

[综合能源系统]

考虑气象因素的WOA-TCN楼宇IES多元负荷预测

文/张 军 张河宜 肖 嵘 牛晓枫 郝志祺
国网神农架供电公司

准确且可靠的综合能源系统多元负荷预测是IES优化调度的数据基础，为此开展了小型楼宇IES多元负荷预测，提出了基于鲸鱼优化算法的时序卷积神经网络组合预测模型，经小型楼宇IES数据集验证，该方法能够有效降低多元负荷预测误差，获得准确且可靠的多元负荷预测结果。

随着能源利用技术的进步，综合能源系统（Integrated Energy System, IES）应运而生，IES区别于传统的单质能源系统，其内部存在能源转换设备，可以实现异质能源间的相互转换，增强系统内不同类型能源的耦合关系，提升了系统的能源利用效率。但更复杂的能源结构和多元负荷间深度的耦合关系也为获得精确和可靠的IES多元负荷预测结果带来了挑战。

较传统的单一电力系统来说，IES构架更具复杂性，故在进行精确负荷预测时，IES负荷预测的侧重点也不同于电力负荷预测，除了关注预测结果的准确性外，也要考虑多元负荷与相关因素之间的联系，挖掘数据间的潜在关联，从而提升负荷预测的准确性。孙庆凯等人重点关注IES中多元负荷耦合性，利用基于多任务学习共享特征层的长短期记忆神经网络（Long Short Term Memory, LSTM）挖掘和利用特征信息，进一步降低预测误差。李文武等人在基于负荷分解的基础上，利用最大信息系数（Maximal Information Coefficient, MIC）定量分析多元负荷与相关因素之间的相关性，依据相关程度大小构建特征矩阵，取得了较为满意的IES多元负荷预测结果。高靖等人利用灰色关联分析系统理论分析多元负荷与相关因素中占主导地位的特

征，并利用K-means聚类算法进行特征聚类，经算例验证，该方法能够有效地提升IES多元负荷的预测精度。上述研究的目标都是大型的IES，其结构更为复杂、相关因素众多，为了提升预测精度，预测方法的复杂程度也随着增加。

针对小型楼宇IES多元负荷预测，本文提出了由鲸鱼优化算法（Whale Optimization Algorithm, WOA）和时序卷积神经网络（Temporal Convolutional Network, TCN）预测模型组成的基于鲸鱼优化算法的时序卷积神经网络（WOA-TCN）组合预测模型，首先将经过预处理的多元负荷数据结合气象因素构建特征输入矩阵，随后输入至TCN中进行预测，然后WOA根据预测误差进行参数寻优，最终得到最佳的参数设置，从而获得预测误差最低、精度最高的预测结果。

相关理论

1. 鲸鱼优化算法

澳大利亚学者Mirjalili S等人于2016年，通过构建数学模型模拟座头鲸狩猎行为，基于现有的群体智能优化算法提出了性能更加强大的鲸鱼优化算法。作为新型的启发式优化算法，WOA模仿座头鲸包围猎物、发泡网攻击、搜索捕食的发泡网攻击

觅食的狩猎过程进行问题求解。通过鲸鱼个体模拟一个可行解的思路，将若干个可行解以若干个鲸鱼代替，通过不断更新鲸鱼个体距离猎物的位置，迭代寻优获得最佳的鲸鱼个体，从而得到问题的最优解。在更新过程中，模拟座头鲸群在捕食过程中的捕食逻辑，WOA通过设置随机概率优化控制座头鲸收缩环绕和螺旋运动两种行为模式，使得WOA以一定的概率扩大搜索范围寻找其他合适猎物，不容易陷入局部最优解，体现WOA的优秀全局搜索能力。鲸鱼算法流程如图1所示。

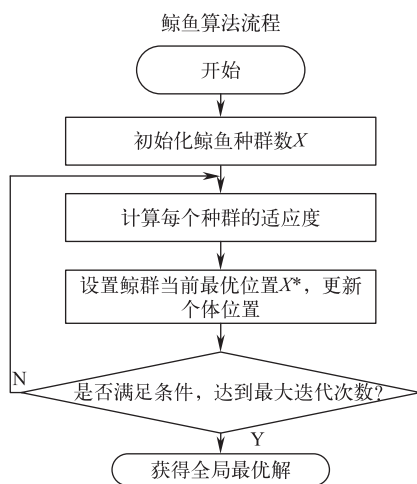


图1 鲸鱼算法流程图

2. 时序卷积神经网络

针对IES多元负荷预测，现有研究通常选择基于循环结构的递归神经网络构架，例如循环神经网络（Recurrent Neural Network, RNN）、LSTM和门控循环神经网络（Gate Recurrent Unit, GRU），但针对时序数据进行预测任务时，递归神经网络构架面对海量数据，由于其自身的循环结构特点可能会出现梯度爆炸、梯度消失等问题。梯度爆炸即在反向传播过程中，误差梯度逐渐累积，形成巨大的梯度，导致神经网络权重大幅度更新，使得网络失稳。梯度消失即针对较长时序数据，梯度可能变为0，导致神经网络无法学习长距离时序数据之间的依赖关系，从而使得神经网络模型的训练效果不理想。针对上述递归神经网络构架的缺陷，Bai等人从卷积结构出发，加以改进使之能够更好地适应时序数据，相关研究表明，基于卷积结构的TCN能够有效地避免梯度爆炸/消失等问题，同时在相同预测任务上TCN较RNN、LSTM、GRU具有更

准确可靠的预测结果。

TCN由扩张因果卷积组成，在保证数据输入的因果关系的基础上，引入扩张因子，使得在较少的网络层数下实现更大的感受野。结构如图2所示，其中输入层中黑色圆形表示核尺寸（kernel），图中表示每一层 d 输入是上一层两个时刻地输出； d 表示扩张因子（dilation），是每一层输入的时序间隔大小，图中如 $d=2$ 表示为下一层的输入由上一层两个时刻前推相距两个时间步的数据构成。

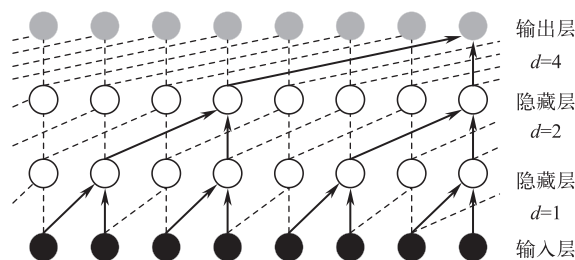


图2 TCN卷积结构

算例分析

1. 算例说明

为了验证本文针对IES多元负荷预测结果难以准确可靠的问题，提出WOA-TCN组合预测模型，本文采用某地IES楼宇数据进行实例验证。该数据为我国北方某地区楼宇IES数据，包含2015年1月1日—12月31日电负荷、热负荷和冷负荷数据（每小时采集一次），以及时间尺度相匹配的气象数据，如温度、风向、风速和辐射强度。

2. 误差指标

为了验证本文提出WOA-TCN在电、冷、热负荷上的具体预测性能，采用平均绝对百分比误差（Mean Absolute Percentage Error, MAPE）来度量预测误差，表达式为

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\bar{y}_i - y_i}{y_i} \right|$$

式中， $\bar{y}_i$ 表示第 i 时刻的预测值； y_i 表示第 i 时刻的真实值。

3. 气象因素分析

与以往的单一能源系统不同，IES内部复杂的能量交换设备提升了系统整体的能源利用效率，但相互耦合的多元负荷也导致了常规预测方法不能获得精确且可靠的预测结果。相关研究表明，气象因

素的变化（温度、湿度等）可以作用于人类个体感受，从而影响人类的用能行为，以人类活动为载体间接地影响多元负荷，而这一特点在IES多能耦合场景下进一步放大。为此，为了实现IES多元负荷精确可靠预测，有必要开展多元负荷与气象因素之间的相关性分析。采用最大信息系数（the Maximal Information Coefficient，MIC）计算多元负荷与气象因素间的相关性，计算结果见表1。

表1 多元负荷与气象因素间的MIC

	干球温度	风向	风速	表面辐射
电负荷	0.559	0.274	0.196	0.155
冷负荷	0.851	0.265	0.266	0.226
热负荷	0.677	0.151	0.154	0.254

由表1可知，在本文采用的楼宇数据集中，气象因素中干球温度对多元负荷的影响最为显著，电、冷、热负荷分别为0.559、0.851和0.677。其中冷负荷对干球温度的变化最为敏感，热负荷次之，为此有必要选择气象因素构建特征矩阵，提升神经网络预测模型的训练效果。

4. 考虑气象因素预测结果分析

为了说明考虑气象因素与否对最终多元负荷预测结果的影响，分别采用TCN预测模型进行不考虑气象因素和考虑气象因素的多元负荷预测并进行验证，结果见表2。

表2 是否考虑气象因素预测结果对比分析

是否考虑气象因素	MAPE/（%）			预测耗时/s
	电负荷	冷负荷	热负荷	
否	21.75	20.82	17.39	173.1
是	15.29	13.32	11.51	181.3

由表2可知，与不考虑气象因素相比，对TCN提供携带气象因素的数据集进行模型训练和预测，可以有效降低预测误差，其中冷负荷误差降低尤为明显，下降了7%，同时预测耗时增加并不显著，说明在进行多元负荷预测时考虑气象因素的必要性。

5. 优化算法对比分析

相关研究表明，神经网络模型的预测效果除了与输入数据的优劣高度相关外，还对模型参数设置具有高度敏感性。而目前采用的常用参数设置方法主要包括利用数据集划分的验证集进行手动参数调整，或采用PSO等智能算法进行参数优化，在本节中针对上述参数设置问题，提出利用WOA通过设置

以MAPE指标为适应度函数，对TCN中一些对预测结果影响明显的关键参数进行优化，选择最适合综合能源系统多元负荷预测问题的参数组合，其中关键参数见表3。

表3 关键参数及最佳参数设置

参数	参数决定方法	取值
过滤器大小	WOA	64
卷积核数		4
膨胀因子数		[1,2,4,8]
训练回合		500
Dropout	验证集调参	0.4

为了说明本文提出的WOA-TCN优越性，设置了三个预测模型进行对比说明，分别为单预测模型TCN、组合预测模型基于粒子群优化的时序卷积神经网络（Particle Swarm Optimization Temporal Convolutional Network，PSO-TCN）和本文提出的WOA-TCN。结果见表4。

表4 各预测模型结果对比分析

预测模型	MAPE（%）			预测耗时/s
	电负荷	冷负荷	热负荷	
TCN	15.29	13.32	11.51	181.3
PSO-TCN	7.79	8.12	7.49	882.7
WOA-TCN	4.86	6.67	3.91	764.2

通过表4可知，单预测模型TCN具有一定的预测能力，可以获得具有一定准确度的预测结果，但和采用优化算法优化模型参数的PSO-TCN和WOA-TCN相比仍有不小的差距。与单预测模型相比，PSO-TCN和WOA-TCN能够获得更为准确、误差更低的预测结果，但由于优化算法参数寻优较为耗费时间，故预测耗时显著增加。在采用优化算法优化模型参数这两组预测模型中，由于WOA优化了寻优思路和结构，能够更快速、更精确地寻找到最佳的参数设置，因此WOA-TCN与PSO-TCN相比具有更低的预测误差和更低的预测耗时。

结束语

本文针对小型楼宇IES多元负荷预测，在考虑气象因素的基础上采用WOA-TCN预测模型，能够利用气象因素丰富多元负荷特征信息，提升神经网络模型的训练效果，从而进一步降低预测误差，同时采用WOA对TCN中关键参数进行寻优，通过选择

最佳参数设置, 获得准确且可靠的多元负荷预测结果。EA

(收稿日期: 2023-06-05)

参考文献

- [1] 朱继忠, 董瀚江, 李盛林, 等. 数据驱动的综合能源系统负荷预测综述[J]. 中国电机工程学报, 2021(23): 1-20.
- [2] 赵曰浩, 李知艺, 鞠平, 等. 低碳化转型下综合能源电力系统弹性: 综述与展望[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(9): 13-23.
- [3] 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.
- [4] 李文武, 张鹏宇, 石强, 等. 基于聚合混合模态分解和时序卷积神经网络的综合能源系统负荷修正预测[J]. 电网技术, 2022, 46(9): 3345-3357.
- [5] 高靖, 张明理, 邓鑫阳, 等. 基于特征聚类的多能源系统负荷预测方法研究[J]. 可再生能源, 2019, 37(2): 232-236.
- [6] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization Algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [7] BAI S, KOLTER J Z, KOLTUN V. An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling[J]. 2018.
- [8] 李泽文, 胡让, 刘湘, 等. 基于PCA-DBILSTM的多因素短期负荷预测模型[J]. 电力系统及其自动化学报. 2020, 32(12): 32-39.
- [9] 李文武, 石强, 李丹, 等. 基于VMD和PSO-SVR的短期电力负荷多阶段优化预测[J]. 中国电力. 2022, 55(8): 171-177.
- [10] 朱剑飞, 陈文刚, 宰洪涛, 等. 基于ARIMA与LSTM在电力负荷预测中的对比讨论[J]. 电气应用, 2022, 41(2): 27-31.

