

[电能表]

高压电能表周期轮换计划调整的数学模型设计与应用研究

文/郑鹭洲¹ 张登灵¹ 方淑玲²

1. 国网福州供电公司; 2. 福州铜盘中学

由于供电公司高压电能表的检定和安装时间分布不均, 促使高压电能表周期轮换工作分布不均匀。通过研究供电公司某辖区近5年的业扩数据, 建立该辖区业扩工作量分布的预测数学模型, 基于业扩预测数据进一步构建该辖区当年电能表周期轮换计划调整的数学模型。

目前, 按照供电公司高压电能表管理要求, 高压电能表从检定出库到拆退回收最长使用时间不超过6年。例如, 一只电能表在2011年5月检定合格并出库使用, 到2017年5月, 系统根据该电能表的使用年限, 生成该电能表的周期轮换工单, 基层班组需根据工单开展轮换工作。由于电能表的检定和安装时间分布不均匀, 电能表后期的轮换工作安排也会随之不均匀。同时, 由于供电公司每月业扩工程的数量随用户用电需求的变化而变化, 业扩工程新增电能表的数量分布存在极大的不确定性。因此, 高压业扩新装工作与高压电能表周期轮换工作扎堆出现的现象在基层班组时常发生, 给基层班组人员工作安排带来诸多困扰, 也严重阻碍了基层运维班组工作效率的提升。

实际工作中, 由于业扩新装一户的工作量约等于周期轮换两户的工作量, 本文以福州某辖区2019年数据为例, 将该辖区2019年业扩和周期轮换数据按工作量进行了统一化处理并求和, 结果如图1所示。从图1中可以明显看出, 2019年4月和12月该辖区出现了明显的工作量扎堆现象。

针对以上问题, 本文对基于业扩数据预测的高压电能表周期轮换计划调整的数学模型进行了深入研究。通过历年业扩数据实现对当年业扩数量的预

测, 根据当年业扩数量的预测结果对当年的周期轮换计划进行调整, 解决基层班组业扩新装与周期轮换工作扎堆现象, 降低基层班组工作的不均衡性, 帮助基层班组实现进一步的提质增效。

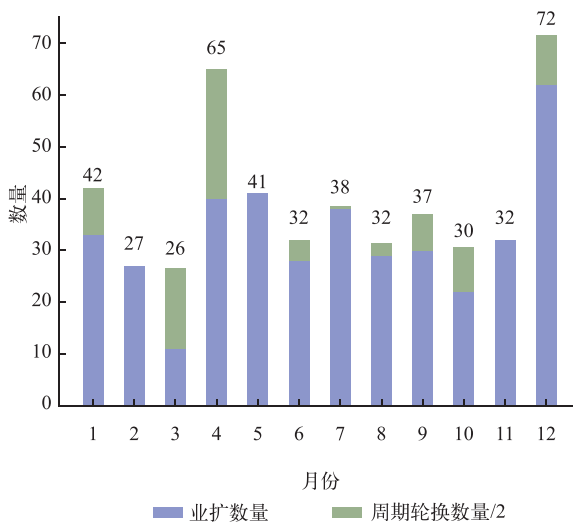


图1 福州某辖区2019年业扩与轮换工作量分布

数学模型的构建

整体数学模型的构建逻辑大致可以分为以下四步。

- 1) 将供电公司近五年业扩数据按年进行统计,

通过数据拟合预测出当年公司的全年业扩总量。

2) 将公司近五年业扩数据按月进行统计, 结合该月实际工作日数量计算出该月的平均每日业扩工作量, 结合近五年辖区内每个月平均每日业扩工作量, 利用聚类的方法预测出当年该辖区每个月的平均每日业扩工作量。

3) 根据全年业扩总量和全年工作日数量获得全年的平均每日业扩工作量。

4) 根据每月日平均业扩量与全年日平均业扩量数据之间的关系, 结合当年周期轮换数据, 对年度电能表周期轮换计划进行调整。调整过程中, 还需结合电能表周期轮换计划只能前移不能推迟的特点, 综合考虑电能表的利用率问题, 将前移时间限制为不超过两个月。模型流程图如图2所示。

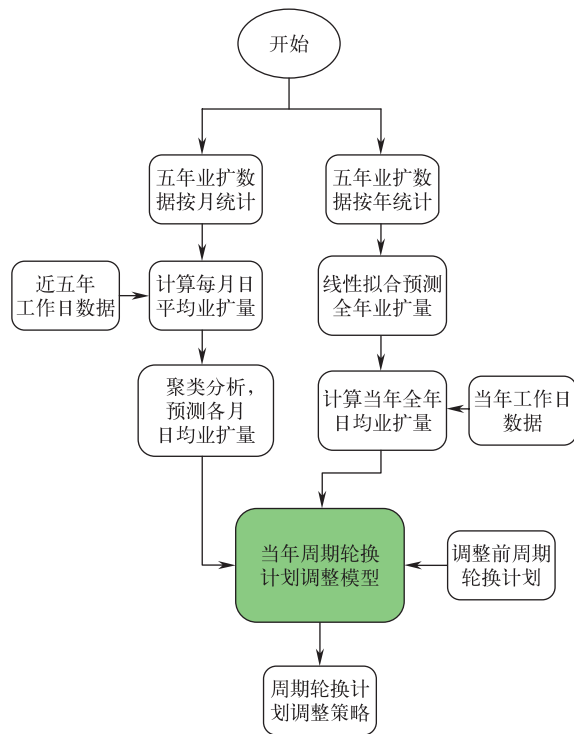


图2 周期轮换计划调整的数学模型构建逻辑流程图

本文研究所需的业扩与周期轮换数据均来自于供电公司营销SG186系统, 将供电公司某辖区2014—2018年的相关数据作为预测数据源, 而2019年的数据则作为模型实施效果的比对源。本文中主要通过数据处理软件Python来实现模型数据的处理与计算。

1. 业扩工作量预测的数学模型

从供电公司营销SG186系统中导出某辖区

2014—2018年之间的业扩数据后, 首先按年对数据进行统计, 五年统计数据分别为 Y_{2014} 、 Y_{2015} 、 Y_{2016} 、 Y_{2017} 及 Y_{2018} 。利用Python中自带的线性拟合模块sklearn可拟合计算出2019年的预测数据 Y'_{2019} , 其中

$$Y'_{2019} = kX + A \quad (1)$$

通过导入 Y_{2014} 、 Y_{2015} 、 Y_{2016} 、 Y_{2017} 及 Y_{2018} 数据并进行训练后, 可获得对应拟合函数的参数 k 、 A 。

当 X 取2019时, 即可获得2019年的全年业扩数量预测值 Y'_{2019} 。在获得2019年全年业扩数量后, 将 Y'_{2019} 除以2019年的工作日数量 D_{2019} 可求得2019年的全年日平均业扩量为

$$y_{2019} = \frac{Y'_{2019}}{D_{2019}} \quad (2)$$

在获得2019年的全年日平均业扩量后, 为实现周期轮换计划的科学调整, 本文还将2014—2018年五年的业扩数据按月进行统计, 并结合各月的实际工作日, 将业扩数量转化为各年每个月的日平均工作量为

$$m_{ij} = \frac{M_{ij}}{D_{ij}} \quad (3)$$

式中, i 表示年份, 其取值范围为2014—2018年; j 表示月份, 其取值范围为1~12月份; M_{ij} 表示第 i 年第 j 月业扩的数量; D_{ij} 表示第 i 年第 j 月的工作日数量; m_{ij} 表示第 i 年第 j 月的日平均业扩量。

为从2014—2018年数据中获得2019年的各月日平均业扩数量预测值, 本文还将对五年内同一月份的日平均业扩量数据进行聚类分析, 以获得近五年来某月的日平均业扩量最大概率出现的取值范围, 从范围中获取最为接近的预测值作为2019年该月的日平均业扩量。以2014—2018年1月数据为例, 2014—2018年1月日均业扩量分别为 m_{20141} 、 m_{20151} 、 m_{20161} 、 m_{20171} 及 m_{20181} 。2019年日均业扩量的预测值为 m'_{20191} 。其求解流程如图3所示。



图3 2019年各月日平均业扩量预测流程

首先, 利用冒泡排序程序将 m_{20141} 、 m_{20151} 、 m_{20161} 、 m_{20171} 及 m_{20181} 五个数进行排序, 排序结果为 $a_1 > a_2 > a_3 > a_4 > a_5$, 其中, $a_1 = \max(m_{20141}, m_{20151}, m_{20161}, m_{20171}, m_{20181})$, $a_5 = \min(m_{20141},$

$m_{20151}, m_{20161}, m_{20171}, m_{20181}$)；其次，将排好序的五个数据按三个数据为一组以滑差的形式逐一取均值， $\overline{E_1} = (a_1 + a_2 + a_3)/3$ ， $\overline{E_2} = (a_2 + a_3 + a_4)/3$ ， $\overline{E_3} = (a_3 + a_4 + a_5)/3$ ；最后，将三个均值与五个数据进行方差计算，得

$$D_1 = \sqrt{(\overline{E_1} - a_1)^2 + \dots + (\overline{E_1} - a_5)^2} \quad (4)$$

$$D_2 = \sqrt{(\overline{E_2} - a_1)^2 + \dots + (\overline{E_2} - a_5)^2} \quad (5)$$

$$D_3 = \sqrt{(\overline{E_3} - a_1)^2 + \dots + (\overline{E_3} - a_5)^2} \quad (6)$$

$D_k = \min(D_1, D_2, D_3)$ ，方差最小时对应的均值 $\overline{E_k}$ 即为2019年1月的日均业扩量预测值，表示为

$$m'_{20191} = \overline{E_k} \quad (7)$$

当 m'_{2019j} 确定之后，再乘以2019年对应月份的工作日数量 D_{2019j} ，即可获得2019年的业扩工作数量 M_{2019j} ，为后期周期轮换计划的合理调整提供参考依据。

2. 周期轮换计划调整的数学模型

在高压电能表周期轮换计划调整的模型中，首先要将供电公司某辖区年初生成的高压电能表周期轮换数据按月进行统计，表示为

$$L_{2019} = [L_{20191} \quad L_{20192} \quad \dots \quad L_{201911} \quad L_{201912}] \quad (8)$$

根据实际工作强度，将2019年业扩新装与周期轮换工作数量进行了统一化处理并相加，形成每月总的工作数量，表示为

$$W_{2019j} = M_{2019j} + L_{2019j}/2 \quad (9)$$

式中， j 取值为1~12，分别代表12个月份。每月工作数量除以对应月份的工作日数量即可获得每日平均工作量 w_{2019j} ，表示为

$$w_{2019j} = \frac{W_{2019j}}{D_{2019j}} \quad (10)$$

2019年全年日平均工作量为

$$\overline{w_{2019}} = \frac{\sum_{j=1}^{12} W_{2019j}}{\sum_{j=1}^{12} D_{2019j}} \quad (11)$$

当 w_{2019j} 和 $\overline{w_{2019}}$ 确定后，其差值即可反映某辖区2019年每月的日平均工作量与全年平均工作量之间的关系，差值为负即表示当月工作量低于全年平均，差值为正即表示当月工作量高于全年平均，表

示为

$$\Delta w_j = w_{2019j} - \overline{w_{2019}} \quad (12)$$

将每月的日均工作量偏差乘以当月对应工作日数量，即可得到每月的工作量偏差数量，表示为

$$\Delta W_j = \Delta w_j \times D_{2019j} \quad (13)$$

由于周期轮换计划调整模型中，能动态调整的只有周期轮换的工作量，因此把每月工作量偏差量作为调整数量时， $\Delta W_j > L_{2019j}/2$ ，调整量应为 $L_{2019j}/2$ ，表示为

$$f_j = \begin{cases} \Delta W_j & \Delta W_j < L_{2019j}/2 \\ L_{2019j}/2 & \Delta W_j > L_{2019j}/2 \end{cases} \quad (14)$$

完成工作量偏差的预处理后，可设定周期轮换计划前移的最大阈值（以两个月为例），即每次进行计划调整的时间最长不超过两个月。然后以任意相邻三个月数据 f_j, f_{j+1} 及 f_{j+2} 为单元设计周期轮换计划调整算法，再通过滑差的方式实现在规定阈值内的12个月周期轮换计划的调整。

最后，将调整前后结果进行求差，可获得各月的具体调整情况，生成计划调整方案，表示为

$$\Delta f_j = f'_j - f_j \quad (15)$$

式中， f'_j 为调整模型执行后的结果； Δf_j 为调整方案。

实验结果

从国网SG186系统中导出福州某辖区2014—2018年业扩数据后，利用Python软件实现2014—2018年全年业扩数据的线性拟合，结果如图4所示。

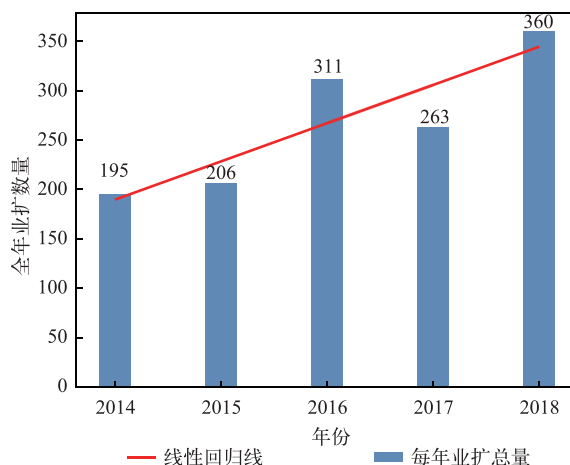


图4 福州某辖区2014—2018年业扩数据拟合

图4中，某辖区业扩数量逐年增长，其趋势与线性拟合相近。拟合曲线方程为

$$Y_{2019} = kX + A \tag{16}$$

式中 $k=38.7$ ； $A=-77\ 752.2$ 。

通过聚类分析，2019年各月业扩工作量预测结果如图5所示。

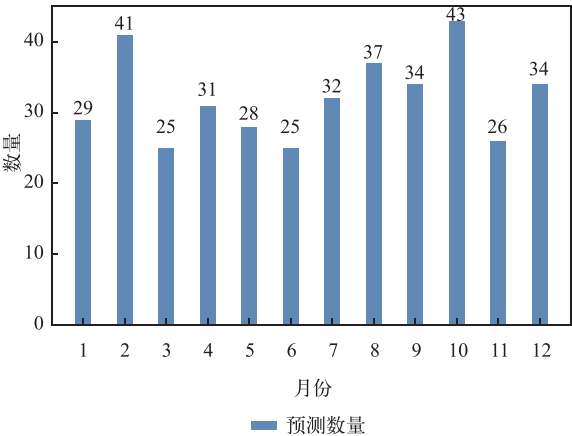


图5 福州某辖区2019年各月业扩数据预测

结合2019年的周期轮换数据，可得到2019年预测工作量偏差数据如图6所示。

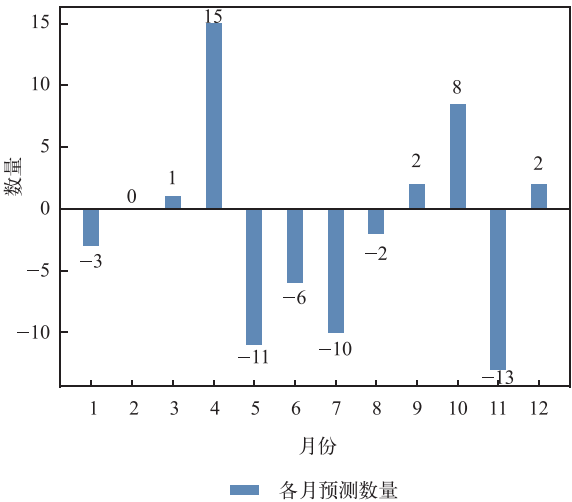


图6 福州某辖区2019年预测工作量偏差数量

在获得2019年工作量偏差数量后，利用周期轮换计划调整方法进行调整，具体调整方案见表1。

表1 福州某辖区2019年周期轮换计划调整策略

月份	1	2	3	4	5	6
调整策略	1	0	6	-7	0	0
月份	7	8	9	10	11	12
调整策略	2	2	1	-5	2	-2

调整前后两种轮换方案的工作量对比如图7所示。

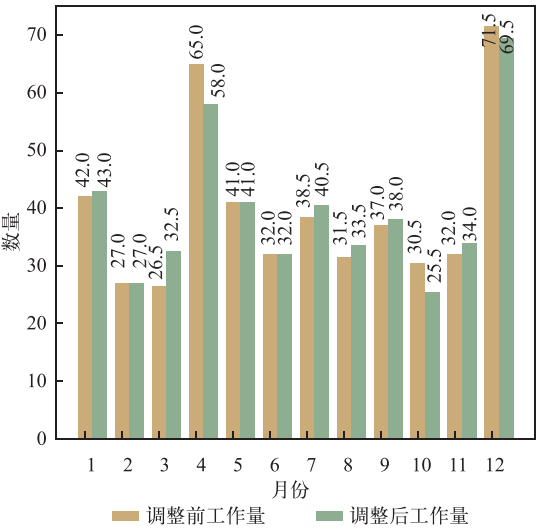


图7 两种轮换方案工作量前后对比

结束语

图7中，经过周期轮换计划的调整，2019年4月份和12月份的工作量均有所改善。但受限于周期轮换计划只能向前调整、业扩计划的严重不平衡性等诸多客观因素，周期轮换计划的调整效果始终有限。

随着未来的发展，电能表的周期轮换方式将逐步被定期抽检、成批更换的方式所替代。此时，基于业扩预测的轮换计划调整方案将发挥出更大的功效。其次，本文所做研究是基于业扩数量预测开展的，预测精准度直接决定了模型的成效。未来，业扩计划数据的共享范围将不断扩大，在该模型中引入业扩计划数据实现对业扩预测数据的动态纠偏，使该模型更加接近工作实际。EA

(收稿日期：2022-08-16)

参考文献

[1] 雷文. 电能计量[M]. 北京：中国电力出版社，2004.

[2] 鲍一丹，吴燕萍，何勇. 基于GM(1, 1)模型和线性回归的组合预测新方法[J]. 系统工程理论与实践，2004，24(3)：95-98.

[3] 王松桂. 线性统计模型：线性回归与方差分析[M]. 北京：高等教育出版社，1999.