

「母线」

考虑分布式电源接入影响的母线节点净负荷预测模型和方法研究

文/国网浙江省电力公司 陆春良 黄 静 吴华华 张 俊
北京清软创新科技股份有限公司 赵 博
国网浙江省电力公司杭州供电公司 商佳宜

含分布式电源的母线节点由于分布式电源带来的不确定性，影响了母线节点负荷预测的精确度。为了降低分布式电源对预测的影响，提高母线节点负荷预测的精确度，采用两阶段还原法，研究了全社会用电量预测方法和新能源发电负荷的预测方法，并运用两阶段还原法对某省的母线节点净负荷进行预测，结果表明两阶段还原法提高了预测精确度。讨论的方法对于考虑分布式电源接入的母线节点净负荷预测具有重要的现实意义。

母线负荷是一个相对较小的供电区域的终端负荷的总和，准确的母线负荷预测对电网运行的安全性和经济性具有重要的意义。分布式电源技术通过在终端用户负荷附近配置单独的发电单元来提供电力或者为一些重要负荷提供备用电源，同时，经由电力调节装置和外部电网进行能量交换。随着目前对电网安全、节能等方面的需求提高，分布式电源凭借其安装灵活、投资少、清洁高效等优点及其对传统集中式电网性能改善的巨大潜力而受到了广泛的应用。对考虑分布式电源接入的母线节点净负荷进行预测对提高母线节点负荷预测有重要的意义。

目前的母线负荷预测方法包括回归分析法、时间序列法、神经网络理论、小波分析、灰色系统、模糊理论和组合方法等。这些母线负荷预测方法的问题在于不能处理分布式电源带来的不确定性。

本文采用两阶段还原法，将母线负荷分解为分布式电源负荷与全社会用电量负荷分别预测。对于全社会用电负荷，可利用常规的方法进行预测，对于分布式电源负荷，通过分析负荷的规律性，利用特殊方法单独预测，然后将两部分预测

结果合成并还原出母线净负荷，提高了含分布式电源的母线净负荷预测精度。

母线全社会用电负荷预测

目前的母线负荷预测方法主要包括以时序外推为代表的传统方法和以神经网络为代表的人工智能方法。

1. 传统方法

传统的预测方法包括了以时序外推为代表的点对点倍比法和倍比平滑法，以自回归—移动平均模型为代表的时序序列预测方法等。

(1) 点对点倍比法

点对点倍比法的预测思路是：待预测日某时刻的负荷预测值可由与其相关的近期各日同一时刻的负荷值的一次指数平滑结果得到。

取 $n=14$ 天的相关负荷，设预测 t 时刻取第一周期的不同类型日 i 时刻的值作平滑，得到

$$A_{1t} = \alpha P_{3t} + \alpha(1-\alpha)P_{4t} + \cdots + \alpha(1-\alpha)^5 P_{8t} \quad (1)$$

取第二周期的不同类型日 i 时刻的值作平滑，得到

$$A_{2t} = \alpha P_{9t} + \alpha(1-\alpha)P_{10t} + \cdots + \alpha(1-\alpha)^5 P_{14t} \quad (2)$$

这里 α 为逐点负荷的平滑系数，可在 $(0, 1)$

区间上取值。

另取第一周期中同类型日*t*时刻的值 P_{1t} ，则有

$$\frac{\hat{P}_t}{A_{1t}} = \frac{P_{1t}}{P_{2t}} \quad (3)$$

于是，待预测日*t*时刻的值为

$$\hat{P}_t = \frac{A_{1t}}{A_{2t}} \cdot P_{1t} \quad (4)$$

(2) 倍比平滑法

待预测日的标么负荷曲线可由相关负荷集合的标么曲线的逐点平滑结果得到，而相应的基值由其前一周期的倍比关系预测。

取*n*天的相关负荷 $D_1, D_2, \dots, D_n$ ，相关负荷集合中 D_i 的负荷曲线的标么化基值设为 P_{i0} ，相应的标么曲线记为

$$E_i = [L_{i1}, L_{i2}, \dots, L_{iT}] \quad (5)$$

预测分三步进行：

1) 标么曲线预测。取*n*天的相关负荷，待预测日*t*时刻的曲线标么值是其相关负荷集合中各日同一时刻标么值的一次指数平滑值。

2) 基值预测。取*n* = 14天的相关负荷，分别计算第一、第二周期中不同类型日的基值的平滑值。

3) 预测曲线的有名化。由上述两步，得到待预测日的基值为 $\hat{P}_0$ ，标么曲线为 $\hat{E} = [\hat{L}_1, \hat{L}_2, \dots, \hat{L}_T]$ ，通过计算得到预测曲线。

(3) 自回归-移动平均模型

自回归的基本思想是：因变量是待预测的负荷，而自变量则是负荷自身的过去值，移动平均由随机干扰项的当期和滞后项的加权之和确定。为了使模型在拟合实际数据时具有更大的灵活性，有时在模型中既包含自回归部分也包括移动平均部分。ARMA (*p*, *q*) 的模型结构如下

$$\begin{cases} x_t = \phi_0 + \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \dots + \phi_p x_{t-p} + \\ \quad \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \\ \phi_p = 0, \quad \theta_q = 0 \end{cases} \quad (6)$$

2. 人工智能方法

(1) BP神经网络模型

BP神经网络学习的具体步骤为：

1) 对样本的输入数据做归一化处理，得到输入变量。

2) 对权值进行初始化，使其为较小的随机数。

3) 确定具有输入向量和期望输出的训练样本。

4) 根据输入样本信息，经过隐含层的计算，

在输出层得出结果。

5) 计算实际输出与期望值之间的误差，并与规定误差进行比较。

6) 调整隐含层和输出层各神经元的权值。

7) 返回第4步，循环进行，直到误差满足规定的精度为止。

(2) 粒子群算法

粒子群算法的基本步骤和流程如下：

1) 依照初始化过程，对粒子群的随机位置和速度进行初始设定。

2) 计算每个粒子的适应值。

3) 对于每个粒子，将其适应值与所经历过的最好位置 P_i 的适应值进行比较，若较好，则将其作为当前的最好位置。

4) 对于每个粒子，将其适应值与全局所经历的最好位置 P_g 的适应值进行比较，若较好，则将其作为当前最好的位置。

5) 根据式 (7) 和式 (8) 对粒子的速度和位置进行进化。

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)[p_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_{2j}(t)[p_{gj}(t) - x_{ij}(t)] \quad (7)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (8)$$

其中，下表*j*表示粒子的第*j*维，*i*表示粒子*i*，*t*表示第*t*代， c_1 、 c_2 为加速常数，通常在0~2间取值， $r_1 \in U(0,1)$ ， $r_2 \in U(0,1)$ 为两个相互独立的随机函数。

分布式电源负荷预测

分布式电源通常都属于中小功率的可再生绿色能源。本文将着重讨论三种分布式电源的负荷预测，包括光伏、水能和风能。

1. 风能发电负荷预测

风速和风力发电功率为随机变量，本文采用时序神经网络法预测风速，并根据预测的风速计算相应的风力发电功率。

本文利用时间序列模型来选择输入变量。网络的输入变量必须选择那些对输出影响大且能够检测或提取的变量，时间序列法研究结果表明：原始风速序列的二阶差分序列 $\{z_t\}$ 可识别为ARMA (6, 2) 模型，表明预测值由 $\{z_t\}$ 最近的6个历史值以及最近的两个残差值的线性组合确定。据此，可将神经网络的输入变量确定为二阶差分序列 $\{z_t\}$ 的最近6个历史值以及最近两个残差值 $\hat{\varepsilon}_t(1)$ ，并将 $\{z_t\}$ 下一小时的值作为网络的目标输出组成样本对，选取

多组样本对组成训练样本集来训练网络,此时网络的收敛速度明显加快,预测效果明显改进。在该网络给出预测值 $\hat{z}_i(1)$,可推出 $\hat{y}_i(1)$ 。

$$\hat{y}_i(1) = \hat{z}_i(1) + 2y_i - y_{i-1} \quad (9)$$

根据风速的分布统计特性,可进一步对神经网络模型的预测值进行修正。风速满足威布尔(Weibull)分布,其概率密度函数为,

$$p(v) = \frac{k}{c} \left(\frac{v}{c} \right)^{k-1} \exp \left[- \left(\frac{v}{c} \right)^k \right] \quad (10)$$

其中, k 称为形状参数; c 称为尺度参数,可根据不同情况进行改变。

2. 光伏发电负荷预测

对预测光伏电站输出功率的研究和应用可归纳为2类:一类方法是基于太阳能辐射强度的预测模型。首先建立太阳辐射模型,根据当地的气候历史数据得到太阳辐射的预测值,然后再对逆变过程进行建模,最终得到光伏系统输出功率预测值。另一类预测方法是直接对光伏电站输出功率进行预测。本文将提出基于马尔可夫链直接预测光伏电站出力的完整模型和实现方法,包括理论依据、1阶转移矩阵的建立、不同阶段之间的衔接、状态转移的修正、参数定义和选择等。

本文可以直接通过对已有的光伏系统运行数据(历史输出功率)的统计来预测未来某时段光伏系统的输出功率。前提是在天气、地理位置、温度、光伏电池的化学成分不变或变化不大的情况下进行预测。

马尔可夫光伏功率预测模型的具体实现方法如下:对相同天气状况下某地光伏系统的输出功率进行统计,包括选取所要研究的时间段和时间精度;将输出功率分成均匀的若干区间,落在一个区间内的功率作为一个状态;在研究时段内对光伏系统输出功率的状态转移次数进行统计,得到每时段的一步转移矩阵,如式(11)。算法流程见图1。图1中,PEXP为状态功率期望矢量; P_t , $t+\Delta t$ 为光伏系统 $t+\Delta t$ 时刻的实测功率值; n 为单位时间, p_t 和 $p_{t+\Delta t}$ 分别为 t 和 $t+\Delta t$ 时刻太阳辐射在各状态的分布概率列向量。

$$P = [P_{ij}] = \begin{pmatrix} P_{11} & \cdots & P_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{N1} & \cdots & P_{NN} \end{pmatrix} \quad (11)$$

3. 小水电发电负荷预测

准确掌握小水电发电负荷的变化规律,是

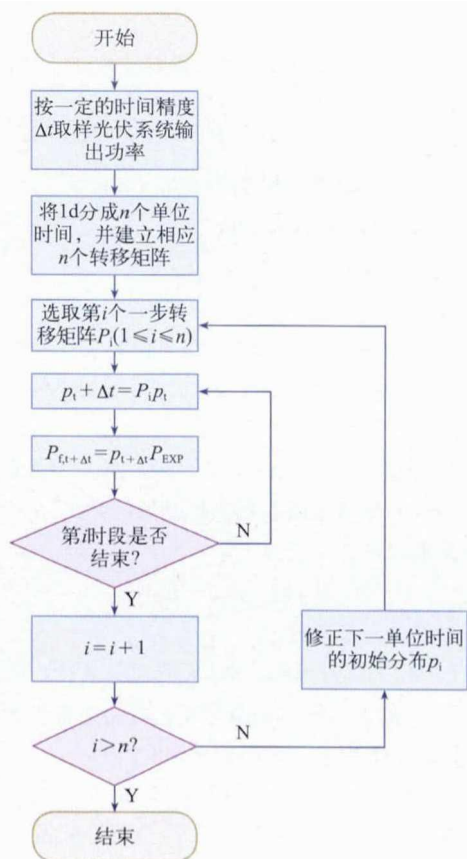


图1 光伏发电负荷预测流程图

做好小水电地区负荷预测工作的前提条件。然而,小水电发电负荷的不确定性较强,表现出的规律性往往并不理想。小水电发电负荷的特点包括。

- 1) 小水电发电负荷出现长时间、大幅度增长,时间跨度最长甚至可达到1个月。
- 2) 发电负荷曲线趋于平直,峰谷差减小,负荷率较高,其值可达到95%。
- 3) 持续降雨停止后,累积效应的影响将逐步减弱直至消失,这表现在小水电发电负荷上,负荷水平将逐步降低,回到持续大量降雨之前的水平。

为了对小水电发电负荷进行准确预测,小水电发电负荷可采用了以下的负荷预测方法。

(1) 负荷曲线标幺化

以某日小水电最大发电负荷 $P_{i,max,h}$, h 为基值,对该日小水电负荷曲线做标幺化处理。经过标幺化处理,相应的标幺曲线记为 $E_{i,h} = [L_{i1,h}, L_{i2,h}, \dots, L_{iT,h}]$,有

$$L_{i,h} = P_{i,h} / P_{i,max,h} \quad (12)$$

(2) 基值预测

假设第 j 日为待预测日,选择第 $(j-2)$ 为基

准日, 由于第 \$(j-1)\$ 日基值未知, 可以利用指数平滑法滚动预测得到第 \$j\$ 日基值, 即

$$\hat{P}_{j,\max,h} = \alpha \hat{P}_{(j-1),\max,h} + \alpha(1-\alpha)P_{(j-2),\max,h} + \dots + \alpha(1-\alpha)^n P_{(j-n-1),\max,h} \quad (13)$$

其中, \$\hat{P}\$ 为预测值; \$\alpha\$ 为平滑系数, 可取为 0.2~0.8; \$n\$ 为平滑序列长度。

(3) 基值修正

本文用虚拟预测建立降雨量与预测偏差之间的自适应多元回归分析模型, 通过偏差分析修正待预测日基值。

(4) 相似日选择

本文分两轮选择相似日。

第一次筛选。以某一日前面 \$m\$ 日降雨量作为该日的相关因素, 并以此计算待预测日与历史日之间的相似度。另外, 当该地区雨量充沛, 单日降雨量相对较大时, 可考虑在偏差分析及相似日选择中, 将当日降雨量作为相关因素, 然后将相似度由高至低排序, 选取相似度最大的若干日作为相似日。

第二次筛选。受降雨影响, 小水电的规律性较差, 为避免单纯利用降雨量作为相关因素产生的不利影响, 在此利用负荷延续性原理, 在第一次筛选出的相似日中, 计算相似日前一日的标么负荷曲线与待预测日前一日的预测标么负荷曲线后端部分的相近程度。

(5) 负荷曲线预测

假设上文最终选择 \$l\$ 个相似日, 将相似日的标么负荷曲线做加权平均, 加权系数可取为以上归一化之后的相似度, 得到的第 \$j\$ 日的预测标么负荷曲线为

$$\bar{L}_{j,h} = \beta_1 L_{1,h} + \beta_2 L_{2,h} + \dots + \beta_l L_{l,h} \quad (14)$$

然后, 利用经偏差修正后的基值, 可得到第 \$j\$ 日预测负荷曲线, 即

$$\hat{P}_{j,h} = \bar{P}_{j,\max,h} \bar{L}_{j,h} \quad (15)$$

(6) 预测结果调整

当出现持续强降雨时, 不仅小水电最大发电负荷出现较大增长, 而且负荷曲线形态将发生显著变化, 峰谷差趋于减小。如果不考虑到降雨对负荷曲线的影响, 预测出的负荷曲线中最大负荷之外的其余部分将偏低于实际负荷曲线。因此, 需要对预测结果进行调整, 本文用平均负荷实现这一目标。

具体步骤如下:

1) 平均负荷预测。指数平滑法滚动预测得到

待预测日的平均负荷。

2) 修正平均负荷。降雨将使小水电平均发电负荷增长, 根据降雨量影响平均负荷的规律, 修正平均负荷预测值。

3) 调整负荷预测曲线。利用修正后的平均负荷对前面预测出的负荷曲线作调整, 使其平均负荷等于修正后的平均负荷, 并保持负荷曲线基值(最大负荷)不变。

两阶段还原法

本文采用的是“两阶段还原法”。由于浙江地区小水电较多, 就以分布式小水电为例进行论述。

预测过程的具体步骤为:

1) 首先根据网供负荷与小水电发电负荷历史数据, 分解出全社会用电负荷的历史数据。

2) 以最大负荷为基值将小水电历史负荷曲线标么化, 利用指数平滑法预测出待预测日负荷曲线的基值。

3) 通过虚拟预测建立降雨量与预测偏差之间的自适应多元回归分析模型, 通过偏差分析修正待预测日基值。

4) 以降雨量为相关因素, 根据连续多日降雨量确定的降雨模式相似度, 初步选择出历史相似日。

5) 按照标么负荷曲线相似度, 在初选出的相似日中作再次筛选。

6) 根据相似日标么负荷曲线作加权平均, 预测出待预测日小水电标么负荷曲线, 然后可利用步骤 3) 中偏差修正后基值得到小水电预测负荷曲线。

7) 建立平均负荷预测偏差分析模型, 利用修正后的平均负荷对负荷曲线作调整, 得到最终的小水电发电负荷曲线。

8) 选择各种适合的常规方法预测该地区全社会用电负荷, 并将全社会负荷与小水电负荷预测结果合成, 还原出该地区的网供负荷, 然后利用综合最优模型得到网供负荷的预测结果。

算例

本文以浙江省某市 220 kV 母线为例, 该母线 5 月工作日典型曲线如图 2 所示。

采用本文的提出的两阶段还原法, 其中全社会用电量预测采用点对点对比法, 小水电和光

光伏发电负荷采用本文所述的方法进行预测,得到的结果与实际负荷相比如图3。从图3上可以看出两阶段还原法较好地中和了分布式电源的不确定

性,得到的预测母线负荷曲线与实际母线负荷曲线拟合度较高。根据计算,日负荷预测精确度为96.05%,表明了该预测方法的可用性。

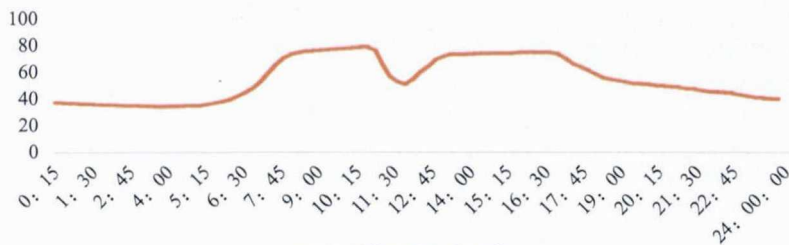


图2 母线工作日典型曲线

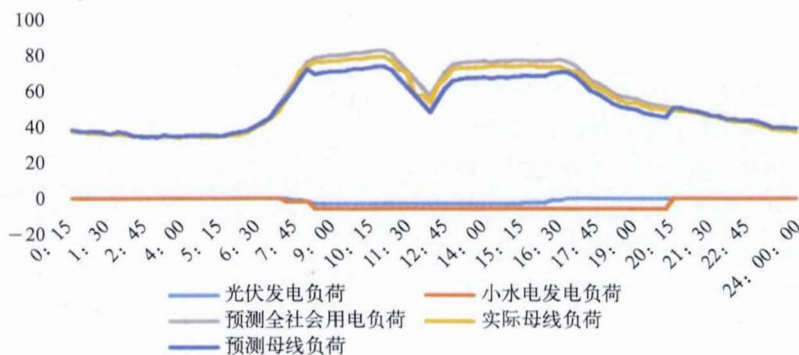


图3 预测实际曲线对比

结束语

本文研究了考虑分布式电源的母线节点净负荷预测模型和方法,采用两阶段还原法,讨论了母线负荷的特点和预测方式、分布式电源发电负荷的特点和预测方式,并用算例验证了采用两阶

段还原法提高了含分布式电源的母线净负荷预测的精确度,表明了该方法的适用性。**EA**

(收稿日期:2017.08.30)

(编辑:白文亭)

(上接第55页)

通过对各个变量的变化分析,可以看出上下导电臂的长度比($L2:L1$)和下导电臂转动中心距离 a 对弹簧力的影响很大,但改变 a 时,弹簧的拉伸空间就变小,弹簧刚度及线径需要增加,具体结构上比较难实现。所以适当改变 $L2:L1$ 的长度比,能减小理想曲线的曲率,会更容易设计弹簧来达到理想的设计。

结束语

通过对垂直式高压隔离开关的平衡弹簧力特性的计算,利用公式法确定新设计的结构初步方案,利用软件仿真技术比较精确地确定了理想状态下的平衡特性曲线,再利用程序算法可以分析数据,找到影响结构性能的关键因素,以提供更优化的、最经济的解决方案。

垂直式高压隔离开关主要影响平衡力特性的因素是上下导电臂的长度比,比较合适的比例应确定,设计平衡弹簧时采用组合弹簧并联形式,并采用大小弹簧分别投入工作的方式来匹配理想的力特性。

单独使用这三种方法也可以求出需要计算的力特性,但每种方法均有优缺点:公式法方便快捷,但不准确;仿真计算结论精确,但不能确定解决方案中的核心问题,编程软件做为数据分析可找出影响结论的关键因素,提供参数化的设计方案,但又不能快速生成模型。因此实际应用中应该多种方法综合使用,各取所长,设计出最理想的产品出来。**EA**

(收稿日期:2017.08.26)

(编辑:白文亭)