

DOI: 10.7667/PSPC180625

基于柔性负荷响应特性的超短期预测方法

张丽, 张涛, 王福忠, 祁鑫

(河南理工大学电气工程与自动化学院, 河南 焦作 454000)

摘要: 在自动需求响应系统(ADRS)中, 当大量的用电负荷数据被自动实时采集时, 受节假日、天气、温度等因素的影响, 用户侧负荷用电特性会随着响应策略的变化而发生变化。传统负荷预测方法的预测精度也将会被降低, 不再满足 ADRS 要求。针对这一问题, 基于柔性负荷的响应特性, 将“预测-调度-响应”各环节视为一个闭环控制系统, 把自动响应(AD)信号作为一个输入变量引入系统。基于丰富的负荷用电数据, 采用“黑匣子”思想建立了闭环超短期负荷预测模型, 并用仿真结果验证了模型的有效性。结果表明, 该模型与传统预测模型相比, 预测精度明显提高。

关键词: 自动需求响应系统; 柔性负荷; 负荷预测; 自动响应; 黑匣子

Ultra-short-term forecasting method based on response characteristics of flexible load

ZHANG Li, ZHANG Tao, WANG Fuzhong, QI Xin

(School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

Abstract: In the Automatic Demand Response System (ADRS), the electrical load characteristics of the user's side will vary with the change of the response strategy due to the influence of holidays, weather, temperature and other factors, when a large amount of power load data is collected automatically in real time. The prediction accuracy will be reduced using the traditional load forecasting method, which will no longer meet the requirement of ADRS. In this paper, based on the response characteristic of flexible load and the rich load power data of ADRS, the Automatic Demand (AD) response signal is introduced into the system as an input variable when each link of "predictive- dispatch -response" is considered as a closed loop control system. The closed loop ultra-short-term forecasting model is established by using the "black box" idea. The validity of the model is verified by simulation results. The results show that the prediction accuracy of the model is higher than that of the traditional prediction model.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61703144), Henan Open Laboratory Project (No. KG2016-7), Key Scientific Research Project of Colleges and Universities in Henan Province (No. 18A470014) and Doctoral Fund of Henan Polytechnic University (No. B2017-20).

Key words: automatic demand response system (ADRS); flexible load; load forecasting; automatic demand; black box

0 引言

当前的电力需求侧受传统配用电设备的局限, 难以对千家万户、千变万化的负荷进行分类、分时、分区实时监测和在线管理^[1]。由于国内自动需求响应(ADR)市场仍处于初期阶段, 市场机制尚不完善, 导致供电侧无法有效地依据电力用户的真实需求进

行动态响应并提供适度的电量, 也无法有效地根据电源侧或者输变电网的状态在线选择性调节负荷。目前, 整个电力系统难以反映“源-网-荷-储”^[2-3]的互动机制、互动潜力、互动过程和互动效益。因此, 亟需挖掘柔性负荷的自动响应能力, 提高负荷控制的灵活性和互动性。

随着互联网技术、物联网技术、信息通信技术、自动化技术等的不断发展, 国外学者提出了需求响应(DR)实现自动化的理念, 即自动需求响应(ADR), 它是 DR 的最新实现形式^[4-5]。需求响应实现了自动化, 负荷调度智能化才可能实现, 用户参与电力系

基金项目: 国家自然科学基金项目(61703144); 河南省开放实验室项目(KG2016-7); 河南省高等学校重点科研项目(18A470014); 河南理工大学博士基金(B2017-20)

统运营的主动性和响应效果才能提高。

柔性负荷参与需求侧管理(DSM)和需求响应(DR)的实施,核心在负荷自身具有响应特性。负荷预测是分析负荷响应特性的基础和前提。为了更好地得知电力用户的用电需求和负荷特征,学者们开始关注服务于智能用电的负荷预测技术,例如对单个用户或一些用电设备进行短期或超短期预测^[6-7]。目前,用于负荷预测的模型和算法都很多,大多数方法根据历史数据来预测将来的数据^[8-9],由于用电负荷受很多不确定因素影响,故到目前为止,在该领域还没有一种适用于各种负荷情况的通用方法。

在负荷预测中,预测对象的发展是一个连续的过程,其未来的发展是这个过程的继续,其发展变化过程中会将某些原有的特征保持下来或延续下去^[10-11]。本文根据预测对象的特点,将“预测-调度-响应”各环节视为一个闭环控制系统,把自动响应(AD)信号作为一个输入变量引入系统,基于丰富的负荷用电数据,探讨一种考虑 AD 信号的超短期负荷预测方法,详细描述了数学模型的构建过程,并通过理论仿真对模型加以验证,为柔性负荷参与 ADRS 提供理论参考依据。

1 柔性负荷的涵义

1.1 柔性负荷的定义

本文从内涵和外延两方面来定义“柔性负荷”。

- 1) 内涵定义:用电性质、用电规律、用电状态能够被实时监测和精确感知,并且在某个指定的时间区域或特定的时间段内,通过负荷控制技术可以实现转移、中断、选择性切除,实现灵活调控的负荷;
- 2) 外延定义:可以主动参与智能电网、需求侧管理(DSM)和需求响应(DR)运营和控制,在不同的时间维度和响应维度下,随着供需平衡的变化可以进行动态调节和动态响应的负荷^[12]。

1.2 柔性负荷分类

负荷分为刚性负荷和柔性负荷,其负荷特性曲线都是随时变化的。本文将柔性负荷分为三大类:可随时中断的负荷、可转移负荷和可平移负荷。当柔性负荷参与控制并进行需求响应时,负荷模型可表示为

$$P^{(T)} = (t, P^{(1)}, P^{(2)}, P^{(3)}) = P_s(t) + P_f(t, P^{(1)}, P^{(2)}, P^{(3)}) \quad (1)$$

式中: $P^{(T)}$ 为总负荷; $P_s(t)$ 为刚性负荷; P_f 为柔性负荷; $P^{(1)}$ 为可随时中断负荷; $P^{(2)}$ 为可转移负荷; $P^{(3)}$ 为可平移负荷; t 为时间。

2 预测问题的引出

在本文研究中,假设电力市场是开放的,市场中有多家售电商或是 DR 聚合商,电力用户可以根据售电商或是 DR 聚合商提供的电价变化或是激励措施等信息做出响应,从而改变用电习惯或消费模式,达到用电资源优化配置的目的。考虑 AD 信号进行柔性负荷预测的思想架构如图 1 所示。

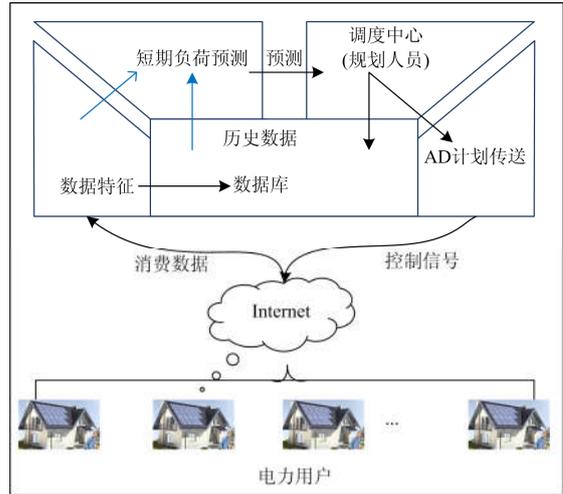


图 1 考虑 AR 信号的柔性负荷预测架构图

Fig. 1 Architecture of flexible load forecast considering AD signal

在未来电力市场,“DR 聚合商”就是一类可以帮助电力用户参与 DSM 和 DR 的辅助服务公司,它在电力用户和电力运营公司之间充当中间人^[13-14]。它有一个重要的职责,本文称之为“AD 信息验证”,即:它需要验证所收集到的用户需求信息是否符合电力运营公司的调控范围,同时,也需要验证电力公司提供的价格或激励信息是否满足用户的真正需求,这种验证是双向的。在验证过程中,所有用户用电量的消耗情况需要被准确计算,用户的需求需要被准确响应。因此,需要一种考虑 AD 信号的负荷预测方法,以便 DR 聚合商或电力运营公司进行实时调控。

本文把用户参与需求响应(DR)行为称为“主动需求”或“自动需求”,简称为 AD。假设,在未来的电力市场,AD 可以像“电话费套餐”一样,根据电力用户的需求及响应情况,制定出不同的“响应套餐”产品,供不同种类的电力用户来选择。基于这一思想,本文制定了一个用电量和电价的阶梯式激励响应需求表,如表 1 所示,它可以看作是一个 AD 产品,引导电力用户在一定的时间范围内,保持用电量在一个限定范围之内。与表 1 对应的某

24 h 内用电量与激励电价的关系如图 2 所示。

表 1 AD 产品设置表

Table 1 Setting table of AD product

| 代表色 | 一段时间内平均用电量/ (kW·h) | 激励电价/ (元/kW·h) |
|---|-----------------------|-------------------|
|  | 用电量≤70 | A |
|  | 70<用电量≤100 | B |
|  | 100<用电量≤125 | C |
|  | 125<用电量≤145 | D |
|  | 145<用电量≤160 | E |
|  | 160<用电量≤180 | F |
|  | 用电量>180 | G |

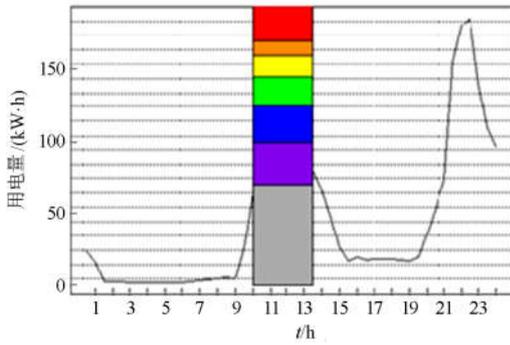


图 2 某 24 h 内用电量与激励电价的关系

Fig. 2 Relationship between electricity consumption and electricity price in 24 hour

根据图 2 可以预想到, AD 信号必然会引起电力消费者负荷曲线的变化^[15]。为了说明, 给出一个图例, 如图 3 所示。图中, 黑线表示的是在没有 AD 信号时的负荷用电量曲线, 称为基线; 红线表示的是有 AD 信号时的实际负荷用电量曲线; 两个曲线之间的变化就是 AD 参与后引起的负荷曲线的改变。图中示意, 上午 8:00 和下午 15:00 之间有一个合适于用户的 AD 信号, 用户根据自身用电情况进行了用电行为的改变。在本文中, 重点关注 AD 信号引起的电力负荷曲线的改变, 研究负荷预测考虑 AD 影响的问题。

设实际负荷用电量曲线为 AD^{Ture} , 验证过的负荷曲线为 AD^V 。虽然 DR 聚合商已建立了 AD 产品的负荷曲线库, 但是, 实际上他们也不能保证消费者会完全按照验证过的标准 AD 负荷曲线来进行响应, 也就是说, 消费者有时可能会临时调整自身的实际用电曲线。因此, AD^{Ture} 和 AD^V 曲线形状可能存在一定的差别^[15]。

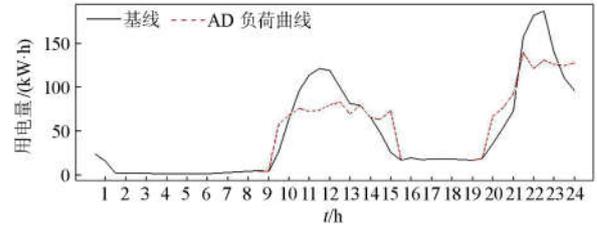


图 3 AD 信号引起负荷曲线变化示意图

Fig. 3 Changes of load curve caused by AD signals

假定电力用户的响应系统是线性时不变的, 那么, 可以用一个有限脉冲响应(FIR)模型^[16]来表示 AD^V 和 AD^{Ture} 的关系, 如式(2)。

$$AD^{Ture}(k) = B(m)AD^V(k) + e(k) \quad (2)$$

式中: AD^V 是验证过的 AD 负荷曲线; AD^{Ture} 是实际负荷曲线; k 是离散时间变量; $e(k)$ 是误差模型, 它是一个服从均值为零独立同分布的随机过程; $B(m)$ 是一个采用后移算子 m^{-1} 的多项式, 表示为

$$B(m) = b_0 + b_1m^{-1} + \dots + b_{n_b-1}m^{-n_b+1} \quad (3)$$

式(3)中, b_0 为稳态增益, 可以理解为消费者的响应度, 如果它小于 1, 则意味着消费者通常不完全按照 AD 标准负荷曲线进行响应; b_1, \dots, b_{n_b-1} 为系数, 满足平稳条件。

3 预测模型的构建

本文将“预测-调度-响应”各环节视为一个闭环控制系统, 采用“黑匣子”思想, 把 AD 信号作为一个输入量引入电力用户的响应系统。设在没有 AD 信号时的负荷曲线为 y_0 , 有 AD 信号参与响应的实际负荷曲线为 AD^{Ture} , 那么 k 时刻的负荷变化量可以表示为

$$y(k) = y_0(k) - AD^{Ture}(k) \quad (4)$$

由于 y_0 没有考虑 AD 信号的影响, 它本身就是一个典型的时间序列, 因而它会呈现出负荷随时间周期或季节而变化的特征, 在此把 y_0 分解为

$$y_0(k) = b(k) + w(k) + v_0(k) \quad (5)$$

式中: $b(k)$ 是基本负荷分量; $w(k)$ 是季节性负荷分量; $v_0(k)$ 是残差分量。这里, 暂时不考虑重大节日的负荷分量。

根据式(4)和式(5)可得

$$y(k) = b(k) + w(k) + v_0(k) - AD^{Ture}(k) = b(k) + w(k) + V(k) \quad (6)$$

这里, $V(k)$ 就是新产生的残差分量, 可表示为

$$V(k) = y(k) - b(k) - w(k) = v_0(k) - AD^{Ture}(k) \quad (7)$$

由式(6)可知, 对于 $y(k)$ 的建模问题就可以分解为对 $b(k)$ 、 $w(k)$ 和 $V(k)$ 的计算和建模问题。对于 $V(k)$ 的建模, 再一次考虑用“黑匣子”思想来解决, 公式表达为

$$V(k+h) = F(q(k); \beta) + E(k; \beta) \quad (8)$$

那么, 在 $k+h$ 时刻的预测结果可以表示为

$$\hat{y}(k+h|k) = b(k+h) + w(k+h) + F(\Phi(k); \beta^*) \quad (9)$$

这样, 可以通过选择不同的映射函数 $F(\bullet; \beta)$ 来进行预测, 它可以是简单的线性模型, 也可以是非线性模型(如神经网络、支持向量机或组合预测模型等)。

由于 y_0 的计算依赖于电力公司对 AD 产品的验证(即受 AD^V 的影响), 而通常这种验证需要一定的时间, 所以在本节中, 给 y_0 一个粗略估计, 就是在式(4)中, 用 AD^V 替换 AD^{True} , 即

$$\hat{y}_0(k) = y(k) + AD^V(k) \quad (10)$$

下面说明 $b(k)$ 、 $w(k)$ 和 $V(k)$ 的计算和建模方法。

1) $b(k)$ 的计算

本文中, 采用指数平滑法(ES)^[17]来计算基本负荷分量 $b(k)$, 根据平滑方程得

$$b(k) = \delta \hat{y}_0(k - n_{(k)}) + (1 - \delta)b(k - n_{(k)}) \quad (11)$$

式中: $n_{(k)}$ 为延迟因子, 它取决于 k 时刻是在工作日、周末休息日或节假日; $\delta \in [0, 1]$ 是平滑系数。一般来说, δ 的取值越大, 说明数据的波动较大, 增加了观测数据对预测结果的影响。 δ 的取值越小, 说明数据的波动平稳。

2) $w(k)$ 的计算

对于季节性负荷分量 $w(k)$, 由于受到天气、温度等因素影响, 通常呈现出周期性变化规律^[15], 如空调负荷, 故采用改进的指数平滑模型来描述。

$$\begin{cases} S'_k = \lambda \hat{y}_0(k) / C_{k-l} + (1 - \lambda)S_{k-1} \\ C_k = \mu \hat{y}_0(k) / S_k + (1 - \mu)C_{k-1} \\ \vdots \\ S_k = \psi \xi S'_k + (1 - \psi)S'_k \end{cases} \quad (12)$$

式中: λ 、 μ 、 ψ 为平滑系数, 都在 $[0, 1]$ 取值; S 为水平因子; C 为季节因子; l 为季节性时间周期长度; ξ 为 S 的修正系数。

通常, 由于日总负荷和日平均气温有很强的相关性, 即温度越高, 日总负荷就越大, 故可以用多项式来回归它们之间的关系, 即

$$w_d(k) = a_0 + a_1 T_{d,ave}(k) + a_2 T_{d,ave}^2(k) + a_3 T_{d,ave}^3(k) \quad (13)$$

式中: $w_d(k)$ 为日总负荷; $T_{d,ave}$ 为日平均温度(通过天气预报获得); a_0, \dots, a_3 为回归系数。由于 $w_d(k)$ 代

表了当天负荷的大小, 故: $w(k) = \sum_{j=1}^l w_{dj}(k)$ 。

水平因子 S 的修正系数 ξ 可定义为

$$\xi = w_{d+1}(k) / w_d(k) \quad (14)$$

式中, $w_{d+1}(k)$ 为当天之后一天的日总负荷。

3) $V(k)$ 的计算

对于残差 $V(k)$ 的计算, 采用传递函数模型(TF), 表达式如式(15)。

$$V(k) = -B(m)AD^V(k) + \frac{G(m)}{D(m)}r(k) \quad (15)$$

式中, $r(k)$ 为误差, 它是一个服从均值为零的独立同分布的随机过程。 $B(m)$ 在式(3)中定义过, $G(m)$ 和 $D(m)$ 是采用后移算子 m^{-1} 的多项式, 如式(16)所示。

$$\begin{cases} G(m) = 1 + g_1 m^{-1} + \dots + g_{n_g} m^{-n_g} \\ D(m) = 1 + d_1 m^{-1} + \dots + d_{n_d} m^{-n_d} \end{cases} \quad (16)$$

比较式(7)和式(15)可知, $v_0(k) = G(m) / D(m)r(k)$, $V(k)$ 的预测值 $\hat{V}(k+h|k)$ 就可以通过式(15)来得到, 本文称之为时不变 ES-TF 模型。

该模型建立的另一方法是根据式(9), 通过选择不同的映射函数 $F(\bullet; \beta)$ 来进行计算和预测。

$\Phi(k)$ 的构造方法如式(17)所示, 式中, p_v 和 p_{AD} 是常数, 二元变量 $T_i(k)$ 、 $D_j(k)$ 和 $Y_l(k)$ 分别表示 k 时刻的数据来自某一天的某个小时、某个周的某一天、某年中的某个月, 其中, $i = 1, \dots, 24$ 、 $j = 1, \dots, 7$ 、 $l = 1, \dots, 12$ 。功能函数 $F(\bullet)$ 可以选择非线性结构模型来进行预测, 如支持向量机或是人工神经网络模型等^[18-19]。

$$\Phi(k) = \begin{bmatrix} r(k) \cdots, r(k - p_v + 1) \cdots, \\ AD^V(k+h) \cdots, AD^V(k+h - p_{AD} + 1) \cdots, \\ T_1(k+h) \cdots, T_{24}(k+h) \cdots, \\ D_1(k+h) \cdots, D_7(k+h) \cdots, \\ Y_1(k+h) \cdots, Y_{12}(k+h) \end{bmatrix}^T \quad (17)$$

4 预测模型验证

4.1 样本数据

本文所用的原始数据来自某大学的智能配用电系统, 时间为 2014 年 12 月 1 日—2015 年 1 月 31 日, 采样间隔为 10 min。在本次测试中, 让用电量容量 $N_{AD} \in [15, 45] \text{ kW} \cdot \text{h}$, 服务时间段 $T_{Dur} \in [1, 3] \text{ h}$, 采用 FIR 模型随机生成 $AD^V(k)$, 数据曲线如图 4 所示, 本文将该信号作为闭环系统的输入信号。

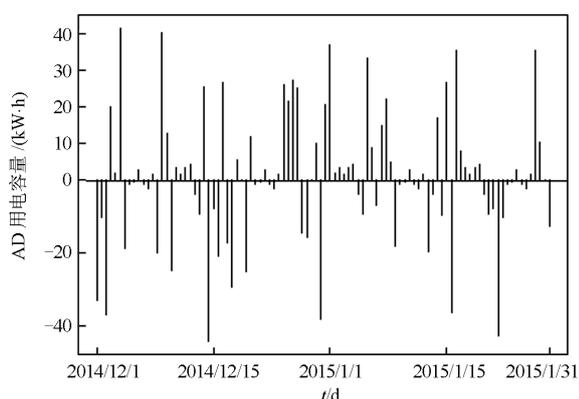


图4 系统输入信号

Fig. 4 Input signal of system

根据式(2)和式(3)进行仿真计算, 式中各参数 $b_0 = 0.65$, $b_1 = 0.25$, $b_2 = 0.02$, $n_b = 3$, 误差 $e(k)$ 的方差 $Var(e_k) = 20$, 那么原始样本数据在受到 AD 信号影响后, 负荷曲线的变化趋势如图 5 所示, 本文把该数据作为预测模型验证的样本数据来源。

4.2 测试方案

本文所选某大学的智能配用电系统, 以学生宿

舍用电数据为例, 学生四人间标准公寓中, 已固定配备的用电设备包括空调(额定功率: 1.5 kW)和 4 个日光灯(总功率: 120 W), 其他的用电设备是不确定的, 学生的用电量受校园作息、生活习惯等的影响。在图 5 所示的样本数据中, 选择两种数据类型作为模型的训练数据, 分别是每天的 24 h 用电量数据和每日的最大用电量数据, 数据的选择是随机的。

方案 1: 24 h 用电量预测

从图 5 所示的样本数据中, 工作日选取 2015 年 1 月 12 日(星期一), 休息日选取 2015 年 1 月 18 日(星期日), 采用所选两日的 24 h 用电量数据作为所选模型的训练样本数据, 如表 2 所示, 选取后一天的数据作为校验数据。

方案 2: 日最大用电量预测

每日最大用电量数据同样来自于图 5 的原始样本数据集, 选取 2014 年 12 月 15 日到 2015 年 1 月 3 日的日最大用电量数据作为模型的训练数据, 选取 2014 年 1 月 4 日到 2015 年 1 月 13 日的日最大用电量数据作为模型的测试数据, 如表 3 所示。

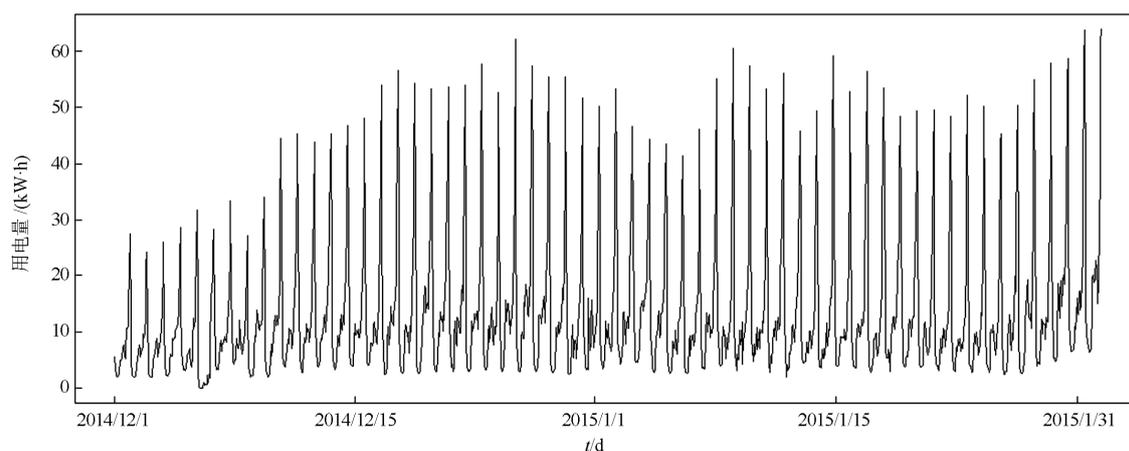


图5 预测所用的样本数据

Fig. 5 Sample data of prediction model

表2 工作日和休息日负荷用电量数据

Table 2 Electricity consumption data of the working day and the rest day

| 2015.1.12(温度: 5℃~12℃) | | | | 2015.1.18(温度-1℃~13℃) | | | |
|-----------------------|------------|-------|------------|----------------------|------------|-------|------------|
| 时间 | 用电量/(kW·h) | 时间 | 用电量/(kW·h) | 时间 | 用电量/(kW·h) | 时间 | 用电量/(kW·h) |
| 0:00 | 32.68 | 12:00 | 18.19 | 0:00 | 45.34 | 12:00 | 25.18 |
| 2:00 | 1.47 | 14:00 | 23.16 | 2:00 | 25.7 | 14:00 | 32.39 |
| 4:00 | 0.68 | 16:00 | 16.21 | 4:00 | 2.02 | 16:00 | 21.9 |
| 6:00 | 2.8 | 18:00 | 10.92 | 6:00 | 3.03 | 18:00 | 20.82 |
| 8:00 | 8.66 | 20:00 | 12.47 | 8:00 | 5.82 | 20:00 | 16.01 |
| 10:00 | 8.49 | 22:00 | 38.37 | 10:00 | 7.61 | 22:00 | 45.81 |

表 3 日最大用电量数据表

Table 3 Daily maximum electricity consumption data

| 时间 | 温度 | 日最大用电量/(kW·h) | 时间 | 温度 | 日最大用电量/(kW·h) |
|------------|---------|---------------|------------|--------|---------------|
| 2014/12/15 | -1℃~10℃ | 46.81 | 2014/12/30 | 2℃~16℃ | 50.11 |
| 2014/12/17 | -3℃~11℃ | 53.98 | 2015/01/01 | -3℃~9℃ | 46.57 |
| 2014/12/19 | 0℃~13℃ | 54.28 | 2015/01/03 | 2℃~14℃ | 43.55 |
| 2014/12/21 | -4℃~8℃ | 53.59 | 2015/01/05 | 3℃~13℃ | 46.12 |
| 2014/12/23 | 0℃~11℃ | 57.65 | 2015/01/07 | -3℃~9℃ | 60.42 |
| 2014/12/25 | 1℃~10℃ | 62.12 | 2015/01/09 | 2℃~12℃ | 53.34 |
| 2014/12/27 | 2℃~8℃ | 55.33 | 2015/01/11 | 1℃~15℃ | 45.71 |
| 2014/12/29 | 1℃~16℃ | 51.60 | 2015/01/13 | 0℃~11℃ | 59.16 |

4.3 预测结果

本文采用 Visual C++和 Matlab 编写了模型测试软件，其在 VC 平台的主界面如图 6 所示。其主要功能包括：1) 历史数据的查询；2) 样本数据的提取；3) 预测模型的调用服务；4) 误差的计算等。在该平台上，可以通过调用不同的预测算法，在 VC 平台下完成所有预测结果的计算。

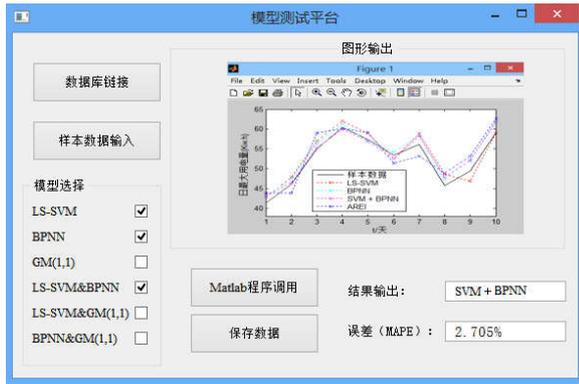
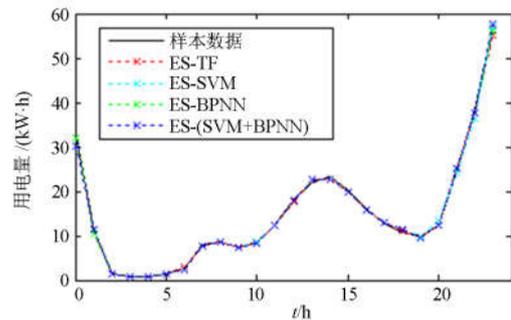


图 6 软件测试界面

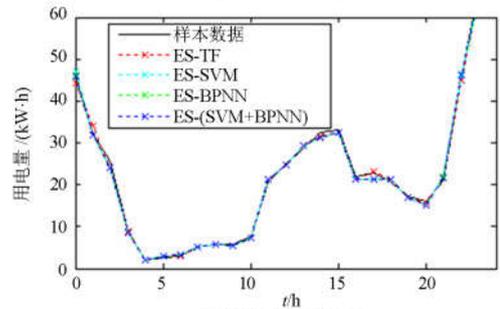
Fig. 6 Interface of software testing

采用 ES-TF 模型进行预测，要分别对 $b(k)$ 、 $w(k)$ 和 $V(k)$ 求解计算。根据式(11)，采用 ES 法获得 $b(k)$ 时，平滑系数 $\delta = 0.35$ 。由式(12)计算 $w(k)$ ，平滑系数 λ 、 μ 、 ψ 分别为 0.25、0.16、0.15，式(13)中的回归系数 a_0 、 a_1 、 a_2 、 a_3 分别为 8.2、-7.616 7、4.4、0.683 3。上述中，平滑系数采用穷举法获得，通过计算机编程来进行迭代，直到得到最佳的平滑系数为止。根据式 (15) 来计算 $V(k)$ 时， $n_b = 2$ ， $n_c = n_d = 4$ 。根据式(9)，映射函数内预测模型选择非线性结构时，采用 BPNN、LV-SVM 作为单一模型来进行预测，模型算法原理参考文献[20]，然后再让两者进行组合，用组合模型做一次预测对比，图示中分别用 ES-TF、ES-BPNN、ES-SVM、ES-(BPNN+ SVM)来标识，在两种测试方案数据下，

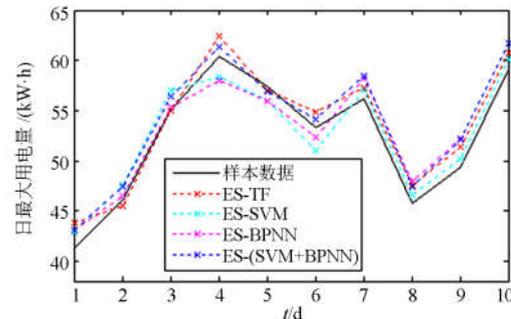
预测结果如图 7(a)、图 7(b)、图 7(c)所示，误差如表 4 所示。



(a) 工作日预测结果



(b) 休息日预测结果



(c) 日最大用电量预测结果

图 7 工作日、休息日、日最大用电量的预测结果(分别用 ES-TF、ES-BPNN、ES-SVM、ES-(BPNN+ SVM)标识)

Fig. 7 Prediction result for ES-TF, ES-BPNN, ES-SVM, ES-(BPNN+ SVM)

表4 预测误差表(分别用 ES-TF、ES-BPNN、ES-SVM、ES-(BPNN+SVM)标识)

Table 4 Prediction error for ES-TF, ES-BPNN, ES-SVM, and ES-(BPNN+SVM)

| 指标 | | 模型 | ES-TF | ES-SVM | ES-BPNN | ES-(SVM+BPNN) |
|--------------|--------|----|---------|---------|---------|---------------|
| | | | | | | |
| 方案1 (工作日) | MAE | | 0.344 6 | 0.398 4 | 0.327 9 | 0.426 0 |
| | MAPE/% | | 2.617 2 | 3.483 4 | 3.320 9 | 3.168 1 |
| | RMSE | | 0.099 3 | 0.152 3 | 0.078 1 | 0.228 9 |
| 方案1 (休息日) | MAE | | 0.576 1 | 0.606 8 | 0.586 8 | 0.539 7 |
| | MAPE/% | | 2.634 2 | 3.388 8 | 3.357 1 | 3.182 2 |
| | RMSE | | 0.283 7 | 0.289 6 | 0.285 4 | 0.225 7 |
| 方案2 | MAE | | 1.359 4 | 1.797 9 | 1.671 6 | 1.592 9 |
| | MAPE/% | | 2.701 2 | 3.342 3 | 3.215 6 | 3.110 6 |
| | RMSE | | 1.199 2 | 2.706 7 | 1.752 8 | 1.527 2 |

表4中,三种误差为国际上通用误差表示形式,计算如下。

1) 平均绝对误差(MAE)

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |P_i - A_i|}{n} \quad (18)$$

2) 平均相对误差绝对值(MAPE)

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{P_i - A_i}{A_i} \right|}{n} \times 100\% \quad (19)$$

3) 均方根误差(RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - A_i)^2}{n}} \quad (20)$$

式中: P_i 和 A_i 分别为第 i 次的预测值和实际观测值; n 为预测比较的总次数。

由于高校学生的生活作息相对规则,故校园用电负荷在一定程度上呈现出很大的相似性,从而导致原始样本数据的电力消费情况具有一定的相似性。本文将以前平均相对误差(MAPE)为例对预测结果进行分析和说明。

根据表4,当对原始负荷数据进行适当的预处理时,如考虑负荷的季节性特征,ES-TF模型可以很好地模拟预测出AD信号和原始负荷的关系。如果预测步长较短,ES-TF预测精度可以达到97.4%左右,LS-SVM、BPNN的预测精度相对来说有所降低,是因为对于时不变系统来说,非线性预测模型在短时间内很难对负荷基本特征进行有效提取。基于此原因,组合模型的预测精度比ES-TF也要低一些。这说明,对于 $V(k)$ 的建模和计算,ES-TF模型的灵活性更高。

5 结论

1) 采用“黑匣子”思想,把AD信号作为一个输入量引入电力用户的响应系统。AD作为一个反馈信号,对电力系统起着调节作用。未来电力部门可以依据该理论思想,制定出不同的“DR套餐”产品供电力用户来选择,提高了需求响应的灵活性。

2) 本文基于大量丰富的负荷数据,将“预测-调度-响应”各环节视为一个闭环控制系统,采用“黑匣子”思想建立了ES-TF模型,减小了预测模型对基础数据的依赖性,提高了预测精度,增强了柔性负荷响应特性的实时性。

3) 当映射函数内预测模型选择非线性模型时,在考虑AD信号、负荷影响因素(如天气和温度等)时,ES-TF模型表现出最好的预测性能,弥补了非线性预测模型在短时间内很难对负荷基本特征进行有效提取的不足,具有一定的工程参考价值。

参考文献

- [1] ZHENG G L, ZHANG L, CHI J W. Study on internet of things electric system based on distributed smart terminals in demand side management[J]. Technical Electrodynamics, 2016, 2: 69-77.
- [2] 曾鸣. 能源革命与能源互联网[J]. 中国电力企业管理, 2016(11): 36-39.
ZENG Ming. Energy internet and energy revolution[J]. China Power Enterprise Management, 2016(11): 36-39.
- [3] 曾鸣, 杨雍琦, 刘敦楠, 等. 能源互联网“源-网-荷-储”协调优化运营模式及关键技术[J]. 电网技术, 2016, 40(1): 114-124.
ZENG Ming, YANG Yongqi, LIU Dunnan, et al. “Generation-Grid-Load-Storage” coordinative optimal operation mode of energy internet and key technologies[J]. Power System Technology, 2016, 40(1): 114-124.
- [4] PALENSKY P, DIETRICH D. Demand side management: demand response, intelligent energy systems, and smart loads[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2011, 7(3): 381-388.
- [5] HEYDARIAN-FORUSHANI E, GOLSHAN M E H, SHAFIE-KHAH M, et al. Optimal behavior of demand response aggregators in providing balancing and ancillary services in renewable-based power systems[C] // Doctoral Conference on Computing, Electrical and Industrial Systems (DoCEIS), April 13-15, 2015, Costa de Caparica, Portugal: 309-316.
- [6] MATHIEU J L, CALLAWAY D S, KILICCOTE S. Variability in automated responses of commercial

- buildings and industrial facilities to dynamic electricity prices[J]. *Energy & Buildings*, 2011, 43(12): 3322-3330.
- [7] YALCINTAS M, HAGEN W T, KAYA A. An analysis of load reduction and load shifting techniques in commercial and industrial buildings under dynamic electricity pricing schedules[J]. *Energy & Buildings*, 2015, 88: 15-24.
- [8] 熊军华, 牛珂, 张春歌, 等. 基于小波变异果蝇优化支持向量机短期负荷预测方法研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(13): 71-77.
XIONG Junhua, NIU Ke, ZHANG Chungu, et al. SSVM in short-term load forecasting based on wavelet transform and mutant fruit fly optimization algorithm[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(13): 71-77.
- [9] 杨慧霞, 邓迎君, 刘志斌, 等. 含有历史不良数据的电力负荷预测研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(15): 62-68.
YANG Huixia, DENG Yingjun, LIU Zhibin, et al. Study on electric load forecasting with historical bad data[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(15): 62-68.
- [10] 刘晓娟. 基于智能方法的电力系统负荷预测模型及其应用研究[D]. 上海: 东华大学, 2014.
LIU Xiaojuan. Intelligent method based load forecasting models and application research in power system[D]. Shanghai: Donghua University, 2014.
- [11] DOLATABADI A, MOHAMMADI-IVATLOO B. Stochastic risk-constrained scheduling of smart energy hub in the presence of wind power and demand response[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2017, 123.
- [12] GEORGIU Y, HAUTREUX M. Evaluating scalability and efficiency of the resource and job management system on large HPC clusters[C] // *The Workshop on Job Scheduling Strategies for Parallel Processing (JSSPP)*, May 25, 2012, Shanghai, China: 134-156.
- [13] 高赐威, 梁甜甜, 李扬. 自动需求响应的理论与实践综述[J]. *电网技术*, 2014, 38(2): 352-359.
GAO Ciwei, LIANG Tiantian, LI Yang. A survey on theory and practice of automated demand response[J]. *Power System Technology*, 2014, 38(2): 352-359.
- [14] 张晶, 孙万琨, 王婷. 自动需求响应系统的需求及架构研究[J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35(16): 4070-4076.
ZHANG Jing, SUN Wanjun, WANG Ting. Studies on requirements and architecture for automated demand response system[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(16): 4070-4076.
- [15] GARULLI A, PAOLETTI S, VICINO A. Models and techniques for electric load forecasting in the presence of demand response[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2015, 23(3): 1087-1097.
- [16] BHAT R, ZHOU J, KRISHNASWAMY H. Wideband mixed-domain multi-tap finite-impulse response filtering of out-of-band noise floor in watt-class digital transmitters[J]. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, 2017, 52(12): 3405-3420.
- [17] 何大四, 张旭. 改进的季节性指数平滑法预测空调负荷分析[J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2005, 33(12): 1672-1676.
HE Dasi, ZHANG Xu. Analysis of air conditioning load prediction by modified seasonal exponential smoothing model[J]. *Journal of Tongji University (Natural Science)*, 2005, 33(12): 1672-1676.
- [18] 王海云, 田莎莎, 张再驰, 等. 基于负荷预测与关联规则修正的不良数据辨识方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(23): 24-33.
WANG Haiyun, TIAN Shasha, ZHANG Zaichi, et al. A new bad data identification method based on load forecasting and the correction of association rule[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(23): 24-33.
- [19] 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.
- [20] ZHENG G, ZHANG L. The electrical load forecasting base on an optimal selection method of multiple models in DSM[J]. *International Journal of Online Engineering*, 2015, 11(8): 34.

收稿日期: 2018-05-24; 修回日期: 2018-08-05

作者简介:

张丽(1982—), 女, 工学博士, 讲师, 硕士生导师, 研究方向为智能电网需求侧管理、需求响应、智能用电信息处理; E-mail: dqzhangli@hpu.edu.cn

张涛(1978—), 男, 高级工程师, 硕士生导师, 研究方向为电力系统控制与信息处理; E-mail: zhangtao@hpu.edu.cn

王福忠(1961—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统控制与故障诊断。E-mail: wangfz@hpu.edu.cn

(编辑 魏小丽)