

[低压台区]

基于VMD-ISPO-BiLSTM的低压台区负荷预测

文/袁晓燕¹ 朱文强² 马小鹏² 姜明军¹ 任明远¹ 邓舜禹¹ 张军平² 梁丽¹ 冯建伟²

1. 国网甘肃省电力公司市场营销事业部; 2. 国网甘肃省电力公司平凉供电公司

随着新型电力系统的建设与发展, 负荷的复杂性、波动性以及随机性成为台区电网稳定性的一大挑战。为满足新形势下的台区负荷预测工作的实际需求, 亟需精准的负荷预测来支撑台区内负荷的调控和消纳。通过变分模态分解(VMD)对原始时间序列进行分解、利用最大信息系数(MIC)对原始特征集进行筛选得到时间依赖性和相关性更强的子序列。同时, 结合改进粒子群算法(IPSO)对双向LSTM模型进行参数优化, 确保模型具有最佳的预测效果。最后, 通过甘肃某低压台区的实测数据对模型进行验证, 证明了该模型的良好性能。

迈入21世纪后, 电网供配电企业发展迅猛, 对供电稳定性的要求也进一步提高。负荷呈现出复杂性、波动性与随机性的特征。一方面, 分布式能源的大量接入导致负荷的波动性与随机性增大, 给台区的线损和供电质量造成巨大冲击; 另一方面, 在日益复杂的负荷变化大背景下, 能够影响台区负荷的因素较多, 传统的以运行调度人员主观判断为主的负荷预测模式, 已经很难满足新形势下的负荷预测工作的实际需求。所以, 亟需精准的负荷预测来支撑台区内负荷的调控和消纳。

短期负荷预测方法当下常用为机器学习, 机器学习负荷预测方法主要有支持向量机、随机森林、人工神经网络^[1]和深度学习等^[2]。Cinar与程焕新等^[3]通过优化算法对循环神经网络(RNN)进行优化, 进而提升RNN在预测时的全局搜索能力, 避免陷入局部极值, 但不能完全解决RNN的梯度消失以及对于数据的长期依赖问题。李鑫等采用最大信息系数(MIC)进行影响负荷因素的初步筛选, 之后利用随机森林与递归特征消除进行影响因素的进一步筛选, 最后采用双层长短期记忆神经网络(LSTM)

预测模型进行预测。LSTM是RNN的一种变体, 在短期负荷预测中得到较好的应用, 自身网络结构可以灵活变化, 因此可以有效地处理具有序列特征的数据, 但也不能完全避免RNN数据过长时出现的梯度消失和梯度爆炸现象。黄志祥和王清等^[6-7]利用变分模态分解(VMD)对原始负荷序列进行分解, 然后采用LSTM和TCN模型对分解后的序列进行预测, 最后对所有预测结果进行求和, 完成负荷预测, 并取得不错的效果。

综上所述, 本文先采用VMD方法对经过数据处理后的原始负荷数据进行分解, 再通过MIC对天气因素进行相关性分析, 筛选出与负荷关联性强的天气因素, 再结合原始负荷序列和分解的子序列, 组成新的输入负荷数据集, 最后采用VMD-ISPO-BiLSTM进行超短期负荷预测, 得到精准的台区负荷预测数据。

基本原理

1. VMD的基本原理

变分模态分解(VMD)是一种信号处理技术。

将原始序列经过VMD分解,得到的子序列通常包含单一频率或相对稳定的频率成分,这使得基于这些子序列构建的预测模型能够更准确地捕捉到信号的变化趋势。

第一步求解每个模态函数的边际谱,第二步采取指数修正,第三步运用移动模态函数的频谱去获得各自计算的中心频率;取得各模态函数的带宽,即它能够把任意信号分解成 k 个围绕在中心频率周围的模态分量。

步骤1:确定模态数 K 。

步骤2:初始化参数 $\{u_k^1\}$ 、 $\{\omega_k^1\}$ 、 $\hat{\theta}^1$ 和 n ,迭代次数 n 置0。

步骤3:将 n 更新为 $n+1$,并重复以下循环。

对于 $k=1:K$

为所有 $\omega>0$,更新 u_k

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i=1}^n \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\theta}(\omega)}{2}}{1 + 2C(\omega - \omega_k)^2} \quad (1)$$

更新 ω_k

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (2)$$

所有 $\omega>0$

$$\hat{\theta}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\theta}^n(\omega) + \tau \left[\hat{f}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right] \quad (3)$$

直到达到以下收敛条件

$$\sum_{k=f}^K \frac{\|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2} < e \quad (4)$$

式中, X 为 u_k 的全部可取集合; $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ 相当于当前剩余量 $\hat{f}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k(\omega)$ 的维纳滤波; ω_k^{n+1} 为当前模态函数功率谱的重心; $\hat{f}$ 为原始信号的傅里叶变换 $x(t)$ 。

步骤4:根据模态数 K ,获得相应模态子序列IMFs。

2. MIC特征选择

最大信息系数(MIC)是一种用来测量两个变量之间关系的方法,能够捕捉到多种形式的关系,包括非线性关系、周期性关系等。一般数据样本较大,并且里面夹杂着一些相关性不强的信息,若不加以筛选,这些信息不但会增加模型的复杂性,而且会影响预测效果。因此,选择MIC对影响因素进

行筛选,得到的最优特征子集可以加快预测速度,增强模型的可解释性,提高预测准确度。

其中,序列 $L = \{L(i), i=1, 2, \dots, N_s\}$ 与其相关特征变量 $F_j = \{F_j(i), i=1, 2, \dots, N_s; j=1, 2, \dots, N_f\}$ 之间的MIC计算过程如下。

(1)计算 L 与 F_j 的MI

$$MI(L, F_j) = \sum_{L, F_j} p(L, F_j) \log_2 \frac{p(L, F_j)}{p(L)p(F_j)} \quad (5)$$

式中, $p(L, F_j)$ 为 L 与 F_j 之间的联合概率; $p(L)$ 和 $p(F_j)$ 分别为 L 与 F_j 的边缘概率。

(2)计算 L 与 F_j 的MIC

$$MIC(L, F_j) = \max_{|L|, |F_j| < B} \frac{MI(L, F_j)}{\log_2 [\min(|L|, |F_j|)]} \quad (6)$$

式中, $|L|, |F_j|$ 分别为 L 和 F_j 方向上划分的网格数; B 为网格限制参数,一般取 $B=N^{0.6}$ 。

3. IPSO算法

标准PSO算法在求解过程中可能变得发散或陷入局部最优解,针对这一缺陷,对算法中的学习因子和惯性权重进行改进。学习因子越大说明粒子越相信自身经验。对PSO中的学习因子通过下式进行改进

$$c_1 = c_{\max} - \frac{t}{T} \times (c_{\max} - c_{\min}) \quad (7)$$

$$c_2 = c_{\min} + \frac{t}{T} \times (c_{\max} - c_{\min}) \quad (8)$$

式中, T 为最大迭代次数; t 为当前迭代次数; $C_{\max}=2.5$; $C_{\min}=1.5$ 。

线性递减的惯性权重在具有高复杂度的非线性寻优过程中无法准确反映真实的搜索过程。因此,对PSO中的线性递减的惯性权重通过下式进行改进

$$w_t = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) \times \sin \left(\frac{\pi}{2} \times \left(1 - \frac{t}{T} \right)^k \right) \quad (9)$$

式中, k 为曲线调整因子; $w_{\max}$ 、 $w_{\min}$ 分别为初始惯性权重最大值和最小值。

4. BiLSTM模型

BiLSTM模型的优点是能很好地处理双向上下文信息,克服单个LSTM单元只能捕捉负荷数据的先前状态信息而无法捕捉未来状态信息的局限,从而更好地捕捉序列中的长期依赖关系。此外,BiLSTM能够综合利用输入序列的正向和反向信息,从而更全面地捕捉序列的特征。这种能力有助

于提高模型的准确性,使其更好地处理复杂的序列数据。

在BiLSTM网络结构图中, x_t 为 t 时刻的输入数据, $\vec{h}_t = (\vec{h}_{t1}, \vec{h}_{t2}, \dots, \vec{h}_{tn})$ 为 t 时刻正向LSTM隐含层的输出, $\overleftarrow{h}_t = (\overleftarrow{h}_{t1}, \overleftarrow{h}_{t2}, \dots, \overleftarrow{h}_{tn})$ 为 t 时刻反向LSTM隐含层的输出, $y_t = (y_{t1}, y_{t2}, \dots, y_{tn})$ 为 t 时刻BiLSTM网络的输出,最终输出向量是正向和反向信息流的综合效应 $y_t = f(\vec{h}_t, \overleftarrow{h}_t)$,其数学模型为

$$\begin{cases} \vec{h}_t = \sigma(w_{hx}x_t + w_{hh}h_t + b_h) \\ \overleftarrow{h}_t = \sigma(w_{hx}w_t + w_{hh}h_t + b_h) \\ y_t = w_{yh}\vec{h}_t + w_{yh}\overleftarrow{h}_t + b_y \end{cases} \quad (10)$$

5. VMD-IPSO-BiLSTM超短期负荷预测模型

对于超短期负荷预测,采用VMD-IPSO-BiLSTM模型。具体过程为:VMD分解:首先将原始高频数据分解成若干个本征模态函数(IMFs),以便更好地捕捉数据的多尺度特征。IPSO优化:对BiLSTM模型中的参数进行寻优处理。BiLSTM建模:将处理后的信号输入到BiLSTM神经网络中进行训练,利用BiLSTM的时间序列处理能力,进行超短期预测。具体流程图如图1所示。

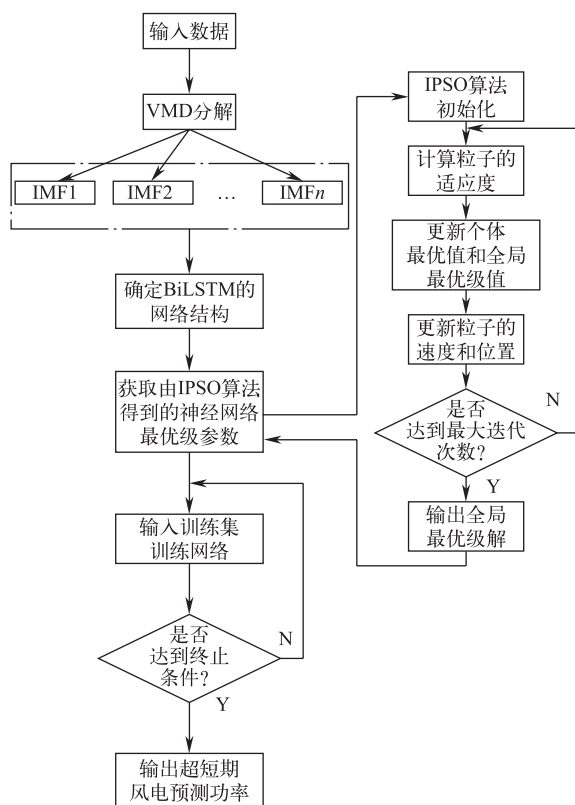


图1 VMD-IPSO-BiLSTM流程图

数据处理

本文选取甘肃省某低压台区年历史运行数据为样本,由于农耕用电的特别性,负荷将按四季的形式划分为农忙和农闲,选取数据集为2 400个,采样率为15 min,前1 920个数据为训练集,后480个为验证集,如图2和图3所示。

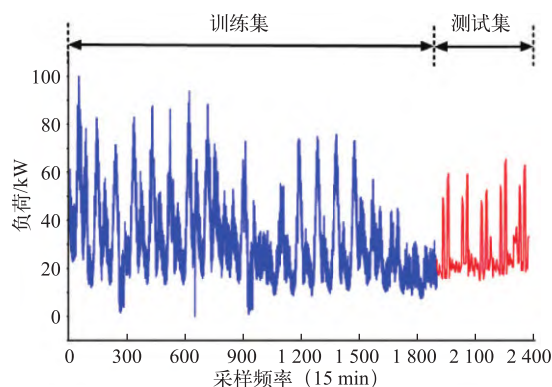


图2 农忙负荷数据集

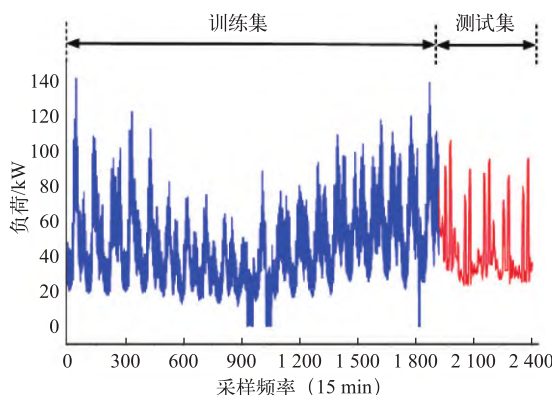


图3 农忙负荷数据集

1. 台区负荷异常值处理

本文采用水平处理法对负荷异常数据进行处理,避免因数据异常而带来误差。

主要运算如式(11)、式(12)所示。

若

$$\min\{|y(n,t) - y(n,t-1)|, |y(n,t) - y(n,t+1)|\} > \omega(t) \quad (11)$$

则

$$y(n,t) = \frac{y(n,t-1) + y(n,t+1)}{2} \quad (12)$$

式中, $y(n,t-1)$ 、 $y(n,t)$ 和 $y(n,t+1)$ 分别为第 n 天相邻三个时刻的负荷值; $\omega(t)$ 为预设阈值。

2. 台区负荷缺失值处理

在对低压台区负荷缺失值进行填补的过程中,

基于低压台区负荷数据具有较强的时序特性，其周期性变化规律较为明显，结合历史数据进行缺失值填充可以提升填充准确度，因此进行缺失值填充时首先计算数据缺失时刻以及临近时刻的均值。基于上述的历史均值与邻近点均值，为综合考虑数据缺失点的时序特性与随机波动性，本文通过加权估计法计算数据缺失点的填充值，计算公式为

$$x_{md}(t) = \omega \bar{x}_{md}^N(t) + (1 - \omega) \bar{x}_{dk}(t) \quad (13)$$

式中， $\bar{x}_{md}^N(t)$ 为数据缺失点的历史负荷均值； $\bar{x}_{dk}(t)$ 为数据缺失点的邻近负荷均值； ω 为历史负荷均值与邻近负荷均值的分配权重， $\omega \in [0, 1]$ ， ω 值越大，说明历史负荷均值对缺失点数据的影响越大。

3. 评价指标

为避免因数据量纲造成的预测误差，对输入数据集的不同类型数据进行归一化处理是必不可少的。数据归一化公式为

$$X^* = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (14)$$

式中， X^* 为归一化处理后的数据； $X_{\min}$ 为数据集的最小值； $X_{\max}$ 为数据集的最大值。

为了对预测结果进行评价，采用平均绝对误差MAE、平均绝对百分比误差MAPE和均方根误差RMSE。计算公式为

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_{\text{predicted}} - x_{\text{real}}| \quad (15)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_{\text{predicted}} - x_{\text{real}}}{x_{\text{real}}} \right| \times 100\% \quad (16)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{\text{predicted}} - x_{\text{real}})^2} \quad (17)$$

式中， $x_{\text{predicted}}$ 为预测值； x_{real} 为真实值。

算例分析

本文针对超短期预测提出了双向长短期神经网络（BiLSTM）模型，双向LSTM（BidirectionalLSTM，BiLSTM）更擅长处理长时间序列数据，承载每个节点的上下文信息。由于单一的人工智能模型无法很好地捕捉该低压台区负荷序列的潜在特征，故提出改进粒子群优化算法（IPSO）用来优化BiLSTM网络的超参数。由于低

压台区负荷的变化呈现非线性，非平稳的特性，且复杂程度较高，直接将数据输入IPSO-BiLSTM模型中预测很难得到理想的效果。所以运用变分模态分解（VMD）将负荷数据进行频率分解，从而使预测的效果得到改善。

1. VMD分解结果

下面使用分解技术对数据进行分解，使用VMD对原始数据进行分解。VMD算法内置参数：根据中心频率迭代曲线之间的距离选择 $K=8$ ，根据VMD分解的运行时间选择惩罚因子 α 为2 000，中心频率 ω_k ，判断准确度 $\varepsilon=1 \times 10^{-7}$ 。

图4和图5分别为农忙和农闲的负荷VMD分解频谱图。

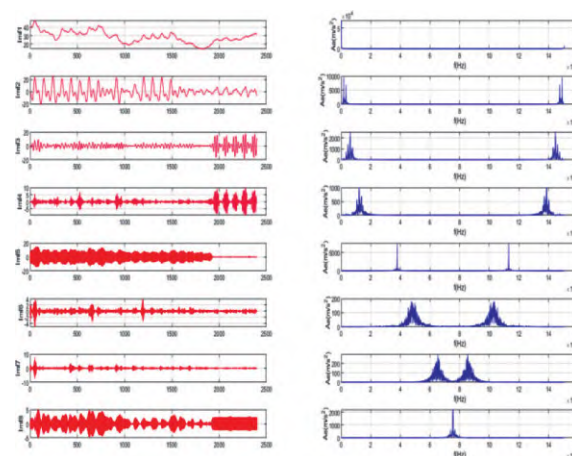


图4 农忙-负荷VMD分解频谱图

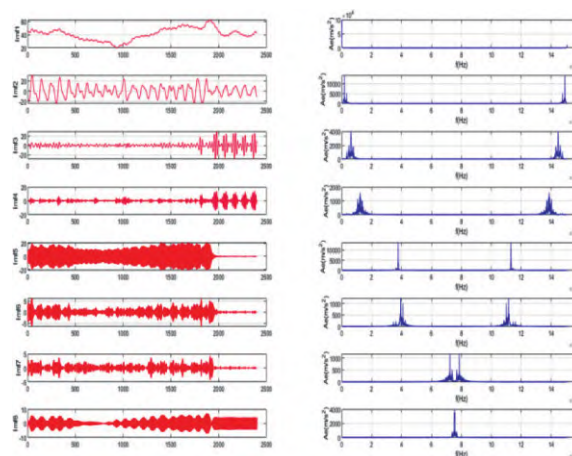


图5 农闲-负荷VMD分解频谱图

观察图4和图5，负荷方面可以看出IMF1～IMF8的分量无论是幅值还是频率波动都很缓慢。分

解后，由于数据模态更加规则，预测的复杂度大大降低；且模态分量（IMF）的频率从低到高排列，各IMF的频谱不存在互耦，满足正交性要求。

2. 低压台区负荷的影响因素选择

低压台区的负荷会受到气候、时间、电价和地理位置等因素的影响。经VMD分解后，各分量中不同程度包含着这些因素造成的影响。因此，本节将针对农忙时的负荷数据研究各个因素对各个分量造成的影响情况，建立各分量的特征集合。在建立各分量特征集合之前，先建立一个原始特征集合，各影响因素表示方法为：负荷时段为S、温度为T、降雨量为R、湿度为H、人口密度为PD、电力价格为EP、当前时刻前1周到3周同一时刻负荷值为WP_i、当前时刻前1~3天同一时刻负荷值为DP_i及当前时刻前30 min~2 h负荷值为HP_i。

在低压台区负荷各自影响因素集的基础上，将各分解分量和影响因素集输入到MIC特征选择模型中，MIC计算各分量和影响因素之间的相关性，各分量和影响因素的相关性热图如图6所示。因在不同季节上各因素对负荷影响情况大致相同，故只分析和展示农忙负荷与各影响因素的相关性。

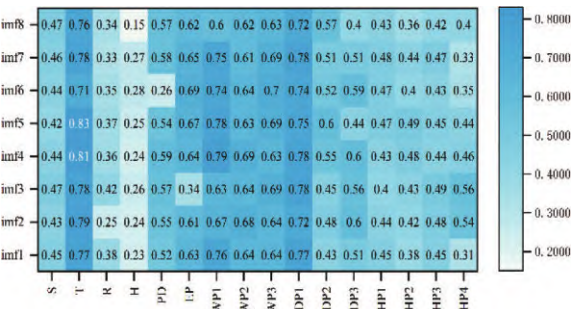


图6 负荷各分量和影响因素的相关性热图

根据图6，展示筛选这一分量的最佳影响因素集。可以看出对于IMF1分量，温度、当前时刻前1~3周同一时刻负荷值、当前时刻前1~3天同一时刻负荷值的相关性较高。将影响因素按与IMF1分量的相关性从高到低排序，依次输入到预测模型中去，在验证集上计算好各因素集对预测影响的准确度值，并以MAE误差最小的输入特征个数作为最优特征集。通过上述分析，各分量的影响因素特征集见表1。

表1 不同分量的输入特征集

负荷VMD分量	输入特征集
IMF1	T、WP ₁ 、DP ₂
IMF2	T、EP、WP ₂ 、DP ₁
IMF3	T、PD、DP ₁
IMF4	T、DP ₁
IMF5	T、WP ₁ 、DP ₁
IMF6	—
IMF7	T、EP、DP ₁
IMF8	—

3. IPSO参数优化

采用IPSO对VMD-BiLSTM模型优化进行实验对比，相关参数设置为：学习因子 $c_1=c_2=2$ ，粒子数量为10， T_{max} 为20次， w_{max} 为0.9， w_{min} 为0.4，IPSO中 $w=0.6$ ，粒子迭代的维度为4。IPSO优化后BiLSTM的参数见表2。

表2 IPSO优化后BiLSTM的参数

参数	Units	Dropout	Lr	Epochs
农忙	50	0.3	0.009	54
农闲	80	0.2	0.006	60

4. VMD-IPSO-BiLSTM模型的超短期预测模型

为验证所提模型的准确性和稳定性，建立多种预测模型进行对比分析。为使对比更加直观清晰，将不同预测模型进行对比试验。

甘肃省某低压台区农忙时期某天实际负荷和预测负荷的模型对比如图7所示，不同模型的预测性能指标值见表3。

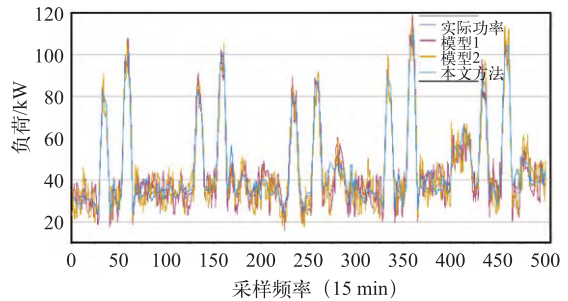


图7 农忙时负荷功率预测结果

对于该台区而言，用电高峰在8:00—9:00和14:00—15:00之间，其余时间段皆为用电低谷，具有明显的双峰特性。在实际负荷处于用电高峰时，预测结果基本吻合，准确度很高；在负荷低谷时，由于负荷波动较大，预测准确度相对偏低。四种模型均能良好预测负荷功率变化，而VMD-IPSO-

BiLSTM模型较参考模型有更高的准确度。VMD-BiLSTM、IPSO-BiLSTM模型虽能大致跟随实际负荷,但相较于VMD-IPSO-BiLSTM模型仍有较大偏差,尤其是对突变点的追踪能力不强,而VMD-IPSO-BiLSTM模型偏差程度最小,能对负荷功率的突变做出很好的预测,表现出VMD-IPSO在小样本数据集和数据集波动较大时较强的拟合能力,有效避免了局部最优和过拟合等问题。

表3 不同模型的预测性能指标值

指标	MAE	MAPE	RMSE
VMD-BiLSTM	5.304	0.133 1	6.164 9
IPSO-BiLSTM	5.452 8	0.136 3	6.301 6
VMD-IPSO-BiLSTM	2.373 5	0.062 6	3.457 5

根据表3中所示的评估标准,本文所提出的VMD-IPSO-BiLSTM集成预测模型效果最好。就MAE值而言,VMD-IPSO-BiLSTM集成预测模型比VMD-BiLSTM模型低55.25%,比IPSO-BiLSTM预测模型低56.47%。

甘肃省某低压台区农闲时期某天实际负荷和预测负荷的模型如图8所示。不同模型的预测性能指标值见表4。

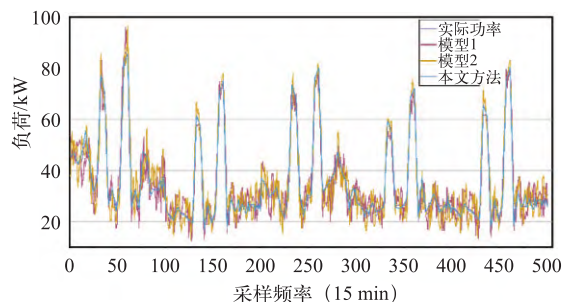


图8 农闲时负荷功率预测结果

对于该台区而言,用电高峰在8:00—9:00和14:00—15:00之间,在19:00—20:00有一个小高峰,其余时间段皆为用电低谷,具有一定的双峰特性。在实际负荷处于15:00之前时,预测结果基本吻合,准确度很高,而在15:00之后,由于负荷波动较大,预测准确度相对偏低,但整体准确度依然处于92%准确度左右。表4中显示了不同模型的预测性能指标值。

根据表4中所示的评估标准,可以看出对比模型VMD-BiLSTM以及IPSO-BiLSTM的预测值与真实值之间的误差较大,预测结果较差。而使用本研究提出的VMD-IPSO-BiLSTM模型预测分布更接近

于线性分布,误差较小,预测结果较好。就MAE值而言,VMD-IPSO-BiLSTM集成预测模型比VMD-BiLSTM模型低70.86%,比IPSO-BiLSTM模型低71.39%。

表4 不同模型的预测性能指标值

指标	MAE	MAPE	RMSE
VMD-BiLSTM	4.3051	0.138 4	5.047 8
IPSO-BiLSTM	4.3856	0.141 4	5.066 4
VMD-IPSO-BiLSTM	1.2547	0.040 6	1.627 0

结束语

本文针对低压台区负荷超短期预测,提出VMD-IPSO-BiLSTM模型,并根据台区季节特性将甘肃省某低压台区的负荷划分为农忙时期和农闲时期,验证了模型的性能。主要结论为:

1) 通过变分模态(VMD)分解将负荷数据进行频率分解,有效地降低神经网络输入的复杂程度。通过最大相关系数对分解后的各分量影响因素进行筛选,得到的最优特征子集加快了预测速度,增强模型的可解释性,提高预测准确度。

2) BiLSTM模型能更好地捕捉序列中的长期依赖关系并综合利用输入序列的正向和反向信息,从而更全面地捕捉序列的特征。为减少模型的训练难度并确保模型具备最好的预测能力,使用改进粒子群算法IPSO对模型参数进行优化,使最终得到的模型具有最佳的预测效果。

3) 通过农忙时期和农闲时期的负荷预测结果以及不同模型预测效果的对比,可以得出所提出的模型在用电高峰和用电低谷都能保证较好的预测效果,进一步验证模型的优越性能。EA

(收稿日期:2024-12-02)

参考文献

- [1] 王洪坤,葛磊蛟,李宏伟,等.分布式光伏发电的特性分析与预测方法综述[J].电力建设,2017,38(7):1-9.
- [2] 鲁云.智能电网负荷特性分析与短期负荷预测研究[D].北京:北京邮电大学,2017.
- [3] 程焕新,黄震.基于改进PSO优化RNN的短期电力负荷预测模型[J].电子测量技术,2019,42(20):94-98.