conservation voltage reduction assessment [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(4):3304-3312.
- [22] HOSSAN M S, CHOWDHURY B. Comparison of time-varying load models for estimating CVR factor and VSF using dual-stage adaptive filter[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(3):1001-1010.
- [23] REN H D, SCHULZ N N, KRISHNAN V, et al. Online static load model estimation in distribution systems[C]//2019 IEEE 28th International Symposium on Industrial Electronics. Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2019: 153-158.
- [24] 刘晓峰,康进,马翔,等. 基于快速动态时间弯曲和最小覆盖球的多日负荷曲线聚类方法[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(7):51-58.
LIU Xiaofeng, KANG Jin, MA Xiang, et al. Clustering method for multi-day load curves based on fast dynamic time warping and minimum covering sphere[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(7):51-58.
- [25] 蒋正邦. 基于分层量测数据的负荷聚类分析与概率负荷预测方法研究[D]. 杭州:浙江大学, 2021.
JIANG Zhengbang. Load clustering and probabilistic load forecasting based on hierarchical measurement data[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021.
- [26] LU N, TAYLOR T, JIANG W, et al. The temperature sensitivity of the residential load and commercial building load [C]//2009 IEEE Power & Energy Society General Meeting. Calgary, AB, Canada: IEEE, 2009: 1-7.

作者简介:

康进(1998—),男,硕士研究生,主要研究方向为电力系统大数据分析(**E-mail**:22110115@zju.edu.cn);
刘晓峰(1998—),男,硕士研究生,主要研究方向为电力系统大数据分析(**E-mail**:22010016@zju.edu.cn);
吴浩(1973—),男,副教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为电力系统分析与控制以及负荷特性分析、建模与调控(**E-mail**:zjuwuhao@zju.edu.cn)。

(编辑 王锦秀)

Summer temperature-sensitive load model considering intra-day temperature variation and two-stage identification method of its time-varying parameters

KANG Jin¹, LIU Xiaofeng¹, ZHOU Yi², GAO Jianing², WU Hao¹, JU Ping¹
(1. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;
2. East China Branch of State Grid Corporation of China, Shanghai 200002, China)

Abstract: The current researches about the temperature-sensitive characteristics of power loads mostly only focus on the relationship between the maximum temperature and maximum load on the long-time scale, but ignore the analysis of temperature-sensitive characteristics under different intra-day temperatures. A temperature-sensitive load model that can reflect the intra-day temperature change is built, and two assumptions are introduced to solve the problem of model identifiability. A data screening method suitable for parameter identification and a two-stage identification method for time-varying parameters of the temperature-sensitive load model are proposed. The example results show that the proposed method can accurately and robustly identify the time-varying parameters of the temperature-sensitive load model, and obtain the intra-day temperature-sensitive load curve and the ratio of temperature-sensitive load.

Key words: temperature-sensitive load; time-varying parameter; two-stage identification; intra-day temperature variation

附录 A

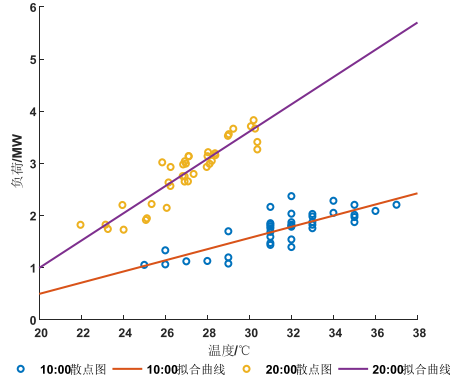


图 A1 某民用负荷连续 30 d 不同时间段的温度-负荷散点图
Fig.A1 Temperature-load scatter diagram for a residential load at different time periods for consecutive 30 days

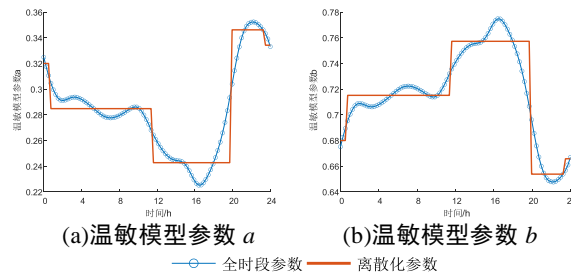


图 A2 全时段参数与离散化参数对比
Fig.A2 Comparison between full time parameters and discretized parameters

表 A1 构造算例负荷集群

Table A1 Load clusters of constructed case

负荷集群	子集群	模型参数	集群规模
集群 1	子集群 1	时变	6
	子集群 2	非时变	2
集群 2	子集群 3	时变	6
	子集群 4	非时变	2

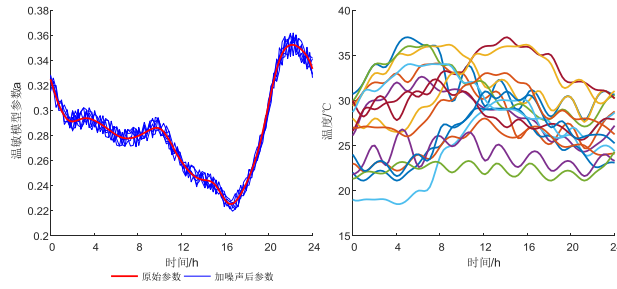


图 A3 构造算例的温敏模型参数与温度数据
Fig.A3 Temperature-sensitive model parameters and temperature data for constructed case

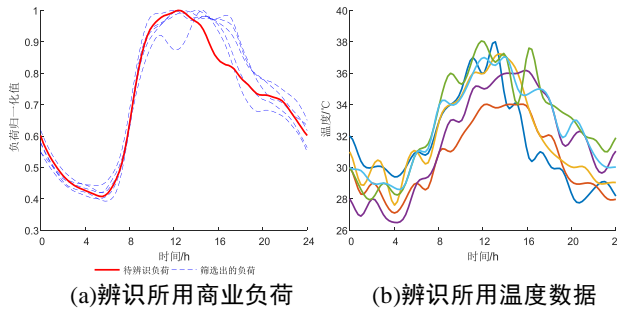


图 A4 辨识所用的商业负荷与温度数据
Fig.A4 Commercial load and temperature data used for identification

附录 B

$$\min_{a', b', P'_0, R'_k} \sum_{k=1}^{m_3} \sum_{t=1}^{96} (\hat{P}'_k - P'_k)^2 \quad (\text{B1})$$

s.t.

$$\begin{cases} P'_k = P'_0 R'_k (a' T'_k / T_0 + b') & k = 1, 2, \dots, m_3 \\ a' + b' = 1 \\ 0 \leq a' \leq 1 \\ 0 \leq b' \leq 1 & t = 1, 2, \dots, 96 \end{cases}$$

$$\min_{x_a^D, x_b^D, N} \|\mathbf{x}_a^D - \mathbf{x}_a^F\|_2 + \|\mathbf{x}_b^D - \mathbf{x}_b^F\|_2 \quad (\text{B2})$$

s.t.

$$\begin{cases} a_i^D + b_i^D = 1 \\ 0 \leq a_i^D \leq 1 \\ 0 \leq b_i^D \leq 1 & i = 1, 2, \dots, N \\ 1 < n_1 < \dots < n_{N-1} < 96 \\ 1 \leq N \leq 5 \end{cases}$$

式中： $\|\mathbf{x}_a^D - \mathbf{x}_a^F\|_2$ 表示全时段参数和离散化参数之间的欧氏距离。