

主动配电网短期负荷预测研究

管鑫¹, 刘会家¹, 张振², 陈波¹, 刘士祥¹, 黄景光¹

(1. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443002;
2. 国网宜昌供电公司, 湖北 宜昌 443000)

摘要: 主动配电网通过市场机制来引导群体性的主动需求行为, 电网负荷特性随之发生改变, 降低了传统负荷预测技术的预测精度。考虑主动配电网在传统负荷的基础上引入响应负荷的计算分析, 提出适用于主动配电网的组合预测方法。分析用户响应特性及规律, 考虑影响用户响应度的因素并将其线性参数化, 建立基于响应度评估模型的响应负荷预测方法; 将传统负荷分解成季节性基荷和残差, 基荷采用相似日负荷预测技术进行预测, 残差利用集成神经网络模型进行预测, 建立改进神经网络组合预测模型。利用时变响应模型模拟主动配电网负荷数据集来进行仿真验证, 与其他负荷预测技术进行对比, 实验结果证明了所提负荷预测方法的有效性。

关键词: 主动配电网; 主动需求; 响应度; 集成神经网络; 负荷预测

DOI: 10.12067/ATEEE1804075 **文章编号:** 1003-3076(2019)01-0031-08 **中图分类号:** TM715

1 引言

针对大规模、高渗透率可再生能源接入配电网所引发的一系列问题, 主动配电网通过需求侧集成来集中管理不同的分布式电源以提高电网运行的质量和经济性^[1-4]。在这方面, 主动需求 (Active Demand, AD) 表示需求响应场景, 即用户在某些时间段内通过适当修改消费模式参与到电网管理中, 金钱奖励作为回报。AD 代表一个灵活提供解决网络约束和支持可再生能源开发的新机会, 潜在地给电力系统所有参与者提供经济效益^[5-7]。

主动配电网中, 利用可靠工具预测负荷是关键需求^[8]。这些工具为配电系统运营商提供有用的信息, 用于管理网络中的能量流以平衡供需 (调度), 从而确保供电的连续性和可靠性^[9]。不同于传统配电网, 主动配电网的 AD 使得用户负荷可以随着电力市场动态调节自身的用电习惯, 不考虑 AD 的经典负荷预测工具当应用于包含 AD 的负荷时间序列时都会给出不准确的预测, 因此, 研究适用于主动配电网的负荷预测技术成为必然^[10,11]。目前, 国内外针对主动配电网负荷预测问题已经开展

了一系列研究。文献[12]依据负荷可参与电网调度程度不同对负荷进行分类, 将能够完全响应某种引导机制的负荷归类为友好负荷, 建立了含友好负荷的负荷预测方法。文献[13]分析了主动需求在负荷预测中的影响, 基于灰盒模型通过适当的预处理提取负荷的季节性分量, 并且将用户主动响应计划作为传统负荷预测模型的外部输入, 通过不同的负荷预测方法测试得出, 将响应合约计划作为负荷模型的外部输入能够得到较好的预测效果。文献[14]分析影响用户差异性响应的因素, 提出主动配电系统对负荷预测新的要求, 基于遗传响应弹性矩阵来精确识别用户的响应规律并建立响应负荷预测模型。

本文通过对主动配电网总体负荷的分析将主动配电网负荷预测分解为传统负荷预测和响应负荷预测, 同时基于用户响应行为的规律总结, 首次提出建立响应度评估模型来精确预测未来时刻用户的响应度, 并以此预测出响应负荷, 采用 Boosting 算法改进神经网络模型对传统负荷进行预测, 通过仿真分析验证了该方法在主动配电网负荷预测中的有效性和准确性。

收稿日期: 2018-04-27

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51477090)

作者简介: 管鑫 (1994-), 男, 河南籍, 硕士研究生, 研究方向为主动配电网优化规划;
刘会家 (1969-), 男, 湖北籍, 副教授, 硕士, 研究方向为配电网自动化、绝缘设备故障诊断 (通讯作者)。

2 主动配电网总体负荷

随着风电、光伏发电为主的分布式能源的大力发展,大量分布式电源在用户侧并网,给用户提供了可选择的电力供需,使得电力市场运营更加灵活,主动配电网各主体间相互竞争与合作也更加明显^[15,16]。电力市场竞争必然对用户负荷产生影响,所以需要引入用户负荷 AD 需求侧响应模型^[17]。

因为用户不能直接访问电力市场,因此需要一个中介(称为聚合代理)去协调电力市场和用户消费行为,聚合代理通过管理用户消费行为的灵活性构建 AD 响应负荷,但聚合代理在确定 AD 响应合约计划前,需要提交给配电系统运营商(DSO)进行技术验证,因此,响应合约计划是已知的。假设 AD 响应合约计划为 $ad(k)$,基于用户响应行为的现实考虑,即使签订了响应合约计划,实际响应过程也会出现延迟或部分响应等情况,因此,将能够完全遵守响应合约计划的用户称为实际响应负荷 $ad^{true}(k)$,其表达式为:

$$ad^{true}(k) = B(q) \cdot ad(k) + r_0(k) \quad (1)$$

式中, $k = 0, 1, 2, \dots$, 为离散时间指数; $r_0(k)$ 为由于外部因素引起的误差项; $B(q)$ 为在某时刻用户的响应度,是后向移位算子 q^{-1} 的多项式。

主动配电网总体负荷为:

$$y(k) = y_0(k) + ad^{true}(k) \quad (2)$$

式中, $y_0(k)$ 为传统负荷,具有显著的季节性特性。

3 主动配电网负荷预测方法

由第2节分析可知,主动配电网总体负荷分为传统负荷和实际 AD 响应负荷两个部分,即主动配电网的负荷预测技术要在传统预测方法的基础上,引入 AD 响应负荷的计算分析。

传统负荷时间序列 $y_0(k)$ 不包含 AD 效应。因此它是一个经典的负荷时间序列,并且显示出强烈的季节性行为。初步提取已知不同时间尺度的季节特征(日,周,年)有助于建立更加准确的估计模型。基于此, $y_0(k)$ 可以依次分解为:

$$y_0(k) = b(k) + r_1(k) \quad (3)$$

式中, $b(k)$ 为季节性基荷; $r_1(k)$ 为由随机波动引起的残差。将式(3)代入式(2)可得:

$$y(k) = b(k) + r_1(k) + ad^{true}(k) \\ = b(k) + B(q) \cdot ad(k) + r(k) \quad (4)$$

针对实际响应负荷 $ad^{true}(k)$,由于响应合约计

划 $ad(k)$ 是已知的,重要的是评估用户的响应度 $B(q)$ 。对于季节性基荷 $b(k)$ 采用相似日负荷预测技术^[18],尽管比较简单,但对于具有强烈周期性行为的基荷是适用的,在本文中不再描述。针对残差 $r(k)$ (为 $r_0(k)$ 和 $r_1(k)$ 之和),采用集成神经网络模型,组合一组迭代训练的人工神经网络^[19] (ANN),在每次迭代中,使得前次迭代训练的 ANN 模型的估计输出与目标输出之间的误差最小化,最终的预测结果是所有训练模型输出的加权和。主动配电网负荷预测具体的流程如图1所示。

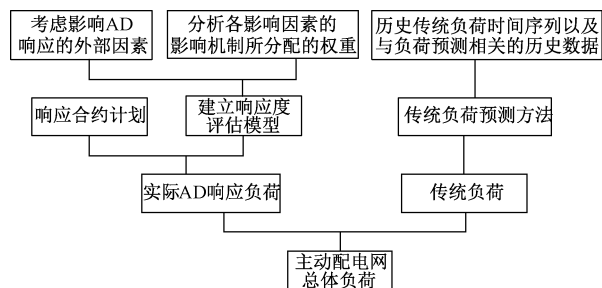


图1 主动配电网负荷预测流程

Fig. 1 Load forecasting flowchart of ADN

4 主动配电网负荷预测模型

4.1 响应度评估模型

为了建立准确的响应度评估模型,必须重点考虑用户的实际响应行为。用户的实际响应情况描述如下,如果用户消费的负荷,在某些时段低于或高于指定的阈值之间,聚合代理在指定的时间通过激励措施请求用户实施响应行为,从而修改网络特定节点处的负荷曲线。标准 AD 响应和实际 AD 响应示意图如图2所示。上部曲线为标准的 AD 响应负荷 ad ,它由两部分组成。第一部分是请求的 AD 响应负荷,其曲线由响应量 V_{ad} 和响应的持续时间 T_{dur} 表示。第二部分是能量回收效应,由于请求 AD 响应结束后用户的用电行为可能跟随相反的符号修改负荷曲线。图2的下部显示了一个可能的示例,对应实际 AD 响应负荷 ad^{true} 。

基于用户响应行为的现实考虑:①AD 请求在时间上具有有限的持续时间,因此可以假设,用户响应的持续时间是有限的;②用户可能不会完全遵守响应合约计划,这可能导致关于请求 AD 负荷延迟或部分响应。

在上述假设背景下,用户的需求响应行为模型设定如下:

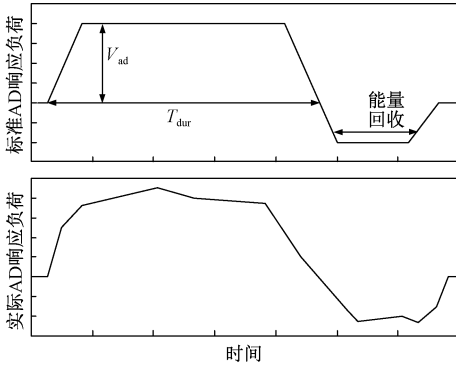


图2 标准AD响应和实际AD响应示意图

Fig. 2 Schematic of standard and actual demand response

$$\begin{bmatrix} ad^{true}(1)/y_0(1) \\ ad^{true}(2)/y_0(2) \\ \vdots \\ ad^{true}(24)/y_0(24) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_{1,1} & \cdots & e_{1,24} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{24,1} & \cdots & e_{24,24} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta P(1)/P_0(1) \\ \Delta P(2)/P_0(2) \\ \vdots \\ \Delta P(24)/P_0(24) \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中, $\Delta P(t)$ ($t=1,2,\dots,24$) 为时刻 t 用户参与需求响应后的用电价格变动量; $P_0(t)$ 为参与需求响应前时刻 t 的用电价格; $e_{s,t}$ ($s,t=1,2,\dots,24$) 为电价弹性,依据经济学的需求原理定义如下:

$$\begin{cases} e_{s,t} = \frac{ad^{true}(s)/y_0(s)}{ad^{true}(t)/y_0(t)} \\ e_{s,t} \leq 0 & s = t \\ e_{s,t} > 0 & s \neq t \end{cases} \quad (6)$$

用户参与需求响应的收益对于用户需求响应行为有着直接影响,用户需求响应收益模型如下:

$$\begin{cases} ad^{true}(k) = \sum_{t=1}^{24} ad^d(t) + \sum_{s=1}^{24} ad^u(s) \\ S = \sum_{t=1}^{24} \delta p(t) \cdot ad^d(t) + \sum_{s=1, s \neq t}^{24} (1-\tau)p(s) \cdot ad^u(s) \end{cases} \quad (7)$$

式中, $ad^d(t)$ 为用户在时刻 t 提供的下行备用量; $ad^u(s)$ 为用户在时刻 s 提供的上行备用量; S 为用户的需求响应收益; δ 为高价补偿率; τ 为电价折扣率; $p(t)$ 为用户参与需求响应后时刻 t 的用电价格。

事实上,用户的响应度在本质上是不稳定的,受到几个外部因素的影响,如一年中的日期,一天中的

时钟、天气条件或电价等因素。将其线性参数化,则响应度 $B(q)$ 为:

$$\begin{aligned} B(q) = & b_{i,0} + b_{i,1}\beta_1(\mathbf{w}(k-i))q^{-1} + \\ & b_{i,2}\beta_2(\mathbf{w}(k-i))q^{-2} + \cdots + \\ & b_{i,p}\beta_p(\mathbf{w}(k-i))q^{-p} \end{aligned} \quad (8)$$

式中, $\mathbf{w}(k-i)$ 为包含外部影响因素的矢量,在预测未来时段响应度时,需替换相应影响因素的未来值,如天气或电价预测的未来值; $\beta_p(\mathbf{w}(k-i))$ 为带有 \mathbf{w} 的函数,是在时刻 $k-i$ 各外部响应因素以第 p 种机制影响用户响应行为产生的实际 AD 响应负荷; $b_{i,p}$ 为时刻 $k-i$ 第 p 种影响机制所分配的权重; p 为各外部因素对 AD 响应负荷的影响机制种类数。

4.2 集成神经网络模型

在对残差负荷进行预测时,需要考虑影响残差的不同独立参数。通过离散时间 $t=1,2,\dots,T$, 给出时刻 t 参数 \mathbf{x} 的过去值。时刻 t 的相关负荷观测值为 \mathbf{y} , 首先推算一个可以描述 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 之间关系的模型:

$$\hat{f}: \mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y} \quad (9)$$

一旦使用过去已知的独立特征和相关负荷观测值获得模型,就可以用于预测未来的负荷值,给出独立参数的预测值。由于 f 可以是高度非线性的函数,所以可以选择众多非线性的负荷预测模型,如 ANN 和支持向量机(SVM),以便准确地估计它。为进一步提高负荷预测精度,本文采用集成 ANN 模型。使用一组 ANN 模型,其中每个 ANN 模型通过在不同数据集上的训练获得。这组模型也称为一个集合,将它们融合在一起以获得最终的估计预测。通过聚合各个预测模型的输出,以提高总体预测精度。

Boosting 算法是一种任意逼近非线性曲线的学习算法^[20]。使用 ANN 对负荷预测进行提升的目的是可以减少预测误差的偏差和方差,并且能有效克服过拟合现象。在提升中,目标是迭代生成模型。图3为提升过程框图。

在迭代 i 处的初始模型 \hat{h}_i , 使用由独立特征量和相关目标输出组成的原始训练数据生成。在下一迭代 $i+1$ 中,通过来自上一模型的预测误差代替输出目标来生成第二模型,即

$$\hat{f}_{i+1}: \mathbf{x} \rightarrow \alpha_i \mathbf{h}_i \quad (10)$$

式中, \mathbf{h}_i 为使用第 i 个模型获得的实际输出和目标输出之间的误差; α_i 为每个模型的权重。该过程一

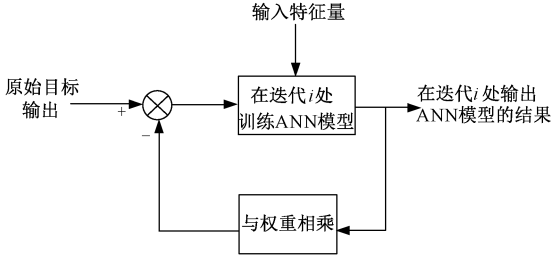


图3 提升过程框图

Fig. 3 Block diagram of Boosting process

直持续到产生一定数量的模型 M 。可以收集所有这些模型形成一系列由估计预测器 \hat{f} 组成的集合 F ：

$$F = \{\hat{f}_i \mid i = 1, 2, \dots, M\} \quad (11)$$

然后,使用预测器的线性组合完成整体融合,可以表示为:

$$f_t = \sum_{i=1}^M \alpha_i \hat{f}_i \quad (12)$$

式(10)实际上是衡量每个模型的输出然后进行分配。对于负荷预测问题,考虑由独立变量 \mathbf{x}_{tr} 和负荷 \mathbf{y}_{tr} 组成的训练数据集。提升涉及的步骤如下:

(1)首先,定义以下参数:集合中模型的总数为 M ; $\alpha_i = \alpha$, 为 $0 \sim 1$ 之间的常数; $i = 1, 2, \dots, M$; $\Delta \mathbf{y}_i^1 = \mathbf{y}_{tr}$ 。

(2)每个模型都是迭代生成的。在第一次迭代 ($i=1$) 时,通过使用 ANN 使式(11)最小化,从而计算模型 $\hat{f}_1: \mathbf{x}_{tr} \rightarrow \Delta \mathbf{y}_i^1$ 。

$$\hat{f}_1 = \min_{\hat{f}} \|\Delta \mathbf{y}_i^1 - \hat{f}_1(\mathbf{x}_{tr})\|_2^2 \quad (13)$$

(3) $i = 2 \sim i = M$ 次迭代,残差 $\Delta \mathbf{y}_i^i$ 更新如下:

$$\Delta \mathbf{y}_i^i = \Delta \mathbf{y}_i^{i-1} - \alpha \hat{f}_{i-1}(\mathbf{x}_{tr}) \quad (14)$$

使用更新的残差获得新的 ANN 模型计算如下:

$$\hat{f}_i = \min_{\hat{f}} \|\Delta \mathbf{y}_i^i - \hat{f}_i(\mathbf{x}_{tr})\|_2^2 \quad (15)$$

更新使用每次迭代时估计的加权值,在每次迭代中通过使用目标输出与训练模型获得输出形成差异的相关信息来防止过度拟合。

(4)在所有迭代结束时,集合被定义为在每次迭代中获得的所有 ANN 模型的集合:

$$F = \{\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_M\} \quad (16)$$

(5)给定独立数据 \mathbf{x} 的预测负荷是从集合中所有模型输出的加权求和,如下所示:

$$\mathbf{y} = \alpha \sum_{i=1}^M \hat{f}_i(\mathbf{x}) \quad (17)$$

5 算例分析

5.1 主动配电网负荷数据集

由于 AD 尚未实践,因此没有包含 AD 响应的实际数据集可用于测试所提出的负荷预测方法,算例分析的验证是基于模拟 AD 响应负荷并添加到实际负荷时间序列的数据集。本文建立线性时变 AD 模型来模拟用户的响应行为。线性时变 AD 模型为:

$$\begin{aligned} ad^{true}(k) = & b_0(\mathbf{w}(k))ad(k) + b_1(\mathbf{w}(k-1)) \cdot \\ & ad(k-1) + \dots + b_{n_b-1}(\mathbf{w}(k-n_b+1)) \cdot \\ & ad(k-n_b+1) + r(k) \end{aligned} \quad (18)$$

$$b_i(\mathbf{w}) = b_{i,0} + b_{i,1}\beta_1(\mathbf{w}) + b_{i,2}\beta_2(\mathbf{w}) + \dots + b_{i,p}\beta_p(\mathbf{w}) \quad (19)$$

式中, $r(k)$ 为零均值独立同分布随机误差项; $b_i(\mathbf{w})$ 为用户的响应度; n_b 为对时刻 t 实际响应负荷产生影响的连续时刻数。

原始负荷数据集来源于中国某市 2015 年 10~12 月的历史用电数据,根据气象、日类型等因素选取训练样本中 10 个相似日的历史用电数据,采样时间 $T_s = 15\text{min}$,每天有 96 个数据样本。通常模型描述的整体系统行为越好,任意系统输入的预测性能越好,因此选择在响应时间段随机生成 AD 输入,响应时间段为用电高峰期和用电低谷期。AD 输入的产生通过随机选择 AD 容量在区间 $[10, 90]\text{MW}$ 之间和响应持续时间在区间 $[2, 6]\text{h}$ 之间。能量回报幅度等于 V_{ad} 的 $1/5$, 而其持续时间被假定为 $(1/3)T_{dur}$ 。

原始负荷数据集如图 4(a) 所示。参数设置如下: $n_b = 3, p = 1, b_{0,0} = 0.3, b_{1,0} = 0.15, b_{2,0} = 0.05, b_{0,1} = 0.02, b_{1,1} = 0.01, b_{2,1} = 0.01$ 。主动配电网负荷数据集如图 4(b) 所示。可以看出,从总体上来讲,电网通过主动响应整合所有的用户资源确实对总体负荷起到了削峰填谷的作用,大大降低了峰谷差,并且这种作用随着响应度的提高而增大。当然,随着响应时间的结束,能量回收效应在一定程度上可能起着反作用,这主要取决于响应时间的长短,因此选取合适的响应时间尤为重要。

5.2 负荷预测性能评估

模型的性能通过平均绝对百分比误差 (MAPE) 来进行评估:

$$MAPE = \frac{100}{T} \sum_{i=1}^T \frac{|x_i - x_i^*|}{x_i} \quad (20)$$

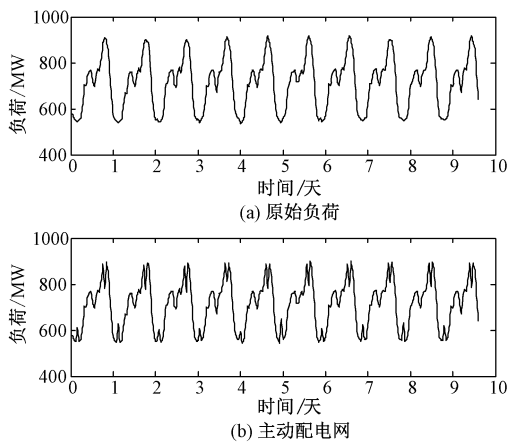


图 4 原始负荷数据集和主动配电网负荷数据集
Fig. 4 Original load data set and load data set of ADN

式中, x_t 为负荷的实际值; x_t^* 为负荷的预测值; T 为负荷采样的总数。

5.2.1 响应负荷预测性能评估

分析影响用户响应行为的外部因素,重点考虑用户收益对用户响应度的影响,建立响应度评估模型,这样就可以依据响应合约计划得到用户的响应负荷。利用本文所建立的响应度评估模型,对于响应负荷的预测情况如图 5 所示。为了避免选择某一天作为预测日可能出现的独特性,选择 10 天历史负荷数据作为预测日研究对象。图 5 显示出响应负荷预测的 $MAPE$ 在 1.5~3 之间波动,这表明通过本文所建立的响应度评估模型来预测主动配电网响应负荷是可行的,可以得到较好的预测效果。

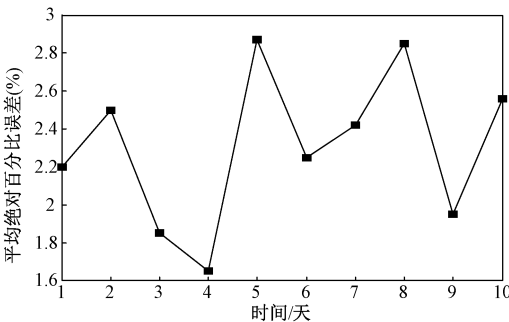


图 5 响应负荷预测的 $MAPE$
Fig. 5 $MAPE$ for the response load forecast

5.2.2 传统负荷预测性能评估

传统负荷预测时,本文将传统负荷分为季节性基荷和残差分别建立数学模型。针对残差建模利用集成学习方法改进的 ANN 模型,构建集成的两种最流行技术是 Bagging 和 Boosting 算法,两种算法聚合各个预测模型的输出,以提高总体预测精度。本文

利用 Boosting 学习方法增强人工神经网络(BooNN) 进行短期负荷预测,同时与单个 ANN 模型和基于 Bagging 学习方法构建的增强 ANN 模型(BNN) 相比,负荷预测模型的性能如图 6 所示。

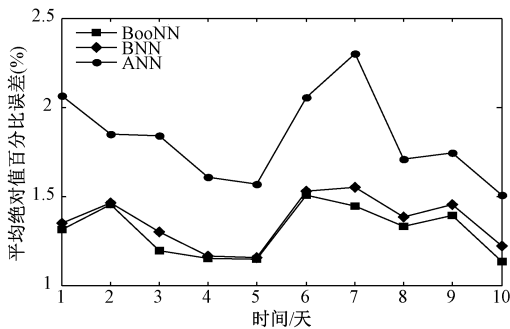


图 6 各预测模型 $MAPE$ 的比较
Fig. 6 Comparison of $MAPE$ for each prediction model

从图 6 可以看出,与 BNN 相比,BooNN 给出较低的 $MAPE$ 或接近的 $MAPE$,并且与单个 ANN 相比较,给出较低的 $MAPE$,这表明基于 Boosting 方法的增强神经网络进行短期负荷预测能够得到较好的负荷预测性能。图 7 为当权重 α 从 0.25~1.5 变化时各预测模型相对应的计算时间。当权重 α 从 0.25~0.5 变化时 BooNN 计算时间减少,然后保持不变,在 $\alpha = 1$ 之后进一步增加。而 ANN 和 BNN 的计算时间显示为常数线,说明这两种技术的计算时间与 α 无关。可以看出,虽然 BooNN 的计算时间比单个人工神经网络的计算时间多,但比使用 BNN 少 3~8 倍。因此,相比于 BNN,BooNN 模型的预测精度虽然提升并不明显,但是大大减少了计算时间,提升了预测模型的性能。

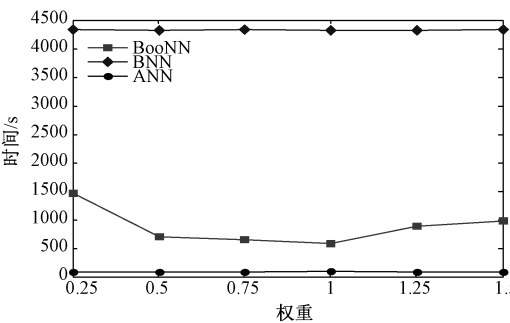


图 7 各预测模型计算时间随权重 α 变化的情况
Fig. 7 Calculation time of each prediction model with α

5.2.3 主动配电网总体负荷预测性能评估

将主动配电网负荷预测分为传统负荷的预测和响应负荷的预测,将两种负荷的预测结果叠加即可得到最终的主动配电网负荷预测结果。取历史数据

集中 2015 年 12 月 1 日的负荷数据作为预测日作为研究对象,主动配电网负荷预测的效果如图 8 所示。从预测结果可以看出,主动配电网预测负荷曲线与实际负荷曲线有着良好的拟合度,总体预测性能良好,由此验证了本文所提主动配电网负荷预测模型的有效性。

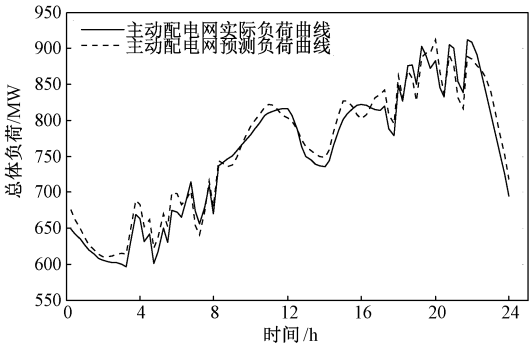


图 8 主动配电网负荷的预测效果

Fig. 8 Load forecasting effect of ADN

为了更清楚地显示本文所提负荷预测技术的效果,采用多种预测模型对主动配电网进行负荷预测,预测模型的性能通过标准均方根误差 ($NRMSE$ (%))、平均误差 (ME (MW)),拟合优度 (R^2) 来进行比较,结果如表 1 所示。

表 1 几种模型的误差指标

Tab. 1 Error indicators of three models

负荷模型	R^2	ME/MW	$NRMSE$ (%)
不考虑 AD 的 ANN	0.775	14.96	9.72
不考虑 AD 的 BooNN	0.853	14.18	9.21
考虑 AD 的 ANN	0.921	11.56	7.51
考虑 AD 的 BNN	0.971	9.77	6.35
考虑 AD 的 BooNN	0.974	9.56	6.21

本节用随机输入的 AD 来验证本文所提出的主动配电网负荷预测模型,验证数据来源于一个城市的负荷量,大量的随机 AD 响应负荷增加了验证难度,是一个颇有挑战性的验证测试。由图 8 可以看出,本文所提出的负荷预测方法能够满足实际需求,符合电网实际运行的精度要求。通过表 1 与其他预测模型的对比结果可知,AD 响应负荷是主动配电网总体负荷的一部分,对于主动配电网负荷预测有着重要影响。在同样情况下,集成学习方法改进短期负荷预测比单个 ANN 模型具有更好的预测效果,拟合优度也有所提高。

6 结论

本文考虑主动配电网中需求响应集成,改变了

网络特定节点处的负荷曲线,引入 AD 响应负荷的计算分析,提出了对主动配电网中响应负荷和传统负荷分别进行预测的组合预测方法。分析用户实际响应情况及其规律,建立电价和用户收益对用户响应度影响的数学关系模型,通过各影响因素权重分配建立响应度评估模型预测未来时刻用户的响应度,依据已知的响应合约计划即可预测出主动配电网响应负荷。对于传统负荷预测采用集成神经网络方法对残差建立预测模型,提升了传统负荷预测模型的性能。通过建立模拟数据集来进行仿真验证,结果表明响应负荷和传统负荷的预测都能够满足精度要求,叠加之后的总体预测效果与其他负荷预测技术进行比较,预测效果和拟合优度都有明显提升。下一步的研究工作可以考虑建立更加准确的 AD 响应模型和对于 AD 建模误差更敏感的负荷预测。

参考文献 (References):

[1] 范明天, 张祖平, 苏傲雪, 等 (Fan Mingtian, Zhang Zuping, Su Aoxue, et al.). 主动配电系统可行技术的研究 (Enabling technologies for active distribution systems) [J]. 中国电机工程学报 (Proceedings of the CSEE), 2013, 33 (22): 12-18.

[2] 赵波, 王财胜, 周金辉, 等 (Zhao Bo, Wang Caisheng, Zhou Jinhui, et al.). 主动配电网现状与未来发展 (Present and future development trend of active distribution network) [J]. 电力系统自动化 (Automation of Electric Power Systems), 2014, 38 (18): 125-135.

[3] 潘超, 孟涛, 蔡国伟, 等 (Pan Chao, Meng Tao, Cai Guowei, et al.). 主动配电网广义电源多目标优化规划 (Multi-objective optimization planning of generalized power in active distribution network) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2016, 35 (3): 41-46.

[4] 张建华, 曾博, 张玉莹, 等 (Zhang Jianhua, Zeng Bo, Zhang Yuying, et al.). 主动配电网规划关键问题与研究展望 (Key issues and research prospects of active distribution network planning) [J]. 电工技术学报 (Transactions of China Electrotechnical Society), 2014, 28 (2): 13-23.

[5] 张艺渊, 江岳文 (Zhang Yiyuan, Jiang Yuewen). 多种需求响应和日前小时电价优化促进风电接纳研究 (Research on promoting wind power accommodation with multi-type demand response and day-ahead hourly price optimization) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2018, 37 (1): 57-65.

- [6] 汤奕, 鲁针针, 伏祥运 (Tang Yi, Lu Zhenzhen, Fu Xiangyun). 居民主动负荷促进分布式电源消纳的需求响应策略 (Demand response strategies for promoting consumption of distributed power generation with residential active loads) [J]. 电力系统自动化 (Automation of Electric Power Systems), 2015, 39 (24): 49-55.
- [7] 杨丽君, 曹玉洁, 梁景志, 等 (Yang Lijun, Cao Yujie, Liang Jingzhi, et al.). 基于博弈思想的需求响应视角下的主动配电网故障恢复 (Active distribution network fault restoration based on game theory in demand response perspective) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2018, 37 (4): 1-9.
- [8] 苏小林, 刘孝杰, 阎晓霞, 等 (Su Xiaolin, Liu Xiaojie, Yan Xiaoxia, et al.). 计及需求响应的主动配电网短期负荷预测 (Short-term load forecast of active distribution network based on demand response) [J]. 电力系统自动化 (Automation of Electric Power Systems), 2018, 42 (10): 60-66.
- [9] 雷涛, 吕勇, 马淑慧 (Lei Tao, Lv Yong, Ma Shuhui). 基于改进灰色理论的主动配电网中长期负荷预测 (Mid-long term load forecasting of active distribution network based on improved grey theory) [J]. 电网与清洁能源 (Power System and Clean Energy), 2016, 32 (9): 22-28.
- [10] 于道林, 张智晟, 韩少晓, 等 (Yu Daolin, Zhang Zhisheng, Han Shaoxiao, et al.). 计及需求响应的 Elman-NN 短期负荷预测模型研究 (Study of short-term load forecasting model based on Elman-NN considering demand response) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2017, 36 (4): 59-65.
- [11] 刘会家, 管鑫, 陈波, 等 (Liu Huijia, Guan Xin, Chen Bo, et al.). 考虑主动需求的主动配电网负荷预测 (Load forecasting for active distribution network in the presence of active demand) [J]. 电力系统保护与控制 (Power System Protection and Control), 2018, 46 (10): 68-74.
- [12] 钟清, 孙闻, 余南华, 等 (Zhong Qing, Sun Wen, Yu Nanhua, et al.). 主动配电网规划中的负荷预测与发电预测 (Load and power forecasting in active distribution network planning) [J]. 中国电机工程学报 (Proceedings of the CSEE), 2014, 34 (19): 3050-3056.
- [13] 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.
- [14] 刘孝杰, 苏小林, 阎晓霞, 等 (Liu Xiaojie, Su Xiaolin, Yan Xiaoxia, et al.). 面向主动响应和售电市场的主动配电系统负荷预测 (Load forecast of active distribution system based on active response and electricity market) [J]. 电力系统及其自动化学报 (Proceedings of the CSU-EPSC), 2017, 29 (2): 121-128.
- [15] 钟清, 张文峰, 周佳威, 等 (Zhong Qing, Zhang Wenfeng, Zhou Jiawei, et al.). 主动配电网分层分布控制策略及实现 (Hierarchical and distributed control strategy for active distribution network & its implementation) [J]. 电网技术 (Power System Technology), 2015, 39 (6): 1511-1517.
- [16] 尤毅, 刘东, 钟清, 等 (You Yi, Liu Dong, Zhong Qing, et al.). 主动配电网优化调度策略研究 (Research on optimal schedule strategy for active distribution network) [J]. 电力系统自动化 (Automation of Electric Power Systems), 2014, 38 (9): 177-183.
- [17] Paoletti S, Casini M, Giannitrapani A, et al. Load forecasting for active distribution networks [A]. 2011 2nd IEEE PES International Conference and Exhibition on Innovative Smart Grid Technologies [C]. 2011. 1-6.
- [18] 李滨, 黄佳, 吴茵, 等 (Li Bin, Huang Jia, Wu Yin, et al.). 基于分形特性修正气象相似日的节假日短期负荷预测方法 (Holiday short-term load forecasting based on fractal characteristic modified meteorological similar day) [J]. 电网技术 (Power System Technology), 2017, 41 (6): 1949-1955.
- [19] 安晨帆, 杜志叶, 李慧慧, 等 (An Chenfan, Du Zhiye, Li Huihui, et al.). 基于组合赋权和 BP 神经网络的 500kV 交流输电线路电磁环境评估方法研究 (Study of 500kV AC transmission line electromagnetic environment evaluation method based on combination empowerment and BP neural network) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2016, 35 (3): 62-68.
- [20] 马天男, 牛东晓, 黄雅莉, 等 (Ma Tiannan, Niu Dongxiao, Huang Yali, et al.). 基于 Spark 平台和多变量 L_2 -Boosting 回归模型的分布式能源系统短期负荷预测 (Short-term load forecasting for distributed energy system based on Spark platform and multi-variable L_2 -Boosting regression model) [J]. 电网技术 (Power System Technology), 2016, 40 (6): 1642-1649.

Research on short-term load forecasting of active distribution network

GUAN Xin¹, LIU Hui-jia¹, ZHANG Zhen², CHEN Bo¹, LIU Shi-xiang¹, HUANG Jing-guang¹

(1. College of Electrical Engineering & New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

2. State Grid Yichang Electric Power Company, Yichang 443000, China)

Abstract: The active distribution network guides the people's demand response behavior through the market mechanism, and the load characteristics of the power grid are changed, which in turn reduces the prediction accuracy of the traditional load forecasting technology. Considering the calculation and analysis of the response load based on the traditional load, a combined forecasting method for active distribution network is proposed. Analyzing the characteristics and patterns of user response, and considering the factors that affect user response and parameterizing them linearly, a response load forecasting method based on a responsiveness assessment model is established. The traditional load is decomposed into seasonal base load and the residual load. The base load is predicted by similar daily load forecasting technology, and the residuals are predicted by integrated neural network model. An improved neural network combination forecasting model is established. The time-varying response model is used to simulate the active distribution network load data set for simulation verification. Compared with other load forecasting technologies, the experimental results prove the validity of the proposed load forecasting method.

Key words: active distribution network; active demand; responsiveness degree; integrated neural network; load forecasting