

# 基于 Attention-LSTM 的商业建筑负荷分解研究

杨 秀<sup>1</sup>, 曹泽棋<sup>1</sup>, 张美霞<sup>1</sup>, 胡钟毓<sup>1</sup>, 李莉华<sup>2</sup>

(1. 上海电力大学 电气工程学院, 上海 200082; 2. 国网上海电力科学研究院, 上海 200080)

**摘 要:**为了解决传统商业建筑负荷分解算法存在的精度低、稳定性差等问题,提出了基于注意力机制-长短期记忆(Attention-LSTM)人工神经网络的负荷分解模型,该模型能充分学习负荷的内在特征,并采用 Attention 机制对影响负荷分解的因素赋予权值,突出重点因素。以上海某商业建筑的低频数据集为实验分析数据,进行十折交叉试验,结果表明所提模型分解精度优于其他模型,具有较好的泛化能力和较强的稳定性。

**关键词:**商业建筑;负荷分解;深度学习;长短期记忆网络;注意力机制

中图分类号:TM714

文献标志码:A

文章编号:2096-4145(2020)09-0089-07

## Energy Disaggregation of Commercial Buildings Based on Attention-LSTM

YANG Xiu<sup>1</sup>, CAO Zeqi<sup>1</sup>, ZHANG Meixia<sup>1</sup>, HU Zhongyu<sup>1</sup>, LI Lihua<sup>2</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200082, China;

2. State Grid Shanghai Electrical Power Research Institute, Shanghai 200080, China)

**Abstract:** Traditional energy disaggregation algorithm has the problems of low accuracy and poor stability. Therefore, energy disaggregation model is proposed based on attention-LSTM network, which can fully learn the inherent characteristics of load and assign weights to factors affecting load decomposition by using the Attention mechanism. Low-frequency data sets of commercial buildings in Shanghai are taken as experimental data, a ten-fold crossover test is performed. The results show that this model is better than other models in decomposition accuracy, has better stability and generalization ability.

**Key words:** commercial buildings; energy disaggregation; deep learning; long short-term memory network; attention mechanism

## 0 引言

负荷分解是指根据电力入口处的总用电负荷分解推算得到用户各用电器的用电量和工作状态的一种方法。分解结果所提供的详细的能耗信息可用于指导用电行为,从而促进电力用户节约用电,实现节能减排的目标。国外多个研究表明,通过提供用户用电的细化信息,可以降低 4%~15% 的用电量,此外,相对于居民用户,商业建筑的负荷分解会取得更好的节能效果<sup>[1]</sup>,但是对于商业建筑负

荷分解的研究还不充分。负荷分解技术可以为电力公司提供详细而深入的数据,为其规划、运行和管理提供依据,促进智能电网的发展。

目前,负荷分解的研究对象分为高频数据和低频数据。高频数据能获取电器开闭时刻的暂态信息如电流、电压及谐波信息,范围为 10~100 MHz。文献[2]提出了一种基于滑动窗的双边累计和暂态事件检测算法。文献[3]提出了一种利用家用负荷开、关时的暂态功率特征贴进度来匹配家用负荷的方法。

但高频数据的获取往往比较昂贵,目前常用的低频数据主要利用电压、电流或有功功率进行数据分解,数据获取成本较低,有英国家用电气数据(United Kingdom-Domestic Appliance-Level Electricity, UK-DALE)<sup>[4]</sup>,负荷分解参考数据集(The Reference Energy Disaggregation Data Set, REDD)<sup>[5]</sup>等公开数据

**基金项目:**国家自然科学基金资助项目(51807114);上海市科委资助项目(18DZ1203200)

Project Supported by the National Natural Science Foundation of China (51807114); Project of Shanghai Science and Technology Commission (18DZ1203200)

集供学者研究,目前比较常用的负荷分解方法是隐马尔可夫(Hidden Markov model, HMM)及其变种。文献[6]利用阶乘隐马尔可夫模型对有功功率时间序列进行分解。文献[7]利用改进的隐马尔可夫模型进行分解,取得了较好的稳定性,但分解精度并不理想。文献[8]应用狄氏分级过程半隐马尔可夫阶乘结构模型进行分解。除此以外,也有大量文献用机器学习的方法进行负荷预测分解研究。文献[9]利用序列到序列模型和注意力机制对家庭负荷进行分解,但存在数据量太少的问题。文献[10]利用改进寻优函数的遗传优化算法对不同电器进行分解与识别。文献[11-13]提出利用相似日与反向传播(Back Propagation, BP)神经网络结合的方法进行预测。文献[14-16]提出利用模糊神经网络与随机森林的方法进行负荷预测,取得了不错的效果。

深度学习是机器学习领域中一个新的研究方向,可以说是一个复杂的机器学习算法,具有较强的适应性,近年来以循环神经网络和卷积神经网络<sup>[17]</sup>为代表的深度学习方法在自然语言,图像识别,自然语言处理等方面取得了巨大的成功,远远超过了经典机器学习方法的精度。在负荷分解方面也有不少学者开始应用深度模型进行研究。文献[18-20]应用长短期记忆人工神经网络(Long-Short Term Memory, LSTM)深度学习网络取得了不错的效果。谷歌团队应用基于 Attention 机制的神经网络在图像分类领域取得了远超过单一神经网络的效果,该机制能从序列中学习到元素的重要的程度,忽略掉无关信息而关注重点信息。

基于此,本文提出了一种基于注意力机制-长短期记忆人工神经网络(Attention Long Short Term Memory, Attention-LSTM)的负荷分解模型,以上海某商业建筑的数据集样本进行案例分析,对数据进行详尽分析,加入了天气等辅助影响因素提高分解精度,运用十折交叉法进行实验,验证了所提模型具有较好的泛化能力与精度,并与 BP 神经网络、循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)算法,隐马尔可夫以及单层 LSTM 建立的模型进行了对比,证明本文所提出的模型优于这两个模型,最后进一步验证了该模型具有较强的稳定性。

## 1 基于 Attention-LSTM 的负荷分解模型

### 1.1 LSTM网络结构

长短期记忆人工神经网络网络是一种改进的

循环神经网络,由 HOCHREITER S 等提出并由 Alex Graves 进行了改良和推广,解决了 RNN 算法无法学习长距离依赖的问题,能够充分利用历史信息处理序列数据。

由于循环神经网络的梯度消失问题,LSTM 在保持 RNN 网络结构的基础上重新设计了计算节点。标准 RNN 的重复的结构模块只有 1 个非常简单的结构,例如 1 个 tanh 层。LSTM 同样是这样的结构,但是重复的模块拥有 1 个不同的结构。不同于单一神经网络层,LSTM 具有 4 个神经网络层,以一种非常特殊的方式进行交互,从而解决了处理较远序列时可能出现的梯度小时问题。LSTM 的计算节点如图 1 所示。其中, $C_{t-1}$ 和 $C_t$ 分别为更新前与更新后的神经单元值; $f_t, i_t, O_t$ 分别为遗忘门、输入门、输出门的计算结果; $\sigma$ 一般为 sigmoid 函数; $h_{t-1}, h_t$ 分别为  $t-1$  时刻与  $t$  时刻的隐藏状态值; $x_t$ 为当前的输入。

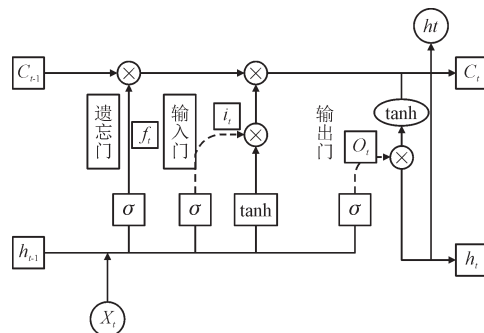


图1 LSTM单元结构  
Fig.1 LSTM unit structure

LSTM 信息由  $C_{t-1}$  和  $C_t$  组成的水平线进行传输,添加或者删除信息由下方的门控单元进行实现。门控单元可以选择性地让信息通过,包括输入门,遗忘门以及输出门。

(1)遗忘门。遗忘门用来决定从神经单元状态中丢弃那些信息,通过读取  $h_{t-1}$  和  $x_t$  的值,由  $\sigma$  输出一个 0 到 1 之间的数值,数值越大,保留的信息越多。

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

式中:  $b_f$  为相对应的偏置值;  $W_f$  为遗忘门权重矩阵。

(2)输入门。输入门在神经单元中加入哪些新的信息,由  $\sigma$  来确定哪些信息需要得到更新,由 tanh 来确定备选更新值。

$$i_t = \sigma(W_i \times [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$C'_t = \tanh(W_c \times [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

式中:  $W_i$  为输入门权重矩阵;  $b_i$  为输入门偏置项;  $C'_t$  为备选更新结果;  $b_c$  为备选偏置项。

(3)遗忘门和输入门联合确定每个状态的更新程度。将前置神经单元状态与遗忘门运算结果相乘

确定丢弃信息,加上输入门确定的值来更新旧神经单元状态。

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times C'_t \quad (4)$$

(4)根据神经单元的状态来确定输出的值。

$$O_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = O_t \times \tanh(C_t) \quad (6)$$

式中:  $b_o$  为输出门偏置项;

## 1.2 Attention 机制

Attention 机制模仿了生物观察行为的过程,即专注于重点关注的目标区域,对这一区域投入更多的注意力资源,以获得更多所需要关注的目标的细节信息,与此同时抑制其他无关信息,是一种将内部经验和外部感觉对齐来增加部分区域观察精度的机制。

Attention 机制复杂度和参数均较小,并且能并行计算以减小模型训练时间。在负荷分解方面还没有人使用。其结构如图 2 所示。其中,  $x_1, x_2, \dots, x_i$  为输入量特征;  $x_k$  为总输入量特征;  $h_1, h_2, \dots, h_i$  为输入量特征对应的隐藏层状态;  $h_k$  为总输入量对应的隐藏层状态;  $ak_1, ak_2, \dots, ak_i$  为历史输入量对当前输入量的注意力概率;  $C$  为注意力概率与隐藏层状态成绩的累加得到的最终语义编码;  $H_k$  为最后的隐藏向量,  $k$  为最后一个节点。

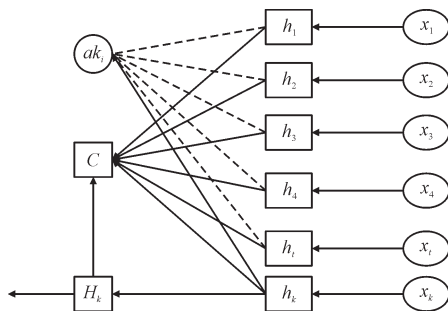


图2 Attention 单元结构  
Fig 2 Attention unit structure

其计算公式为:

$$e_{ki} = v \tanh(W h_k + U h_i + b) \quad (7)$$

$$a_{ki} = \frac{\exp(e_{ki})}{\sum_{j=1}^T \exp(e_{kj})} \quad (8)$$

$$C = \sum_{i=1}^T a_{ki} h_i \quad (9)$$

$$H_k = H(C, h_k, X_k) \quad (10)$$

式中:  $b$  为相对应的偏置值;  $W$  为总输入量对应隐藏状态的权重系数;  $U$  为第  $i$  个隐藏状态对应的权重系数;  $e_{ki}$  为计算注意力概率的中间值。

## 1.3 Attention-LSTM 模型

单一的 LSTM 模型不能很好地处理数据,谷歌

团队首次将 Attention 机制及 LSTM 模型结合起来应用在图像分类领域,结合后的模型既能关注到重点区域,又能对历史数据进行充分地学习,取得了较好的效果。基于此,本文尝试将其应用于负荷分解领域。

Attention<sup>[21-22]</sup>机制可以对负荷分解模型中的元素赋予不同的权重,加大了对于重要影响参数的权重,忽略掉不相关的信息,有助于克服神经网络随着输入长度增加而性能下降及输入顺序不合理而计算效率低下的问题,而 LSTM 网络可以在影响因素与分项负荷数据高波动性以及高不确定性的情况下,对数据进行建模,从中找出负荷数据中的内在关联与规律,进而进行负荷分解。基于此,本文提出基于 Attention-LSTM 的负荷分解模型,通过结合多种结构能够有效挖掘数据间的内在规律,提高负荷分解精度。

本文提出的 Attention-LSTM 结构如图 3 所示。其中,  $S_1, S_2, \dots, S_n$  为第一层 LSTM 的神经元;  $T_1, T_2, \dots, T_m$  为第二层 LSTM 的神经元

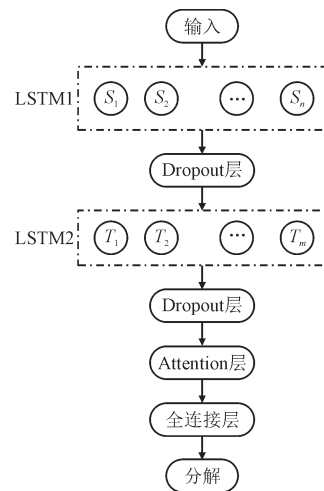


图3 Attention-LSTM 模型  
Fig.3 Attention-LSTM model

在输入层中将建筑负荷数据作为负荷分解模型的输入,为了避免数值问题以及促进网络的快速收敛,对原始数据进行了归一化处理。

LSTM 层负责学习负荷特征,原则上层数越多,学习能力越强,多层网络比起目前常用的单层神经网络能够学习到更多的信息。但是过多的层数会导致训练难以收敛,训练时间过长,所以一般不会超过 3 层,实测在 2 层 LSTM 的效果最好,各层神经元为 128, 64。步长设置为 10, 激活函数为 sigmoid。

在训练时出现了过拟合的问题,即在训练集中表现良好,而在实际测试集中分解时出现损失函数



较大,误差很大的情况。因此本文在各层 LSTM 后引入了层来解决这一问题。Dropout 负责在一次循环中随机选择神经层中的一些单元并将其临时隐藏,然后再进行该次循环中神经网络的训练和优化过程。在下次循环中,又将隐藏另外一些神经元,如此直至训练结束。实测在 0.05 的 Dropout 参数设置最佳,能有效防止模型过拟合,增强泛化能力。

Attention 层负责赋予注意力权重,突出重点因素,忽略掉不相关的信息。根据权重分配原则计算不同特征向量对应的概率,不断更新迭代出较优的权重参数矩阵。最后分解层的输入为 Attention 机制层的输出通过全连接层进行计算后的输出。

## 2 模型评价

### 2.1 模型验证

为了验证模型的准确性,采用十折交叉验证进行测试。将数据集随机分成 10 份,轮流将其中 9 份作为训练集,1 份作为测试数据,进行试验,每次实验得出相应的误差率。使用十折交叉验证能够避免偶然现象,较为科学客观地评判模型的优劣。

### 2.2 模型评价指标

误差指标采用平均绝对百分比误差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE), 公式为:

$$E_{\text{MAP}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{(y_i - \hat{y}_i)}{y_i} \right| \times 100\% \quad (11)$$

式中:  $m$  为分解个数;  $y_i$  为第  $i$  点的实际功率值;  $\hat{y}_i$  为第  $i$  点的分解功率值。

并引入了标准差验证模型的稳定性  $\sigma$ , 公式为:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - u)^2} \quad (12)$$

式中:  $x_i$  为第  $i$  点的分解功率值;  $u$  为平均分解功率值。

## 3 算例仿真

### 3.1 数据集选取

本文选取上海一栋商业建筑 2016 年全年的小时级能耗数据,数据包括总能耗及相应的分项计量数据。分项计量数据包括照明、空调、动力用能及其他用能。商业建筑包括购物中心、宾馆、办公楼及综合楼。另外选取了上海 2016 年的小时级气象数据作为辅助输入,主要包括温度、风速、气压、露点和湿度。

### 3.2 数据预处理

由于数据在测量,传输,记录中可能存在干扰

或者错误,导致数据异常或错误。因此在数据进行分析前要进行预处理。若缺失值是离散的点,取该指标前 2 h 内的数据进行修正后填补缺失值,若缺失值是连续的点,则取与前一天相同时刻的日期进行填充。由于数据缺失值较少,未含有连续缺失值大于 1 d 的数据。若数据点超过前后 2 周平均值的 3 倍,该数据点既被认定为异常值,并进行删除、缺失值补充。

### 3.3 数据分析

图 4 为商业建筑在 1 d 中不同时段内不同电器的耗电量。从图 4 可知,商业建筑在白天耗电量比较高,下午耗电量趋于平稳,而在夜间用电量则相对较低。其中照明与插座耗电量占了总能耗较大的比重。

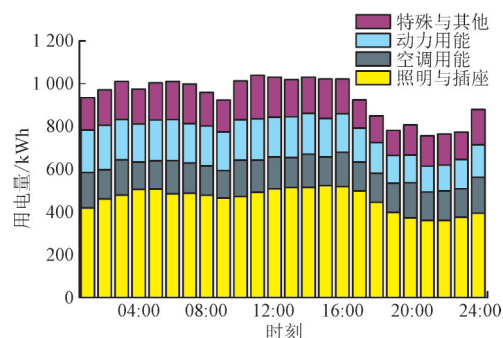


图4 商业建筑1d中不同电器耗电量

Fig.4 Electricity consumption of different appliances in commercial buildings within 1 day

表 1 进一步给出了商业建筑 1 a 中平均值及各分位值的负荷统计结果,总耗电量、照明与插座,空调用能,动力用能、特殊与其他用能的标准差分别为 274.8, 61.2, 195.9, 28.4, 24.2。其中照明与插座所占用电量比重最高,其次为空调用能,但空调的标准差较高,数据波动性比较大,动力用能和特殊与其他用能所占用电量比重较大,且数据较为平滑。

表1 商业建筑负荷统计结果

Table 1 Load statistics of commercial buildings kWh

项目	总耗电量	照明与插座	空调用能	动力用能	特殊与其他用能
平均值	1 055.5	429.9	291.0	181.6	153.0
最小值	630	292.6	55.5	99.3	90.3
第1四分位	899	381.5	137.6	161.8	133.3
中位数	1 021	431.9	223.1	187.5	154.2
第3四分位	1 228	471.6	371.8	200.8	170.5
最大值	1 861	688.2	783.4	279.4	235.9

### 3.4 数据构造

本文将 1 a 共 8 784 个数据用于分析,分为训练

集和测试集 2 个部分。其中训练集包括总功耗、分项功耗、天气数据和相对对应的时间。测试数据仅包括总功耗、天气数据。分项数据根据测试数据以及优化好的 Attention-LSTM 模型进行分解得到,相应的分解误差与测试集中未包括的分项数据进行比较得到。

### 3.5 模型训练

本文采用十折交叉法对商业建筑 1 a 的数据进行训练,共得到 10 组训练集和测试集的结果。

表 2 为分解得到的训练集 10 组误差及平均误差。照明与插座、空调用能、动力用能、特殊与其他电能的标准差分别为 0.673, 1.762, 0.639, 0.584。从表 2 可知,训练集中照明与插座、空调用能、动力用能、特殊与其他用能分解误差率均低于 10%,即使是最差的空调用能也仅仅只有 7.836% 的误差率,且分解的标准差除空调外均低于 1,空调为 1.762,波动性较低。

表 2 训练集训练结果  
Table 2 Training results of training set %

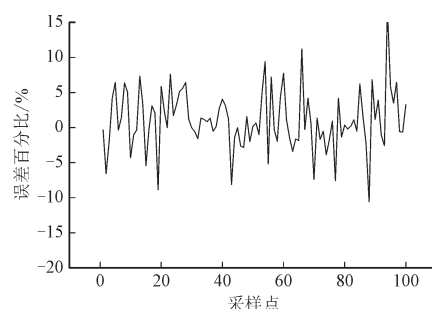
负荷类型	照明与插座误差	空调用能误差	动力用能误差	特殊与其他误差
第 1 组	4.838	8.647	5.361	5.136
第 2 组	4.849	10.517	4.324	6.822
第 3 组	5.931	7.736	5.245	6.365
第 4 组	5.898	7.000	5.143	6.139
第 5 组	5.895	8.395	5.631	6.124
第 6 组	6.100	8.147	5.685	7.016
第 7 组	5.814	8.534	4.011	6.332
第 8 组	5.362	3.269	4.045	6.431
第 9 组	4.231	7.489	5.366	6.157
第 10 组	4.319	8.631	4.213	5.134
平均值	5.323	7.836	4.902	6.165

表 3 为分解得到的测试集 10 组误差及平均误差,照明与插座、空调用能、动力用能,特殊与其他用能的标准差分别为 0.524, 1.923, 0.146, 0.995。测试集分解结果与训练集类似,稍差于训练集,分解精度也相当高,平均误差均低于 10%,其中空调的分解误差最高,达到了 9.556%,原因在于前述在进行数据分析时,空调数据的波动性相较于其他电器高很多,增加了分解的难度。在标准差方面,空调用能波动最高,但也仅有 1.523,可以说模型预测相当稳定。而其他电器的误差均在 5% 左右,标准差在 1 左右,在精度和稳定性方面表现优异。

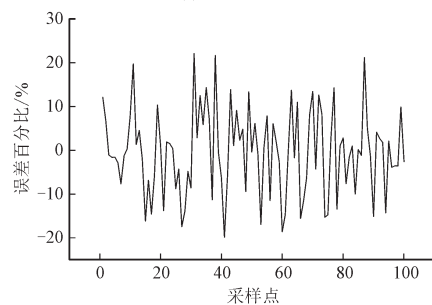
图 5 为测试集第 1 组的前 100 个点的分解结果误差百分比。

表 3 测试集训练结果  
Table 3 Training results of test set %

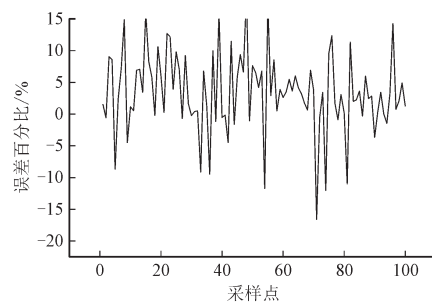
负荷类型	照明与插座误差	空调用能误差	动力用能误差	特殊与其他
第 1 组	4.717	8.871	5.349	6.694
第 2 组	5.837	11.120	5.500	7.015
第 3 组	6.104	10.795	5.729	7.870
第 4 组	5.959	9.503	5.667	8.052
第 5 组	5.688	10.569	5.236	6.065
第 6 组	5.051	8.941	5.499	6.903
第 7 组	6.083	10.038	5.668	7.996
第 8 组	6.199	4.263	5.482	8.003
第 9 组	4.846	10.970	5.624	7.778
第 10 组	5.881	10.499	5.600	5.073
平均值	5.636	9.556	5.535	7.144



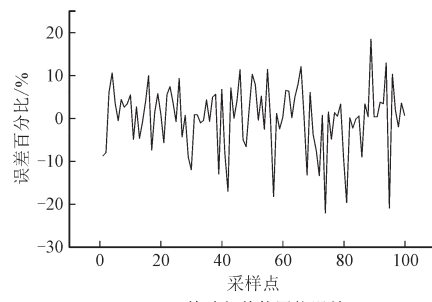
(a) 照明与插座误差



(b) 空调用能误差



(c) 动力用能误差



(d) 特殊与其他用能误差

图 5 第 1 组部分预测结果

Fig.5 Predicted results of first group

从图 5 可知,空调的用能误差较大最高可到 20%左右,照明与插座、动力用能、特殊及其他用能误差相对较低,不高于 15%。但预测值仍与真实值相差不大,从结果来看,Attention-LSTM 模型再负荷分解问题中效果非常理想。

3.6 模型稳定性验证

为了探测模型分解的稳定性,本文随机选取了 5 000 个数据点为训练集,并分别取测试集为 100,200,500,1 000,2 000 个点进行测试,测试结果如表 4 所示。

表 4 不同测试集训练结果  
Table 4 Training results of different test sets %

数据 点数	照明与插座 误差	空调用能 误差	动力用能 误差	特殊与其他 误差
100	3.891	8.162	5.412	7.034
200	3.828	8.009	5.629	6.355
500	5.772	8.794	5.805	6.654
1000	5.710	9.431	5.927	7.874
2000	5.976	9.642	5.633	7.99

从表 4 可知,仅照明与插座在测试集从 200 个到 500 个出现了 2%的误差上升,其他电器并没有随着测试集的增加而出现明显的误差上升的趋势,而是保持了误差的相对稳定,这表明 Attention-LSTM 有着相当好的稳定性。

本文还进一步测试了基于不同大小的训练集的分解稳定性,选取了训练集大小为 1 000 到 7 000 个点,以 1 000 个点为间隔进行分解训练,图 6 为分解得到的测试集误差。

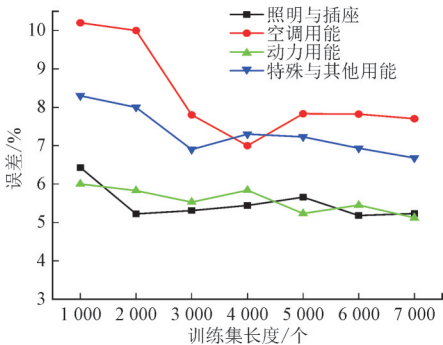


图 6 不同训练集分解误差  
Fig.6 Decomposition error of different training sets

从图 6 可知,除了空调用能在 1 000 和 2 000 训练集大小的时候误差较大,达到 10%以外,其余分项的误差都保持在 1%左右的跨度,扩大训练集并不会显著提高模型精度。因此,本文所用模型仅需要少量的训练集即能达到相当好的精度。

3.7 不同模型分解精度

本文选取了最邻近结点算法(K-Nearest Neighbor, KNN)模型、BP 神经网络、单层 LSTM 以及 HMM 模型进行了对比,训练集和测试集设置与前述十折交叉法的第 1 组实验相同。其中 BP 神经网络的训练次数设置为 500 次,训练目标设置为 0.000 01,学习率设置为 0.001,其余均为默认设置。KNN 模型的 K 值设置为 5。

表 5 为 Attention-LSTM 与 KNN,BP 神经网络,单层 LSTM 以及 HMM 数据分解的精度表。从表 5 可知,Attention-LSTM 相较于其他模型在负荷分解方面有着相当大的优势,在照明与插座、空调用能、动力用能、特殊与其他用能方面有着全面的精度领先。

表 5 不同模型的分解结果  
Table 5 Decomposition results of different models %

模型 方法	照明与插座 误差	空调用能 误差	动力用能 误差	特殊与其他 误差
Attention-LSTM	4.717	8.871	5.349	6.694
KNN	5.23	14.57	6.69	7.16
BP	8.26	28.05	8.67	12.12
LSTM	5.132	9.605	5.636	6.822
隐马尔可夫	6.56	10.43	6.15	7.93

4 结语

本文利用深度学习框架,提出了一种基于 Attention-LSTM 的商业建筑负荷分解模型。该模型利用 LSTM 模型对负荷数据进行了充分的学习,Attention 机制对输入特征赋予不同的权值,突出对负荷分解起到关键作用的特征。采用低频总负荷数据和相对应的气象因素,就能估算出各用电器的用电量数据,并能获得较好的精度和稳定性。该模型仅需要少量数据就能获得较好的结果,且随着测试数据量的增加仍能保持相当稳定的解精度。在通过与以往不同模型比较发现,Attention-LSTM 模型有着较大的优势,进一步证明了该方法的可行性。

目前市场上有很多的临时电能计量仪表,只需要对商业建筑进行一次的定期测量,得到相应的用电数据,就能根据该模型进行负荷的分解。且与传统应用高频数据的模型相比能显著降低成本。在促进建筑节能,提升智能电网对负荷认识水平有巨大作用。

参考文献

[1] GARDNER G T, STERN P C. The short list: the most effective



- actions U.S. households can take to curb climate change[J]. Environment & Policy for Sustainable Development, 2008, 50(5):12-25.
- [2] 牛卢璐,贾宏杰.一种适用于非侵入式负荷监测的暂态事件检测算法[J].电力系统自动化,2011,35(9):30-35.  
NIU Lulu, JIA Hongjie. Transient event detection algorithm for non-intrusive load monitoring[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(9):30-35.
- [3] 高云,杨洪耕.基于暂态特征贴度匹配的家用负荷识别[J].电力系统自动化,2013,37(9):54-59.  
Gao Yun, YANG Honggeng. Household load identification based on closeness matching of transient characteristics[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(9):54-59.
- [4] KELLY J, KNOTTENBELT W. The UK-DALE dataset recording UK domestic appliance-level electricity demand and whole-house demand from five UK homes[J]. Scientific Data, 2015, 2:150007.
- [5] KOLTER J, MATTHEW J. REDD: A public data set for energy disaggregation research[J]. Workshop on Data Mining Applications in Sustainability (SIGKDD), 2011, 25:59-62.
- [6] KOLTER J Z, JAAKKOLA T S. Approximate inference in additive factorial HMMS with application to energy disaggregation[C]. Aistats: Appearing in Proceedings of the 15th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, 2012, 22:1472-1482.
- [7] ZHOU Yang, SHI Zhixiong, SHI Zhengyu, et al. Disaggregating power consumption of commercial buildings based on the finite mixture model[J]. Applied Energy, 2019, 243(1):35-46.
- [8] JOHNSON M J, WILLSKY A S. Bayesian nonparametric hidden semi-markov models[J]. Journal of Machine Learning Research, 2012, 14(1):673-701.
- [9] 王珂,钟海旺,余南鹏.基于seq2seq和Attention机制的居民用户非侵入式负荷分解[J].中国电机工程学报,2019,39(1):75-83,322.  
WANG Ke, ZHONG Haiwang, YU Nanpeng. Load monitoring based on sequence-to-sequence model with attention mechanism[J]. Proceeding of the CSEE, 2019, 39(1):75-83,322.
- [10] 孙毅,崔灿,陆俊,等.基于遗传优化的非侵入式家居负荷分解方法[J].电网技术,2016,40(12):313-318.  
SUN Yi, CUI Can, LU Jun, et al. A non-intrusive household load monitoring method based on genetic optimization[J]. Power System Technology, 2016, 40(12):313-318.
- [11] 冯伟,蒋玮,杨乐,等.基于BP神经网络方法的的城市用电量预测模型研究[J].电网与清洁能源,2018,34(6):19-25,32.  
FENG Wei, JIANG Wei, YANG Le, et al. Research on forecasting model based on BP neural network for urban electricity consumption[J]. Power System and Clean Energy, 2018, 34(6):19-25,32.
- [12] 陈杰尧,黄炜斌,马光文,等.基于相似性识别的短期负荷动态预测方法[J].电网与清洁能源,2020,36(4):1-7,13.  
CHEN Jieyao, HUANG Weibin, MA Guangwen, et al. A short-term load dynamic prediction method based on similarity recognition[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(4):1-7,13.
- [13] 赵立强,杨镜非,张美霞,等.基于相似日选择和BP神经网络的商场短期负荷预测[J].供用电,2019,36(1):23-28.  
ZHAO Liqiang, YANG Jingfei, ZHANG Meixia, et al. Short-term load forecasting of shopping malls based on similar day method and BP neural network[J]. Distribution & Utilization, 2019, 36(1):23-28.
- [14] 喻圣,邹红波,余凡,等.模糊神经网络在电力系统短期负荷预测中的应用[J].智慧电力,2018,46(11):88-91,97.  
YU Sheng, ZOU Hongbo, YU Fan, et al. Application of fuzzy neural network in power Short-term load forecasting[J]. Smart Power, 2018, 46(11):88-91,97.
- [15] 黄哈,孙堃,刘达.基于随机森林的电力系统小时负荷预测研究[J].智慧电力,2018,46(5):8-14.  
HUANG Han, SUN Kun, LIU Da. Hourly load forecasting of power system based on random forest[J]. Smart Power, 2018, 46(5):8-14.
- [16] 蒋铁铮,尹晓博,马瑞.基于k-means聚类 and 模糊神经网络的母线负荷态势感知[J].电力科学与技术学报,2020,35(3):46-54.  
JIANG Tiezheng, YIN Xiaobo, MA Rui. Bus load situation awareness based on the k-means clustering and fuzzy neural networks[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(3):46-54.
- [17] 何婧媛,阿茹罕.基于卷积神经网络的遥感图像分类[J].工程设计,2020,28(12):109-113.  
HE Jingyuan, A Ruhan. Remote sensing images classification based on convolutional neural network[J]. Electronic Design Engineering, 2020, 28(12):109-113.
- [18] 彭曙蓉,黄士峻,李彬.基于风电功率预测的电动汽车调价策略[J].电力科学与技术学报,2020,35(3):114-119.  
PENG Shurong, HUANG Shijun, Li Bin. Wind power prediction based on the pricing strategy of electric vehicle charging[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(3):114-119.
- [19] 刘恒勇,刘永礼,邓世聪,等.一种基于LSTM模型的电力负荷辨识方法[J].电测与仪表,2019,56(23):62-69.  
LIU Hengyong, LIU Yongli, DENG Shicong, et al. A power load identification method based on LSTM model[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(23):62-69.
- [20] 祝学昌.基于IFOA-GRNN的短期电力负荷预测方法研究[J].电力系统保护与控制,2020,48(9):121-127.  
ZHU Xuechang. Research on short-term power load forecasting method based on IFOA-GRNN[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(9):121-127.
- [21] 杨立余,陈昊,黎明,等.非侵入式电力负荷多目标分解框架[J].电力系统保护与控制,2020,48(6):100-107.  
YANG Liyu, CHEN Hao, LI Ming, et al. A framework for non-intrusive load monitoring using multi-objective evolutionary algorithms[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(6):100-107.
- [22] 李昭昱,艾芊,张宇帆,等.基于attention机制的LSTM神经网络超短期负荷预测方法[J].供用电,2019,36(1):17-22.  
LI Zhaoyu, AI Qian, ZHANG Yufan, et al. A LSTM neural network method based on attention mechanism for ultra short-term load forecasting[J]. Distribution & Utilization, 2019, 36(1):17-22.

(责任编辑 徐秋芳)

收稿日期:2020-03-11; 修改日期:2020-08-07

作者简介:杨秀(1972),男,江苏江都人,博士,教授,研究方向为分布式发电与微电网技术、智能配用电运行与控制。