

大数据挖掘下冲击性负荷特性电网短期负荷预测的探索与实践

李云飞¹, 张 鹏², 程鹏飞¹, 范传忠¹, 程 硕¹, 张 臣¹, 赵 严¹

(1. 国网辽宁电力有限公司铁岭供电公司, 辽宁 铁岭 112000;

2. 国网辽宁电力有限公司抚顺供电公司, 辽宁 抚顺 113000)

摘 要:针对抚顺地区冲击性负荷占地区总负荷比重较大,而地区总负荷冲击特性明显时,有可能引起系统频率的连续振荡以及电压摆动的情况,就如何提高地区电网短期负荷预测精确度进行探索和相关实践,改善冲击性负荷预测和预处理的准确程度,以期能够合理经济调度、降低生产成本、保障电网安全,该文提出了大数据挖掘下冲击性负荷特性电网短期负荷预测方法,经测试在抚顺电网取得很好的效果,改善了冲击性负荷特性下本地区电网负荷曲线波动大且规律性不强导致短期负荷预测准确率下降的问题,可以为当前公司负荷预测工作提供方向思路和指导建议,这种方法同样适用于葫芦岛市等其他具有冲击负荷特性的地区电网短期负荷预测,改善当地负荷短期预测水平。

关键词:大数据分析;冲击性负荷;短期预测;支持向量机;灰色关联度

文章编号:2096-4633(2019)04-0080-07 **中图分类号:**TM715 **文献标志码:**B

电力系统负荷预测是电力系统运行、控制和规划不可缺少的一部分。负荷预测的结果已成为经济调度和推行电力市场的必要基础。高准确率负荷预测水平,有利于电网的规划和设计,也有利于调度部门电网经济运行和电网管理工作的开展,冲击性负载接入电网后,对电网的无功冲击将引起电网电压波动和闪变,并且其不对称性也将加剧电网的三相不平衡度;有功冲击会使得整个发电动力系统产生振荡以及对发电机组转子产生扭振,同时冲击性负载对发电机端部绕组产生冲击电动力及由此而引起强迫振动,对发电设备产生损害;谐波会对电网中的电容器组、变压器、旋转电机等产生影响,降低电能质量^[1-6]。

1 抚顺电网短期负荷预测特点

在一个系统中,一旦不稳定因素占比由量变引起质变的情况下,系统的稳定性就要受到很大影响,因此和抚顺地区此种负荷状况类似的鞍山、本溪的负荷预测准确率的排名都是居后的,就抚顺地区自身而言,抚顺地区的冲击负荷是明显的钢铁企业冲击性质负荷,此种负荷即使在相同生产条件下,超期、超短期生产负荷曲线波动性都会表现出很大频率。类比于葫芦岛市地区电网,其虽有冲击性负荷,

但是大部分是化工厂、炼油厂等,这些企业的冲击负荷曲线波动变化频率变化不高。所以他们的负荷预测性要比我们高一些。

抚顺电网中负荷主要以工业负荷为主,在本地区工业负荷中,冲击性负荷又占较大比重,其中钢铁冶炼约占地区负荷的35%左右,石油化工约占20%左右,冲击负荷约占总负荷的50%,电网冲击特性显著。冲击负荷特性使得抚顺电网负荷预测短期、超短期周期性规律不明显,负荷实测点微观吸附性不强,零散度极高,超短时波峰波谷变化频率异常快,造成本地区电网负荷预测精准程度降低,抚顺电网调度部门负荷预测准确率不高的主要因素如下:

(1)大量的采集点游离于拟合曲线之外,不能落到拟合曲线上,造成大量采集点预测误差率很大。

(2)高波动频率造成超短期、短期数据周期性很差,形成不了历史规律,根据历史规律所做拟合曲线计算得出的预测值参考价值不高。

(3)目前省公司的负荷预测考核办法对抚顺地区负荷预测工作不利:负荷预测排名依据“排名=系统准确率×50%+母线准确率×50%”的公式计算,由于抚顺地区系统准确率目前本身不高,排名公式对系统准确率给予的权重较大,因此在排名公式中加强了负面影响的因素影响。

总而言之,目前的由于抚顺地区负荷具有冲击性的特殊原因以及考核负荷预测指标方法的侧重点原因,造成当前的负荷预测准确程度对抚顺地区负荷预测工作排名相对而言相对不利,给抚顺供电公司同业对标工作带来较大的负面影响。

抚顺地区李石寨变带抚顺钢厂,图1为抚顺钢厂同时起两台炉的相同条件下连续三个工作日李石寨变3号主变负荷实采值,从图1中可以看出,除三个工作日负荷幅值基本相同外,三个工作日负荷曲线超短时波峰波谷转换迅速且基本无特定规律性,想要以传统的方法预测新一日负荷难度很大,因此本文选题的目的在于提出一种基于大数据挖掘的针对本地区冲击性负荷特性的短期负荷预测方法以提高负荷预测的准确率。

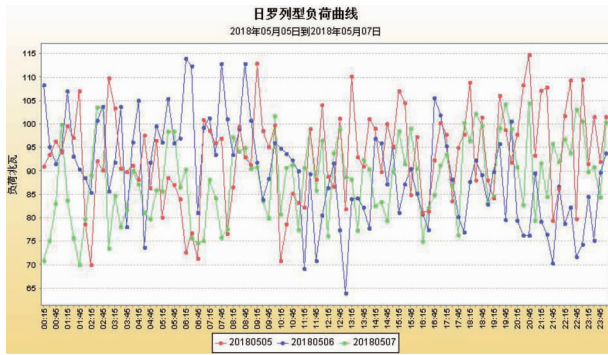


图1 相同条件下抚顺同时起两台炉连续三个工作日李石寨变3号主变负荷实采值

Fig. 1 Under the same conditions, the two furnace at the same time has three working days at the same time, and the actual value of the 3 main transformer load is changed.

2 基于大数据挖掘的短期负荷预测方法

适当的历史数据样本是准确地对带冲击性质电网短期负荷进行预测的基础。因此本文在大数据挖掘技术下,对历史数据进行多维负荷特性挖掘分析,再经过电力数据关联规则处理和简化,建立起短期负荷预测模型。

对历史数据进行大数据挖掘分析首先要对用户的用电行为进行数据采集和分析,选取不同用户用电模式下对负荷产生影响的因素及影响因素对应的特征量作为负荷特性指标,观察监测负荷曲线异常情况,并对导致负荷曲线异常的奇异点、产生奇异点的原因进行分析并推导预测奇异点对应的异常事件下负荷变化情况、通过数据抓取,观察用户用电行为习惯,预测用户用电需求响应基值及用户参与用电

需求响应后地区电网实际负荷的变化值,最后考虑相似时刻的各种影响因素^[7-8],采用聚类法对电力用户的负荷进行分类,每一类对应一种用户用电类别,并使用类的聚类中心表征该类对应此种用户用电模式下的负荷。

本文采用最短距离法对负荷数据进行系统聚类以获取聚类中心 C ,其最短距离法的类距离公式如下^[9-11]:

$$D_{KL} = \min \{d_{ij} : P_i \in G_K, P_j \in G_L\} \quad (1)$$

其中, P_i 为类 G_K 中的元素,对应第 i 日负荷数据序列,例如钢厂的冲击性负荷与炼钢和轧钢的起炉密切相关,通过数据挖掘找到钢厂启停炉的一般规律并将这种规律对负荷的影响反应到日负荷数据序列 P_i 内, G_K 作为一种类别,可以是钢厂铝厂等这种类型的生产负荷。 P_j 为类 G_L 中的元素,对应第 j 日负荷数据序列, D_{KL} 为类 G_K 和 G_L 之间的距离, d_{ij} 为元素 p_i 和 p_j 之间的距离,公式如下所示:

$$d_{ij} = |P_i - P_j| = \sqrt{\left[\sum_{t=1}^{96} (P_{i,t} - P_{j,t})^2 \right]} \quad (2)$$

其中, $P_{i,t}$ 为第 i 日 t 时刻的负荷值, $P_{j,t}$ 为第 j 日 t 时刻的负荷值, t 为每 15 分钟的采样时间间隔。

采用模糊均值聚类法进行二次聚类, P_j 关于第 i 类初始聚类中心 C 的隶属度 u_{ij} ,其表述如下:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^m \left(\frac{d'_{ij}}{d'_{kj}} \right)^{2/(q-1)}} \quad (3)$$

u_{ij} 介于 0-1 之间, m 为初始聚类中心个数, q 为加权指数, d'_{ij} 为 P_j 与第 i 类初始聚类中心 C_i 之间的距离。

$$d'_{ij} = |C_i - P_j| = \sqrt{\left[\sum_{t=1}^{96} (C_{i,t} - P_{j,t})^2 \right]} \quad (4)$$

$C_{i,t}$ 为第 i 类初始聚类中心 C_i 的第 t 个数据点。

计算价值函数 J ,若价值函数值小于阈值,则停止聚类过程,否则更新初始聚类中心 C ,其更新公式如下:

$$C_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^q P_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^q} \quad (5)$$

其价值函数为:

$$J = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n u_{ij}^q d'_{ij}^2 \quad (6)$$

式中, m 为初始聚类中心个数, n 为聚类中心中元素个数。

支持向量机模型是在统计学理论和结构风险最小化原理基础上发展的一种全新的监督学习模型, 根据有限样本信息在模型复杂度和学习能力之间找寻中间点, 减少模型误差的同时实现建模型的结构风险最小, 以寻求最好的推广能力。

本文将已经做好分类的每类用户用电数据及该分类下对负荷曲线有影响的关键因素构建成训练样本, 训练支持向量机模型, 支持向量机模型选择 RBF 核函数, 然后选用相应的支持向量机模型对处理好的负荷分类历史数据进行预测。

灰色理论预测法是我国邓聚龙教授于上世纪 80 年底提出的一种模糊计算方法。相对于灰色系统, 白色系统就是研究客体是完全清楚的, 里面各个要素及各个要素之间的关联都可以清楚的用逻辑关系表达出来, 黑色系统就是研究客体内部是完全看不见的, 其内部各要素及各要素之间的关系是不能用逻辑关系表达出来的, 甚至某些要素是否存在即要素之间的关联是否存在都不能得知。所谓灰色是指客体结构有些因素是已知的, 有些因素是未知的, 各个因素之间的关联, 有些是已知的, 有些是未知的。灰色系统理论预测法就是在灰色系统的基础发展起来的, 其将系统内部有一切随机发生的都看成是灰色因素, 将杂乱无章的系统内部结构通过构建灰色系统模型转化为可以预测的规律性较强的序列。

灰色系统理论最适用于在小样本或者缺失样本数据的情况下的系统预测, 这在一定程度上填补了其他人工智能算法及经典预测方法的不足。根据灰色系统建模, 可以分为一般灰色系统预测模型和最优化灰色系统预测模型。

在灰色系统理论中, 灰色关联分析是根据数据序列之间是否在形状上相似来判断序列之间的联系是否紧密, 如果相似程度越高, 则相应序列的灰色关联度越高, 反之则越低[12-16]。

灰色关联度用数学模型可以表示为:

设存在序列 $\hat{X}^{(0)}(k)$ 和 $X^{(0)}(k)$, 一般为基准矢量序列, $X^{(0)}(k)$ 为目标矢量序列。序列 $\hat{X}^{(0)}(k)$ 和 $X^{(0)}(k)$ 表示为:

$$\hat{X}^{(0)}(k) = [\hat{X}^{(0)}(1), \hat{X}^{(0)}(2), \dots, \hat{X}^{(0)}(n)] \quad (7)$$

$$X^{(0)}(k) = [X^{(0)}(1), X^{(0)}(2), \dots, X^{(0)}(n)] \quad (8)$$

对于序列 $\hat{X}^{(0)}(k)$ 和 $X^{(0)}(k)$, 则关联系数可以定义如下:

$$\eta(k) = \frac{\eta_{\min\min}(k) + \rho\eta_{\max\max}(k)}{\hat{X}^{(0)}(k) - X^{(0)}(k) + \rho\eta_{\max\max}(k)} \quad (9)$$

式中, $|\hat{X}^{(0)}(k) - X^{(0)}(k)|$ 为第 k 个点 $\hat{X}^{(0)}(k)$ 和 $X^{(0)}(k)$ 的绝对值差; ρ 为分辨率, $0 < \rho < 1$, 一般取 $\rho = 0.5$; $\eta_{\min\min}(k)$ 和 $\eta_{\max\max}(k)$ 分别为两级最小差、最大差:

$$\eta_{\min\min}(k) = \min\min |\hat{X}^{(0)}(k) - X^{(0)}(k)| \quad (10)$$

$$\eta_{\max\max}(k) = \max\max |\hat{X}^{(0)}(k) - X^{(0)}(k)| \quad (11)$$

$X^{(0)}(k)$ 和 $\hat{X}^{(0)}(k)$ 的关联度定义为 n 个关联系数平均值为:

$$r = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \eta(k) \quad (12)$$

本文将 $\hat{X}^{(0)}(k)$ 当作经分类筛选的用户用电负荷历史数据, 将 $X^{(0)}(k)$ 当作是短期负荷预测值。当 $\hat{X}^{(0)}(k)$ 和 $X^{(0)}(k)$ 之间的关联度越高越大时, $X^{(0)}(k)$ 所表征的短期负荷预测值准确性就越高, 即得到所求 r 的最优解。一般而言, 灰色关联度 r 的值在 0-1 之间, 值越接近 1, $\hat{X}^{(0)}(k)$ 和 $X^{(0)}(k)$ 线性相关程度就越大, r 值越接近于 0, $\hat{X}^{(0)}(k)$ 和 $X^{(0)}(k)$ 之间就线性相关程度就越低。当 $r < 0.2$ 时, 视为无关联, 当 $0.2 \leq r \leq 0.6$ 时, 视为中等关联程度, 当 $r \geq 0.6$ 时, 视为高度关联[12-19]。

3 基于大数据挖掘的短期负荷预测方法实施流程

本文基于大数据挖掘的负荷短期预测方法流程图如图 2 所示。



图 2 基于大数据挖掘的短期负荷预测方法流程图
Fig. 2 flow chart of short-term load forecasting method based on big data mining

4 实例计算与分析

4.1 具体案例

抚顺电网通过 500 千伏抚顺变与辽宁 500 千伏主网相连。220 千伏通过沈友甲、乙线与沈阳电网相连;通过顺灯线与辽阳电网相连;通过抚石一、二线及抚徐线与本溪电网相连。目前已经形成北以 220 千伏辽宁东方电厂、能港电厂、中电投抚顺热电厂为电源支撑点,南部以 500 千伏抚顺变为电源支撑点的环网结构。除永陵变外,其余 12 座 220 千伏变电站均实现两回及以上电源线路供电。抚顺是国家的重工业基地之一,是以石油、化工、电力、冶金、煤炭、机械、建材工业为支柱,以大中型企业为骨干,以能源、原材料为主,门类比较齐全的综合性重工业城市。抚顺的燃料油、化工原料、特种钢材、铝材、煤炭、挖掘机、高压电瓷等一些主要产品在全国都占有重要地位。抚顺冲击性负荷占比地区负荷比重全省

名列前茅,冲击性负荷本身就属于不稳定因素,抚顺地区的冲击性负荷主要为炼钢,化工,代表企业为新钢厂、抚顺钢铁厂及大乙烯厂,因此,抚顺地区负荷预测方法要充分考虑冲击性负荷性质的影响,同时也要兼顾地区内农业、商业和居民生活用电对工业冲击性负荷预测的平衡作用。由于工农业、商业在抚顺地区不同地点布局的不同,其分布在抚顺地区 14 个 220 千伏变电站为核心的供电子网内,因此,本文从 14 个 220 变电站中选取 9 个 220 千伏变电站所形成独立的供电子网作为代表性研究对象进行冲击性负荷预测的研究。

因此,本文选取抚顺地区 2017 年 7 月份 9 个 220 变电站供电区域总负荷作为样本采集对象如表 1,通过本文所提基于大数据挖掘的负荷短期预测方法进行研究预测,并与实际负荷曲线及传统预测方法做对比,通过比较证明本文所提方法在冲击性负荷明显的地区短期负荷预测中的优势。

表 1 抚顺地区 2017 年 7 月 9 个变电站供电区域负荷/(kw·h)
Tab. 1 Load of 9 substations in Fushun area in July 2017/(kw·h)

名称	7 月 1 日	7 月 2 日	7 月 3 日	7 月 4 日	7 月 5 日	7 月 6 日	7 月 7 日
工农站	2 525 952	2 571 888	2 628 648	2 512 488	2 518 560	2 686 464	2 653 464
和平站	472 032	431 904	455 664	442 728	476 784	493 680	475 992
河北站	2 283 776	2 185 920	2 413 312	2 416 832	2 373 184	2 453 440	2 327 424
李石站	3 988 512	4 558 488	4 876 608	5 032 368	5 054 808	4 852 848	4 579 608
柳林站	2 085 600	1 966 800	2 061 312	1 904 496	1 730 784	1 802 592	1 985 808
胜利站	1 838 144	1 776 016	1 760 176	1 736 592	1 831 632	1 941 984	1 839 904
顺阳站	936 408	876 216	993 168	1 069 992	975 744	1 029 336	1 001 880
永陵站	635 184	625 680	623 040	621 456	645 744	663 168	610 368
元龙站	1 520 640	1 443 904	1 557 248	1 535 424	1 539 648	1 538 240	1 551 616

名称	7 月 8 日	7 月 9 日	7 月 10 日	7 月 11 日	7 月 12 日	7 月 13 日	7 月 14 日
工农站	2 770 152	2 667 456	2 550 504	2 661 648	2 684 880	2 625 480	2 625 480
和平站	487 080	479 688	464 904	488 928	490 248	514 536	514 536
河北站	2 476 320	2 630 144	2 488 288	2 652 320	2 634 016	2 728 352	2 728 352
李石站	4 859 448	5 211 624	5 157 240	5 412 264	5 524 200	4 472 952	4 472 952
柳林站	2 078 208	2 029 632	2 029 104	2 126 784	2 193 840	2 277 264	2 277 264
胜利站	1 888 304	1 815 440	1 723 568	1 748 912	1 755 072	1 802 768	1 802 768
顺阳站	963 336	911 856	996 072	1 023 792	1 035 672	1 146 024	1 146 024
永陵站	641 520	627 792	609 312	617 760	625 680	671 616	671 616
元龙站	1 531 904	1 467 840	1 432 640	1 493 888	1 558 656	1 667 776	1 667 776

通过基于大数据挖掘的冲击性负荷特性电网短期负荷预测方法对本地区负荷做短期预测,与实际负荷数据做对比所得误差情况如表 2 所示。

表 2 基于大数据挖掘的负荷短期预测方法相对误差值表
Tab. 2 relative error value table of short-term load forecasting method based on big data mining

误差名称	相对误差值
平均相对误差	2.79%
最大相对误差	7.52%

本文选取自回归(AR)模型作为传统预测方法对本地区负荷做短期预测,与实际负荷数据做对比所得误差情况如表 3 所示。

表 3 自回归(AR)模型方法相对误差值表
Tab. 3 the relative error table of the auto regressive (AR) model method

误差名称	相对误差值
平均相对误差	4.88%
最大相对误差	12.45%

4.2 效果分析

通过对基于大数据挖掘的冲击性负荷特性电网短期负荷预测方法和自回归(AR)模型预测方法对抚顺地区短期负荷进行预测,由两种预测方法所得误差分析可知,基于大数据挖掘的冲击性负荷特性电网短期负荷预测方法平均相对误差和最大相对误差均较自回归(AR)模型预测方法有了较大的提高,改善了冲击性负荷特性下本地区电网负荷曲线波动大且规律性不强导致短期负荷预测准确率下降的问题,可以为当前公司负荷预测工作提供方向思路和指导建议。

5 结论

冲击性负荷占地区总负荷比重较大的地区,其负荷曲线都会受到影响,呈现冲击特性。就抚顺地区而言,其冲击负荷主要来自于钢铁企业,钢铁企业生产带来的冲击性负荷会很大程度的提高地区电网短期、超短期负荷曲线波动性。相比较于抚顺,葫芦岛市虽然地区负荷中冲击性负荷占比同样较大,但是产生冲击负荷的用户大部分是化工厂、炼油厂等,这些用户的生产方式与钢铁企

业不同,他们所产生的冲击负荷对地区负荷曲线波动性的影响与抚顺也有差异,但是由于不用像钢铁企业一样频繁的起停炉,化工厂、炼油厂等对地区负荷曲线波动性的影响不如抚顺严重,所以采用本文短期负荷预测方法做负荷短期预测的准确率应该会较抚顺电网高一些。

本文对历史数据进行大数据挖掘分析,然后采用聚类法对用户进行分类,再分析各类别负荷,尤其是冲击性类别负荷对总的短期负荷曲线的影响,最后应用灰色理论关联度和支持向量机模型对负荷进行短期预测。

本文所提大数据挖掘下冲击性负荷特性电网短期负荷预测方法经测试在抚顺电网取得很好的效果,这种方法同样适用于葫芦岛市等其他具有冲击负荷特性的地区电网短期负荷预测,改善当地负荷短期预测水平。

参考文献:

[1] 胡函武,卢海明,林瑞荣,等.小波包变换在冲击负荷地区短期负荷预测中的应用[J].华北电力技术,2014,35(12):34-37.
HU Hanwu, LU Haiming, LIN Ruirong, et al. Application of wavelet packet transform in short term load forecasting of impact load area [J]. Northeast Electric Power Technology, 2014, 35 (12):34-37.

[2] 周佳佳,史林军. Savitzky-Golay 在含冲击负荷短期负荷预测中的应用[J].电测与仪表,2014,51(14):125-128.
ZHOU Jiajia, SHI linjun. A method based on the savitzky-golay filter to deal with short term load forecasting of impulse load [J]. Electrical Measurement and Instrument, 2014, 51 (14):125-128.

[3] 殷家敏,欧勇,何茜.大波动电网负荷短期预测的仿真研究[J].计算机仿真,2012,29(08):287-290,400.
YIN Jiamin, OU Yong, HE Qian. Simulation study on short-term load forecasting of large fluctuation power grid [J]. Computer simulation, 2012, 29 (08):287-290, 400.

[4] 王剑英,马戈,许洪范.基于修正的时间序列模型对冲击负荷的预测[J].数学的实践与认识,2009,39(18):30-35.
WANG Jianying, MA Ge, XU Hongfan. Prediction of impact load based on modified time series model [J]. Practice and understanding of mathematics, 2009, 39 (18):30-35.

[5] 侯红梅.提高地区电网的短期负荷预测准确率[J].华北电力技术,2009,(07):1-4,10.
HOU Hongmei. Improving the accuracy of short-term load forecasting for regional power grid [J]. North China Power Technology, 2009, (07):1-4, 10.

[6] 周继馨,提兆旭,陈春霖,等.大容量冲击负荷的短期预测研究[J].华东电力,1999,(01):42-44.

- ZHOU Jixin, TI Zhaoxu, CHEN Chunlin, et al. Short-term prediction of large capacity impact load [J]. East China Power, 1999, (01): 42-44.
- [7] 张晔. 大数据技术在电力负荷预测中的应用研究[J]. 中国高新科技, 2017, 1(07): 76-78.
- ZHANG Ye. Application of big data technology in power load forecasting [J]. China High-tech, 2017, 1(07): 76-78.
- [8] 杨凇, 李巍, 李俊杰, 等. 基于数据挖掘的电力负荷预测[J]. 自动化与仪器仪表, 2018, (03): 207-210.
- YANG Lin, LI Wei, LI Junjie, et al. Power load forecasting based on data mining [J]. Automation and instrumentation, 2018, (03): 207-210.
- [9] 王琳璘, 谢忠局, 陈永权, 等. 机器学习聚类组合算法及其应用[J]. 山东农业大学学报(自然科学版), 2018, (03): 1-3.
- Wang Linlu, Xie Zhongju, CHEN Yongquan, et al. Machine learning cluster combination algorithms and their applications [J]. Journal of Shandong Agricultural University (Natural Science Edition), 2018, (03): 1-3.
- [10] 苏学能, 刘天琪, 曹鸿谦, 等. 基于Hadoop架构的多重分布式BP神经网络的短期负荷预测方法[J]. 中国电机工程报, 2017, 37(17): 4966-4973, 5216.
- SU Xueneng, LIU Tianqi, CAO Hongqian, et al. Short-term load forecasting method based on Hadoop multi-distributed BP neural network [J]. China Electrical Engineering Daily, 2017, 37(17): 4966-4973, 5216.
- [11] 文艳, 宋宗勋, 张国柱, 等. 基于灰色关联-神经网络模型的城市电力负荷短期预测的研究与应用[J]. 继电器, 2005(19): 36-40.
- WEN Yan, SONG Zongxun, ZHANG Guozhu, et al. Research and application of short-term urban power load forecasting based on Grey correlation-neural network model [J]. Relay, 2005(19): 36-40.
- [12] 李娟. 基于优化灰色理论和神经网络的电力负荷短期预测[J]. 山东电力技术, 2016, 43(02): 31-35.
- LI Juan. Short-term load forecasting based on optimized grey theory and neural network [J]. Shandong Electric Power Technology, 2016, 43(02): 31-35.
- [13] 李颖峰. 基于灰色模型的电力负荷短期预测[J]. 广东电力, 2008(07): 7-8, 34.
- LI Yingfeng. Short-term load forecasting based on grey model [J]. Guangdong Electric Power, 2008(07): 7-8, 34.
- [14] 邓春红, 王蒙. 基于相似日和灰色理论的短期电力负荷预测研究[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2017, 34(03): 93-97.
- DENG Chunhong, WANG Meng. Research on short-term power load forecasting based on similar day and grey theory [J]. Journal of Chongqing Industrial and Commercial University (Natural Science Edition), 2017, 34(03): 93-97.
- [15] 郑凯文, 杨超. 基于迭代决策树(GBDT)短期负荷预测研究[J]. 贵州电力技术, 2017, 20(02): 82-84, 90.
- ZHENG Kaiwen, YANG Chao. Short-term load forecasting based on iterative decision tree (GBDT) [J]. Guizhou Electric Power Technology, 2017, 20(02): 82-84, 90.
- [16] 陈冬沅, 肖建华, 马留洋, 等. 基于纵横交叉算法与Elman神经网络的短期负荷预测研究[J]. 贵州电力技术, 2016, 19(11): 24-28, 56.
- CHEN Dongfeng, XIAO Jianhua, MA Liuyang, et al. Short-term load forecasting based on crossover algorithm and Elman neural network [J]. Guizhou Electric Power Technology, 2016, 19(11): 24-28, 56.
- [17] 范瑞祥, 吴素农, 孙旻, 等. 适用于配网冲击性负荷补偿的链式D-STATCOM [J]. 电机与控制学报, 2011, 15(02): 48-53.
- FAN Ruixiang, WU Sunong, SUN Min, et al. Chain D-STATCOM for impulsive load compensation in distribution networks [J]. Journal of Motor and Control, 2011, 15(02): 48-53.
- [18] 黄任可, 罗湛持, 张明. 基于粒子滤波器的大容量冲击负荷短期预测方法[J]. 电力系统自动化, 2009, 33(03): 40-45.
- HHANG Renke, LUO Chenchi, ZHANG Ming. Short-term prediction method of large-capacity impact load based on particle filter [J]. Power system automation, 2009, 33(03): 40-45.
- [19] 董雷, 刘梦夏, 陈乃仕, 等. 基于随机模型预测控制的分布式能源协调优化控制[J]. 电网技术, 2018, 42(10): 3219-3227.
- DONG Lei, LIU Mengxia, CHEN Naishi, et al. Distributed energy coordinated optimal control based on stochastic model predictive control [J]. Power grid technology, 2018, 42(10): 3219-3227.

收稿日期: 2018-12-06

作者简介:



李云飞(1981),男,硕士,工程师,主要从事电力运营监控相关工作。

(本文责任编辑:施玉)

Exploration and practice of short term load forecasting based on large data mining under impulse load characteristics

LI Yunfei¹, ZHANG Peng², CHENG Pengfei¹, FAN Chuanzhong¹, CHENG Shuo¹, ZHANG Chen¹, ZHAO Yan¹

(1. State Grid Liaoning Tieling Branch, Tieling 112000 Liaoning, China;

2. State Grid Fushun Branch, Fushun 113000 Liaoning, China)

Abstract: Impulsive load accounts for a large proportion of the total load in Fushun area. When the impact characteristics of the total load in Fushun area are obvious, it may cause continuous oscillation of system frequency and voltage swing, which is not conducive to the safe and stable operation of power grid. Therefore, this paper explores and practices how to improve the accuracy of short-term load forecasting of regional power grid, and improves the accuracy of impact load forecasting and pretreatment in order to achieve reasonable economic dispatch, reduce production costs, and ensure the safety of power grid. The method of short-term load forecasting has achieved good results in Fushun power grid after testing, which improves the problem of short-term load forecasting accuracy decline caused by large fluctuation and weak regularity of load curve of local power grid under impulsive load characteristics. It can provide direction ideas and guidance suggestions for current company load forecasting work. It is also suitable for short-term load forecasting in Huludao and other areas with impact load characteristics, and can improve the local short-term load forecasting level.

Key words: large data analysis; impact load short-term prediction; prediction support vector machine; grey relational degree