

[负荷预测]

基于PSR-BiLSTM的综合能源系统电、冷短期负荷预测

文/杨中华¹ 张河宜² 石 强³ 聂 壤⁴ 向东旭⁵

1. 国网随州市曾都区供电公司；2. 国网神农架供电公司；3. 广东电网有限责任公司广州供电局；
4. 国网衢州供电公司；5. 国网常山县供电公司

为降低综合能源系统多元负荷序列强的波动性和随机性以提升预测性能，提出了一种基于双向长短时记忆神经网络组合相空间重构的短期负荷预测模型。经算例仿真分析可知，与单一的RNN和LSTM相比，所提模型在电、冷多元负荷上具有较好的预测精度，验证了所提方法的有效性。

随着“双碳”目标提出，以及非再生能源枯竭、环境污染等问题日益凸显。提高多种类型能源的综合利用率、降低污染物排放量已成为目前能源领域亟需解决的关键问题。建立综合能源系统（Integrated Energy System, IES）是多能互济、能源梯级利用等理念实现应用的关键。不同于传统能源系统中，能源类型被规划、设计为多种独立的能源系统，人为的割裂限制了能源系统的灵活性与可靠性，IES在一定的区域内整合电、冷等多种不同类型的能源，实现多种能源的有机协调、规划、管理和优化运行。IES中不同类型的电、冷等能源形式，不同负荷存在着不一致的变化情况，使得负荷序列随机性、波动性增强，对负荷预测的准确性和可靠性提出了更高的要求。

短期负荷预测作为负荷预测问题的重要组成部分，是能源系统提供经济管理、优化规划和多能互补关键基础。其常用的预测方法可以概括为时序分析法和机器学习法，其中时序分析法通过利用负荷发展的时间趋势、周期性等时序性和自相关性进行预测分析，例如线性回归、动平均法及自回归差分移动平均模型等。该类方法具有较强理论基础，模型构建简单等优点，但较为单一的模型在复杂预测问题上表征能力有限。近年来，机器学习发展迅

速，深度学习因其强大的非线性映射能力被广泛应用于负荷预测领域。深度学习包括人工神经网络、支持向量机和随机森林等算法，如将粒子群算法结合支持向量机（SVR）用于电负荷预测。其中深度学习算法中的典型代表长短期记忆网络（LSTM）在循环神经网络（RNN）基础上加入独特的门控和记忆单元能够有效挖掘负荷序列的时序信息，同时也有效避免了RNN梯度消失问题，运用LSTM采用多任务形式对综合能源负荷预测。单一的LSTM结构在训练过程中通过单向时序输入对隐藏层进行更新，没有考虑到当前负荷和前后时段的相关性，忽略了负荷序列的全局信息，并且训练模型具有过拟合的风险。

为提升模型的预测性能和泛化能力并将其应用于综合能源负荷预测领域，本文提出一种基于相空间重构（PSR）结合双向长短期记忆（BiLSTM）神经网络的短期负荷预测模型。首先，利用构建相空间的混沌理论分析负荷序列信息，并优化重组负荷序列。再利用添加Dropout层的BiLSTM通过学习负荷序列的全局信息进行模型训练，得到最终的预测结果。通过算例验证分析，所提模型具有较高的预测精度和良好的预测性能，验证了该模型在IES负荷预测领域应用的可行性。

相空间重构 (PSR)

相空间重构 (PSR) 于1980年提出, 用于分析描述非线性系统的混沌特性。非线性系统受到系统内部固有随机性影响, 导致其运动行为表现出不确定性、不可预测性、不可重复性及对初始条件的敏感依赖现象。负荷序列相空间重构本质是通过一维负荷序列 $\{x(i)\}$ 的不同延迟时间 τ 构建维度 d 的相空间矢量 $X(i) = (x(i), \dots, x(i + (d-1)\tau))$ 对负荷序列进行分析, 矩阵表示为

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 & x_{1+\tau} & \dots & x_{1+(d-1)\tau} \\ x_2 & x_{2+\tau} & \dots & x_{2+(d-1)\tau} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_L & x_{L+\tau} & \dots & x_{L+(d-1)\tau} \end{bmatrix} \quad (1)$$

通过引入PSR技术能有效解决在IES中多元负荷强非线性变化引起的随机性的波动不会全部引起神经网络的关注, 从而忽略了部分隐含信息缺陷。

Dropout层

深度学习因其强大的非线性表征能力, 被广泛应用于各个领域。但强大的拟合能力存在着过拟合的风险, 使得训练完成的模型不能在其他数据集上发挥出正常的模型性能, 限制了模型的应用。添加Dropout层作为一种常用的防止模型过拟合的方法, 优势主要体现在能够有效地缓解过拟合现象的发生以增加模型的泛化能力。通过在每批次训练过程中, 通过忽略一定比例的特征检测器 (让某些神经元以一定的概率停止工作), 削弱特征检测器间的相互作用, 以相对较少的神经元训练模型保留训练权重, 直到第 n 次训练批次没有对该神经元进行Dropout操作。采用稀疏神经元结构结合多批次训练平衡模型的拟合能力和泛化能力。Dropout层工作示意图如图1所示。

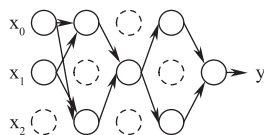


图1 Dropout层工作示意图

BiLSTM神经网络模型

LSTM在RNN的基础上, 针对梯度消失等问题进行改进。采用独特的输入门、遗忘门和输出门等

门控结构通过信息选择式通过的方法, 控制信息向细胞单元的传递。

(1) 遗忘门

$$f_t = \sigma(W_f [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2)$$

遗忘门通过读取 h_{t-1} 和 x_t 输出一个0~1间的数值, 决定信息是否传递, 其中0代表信息完全舍弃, 1则表示信息完全保留并传递。

(2) 输入门

$$i_t = \sigma(W_i [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (3)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (4)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (5)$$

(3) 输出门

$$o_t = \sigma(W_o [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (6)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (7)$$

式中, f_t 、 i_t 、 $\tilde{C}_t$ 、 C_t 、 o_t 、 h_t 表示各门控结构在 t 时刻的特征变量; W 表示各门控结构权重矩阵; b 表示偏置项; $*$ 为哈达玛积; h_{t-1} 、 h_t 表示 t 时刻的输入。

LSTM结构示意图如图2所示。

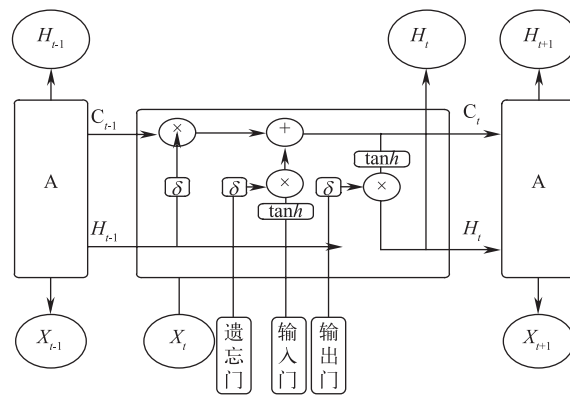


图2 LSTM结构示意图

单一的RNN和LSTM采用单向结果传递信息, 仅通过学习之前时刻的时序信息, 预测输出下一时刻的负荷值。但在应用过程中, 当前时刻负荷的预测值不仅和历史负荷值有相关性, 同时和未来时刻的负荷也具有高度的相关性。BiLSTM采用双层LSTM结构, 第一层学习“历史”负荷信息, 第二层以反方向传递信息考虑来自“未来”的负荷值。通过对负荷数据的正反两个方向的训练, 使得模型网络能够对负荷数据的信息进行充分有效地学习, 其网络结构如图3所示。

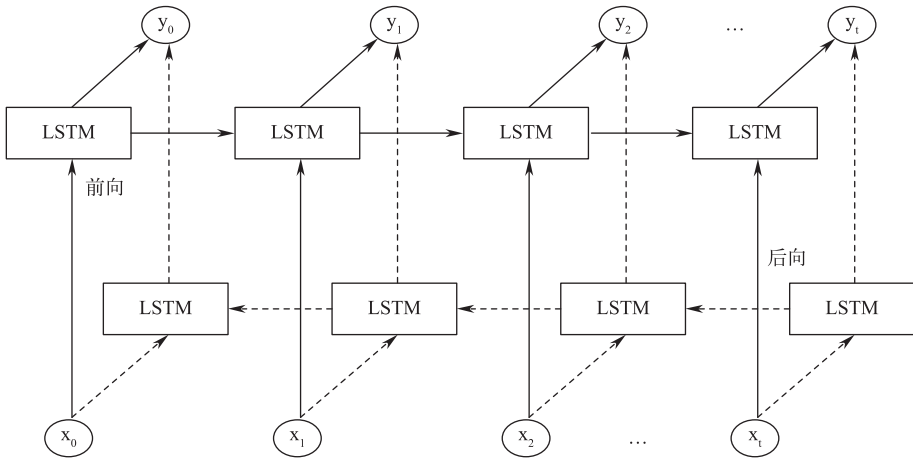


图3 BiLSTM结构示意图

PSR-BiLSTM电、冷负荷预测模型

为提升IES短期负荷预测模型的预测精度，本文提出的PSR-BiLSTM组合预测模型，分别对电、冷负荷进行PSR优化重组，分析负荷序列的混沌时序特性。然后，考虑到采用双向结构的BiLSTM添加Dropout层的预测模型对非平稳序列的强大拟合和泛化能力，针对电、冷负荷不同特性进行预测，预测模型框架如图4所示。

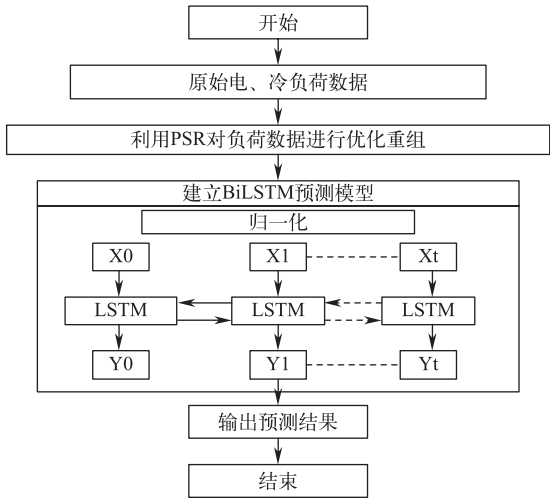


图4 PSR-BiLSTM预测模型框架

算例分析

1. 数据集划分和参数设置

为了验证PSR-BiLSTM预测模型针对IES负荷预测的有效性，算例选取美国亚利桑那州立大学的校园IES数据集，该数据集包含2020.6.1～2020.12.31

的电、冷负荷数据，其中按照时间间隔15 min采集相关负荷数据,电、冷负荷数据电分别为20 545个。为合理利用数据集，按照8：1：1划分为训练集、验证集和测试集。首先利用训练集训练模型学习特征，再根据验证集上模型表现，调整相关超参数以获得最好的预测结果，最后再测试集上对训练好的预测模型进行测试输出预测结果。PSR参数设置见表1。

表1 PSR参数设置

项目	延迟时间 t	嵌入维度 d
电负荷-PSR	2	3
冷负荷-PSR	3	3

2. 实验结果分析

为验证PSR-BiLSTM的有效性和优越性，与经典循环结构的RNN以及改进的LSTM进行对比分析。对比模型经过多次实验选取较佳预测结果与目标模型进行对比。各模型预测误差指标见表2。

表2 电、冷负荷误差指标

负荷	模型	MAE/kW	RMSE/kW	MAPE (%)	R2 (%)
电负荷	RNN	446.205	490.091	6.582	83.5
	LSTM	166.733	251.605	4.574	91.7
	BiLSTM	75.344	99.332	0.829	97.9
冷负荷	RNN	175.127	199.827	8.398	79.5
	LSTM	129.345	136.332	4.575	85.7
	BiLSTM	99.571	105.775	2.422	96.3

3. 电负荷预测结果分析

某一天电负荷的预测结果对比如图5所示，从图5和表2的预测结果分析可知，所提结合PSR的

BiLSTM,能够有效降低预测误差,提升预测性能,所提PSR-BiLSTM模型MAE、RMSE及MAPE误差指标分别为75.344 kW、99.332 kW、0.829%及和真实值达到97.9%的 R^2 相关度。

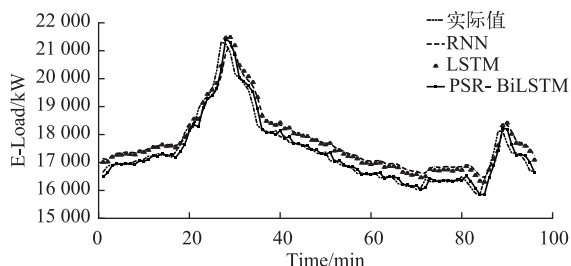


图5 某一天电负荷的预测结果对比

4. 冷负荷预测结果分析

冷负荷指的是用于冷却建筑物中的水和空气的能量。通过大型冷水机组为校园解决供冷需求。某一天冷负荷预测结果对比如图6所示,从图看出冷负荷在一天中下午时刻达到用能高峰。所提模型能够有效地拟合真实曲线其各项误差指标均明显低于对比模型,MAE、RMSE、MAPE和 R^2 分别为99.571 kW、105.775 kW、2.422 %和96.3 %。

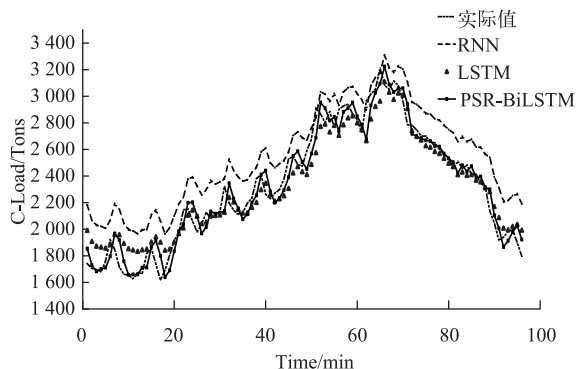


图6 某一天冷负荷预测结果对比

结束语

本文提出的PSR-BiLSTM的短期IES电、冷负荷预测,通过实际算例分析对比RNN、LSTM预测模型,可以得出以下结论。

1) 所提模型结合混沌时序分析方法PSR对负荷预测进行预处理,优化重组负荷序列,挖掘分析负荷序列潜在的时序信息,再结合神经网络预测模型可以更好的训练和拟合。

2) BiLSTM采用双向结构,能够同时利用正向

和反向的负荷序列信息,有效地分析负荷序列的全局时序信息,具有广泛的应用潜力。EA

(收稿日期: 2022-05-08)

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: 1-20.
- [2] 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.
- [3] 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: 1-13.
- [4] 刘亚琿,赵倩.基于聚类经验模态分解的CNN-LSTM超短期电力负荷预测[J].电网技术,2021: 1-8.
- [5] 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(03): 698-707.
- [6] 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,2020.
- [7] 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(05): 63-70.
- [8] 雷炳银,王子驰,苏雨晴,等.基于EEMD-CS-LSSVM的短期负荷预测方法研究[J].电力系统及其自动化学报,2021: 1-7.
- [9] 陈锦鹏,胡志坚,陈伟楠,等.二次模态分解组合DBiLSTM-MLR的综合能源系统负荷预测[J].电力系统自动化,2021,45(13): 85-94.
- [10] 甘鹏,任达,邓天宇.±525 kV直流电缆负荷循环试验补偿方法研究[J].电气应用,2020,39(5): 72-76.
- [11] 赵省军,和建军,姚黄金,等.基于奇异值分解和改进FCM的日负荷聚类方法[J].电气应用,2022,41(2): 20-26.
- [12] 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.