

考虑特征重要性值波动的中压10 kV配网多回路 负荷精准预测系统设计

申紫域¹, 章行¹, 黄潘^{1,2}, 麻宝山¹, 齐丹¹

(1. 国网阿勒泰供电公司, 新疆阿勒泰 836500;

2. 石河子大学, 新疆石河子 832061)

摘要: 在负荷预测过程中忽略了温度、历史负荷输入特征在不同时刻下给负荷变化带来的影响, 导致负荷预测结果不精准。针对此问题, 设计考虑特征重要性值波动的中压10 kV配网多回路负荷精准预测系统。设计负荷数据采集器, 配置STM32F101芯片, 通过光耦隔离方式实现光电转换与隔离保护。研究断路器控制多回路结构, 避免脉冲电流过大对跳闸造成的安全隐患。设计多回路预测开关, 控制最大/最小负荷预测。计算输入特征和负荷之间输入特征重要性值, 并归一化处理, 构建随着时间变化的输入特征重要性值波动矩阵。充分考虑温度波动变化幅度, 结合MRA分解算法预测多回路负荷。由实验结果可知, 系统预测的负荷与实际数据仅存在最大为1万千瓦的误差, 能够精准预测多回路负荷。

关键词: 特征重要性值波动; 中压10 kV配网; 多回路负荷; 精准预测

中图分类号: TP18 文献标识码: A 文章编号: 1003-7241(2025)08-0037-05

Design of a Precise Load Forecasting System for Medium Voltage 10 kV Distribution Network with Multiple Circuits Considering the Fluctuation of Feature Importance Values

SHEN Ziyu¹, ZHANG Hang¹, HUANG Pan^{1,2}, MA Baoshan¹, QI Dan¹

(1. State Grid Altay Power Supply Company, Altay 836500, China;

2. Shihezi University, Shihezi 832061, China)

Abstract: In the process of load forecasting, the influence of temperature and historical load input characteristics on load changes at different times is ignored, resulting in inaccurate load forecasting results. In response to this issue, a multi circuit load accurate prediction system for medium voltage 10 kV distribution network is designed considering the fluctuation of feature importance values. It designs a load data collector, configures the STM32F101 chip, and achieves photoelectric conversion and isolation protection through optocoupler isolation. It studies the multi circuit structure of circuit breaker control to avoid safety hazards caused by excessive pulse current on tripping. It designs a multi loop predictive switch to control maximum/minimum load prediction, calculates the importance values of input features between input features and load, and normalizes them to construct a fluctuation matrix of input feature importance values over time. Fully considers the amplitude of temperature fluctuations and combine it with MRA decomposition algorithm to predict multi loop loads. According to the experimental results, there is only a maximum error of 10 000 kW between the predicted load of the system and the actual data, which can accurately predict multi circuit loads.

Keywords: fluctuation of feature importance values; medium voltage 10 kV distribution network; multi circuit load; accurate prediction

0 引言

当前, 10 kV配网已在我国大中城市、农村地区得到了较大发展, 以满足家庭、商业等需求为主。配网多回路负荷预测是配网最基础的工作之一, 准确预测负荷、合理配置配网, 对我国经济、社会发展具有十分重要的意义。目前, 配电系统的电力系统结构复杂, 历史数据难以统计, 人工计算工作量大, 造成了10 kV配系统各类故障频发。

文献[1]提出了基于LSTM和多任务学习的预测方法, 研究“硬件共享机制+短时记忆共享层”的多任务负荷预测方法, 高效地获取多任务之间的相关信息。其次, 利用神经网络进行解释性分析, 以达到对线下数据进行可视化表达的目的。以此为基础, 研究长时序下多任务学习负荷的预测; 文献[2]提出了基于多尺度特征增强DHTCN的预测方法, 采用基于4个维度前因式的负荷特征提取方法, 在特征提取层次建立有效通道注意力模型, 实现对局部通道注意力的无维降维, 获取带有通道注意力的负荷特征。然后, 利用双重扩展技术, 构建基础时间

*基金项目: 国网新疆电力科技项目(5230DK17000R)

收稿日期: 2023-11-22

卷积基线网络中的残差块,从而实现对电网短周期运行的实时预测;文献[3]提出了基于分布式优化思想的预测方法,构建面向配电网多层次特点、低数据交互的多层次协作预测模型,并在此基础上,研究基于长短期记忆神经网络和联邦学习的电力系统协同预测算法,对底层预测结果进行分层累积,从而达到自下而上综合预测的目的。

传统的负荷预测方法能够有效地解决电力市场中三相不平衡负载的问题,然而,在未来的电力市场中,由于电力市场的持续扩张和电力市场的持续发展,传统的负荷预测方法已经无法有效地解决电力市场中的三相不平衡负载问题。为此,设计考虑特征重要性值波动的负荷精准预测系统。

1 中压10 kV配网多回路负荷精准预测系统硬件设计

1.1 考虑特征重要性值波动的负荷数据采集器

数据采集器能够将数据终端的所有数据进行整合,并具备实时采集、自动存储的功能,为负荷预测提供真实、可靠的采集结果。

考虑特征重要性值波动的负荷数据采集器结构,如图1所示。

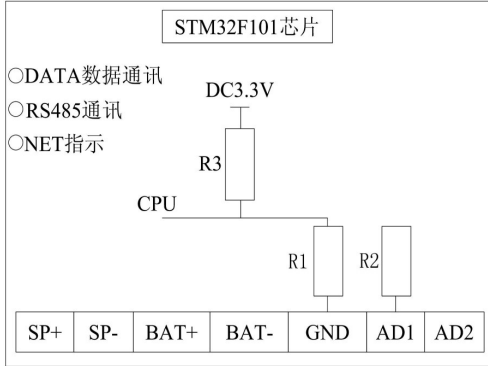


图1 考虑特征重要性值波动的负荷数据采集器结构

数据采集器能够同时采集电压、电流输入输出信号,而且每一个部件都是单独工作的,使用GPRS通讯来与上位机进行通信,并通过两路模拟量进行数据采集,如此就可以方便地将信息采集、管理模块与负荷预测模块直接联系在一起,从而达到在设备之间进行数据共享的目的。通过将STM32F101配置在系统中的时钟寄存器做初始化处理,可以使得这个外部时钟的频率较高。开关量的输出端使用了一种光耦合的绝缘结构,既能进行光电变换又能进行绝缘保护。

1.2 断路器控制多回路结构

采用断路器实现了对开关的手动跳合,并在跳合完成后,将跳合的脉冲电流自动截断。

断路器控制多回路结构,如图2所示。

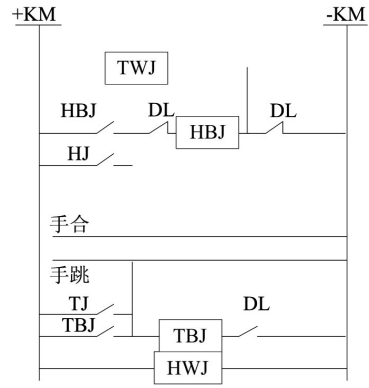


图2 断路器控制多回路结构

当保护设备下达跳闸指令后,跳闸的接点会被断开,它会通过正电源→跳闸出口接点→辅助触点→跳闸线圈→负电源构成一个回路,之后跳闸线圈通电,从而使断路器跳闸^[4-5]。在断路器完成跳闸后,将辅助接点处的常开触点处切断,辅助接点处的常闭触点重新闭合,以备下一次合闸^[6]。采用辅助接点常开型接点法来切断短路电流,可以避免短路端接点粘结而引起短路线圈的烧毁。

1.3 多回路预测开关

多回路预测开关对负荷预测的准确性有着重要作用,它与智能配网的实际运行相联系,重点研究了日、周、月、季、年负荷数据,日负荷又分为单、多日负荷两类,以此对负荷变化趋势进行了研究,并对负荷的最大/最小负荷进行了统计。

多回路负荷精准预测开关结构,如图3所示。

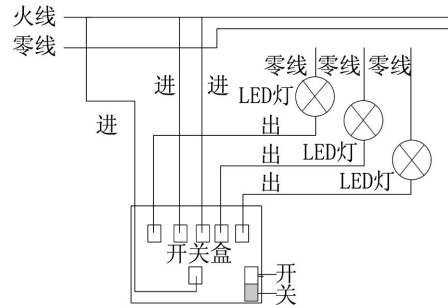


图3 多回路负荷精准预测开关结构

与双相开关相比,由于在控制台上的开关按键设置的差异,使其分为单联双控、双联双控和三联双控3种类型,线路的连接也变得比较复杂^[7-8]。在对控制预测开关的同时,还可以使用数据采集器采集不对称负荷数据,从而实现对不对称负荷的实时预测。

2 考虑特征重要性值波动的负荷精准预测策略设计

2.1 基于负荷数据采集器的特征重要性值波动矩阵构建

在负荷数据采集器中,抽取出的特征值被用来分析

其重要性。将时间维度为行,输入特征种类为列,从而构建出一个重要性值波动矩阵,通过在该矩阵中特定数值的大小,体现出输入特征重要性值的时间序列波动。

输入特征的重要性值源于信息理论中的一个概念,它是指任意两个随机变量之间的相互影响程度,用一个输入特性与负荷间的特征的重要程度来表示,计算公式为

$$Q(X, Y) = \sum_X \sum_Y \rho_{XY}(X, Y) \log_2 \frac{\rho_{XY}(X, Y)}{\rho_X(X) \rho_Y(Y)} \quad (1)$$

式中, $\rho_{XY}(X, Y)$ 表示 X, Y 两个随机变量的联合概率密度函数^[9]。两个随机变量之间的相关性越强,那么说明特征重要性值越大。当两个随机变量相互独立时,特征重要性值为0。

特征重要性值波动矩阵构建步骤,如下所示:

首先从负荷数据采集器中选择输出负荷数据集,以中压10 kV配电网每日负载情景的划分为基础,以24小时的负荷采样点为基础,将负荷数据集的采样点分成 m 组,并以该分组的结果为输入数据集 $U = [U_1, U_2, \dots, U_m]$ ^[10]。由此通过负荷数据采集器输出结果确定输入负荷数据集,可表示为

$$H = \begin{bmatrix} H_{1,1} & H_{1,2} & \dots & H_{1,i} \\ H_{2,1} & H_{2,2} & \dots & H_{2,i} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ H_{j,1} & H_{j,2} & \dots & H_{j,i} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, $H_{i,j}$ 表示第 i 行 j 列的输入数据^[11]。

之后,在 t 时间点上,对输入特征和输出负荷的特征重要性值进行了计算,归一化处理为

$$Q_t = [Q(H_{1,1}, U_t), Q(H_{1,2}, U_t), \dots, Q(H_{1,k}, U_t)]^T \quad (3)$$

式中, T 表示计算后期。 t 由1至 k 循环求解,并且各个时间点上输入特征重要性值,直到计算完成为止^[12]。

最后,构造出一个随时间而变的输入特征重要性值波动矩阵,可表示为

$$Q' = \begin{bmatrix} Q(H_{1,1}, U_1) & Q(H_{1,2}, U_2) & \dots & Q(H_{1,i}, U_k) \\ Q(H_{2,1}, U_1) & Q(H_{2,2}, U_2) & \dots & Q(H_{2,i}, U_k) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ Q(H_{j,1}, U_1) & Q(H_{j,2}, U_2) & \dots & Q(H_{j,i}, U_k) \end{bmatrix} \quad (4)$$

输入特征重要性值波动矩阵 Q' 中包括具有不同维数的输入特性的重要度,通过不同时间维度分析能够直观反映输入特征重要性值波动。

2.2 考虑特征重要性值波动矩阵的多回路负荷精准预测

在中压10 kV配网中温度对多回路负荷影响最大,充分考虑温度波动变化幅度,得到的温度重要性值波动矩阵为

$$C(t) = G(t) + W(t) + Q'(t) \quad (5)$$

式中, $G(t)$ 、 $W(t)$ 分别表示 t 时刻随着温度波动部分、温度不敏感部分负荷。

负荷精准预测数据的采样间隔为10 min,对 $C(t)$ 进行3尺度分解,结合MRA分解算法求取小波系数,计算公式为

$$C(a) = W^T r_w(a) + W^T r_q(a) \quad (6)$$

式中, a 表示负荷波动天数; $r_w(a)$ 、 $r_q(a)$ 分别表示小波系数向量和特征重要性值波动向量。

将小波系数作为温度变化向量,结合卡尔曼滤波算法计算小波系数预测值,由此建立温度变量量测方程:

$$Y_b = L_b X_b + \xi_b \quad (7)$$

式中, L_b 表示 b 时间序列号下的观测矩阵; ξ_b 表示量测噪声。在卡尔曼滤波中,已知观测矩阵前提下,求取初始状态噪声方差阵。输入矩阵由波动部分历史数据经过小波变换得到,此时温度敏感函数的初始值也为0。

利用如下公式,预测多回路负荷:

$$Y'_b = L_b X'_b \quad (8)$$

式中, X'_b 是根据前一天温度波动部分的历史数据预测的数据集。

在温度特征重要性值影响负荷波动的基础上,对中压10 kV配网多回路负荷精准预测,详细步骤如下所示:

首先以配网中每个切换的状况为基础,产生能够反映配网目前操作模式的相邻数据,从而达到对配网拓扑进行高效追踪的目的。

将配网区内的负荷预测结果当作相邻数据集内的馈线负荷,针对因接触点引起的含有馈线的分布范围,将负荷预测结果均匀地分布在每条馈线上,并根据详细负荷分配规律进行负荷分配。

最后按照如下公式,计算各个节点负荷预测结果:

$$q_{cd} = \sum_{o \in l_c} q_c + \sum_{o \in l_d} q_d \quad (9)$$

式中, q_c 、 q_d 分别表示父节点 c 及其所有同父弧节点 d 的负荷; l_c 、 l_d 分别表示父节点 c 及其所有同父弧节点 d 的子节点集合; o 表示待预测负荷节点。

根据上述计算结果,可获取中压10 kV配网多回路负荷精准预测结果。

3 实验

3.1 中压10 kV配网实验结构

中压10 kV配网实验结构,如图4所示。配电区是由多条馈线组成的一个子网,其外端均为馈线开关,其组成的分配区称为分配区。将潮流进入的终端称作“入口处”,剩余终端称作“出口处”,在配电网中,所有的终端都是T型节点,或者没有终端(如馈线)。配电区是配网调节

模式的最小单位,其内部的负载规律不会随着模式改变而发生任何变化,因而可以通过对其进行分析和预测。

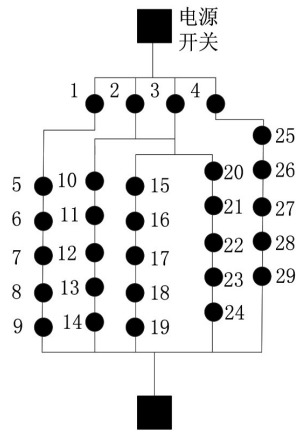


图4 中压10 kV配网实验结构

3.2 实验数据分析

统计某地区中压10 kV配网多回路负荷实际数据,验证考虑特征重要性值波动的中压10 kV配网多回路负荷精准预测系统设计是否合理。实验数据来自某电力公司2021年11月中每10 min统计的负荷数据。

从上述数据库中选取11月15日和20日的负荷数据,这两日的实际负荷波动曲线如图5所示。

由图5可知,11月15日的实际负荷数据在12:00时

达到最低,数值为 260×10^4 kW;11月20日的实际负荷数据在12:00时达到最低,数值为 145×10^4 kW。

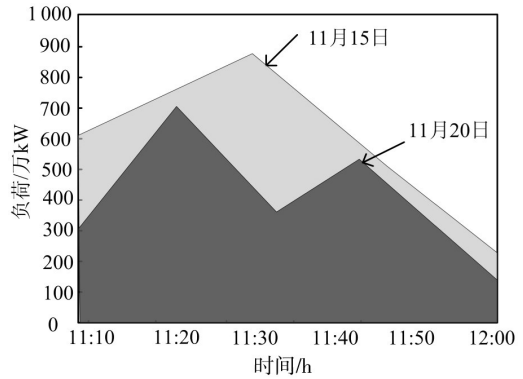
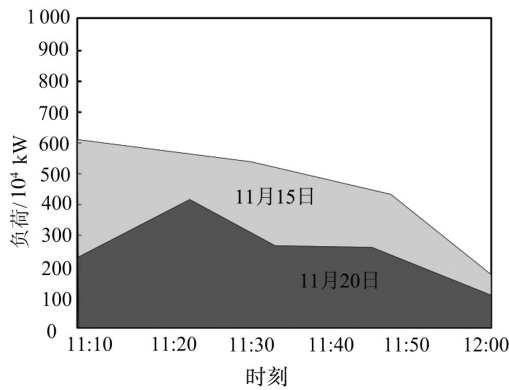


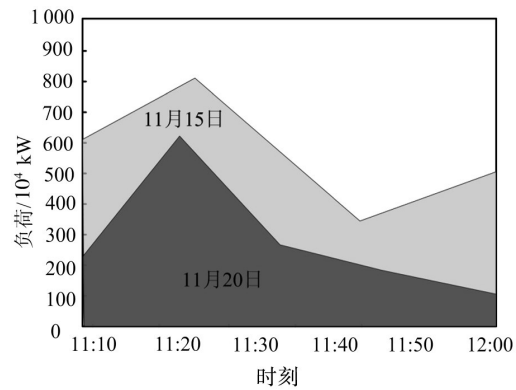
图5 11月15日和20日实际负荷波动曲线

11月15日实际负荷波动:实际负荷随着时间增加,负荷波动曲线呈上升-下降趋势,并在时间为11:25时负荷数值达到最高,数值为 880×10^4 kW,由此说明该时刻下出现配网多回路负荷概率较大。

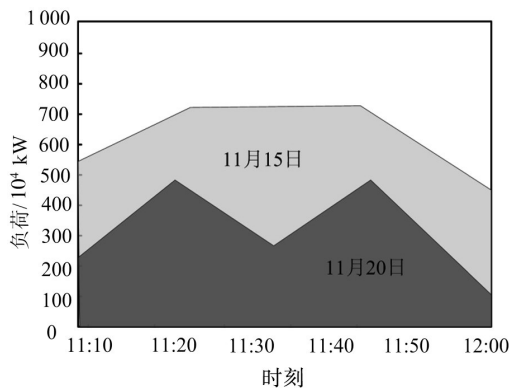
11月20日实际负荷波动:实际负荷随着时间增加,负荷波动曲线呈上升-下降-上升-下降趋势,并在时间为11:13时负荷数值达到最高,数值为 705×10^4 kW,由此说明该时刻下出现配网多回路负荷概率较大。



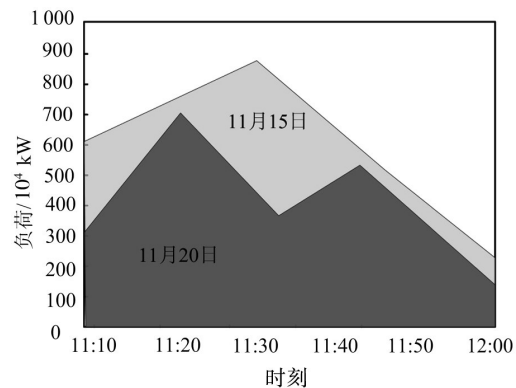
(a) LSTM和多任务学习



(b) 多尺度特征增强DHTCN



(c) 分布式优化思想



(d) 考虑特征重要性值波动

图6 不同方法负荷数据预测结果精准度对比分析

3.3 预测结果精准度实验对比分析

使用基于LSTM和多任务学习的预测方法、基于多尺度特征增强DHTCN的预测方法、基于分布式优化思想的预测方法和考虑特征重要性值波动预测系统,对比分析11月15日和20日的负荷数据预测结果,如图6所示。

由图6可知,使用基于LSTM和多任务学习的预测方法在11月15日负荷波动最大值为 610×10^4 kW,最小值为 180×10^4 kW;在11月20日负荷波动最大值为 420×10^4 kW,最小值为 160×10^4 kW,与实际数据存在较大误差,且波动幅度不一致。

使用基于多尺度特征增强DHTCN的预测方法在11月15日负荷波动最大值为 810×10^4 kW,最小值为 360×10^4 kW;在11月20日负荷波动最大值为 635×10^4 kW,最小值为 195×10^4 kW,与实际数据存在较大误差,且波动幅度不一致。

使用基于分布式优化思想的预测方法在11月15日负荷波动最大值为 749×10^4 kW,最小值为 475×10^4 kW;在11月20日负荷波动最大值为 490×10^4 kW,最小值为 195×10^4 kW,与实际数据存在较大误差,且波动幅度不一致。

使用考虑特征重要性值波动预测系统在11月15日负荷波动最大值为 880×10^4 kW,最小值为 260×10^4 kW;在11月20日负荷波动最大值为 704×10^4 kW,最小值为 145×10^4 kW,与实际数据存在最大为 1×10^4 kW的误差。

4 结束语

中压10 kV配网多回路负荷日益积累较多,单纯采用常规控制方式,已不能适应未来中压10 kV配网的安全运营要求,且对电力品质产生严重影响。针对中压10 kV配网多回路负荷精准预测问题,设计了考虑特征重要性值波动的中压10 kV配网多回路负荷精准预测系统。通过加入温度要素,更好地反映了对温敏负荷的影响。经实验验证,该方法能实现准确预测多回路负荷,并能较好地适应配网变化。

参考文献:

- [1] 孙庆凯,王小君,张义志,等.基于LSTM和多任务学习的综合能源系统多元负荷预测[J].电力系统自动化,2021,45(5):63-70.
- [2] 梁露,张智晟.基于多尺度特征增强DHTCN的电力系统短期负荷预测研究[J].电力系统保护与控制,2023,51(10):172-179.
- [3] 谭嘉,李千艺,杨欢,等.基于分布式优化思想的配电网用电负荷多层协同预测方法[J].上海交通大学学报,2021,55(12):1544-1553.
- [4] 刘新苗,李卓环,曾凯文,等.基于集群负荷预测的主动配

电网多目标优化调度[J].电测与仪表,2021,58(5):98-104.

[5] 高立克,梁朔,陈绍南,等.多级负荷聚类和解耦机制的配电网短期负荷预测方法[J].电力系统及其自动化学报,2021,33(10):89-96,111.

[6] 吴晨,姚菁,薛贵元,等.基于MMoE多任务学习和长短时记忆网络的综合能源系统负荷预测[J].电力自动化设备,2022,42(7):33-39.

[7] 黄旭锐,于丰源,杨波,等.基于Transformer网络和多任务学习的园区综合能源系统电-热短期负荷预测方法[J].南方电网技术,2023,17(1):152-160.

[8] 王愈轩,刘尔佳,黄永章.数据驱动下的综合能源系统短期多元负荷预测[J].计算机工程与设计,2022,43(5):1435-1442.

[9] 欧阳静,杨吕,尹康,等.基于ALIF-LSTM多任务学习的综合能源系统短期负荷预测[J].太阳能学报,2022,43(9):499-507.

[10] 王永利,周混含,姚苏航,等.基于多能耦合机理的综合能源系统多元负荷协同预测模型[J].华北电力大学学报(自然科学版),2022,49(2):118-126.

[11] 杨光雨,李晓航.基于最大信息挖掘宽度学习系统短期电力负荷预测研究[J].电测与仪表,2022,59(3):38-45.

[12] 王琛,王颖,郑涛,等.基于ResNet-LSTM网络和注意力机制的综合能源系统多元负荷预测[J].电工技术学报,2022,37(7):1789-1799.

作者简介:申紫域(1981—),男,本科,高级工程师,研究方向:配电网规划设计管理。