[综合能源系统]

基于VMD-MTL-TCN的综合能源系统多元负荷预测

文/刘金虎　张河宜　李　斌　袁　奋　牛晨蒙
国网神农架供电公司

考虑到综合能源系统多元负荷序列的高度不确定和强波动性，提出了一种变分模态分解（VMD）组合多任务学习时序卷积神经网络的预测方法。利用VMD削弱多元负荷序列的波动性，通过多任务学习机制构建特征共享层，并行预测电、冷、热负荷。与TCN和MTL-TCN相比，所提模型在电、冷、热负荷预测上更准确可靠，验证了所提模型的有效性。

随着“双碳”目标的确立，综合能源系统（IES）发展日趋火热。IES作为一种新型能源系统，以电力系统为核心，整合一定区域内的电、冷、热等多种不同类型的能源，通过特定能源转换装置实现多种能源的有机协调、优化运行和梯级利用，提高能源系统的综合利用效率。区别于传统单一形式的能源系统（系统内部各个运行环节独立设计和运行），IES凭借系统内众多能量转换装置，依据多元负荷间的耦合关系，实现各类异质能源互补互济，增加了系统运行的灵活性，但也使得系统复杂度增大，对IES负荷预测的准确性和可靠性提出了更高的要求。作为能源系统优化调度的数据支撑，如何提取利用IES多元负荷间的耦合信息，实现精确、快速且有效的多元负荷预测成为目前亟需解决的问题。

随着算力的发展，许多研究者已将深度学习，如长短期记忆神经网络RNN、LSTM及GRU等成功应用于IES负荷预测领域，并取得了成果。文献[3]中针对IES多元负荷关联性和非线性特点，采用改进LSTM添加注意力机制进行电、冷、热负荷特征的充分学习，取得了较为准确的负荷结果。文献[4]为充分利用多元负荷特征，采用小波包分解处理多元负荷序列最后输入至RNN，验证了采用分解方法可有效降低预测的误差。文献[3]和文献[4]虽然取得较为满意的预测结果，但文献[3]中的注意力机制的权重仅针对特定的预测任务，导致其泛化性能不足，文献[4]中小波包分解中关键参数小波基需要人为确定，增加了预测模型的复杂度。

基于上述研究的不足之处，本文提出一种由变分模态（VMD）组合多任务学习机制的时序卷积神经网络的综合能源系统多元负荷预测模型（VMD-MTL-TCN），VMD依据数据驱动，默认参数针对不同数据仍有较好的分解效果，多任务机制利用所有子任务共同特征训练模型，具有良好的泛化性。具体预测流程为：首先利用VMD对IES多元负荷历史数据进行分解处理，削弱多元负荷的强波动性，得到模态特征单一的子序列；然后采用最大信息系数分析多元负荷影响因素的相关性，依据相关程度选择合适的影响因素，降低预测模型的冗余度；最后构建特征矩阵输入至MTL-TCN，借助多任务机制利用电、冷、热负荷的共同特征信息，建立特征共享层训练TCN模型，同时提升电、冷、热负荷子任务的预测性能以及预测模型的泛化性。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

基于VMD-MTL-TCN的综合能源系统负荷预测

针对IES负荷高不确定性和强波动性，目前应用于IES负荷预测领域模态分解的不足，以及进一步充分利用多元负荷耦合信息，提出了一种基于VMD并结合MTL-TCN的组合预测模型。

1. 变分模态分解

VMD是一种基于变分模式的信号处理方法，能够将包含多种模态的原始信号分解为多个仅包含单分量调幅调频的本征模态分量。与经验模态分解依据信号包络线平均值连续迭代分解子序列信号不同，VMD作为一种新式时频分析的信号处理方法，具有坚实的数学理论基础。VMD通过构造约束变分问题并转化为非约束变分问题进行求解，根据实际需求预先设置VMD算法中需要分解的模态数K和惩罚系数α等参数，将原始信号分解为指定个数的本征模态分量。

1）构造约束变分最优问题

$$\begin{cases}\min\limits_{\{u_k\},\{w_k\}}\left\{\sum\limits_{k=1}^{K}\left\|\partial_t\left[\left(\delta_t+\dfrac{j}{\pi t}\right)*u_k(t)\right]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}w_k t}\right\|_2^2\right\}\\ \text{s.t.}\sum\limits_{k=1}^{K}u_k(t)=G_{\mathrm{CIMF}}(t)\end{cases}\tag{1}$$

式中，K为需要分解的模态个数；$\{u_k\}$、$\{w_k\}$为分解后第k个模态分解量和中心频率；δ_t为狄拉克函数；*为卷积运算符。

2）利用二次惩罚因子α和拉格朗日乘子$\lambda(t)$，将约束变分问题转化为非约束变分问题，即

$$L(\{u_k\},\{w_k\},\lambda(t))=\alpha\sum_{k=1}^{K}\left\|\partial_t\left[\left(\delta_t+\frac{j}{\pi t}\right)*u_k(t)\right]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}wkt}\right\|_2^2+\left\|G_{\mathrm{CIMF}}(t)-\sum_{k=1}^{K}u_k(t)\right\|_2^2+\left\langle\lambda(t),G_{\mathrm{CIMF}}(t)-\sum_{k=1}^{K}u_k(t)\right\rangle\tag{2}$$

式中，α为二次惩罚因子，用于降低高斯噪声的干扰；〈·〉表示求内积。

3）利用交替方向乘子迭代算法解决非约束问题，通过迭代更新u_k、w_k获得指定分解个数的VIMF分量。

2. 多任务学习

在深度学习领域，常规的预测和分类任务处理方式通常根据子任务构成分为单任务学习和多任务学习。作为常见且应用范围最广的单任务学习，典型特征为多对一模式，即任务开始时通过输入任务数据的多维特征，经过神经网络模型输出单一任务结果。随着IES的飞速发展和推广，在单一电力负荷预测问题上应用成熟的单任务学习模式，不再适用于包含多负荷类型的IES场景。在IES场景下，单任务学习模式人为割裂了各能源之间的耦合关系，无法满足多元负荷预测的需求，为此采用多任务学习势在必行。与单任务学习相比，多任务学习能够利用源域间的相似知识信息，将多类但不同的子任务通过共享层机制实现同时训练、并行学习，以达到不同子任务之间共享相同的参数和挖掘不同子任务之间隐藏的共有数据特征的目的，提升所有任务的学习效果和模型的泛化能力。多任务学习与单任务学习示意如图1所示。

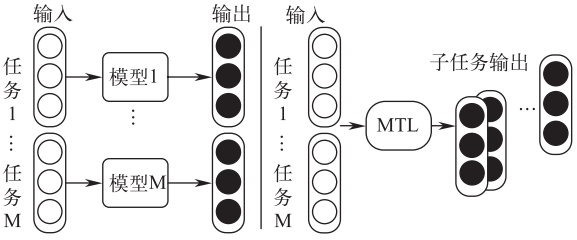

图1　多任务学习与单任务学习示意图

针对IES的电、冷、热负荷概率预测的各子任务，提出一种多元负荷概率预测多任务模型。多任务预测模型考虑到电、冷、热负荷的耦合性和负荷序列的时序特征，采用多任务特征输入，利用硬共享机制，选择TCN作为共享层学习子任务间的深层隐含特征，提升了预测模型整体的泛化性能。多任务预测模型依据各子任务的训练目标一次性输出电、冷、热多元负荷的全部预测结果，显著降低模型训练的时间成本。

3. 时序卷积神经网络

Bai等人于2016提出了TCN，在一维CNN的基础上引入了空洞卷积、因果卷积和残差网络。TCN作为一种具有特殊结构的一维CNN，除了具有CNN的优秀局部特征学习能力外，特殊结构的因果卷积确保时序序列中未来时间段的数据不会在过去时段中被模型学习，不会产生信息泄露；而扩张卷积针对一维卷积全局特征学习能力较差的问题，采用逐层增加卷积结构，指数级地扩大时序序列的视野区间。

VMD-MTL-TCN综合能源系统多元负荷预测流

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

程如图2所示。

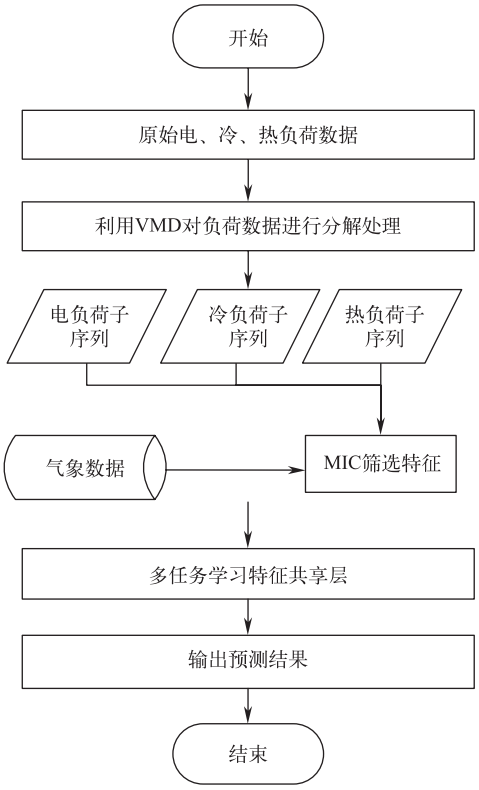

图2　VMD-MTL-TCN综合能源系统多元负荷预测流程

算例分析

1. 算例介绍

为了验证VMD-MTL-TCN对强波动性和高度不确定性的综合能源系统多元负荷的预测性能，本文算例采用美国亚利桑州立大学实地开展的校园综合能源系统实验项目中2020年1月1日—2020年6月30日采集，采集间隔为15 min/次的共17 472条负荷数据。气象数据来源于美国国家安全实验室，包含温度、风速和压强等数据。

2. 对比模型和参数设置

为论证分析VMD-MTL-TCN预测模型预测性能的优越性、有效性和可靠性，设置了两组对比实验。第一组TCN与MTL-TCN，为了验证MTL特征共享层利用多元负荷特征信息训练预测模型，同时提升各个子任务的预测性能的有效性，以及通过MTL多输入多输出的结构形式，显著降低训练时间的优越性；第二组MTL-TCN与VMD-MTL-TCN，为了验证VMD将高复杂度的原始负荷序列分解得到具有单一模态特征的子序列，对于MTL-TCN多元负荷预测性能起促进作用。

实验基于搭载AMD Ryzen7 5800H 8核的CPU以及NVDIA GeForce RTX 3060 Laptop GPU的个人计算机上实现。在本研究方法中VMD和MTL-TCN都是基于Python3.6、Tensorflow-gpu2.4.0和Keras2.3.1平台实现。电负荷、冷负荷、热负荷的VMD数目分别为6、9、7；通过验证集分析确定TCN的过滤器大小、卷积核数目、膨胀因子数、训练回合和Dropout率分别为32、8、[1，2，4，8]、500和0.2。

3. 结果分析

为衡量本文提出的预测模型的预测性能，选择在负荷预测问题中常用的MAE、RMSE及MAPE反映预测结果的优劣。

（1）多任务学习机制结果分析

通过不采用多任务机制的TCN与采用多任务学习机制的MTL-TCN对比可知，采用多任务学习构建特征共享层使预测模型的预测精度显著提升，以反映预测模型整体预测精度的MAPE指标进行说明，其中对热负荷的预测性能提升尤为明显，MTL-TCN比TCN的预测结果MAPE下降了36%。共享特征层利用电、冷、热负荷子任务共同特征训练模型提升了模型的泛化性能，使TCN预测模型在本算例中，电、冷、热负荷的预测准确性均有提高。且多任务学习机制的多输入多输出的数据处理方式，各子任务并行训练，同时输出每个子任务的预测结果，也有效降低了预测时长。多任务学习机制预测结果见表1。

表1　多任务学习机制预测结果

模型	MAPE（%）			预测耗时
	电负荷	冷负荷	热负荷	
TCN-MTL	1.59	5.58	3.92	20 min46 s
MTL-TCN	1.13	3.95	2.48	8 min12 s

（2）VMD组合MTL-TCN结果分析

相关研究表明，采用模态分解方法组合深度学习模型的预测方法，可以进一步提升深度学习模型的预测结果的准确性和可靠性。通过VMD-MTL-TCN获得的电、冷、热负荷预测结果，对比单预测模型TCN和添加多任务学习机制的MTL-TCN的误差指标都是最优的，其中对热负荷预测性能提升最为显著，MAPE指标较MTL-TCN下降了44%。说明

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

采用VMD方法将IES多元负荷分解为具有单一模态特征的子序列后，再输入MTL-TCN预测模型进行模型训练，可有效削弱多元负荷的不确定性和波动性，降低预测模型的特征信息学习难度，进一步提升预测精度。各预测模型的电、冷、热预测结果见表2。

表2　各预测模型的电、冷、热预测结果

预测模型		MAE	RMSE	MAPE
TCN	电负荷/kW	269.46	376.82	1.59
	冷负荷/Ton	415.11	487.72	5.58
	热负荷/mmBTU	0.186	0.22	3.92
MTL-TCN	电负荷/kW	262.60	323.72	1.13
	冷负荷/Ton	288.39	319.82	3.95
	热负荷/mmBTU	0.08	0.10	2.48
VMD-MTL-TCN	电负荷/kW	157.87	223.53	0.76
	冷负荷/Ton	169.55	218.14	2.34
	热负荷/mmBTU	0.07	0.09	1.39

结束语

1）针对IES包含多类负荷的复杂预测场景，添加多任务学习机制对单一TCN进行改进，能够利用子任务进行共享特征学习和并行训练模型，使其契合电、冷、热多元负荷预测场景，同时多任务学习机制的并行训练和多输出模式，有效提升了预测模型的整体预测性能、泛化性，缩短了预测耗时。

2）由于IES多元负荷的高度耦合、互济互补，使多元负荷序列具有高度的不确定性和强波动性，提出采用VMD对多元负荷序列进行分解处理，削弱复杂度，使预测模型能够充分学习并利用特征，获得更为准确的预测结果。**EA**

（收稿日期：2023-04-10）

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，2021，41(23)：7905-7924．

[2] 屈小云，吴鸣，李奇，等．多能互补综合能源系统综合评价研究进展综述[J]．中国电力，2021，54(11)：153-163．

[3] 田浩含，张智晟，于道林．基于改进LSTM的区域综合能源系统多元负荷短期预测研究[J]．电力系统及其自动化学报，2021，33(9)：130-137．

[4] 朱刘柱，王绪利，马静，等．基于小波包分解与循环神经网络的综合能源系统短期负荷预测[J]．电力建设，2020，41(12)：133-140．

[5] DRAGOMIRETSKIY K，ZOSSO D．Variational mode decomposition[J]．IEEE Transactions on Signal Processing，2014，62(3)：531-544．

[6] 史佳琪，谭涛，郭经，等．基于深度结构多任务学习的园区型综合能源系统多元负荷预测[J]．电网技术，2018，42(3)：698-707．

[7] Aus Campus．Metabolism[DB/OL]．America[2022-10-12]．http.//cm.asu.edu/.

[8] NSRDB Data Viewer[DB/OL]．America[2022-10-12]．https//maps.nrel.gov/nsrdb-viewer/.

[9] 张泰铭．含光热电站的综合能源系统多时间尺度低碳经济调度[J]．电气应用，2022，41(5)：60-66．

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net