



电测与仪表

Electrical Measurement & Instrumentation

ISSN 1001-1390, CN 23-1202/TH

《电测与仪表》网络首发论文

题目：基于全局与滑动窗口结合的 Attention 机制的非侵入式负荷分解算法
作者：董哲，陈玉梁，薛同来，邵若琦
收稿日期：2020-09-15
网络首发日期：2020-10-20
引用格式：董哲，陈玉梁，薛同来，邵若琦. 基于全局与滑动窗口结合的 Attention 机制的非侵入式负荷分解算法. 电测与仪表.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20201020.0909.002.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于全局与滑动窗口结合的 Attention 机制的非侵入式负荷分解算法*

董哲，陈玉梁，薛同来，邵若琦

(北方工业大学，北京 100043)

摘要：非侵入式负荷分解 (Non-Intrusive Load Monitoring, NILM) 是指在电力入口处安装监测设备，利用总用电负荷得到用电侧单个用电设备状态的方法。由此可以准确的刻画用户用电画像，故 NILM 是电网智能配电和给予用户侧精细化管理的关键技术之一。随着深度学习在 NILM 的应用，对于负荷的识别与功率分解能力有所提升，但在训练模型的速率与模型的预测准确率上依旧不高，为此，文章提出基于全局与滑动窗口相结合的注意力机制的负荷分解模型。该模型首先将输入总负荷功率序列通过功率嵌入矩阵映射到高维向量，并利用基于双向 LSTM 的编码器进行信息提取；然后通过引入全局与滑动窗口相结合的 Attention 机制，从提取的信息中选取与当前时刻相关度高的信息，用于解码并最终得到负荷分解结果。在数据集 REFIT 上验证了本算法在速率和准确率上有更好的效果。

关键词：非侵入式负荷监测；深度学习；序列到序列；注意力机制

中图分类号：TM714

文献标识码：B

Non-intrusive load monitoring algorithm based on attention mechanism combined with global and sliding window

Dong Zhe, Chen Yuliang, Xue Tonglai, Shao Ruochi

(North China University of Technology, Beijing 100043, China)

Abstract: Non-intrusive load monitoring (NILM) refers to the method of installing monitoring equipment at the power entrance and using the total electrical load to obtain the status of individual electrical equipment on the power consumption side. This can accurately portray the power consumption portrait of users, so NILM is one of the key technologies for smart power distribution and fine management on the user side. With the application of deep learning in NILM, the ability of load identification and power decomposition has been improved, but the rate of training the model and the prediction accuracy of the model are still not high. For this reason, this paper proposes a load decomposition model based on the attention mechanism combining global and sliding windows. The model firstly maps the input total load power sequence to a high-dimensional vector through a power embedding matrix, and uses a BI-LSTM based encoder for information extraction; then, it selects from the extracted information by introducing an Attention mechanism combining global and sliding windows information with high correlation to the current moment, which is used for decoding, and finally, the power decomposition result is obtained. The data set REFIT is used to verify that the proposed algorithm has a better effect on speed and accuracy.

Keywords: non-intrusive load monitoring, deep learning, sequence to sequence, attention mechanism

0 引言

文献[1,2]于1992年提出非侵入式负荷分解，目的是将整体能耗分解为单个设备的能耗。由此可以通

理规划家庭的整体能源使用^[3-6]，文献[7]中研究表明，分类信息可以帮助家庭减少多达5%至15%的能源消耗。除此以外，非侵入式负荷分解是配电网需求侧精细化管理的关键技术，同时也是人工智能技

*基金项目：国家自然科学基金(61873006); 国家重点研发计划课题 (2018YFC1602703)

术在配电领域的重要应用方向之一。相较于传统的侵入式负荷分解，利用信号处理或人工智能等方法的非侵入式负荷分解成本更加低廉，也更加安全可靠。

NILM是从一个监测的整体能耗中提取单个能耗信息，这属于单通道盲源分离(a Single-channel Blind Source Separation, BSS)问题。通常人们可以从用电总负荷数据中识别出包含哪种具有丰富特征的用电设备，例如，冰箱的工作状态（见图1），但在分解过程中，还存在着一些不确定因素的干扰，包括采集功率数据中的噪声，或多种相似工作状态，以及多个设备同时开启或同时关闭的情况，所以仅凭经验来对负荷进行分解是很不可靠的。

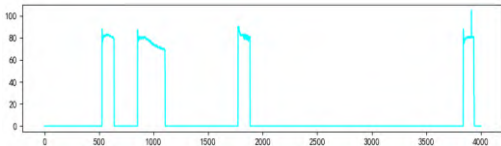


图 1 冰箱的工作状态

Fig.1 Working status of refrigerator

文献[8-10]提出了加性阶乘隐式马尔可夫模型（AFHMM）是可以构造NILM模型的自然方法，在此基础上使用推理算法来预测设备信号，但效果并不理想。为了解决可识别性问题，文献[11]提出加入数据的本地信息（例如，设备功率水平，开关状态变化和持续时间），文献[12]在模型中纳入了全局信息（例如循环总数和总能耗）。但是，这些方法所需的标注需要手动提取，这使得这些方法难以应用。因此，使用深度学习在训练过程中自动提取这些特征信息更为有效。

文献[13]于2015年首次将深度学习应用于NILM,文章中提出了三种深度学习方案,分别是卷积神经网络（CNN），长短期记忆网络（LSTM）和堆叠式降噪自动编码器，并在UK-DALE^[14]数据集上验证了深度学习应用方法应用在NILM的。文献[15]在提取单个负荷激活特征时，采用了具有两层的双向长短期记忆（LSTM）单元的递归神经网络架构，并在数据集（REDD）上测试了他们的模型^[16]。Chaoyun Zhang和Mingjun Zhong等人采用基于滑动窗口的序列到点的卷积神经网络训练模型。这些方法学习具有相同时间戳的总负荷功率和单个负荷功率之间的非线性回归，但是这些方法存在着分解功率滞后，变化速度较慢，没有对于真实功率保持良好的跟踪性的问题。

为此，本文采用深度学习框架，提出一种基于全局与滑动窗口结合的Attention机制的负荷分解的方法,利用文献[17]于2015年发布的 REFIT数据集进行模型的训练与测试，并与kelly提出的基于CNN 和长短时记忆模型（Long Short Term Memory, LSTM）的模型进行对比，验证本文所提模型的优越性。

1 非侵入式负荷分解模型

模型由 6 个部分组成，分别是输入层，功率嵌入层，双向 LSTM 组成的编码层， Attention 层，单向 LSTM 的解码层，和输出层（见图 2）。并加入 Dropout 等方法以解决可能出现的过拟合问题。

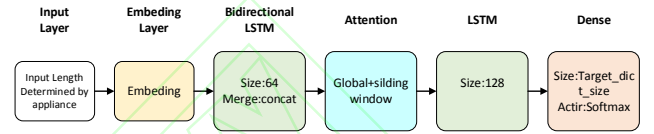


图 2 系统结构框图

Fig.2 System structure block diagram

1.1 功率嵌入

低频数据集采样的总用电功率数据可能记录了几个月甚至几年的时间，而一整天的采样点就成千上万条，模型的输入长度是有限的且固定，所以对数据进行分段是必不可少的。对于 m 种用电负荷设定其输入深度学习模型的长度分别为 $N_1, N_2 \dots N_m$ 。

根据本文所选的数据集，将可能出现的最大总功率值设定为 5 000 W。将输入的总负荷功率序列 $\{p_1^j, p_2^j, \dots, p_i^j\}$ 进行粒化处理，其中 p_i^j 是第 j 个电器对应的总功率序列中的第 i 个点的功率（为了简洁起见，省略 p_i^j 的 j ）， $i \in [1, N_m]$ ， $j \in [1, m]$ ，将 5 000 W 分为 500 类：

$$\bar{p}_i = p_i / 10, i = 1, 2, 3 \dots N_m \quad (1)$$

得到 $\{\bar{p}_1, \bar{p}_2, \dots, \bar{p}_{N_m}\}$ ，虽然粒化处理可能会使得模型丢失一部分信息，但对于较大的总功率值，并不会对负荷分解的结果产生太大影响。

相较于自然语言处理中的词嵌入，通过捕捉不同的语言信息或依靠语法语义以及相似度的方法来构造词嵌入矩阵，本文采用均匀分布的初始化矩阵作为功率嵌入矩阵 $E = [v_s \times e_s]$ ， v_s 的大小取决于可能出现的总功率最大值，若取值不够大则可能会导致某些功率值没有对应映射向量的情况。

e_s 为单类功率值经由功率嵌入矩阵映射后的序列长度。

将粒化处理后的有功功率序列中每个值 \bar{p}_i 通过功率嵌入矩阵 E 映射到高维向量：

$$\bar{p}_i = \bar{p}_i \times E, \quad i=1,2,\dots,N_m \quad (2)$$

得到功率嵌入映射后的序列 $\{\bar{p}_1, \bar{p}_2, \dots, \bar{p}_{N_m}\}$ 。

从功率序列到功率矩阵的映射保证了功率与高维向量的对应关系，有利于编码器抽取功率序列的时序信息，且可以有效降低深度学习模型的运算量以及提高分解功率的准确性。

1.2 基于 attention 的 Seq2seq 模型

序列到序列 (Sequence to sequence, Seq2seq) 是一种编码-解码 (encoder-decoder) 结构的模型，模型结构如图 3 所示，其中，encoder 部分是将输入的序列压缩成指定长度的向量，称其为向量 C ，decoder 部分负责将向量 C 解码成输出序列。

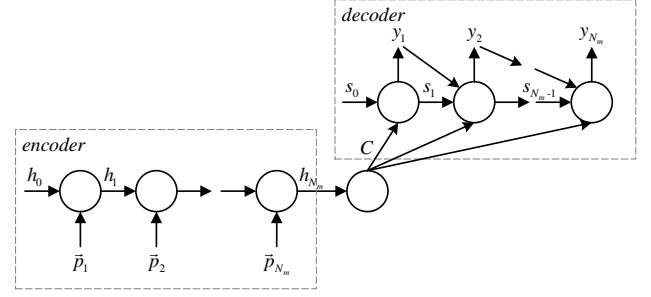


图 3 Seq2seq 模型

Fig.3 Seq2seq model

但随着输入序列长度的增加，编码器难以将所有输入信息编码为单一向量，编码信息缺失，难以完成高质量的解码。Bahdanau attention 是一种加性 attention 机制，如图 4 所示，将 decoder 的隐藏状态和 encoder 所有位置输出通过线性组合对齐，并计算相关权重得到向量 C ，进而保证用于解码的信息的完整性。

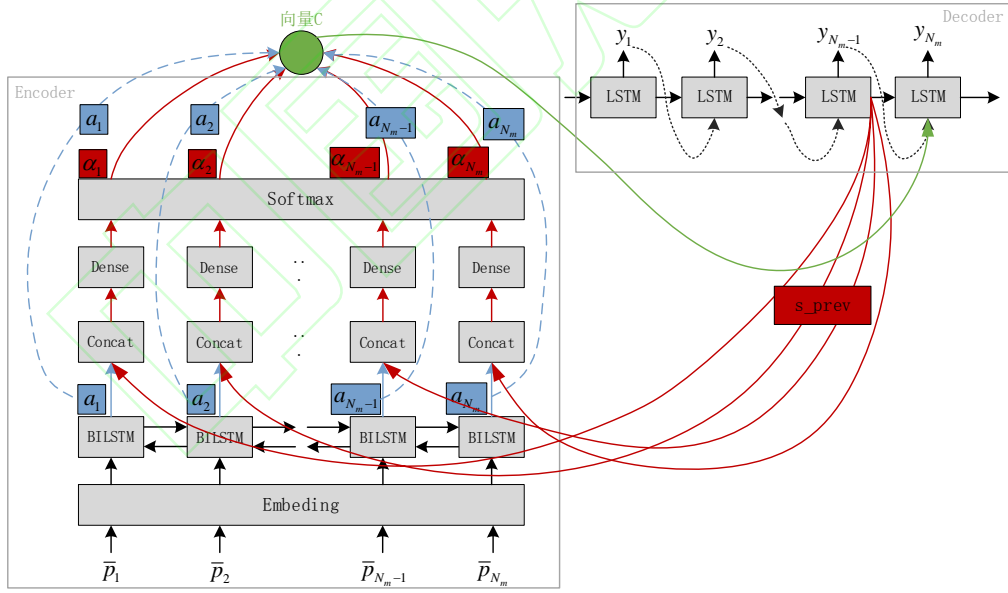


图 4 基于 Attention 的 Seq2seq 模型

Fig.4 Attention-based Seq2seq model

功率嵌入映射后的序列 $\{\bar{p}_1, \bar{p}_2, \dots, \bar{p}_{N_m}\}$ ，将其输入到双向的 LSTM 的编码层，计算公式如下：

$$\begin{cases} \bar{h}_t = \bar{f}(\bar{p}_t, \bar{h}_{t-1}) \\ \bar{h}_t = \bar{f}(\bar{p}_t, \bar{h}_{t-1}) \\ a_t = \bar{h}_t \oplus \bar{h}_t \end{cases} \quad t=1,2,\dots,N_m \quad (3)$$

得到输出 $\{a_1, a_2, \dots, a_{M_m}\}$ ，其中 a_t 、 \bar{h}_t 、 \bar{h}_t 分别代表 t 时刻 BiLSTM 的输出，前向 LSTM 和后向 LSTM 的隐藏状态， \bar{f} 、 \bar{f} 代表前向与后向 LSTM 内部的计算规则。

将每一时刻的 a_i 与前一时刻解码层的隐藏状态 s_{t-1} 拼接，然后将其输入到全连接层并采用 Softmax 激活函数得到对于当前时刻的权重，计算公式如下：

$$e_{t,i} = \text{soft max}(\tanh(s_{t-1}W_{\text{decoder}} + XW_{\text{encoder}})W_{\text{dense}}) \quad (4)$$

式中 X 代表输入序列

$\{a_1, a_2, \dots, a_{M_m}\}$ ， W_{encoder} ， W_{decoder} ， W_{dense} 分别是编码层，解码层，全连接层的权重矩阵。进而再利用得到的权重 $e_{t,i}$ 对 BiLSTM 的隐层状态

$\{a_1, a_2, \dots, a_{N_m}\}$ 进行加权求和得到 t 时刻的向量 c_t ：

$$c_t = \sum_i^{N_m} e_{t,i} a_i \quad (5)$$

在解码过程中，在时间步 t 时，将语义向量 C 、前一时刻的隐藏状态 s_{t-1} 和输出 y_{t-1} 作为输入，计算公式如下：

$$s_t = f(C, s_{t-1}, y_{t-1}) \quad t=1, 2, \dots, N_m \quad (6)$$

再得到从 d_1 到 d_{N_m} 的分解功率概率分布序列：

$$d_t = g(s_t) \quad t=1, 2, \dots, N_m \quad (7)$$

式中 g 为从隐藏状态 s_t 到 $d_t = [v_s * 1]$ 的分解功率概率密度分布的映射函数。由功率嵌入可得， v_s 代表可能出现的总功率大值，那么 d_t 即为分解功率在各个整数功率值的概率密度分布，选取其中概率大的功率值作为 t 时刻分解功率输出 y_t 。

$$y_t = \text{ArgMax}(d_t) \quad (8)$$

1.3 全局与滑动窗口相结合的 Attention 机制

Attention 的计算方法时间和空间复杂度都是 $O(n^2)$ ，这使得难以在长序列上进行训练。比如洗衣机，洗碗机等电器负荷激活时间一般较长，在训练模型的时候会有较大的计算量。因此本文采用全局注意力机制结合滑动窗口注意力机制 (GSWA, Global+Sliding Window Attention) 的方法来降低模型的运算量。

1.3.1 滑动窗口注意力机制

局部注意力机制 (Local attention) 是一种介于 Soft Attention 和 Hard Attention 之间的一种 Attention 方式，可以将注意力定位在关键数据附近，进而减少 attention 机制的运算量。Local attention 首先会为 decoder 端当前的词，预测一个 encoder 端对齐位置 (aligned position) p_t ，然后基于 p_t 选择一个窗口，用于计算向量 C 。其中位置向量 p_t 预测的准确率直接影响到最终结果。然而在功率预测模型中，输入和输出是在相同时间戳下的总负荷功率和单负荷功率，其中位置向量 p_t 就是当前 t 时刻的位置，故采用滑动窗口注意力机制 (SWA, Sliding Window Attention) 可以在保证结果准确率的情况下提升 Attention 机制的运算效率。选择滑动窗口的范围 (见图 5)。

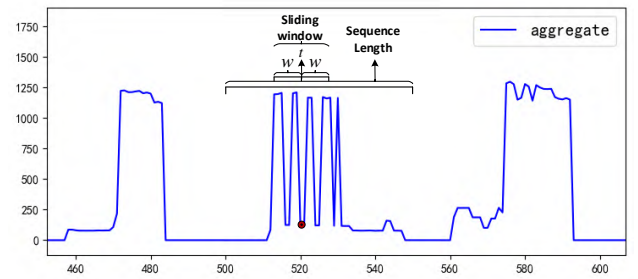


图 5 滑动窗口的选取

Fig.5 Selection of sliding window

计算公式如下：

$$l = \begin{cases} 1 \sim t + w & \text{if } t < w \\ t - w \sim N_m & \text{if } N_m - t < w \\ t - w \sim t + w & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

式中 $t \in [1, N_m]$ 代表输入序列的每一个时间步；

w 代表 t 时刻左右窗口的大小，相对于序列总长度 N_m ， w 要比 N_m 小的多，滑动窗口注意力机制将计

算的复杂度从 $O(N_m^2)$ 降低到 $O(N_m)$ 。

1.3.2 空洞滑动窗口注意力机制

为了进一步增加提取特征的范围而不增加计算量，可以将滑动窗口“扩大”。本文在滑动窗口上加入空洞以此来增加提取功率变化特征的范围，即空洞滑动窗口注意力机制（DSWA, Dilated Sliding Window Attention），类似于空洞卷积神经网络（Dilated/Atrous Convolution）^[18]，是在标准的卷积层（Convolution Map）里注入空洞，以此来增加感受野（Reception Field）。相比原来的正常卷积层，Dilated Convolution 多了一个超参数，称之为空洞率，指的是卷积核之间的间隔数量。本文在滑动窗口上加入扩张大小为 $d=1$ 的间隙，窗口范围选择计算公式如下

$$l = \begin{cases} 1:t+w \times 2 & \text{if } t \leq w \times 2 + 1 \text{ and } t \% 2 = 1 \\ 2:t+w \times 2 & \text{if } t \leq w \times 2 + 1 \text{ and } t \% 2 = 0 \\ t-w \times 2:N_m & \text{if } N_m - t < w \times 2 \\ t-w \times 2:t+w \times 2 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

式中在范围内每个点相隔 d 个点，则每一层注意力区域约为 $d \times w$ ，即使 d 的值很小，也可以让提取信息的区域成倍增加。

1.3.3 全局与滑动窗口结合的注意力机制

DSWA 相较于 SWA 虽然扩大了信息提取的区域，但不够灵活，空洞的加入也可能会漏掉功率变化的特征信息。因此，本文提出全局注意力机制与滑动窗口注意力机制相结合的方法，对功率输入序列进行处理，在功率值变化较大的地方加上标签，标签处采用全局注意力机制（Global Attention）用于更好的关注功率序列的整体信息。其中标签的数量与电器的工作状态有关，而与输入序列的长度无关，故全局和滑动窗口组合的注意力机制在计算复杂度上仍为 $O(N_m)$ 。

2 损失函数

由于本文模型将分解功率的值回归问题转换为求取功率分解值在各个离散整数功率值下概率的多分类问题，故采用多分类交叉熵作为模型的损失函数，其定义如下：

$$Loss = \frac{1}{N_m} \sum_{t=1}^{N_m} \sum_{i=0}^{v-s} y_{t,i} \log f_{t,i}(x) \quad (11)$$

式中 N_m 是单个用电负荷序列长度； $v-s$ 代表

总负荷功率可能出现的类数； $y_{t,i}$ 为 t 时刻真实功率为 j 的概率，该概率仅在 j 与 t 时刻真实功率相等时为 1，其余时刻为 0； $f_{t,i}(x)$ 为 t 时刻模型输出分解功率为 j 的概率。

3 实验结果与分析

3.1 数据集的选取

本文选取文献[17]于2015年发布的REFIT (Cleaned)数据集进行模型的训练与测试，其中包含20户家庭的单个负荷有功功率及家庭总负荷有功功率信息，有功功率的采样间隔为8s。数据集的采集时间跨度从2013年持续到2015年，并对其中的数据进行了清洗：对于重复的时间戳进行合并，单个设备出现超过4 000 W的功率置零，对于缺失的数据进行填充。

3.2 用电器的选取

本文选取冰箱、热水壶、微波炉、洗衣机及洗碗机这5种常见用电器作为研究对象（见表1）。这5种用电器具有不同的工作状态，其中冰箱是周期性运行用电器，热水壶是大功率用电器，微波炉运行时间短且功率变化频率高，洗衣机和洗碗机是的时间多状态用电器，可以全面验证本文所提模型的负荷分解性能。

表 1 电器数据选择

Tab.1 Electrical data selection

电器种类	数据集（家庭编号）
冰箱	1, 2, 7, 11, 15
热水壶	2, 3, 4, 7, 12, 13
微波炉	2, 11, 15
洗衣机	2, 7, 11, 16, 18
洗碗机	3, 5, 7

3.3 提取负荷激活特征

根据每种用电电器的实际工作状态，从数据集中提取它们在运行时的功率数据，称为提取负荷激活特征，负荷激活特征参数与数量如表2所示。

表 2 负荷激活特征提取的参数

Tab.2 Parameters of load activation feature extraction

负荷种类	最大运行功率/W	最小运行功率/W	最小运行时间/点	最大运行间隔/点	输入长度/点	激活数量/个
冰箱	300	20	100	10	400	32 160
热水壶	3 000	20	5	5	50	22 056
微波炉	1 400	20	5	5	50	2 019
洗衣机	2 500	20	100	10	1 200	2 555
洗碗机	2 500	20	100	10	1 000	3 696

3.4 构造均衡数据集

在提取负荷激活特征后，构造训练数据集。在本文模型中，每种负荷模型的输入为固定长度的序列，其输入的序列长度如表 2 所示。对于 5 种用电器，分别按照下列步骤构造其对应训练数据：

第 1 步，根据该用电器模型的输入序列长度 N_m 创建两个全零序列，一个用作存储输入的总用电功率，一个用作存储模型输出的单负荷功率。

第 2 步，在 50% 概率下，从该用电器的负荷激活特征中随机选取，即某次运行阶段的功率消耗数据，并在保证该段负荷激活可以完全放入序列的前提下，随机选取起点将放入序列中；在另外 50% 概率下，保持全零序列不变。

第 3 步，将其他四个用电器作为干扰电器，均以 25% 的概率随机选取一次负荷激活（无需保证序列的完整），随机选择起点放入序列中。

根据实际多种用电器同时工作的情况，调整训练集中干扰电器的选取概率，使得模型更符合实际的负荷分解情境。本文对于每种电器构造 400 万条数据用作训练数据集。

3.5 实验评估指标

本文选择准确率，召回率， F_1 值，平均绝对误差作为评价模型的指标，计算方法如下：

$$\begin{aligned}
 Precision &= \frac{TP}{TP + FP} \\
 Recall &= \frac{TP}{TP + FN} \\
 F_1 &= 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \\
 MAE &= \frac{1}{T_1 - T_0} \sum_{t=T_0}^{T_1} abs(f_t(x) - y_t)
 \end{aligned} \quad (12)$$

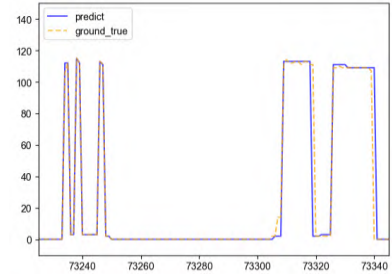
式中： $Precision$ 为准确率； $Recall$ 为召回率； F_1 代表 F_1 分数，又称平衡 F 分数； TP 表示用电器实际

处于工作状态且模型分解结果也为工作状态的序列点总数； FP 表示用电器实际处于工作状态但模型分解结果为非工作状态的序列点总数； FN 表示用电器实际未工作但模型分解结果为在工作状态的序列点总数； y_t 为时刻用电器真实功率； $f_t(x)$ 为 t 时刻模

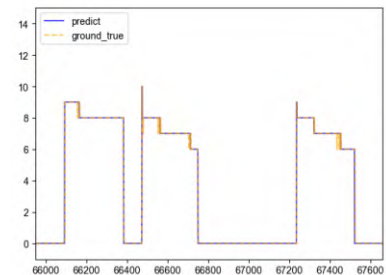
型分解功率， MAE 为时间段 T_0 到 T_1 内功率分解值的平均绝对误差。 $Precision$ 反映了模型预测用电器处于工作状态的精确度； $Recall$ 代表着正确召回用电器处于工作状态的概率； F_1 分数综合 $Precision$ 和 $Recall$ 反映模型判断用电器是否处于工作状态的准确度，是负荷分解的基本指标，前人的研究已经将其做到了较高的水平。 MAE 可以反映模型每时刻分解功率值的准确性，其值越低，则功率分解值的准确性越高。

3.5 实验评估指标

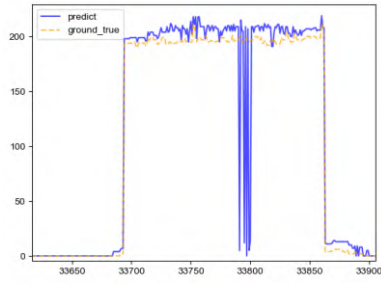
总功率经模型预测输出的分解功率与真实功率如图 5 所示，对于功率的跟踪效果比较好，仅在起始点与终止点的定位有所偏差，故分解功率值仍是非常高的。这也说明对于不同工作状态的电器具有良好的负荷分解能力。



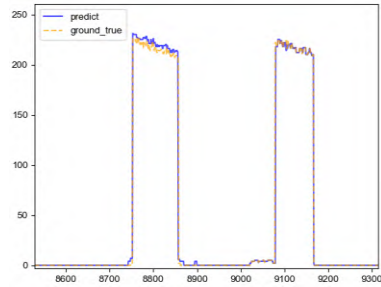
(a) 微波炉



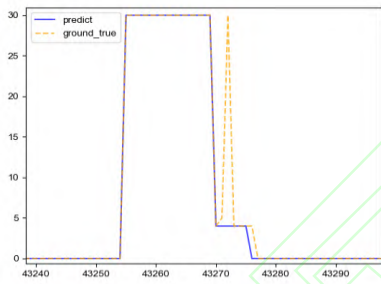
(b) 冰箱



(c) 洗衣机



(d) 洗碗机



(e) 热水壶

图 6 各电器真实功率与模型分解功率对比
Fig.6 Comparison between the real power of each electrical appliance and model decomposition power

选取 kelly 所提出的 LSTM 模型^[13]与本文模型做训练时间上的对比, 如表 3 所示, 可以看出本文模型可以大幅度降低模型的训练时间

表 3 模型训练耗时

Tab.3 Time consumption for model training

负荷种类	本文训练时间 /min	对照模型训练时间/min	节约时间百分比(%)
冰箱	30	90	66.7
热水壶	25	73	65.8
微波炉	23	55	58.2
洗衣机	70	200	65
洗碗机	65	180	63.89

测试结果总体如图 6 所示, 本文与 kelly 所提出的 LSTM 模型对比, 准确率上有着较大的提高, 可

见本文所提模型对于多种工作状态的电器均有着优秀的建模能力。从滑动窗口, 空洞滑动窗口, 全局与滑动窗口结合的三种注意力机制来看, 虽均有着较好的提升, 但在全局与滑动窗口相结合的注意力机制更能全面而有效的提取长序列信息。

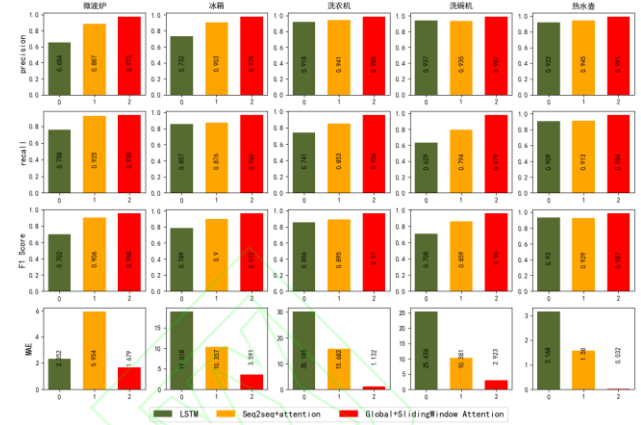


图 7 测试结果

Fig.7 Test results

4 结束语

本文采用基于 GSWA 和 Seq2seq 的非侵入式负荷分解模型。该模型对 Attention 机制进行改善, 将解码集中注意在与当前时刻相关度最高的编码层隐藏状态, 在大幅提高模型分解功率准确值的同时, 降低了模型计算量, 加快了训练网络的速率。本文模型在准确率, 召回率, F_1 值等指标上较前人均有提升, 并显著降低训练时间。未来在对于提升网络的泛化能力以及对于小功率噪声的处理能力上开展研究。

参考文献

- [1] G. W. Hart. Prototype nonintrusive appliance load monitor[R]. Technical report, MIT Energy Laboratory and Electric Power Research Institute, Sept. 1985.
- [2] G. W. Hart. Nonintrusive appliance load monitoring[J]. Proceedings of the IEEE, 80(12):1870–1891, Dec. 1992. doi:10.1109/5.192069.
- [3] 张巧来, 马运东, 王愈. 基于用户侧需求响应的互联微电网研究[J]. 电测与仪表, 2019, 56(10): 34-39.
Zhang Qiaolai, Ma Yundong, Wang Yu. Research on micro-grid interconnection based on demand side response[J]. Power Grid Technology, 2019, 56(10): 34-39.
- [4] 周步祥, 张致强, 袁岳, 等. 基于小波设计和数据挖掘算法协同训练的非侵入式负载识别[J]. 电测与仪表, 2019, 56(4): 1-7.
Zhou Buxiang, Zhang Zhiqiang, et al. Non-intrusive load recognition based on co-training of wavelet design and data mining algorithm[J]. Power Grid Technology, 2019, 56(4): 1-7.

- [5] 程祥, 李林芝, 吴浩, 等. 非侵入式负荷监测与分解研究综述[J]. 电网技术, 2016, 40(10): 3108-3117.
Cheng Xiang, Li Linzhi, Wu Hao, et al. Review of non-invasive load monitoring and decomposition [J]. Power Grid Technology, 2016, 40 (10) : 3108-3117.
- [6] 冯庆东, 何战勇. 国内外智能用电发展分析比较[J]. 电测与仪表, 2012, 49(2): 1-6.
Feng Qingdong, He Zhanyong. Analysis and Comparison for the Development of Smart Electricity Consumption in Domestic and Foreign[J]. Power Grid Technology, 2012, 49(2): 1-6.
- [7] Fischer C. Feedback on household electricity consumption: a tool for saving energy?[J]. Energy Efficiency, 2008, 1(1): 79-104.
- [8] Kolter, Zico, Jaakkola, Tommi, Kolter, J Z. Approximate Inference in Additive Factorial HMMs with Application to Energy Disaggregation[J]. In AISTATS, 2012. volume 22: 1472-1482.
- [9] Patten S. Unsupervised disaggregation for nonintrusive load monitoring[C]. In Machine Learning and Applications (ICMLA), 2012 11th International Conference on, volume 2: 515-520.
- [10] Zhong M, Goddard N, and Sutton C. Signal aggregate constraints in additive factorial HMMs, with application to energy disaggregation[C]. In Advances in Neural Information Processing Systems, 2014: 3590-3598.
- [11] Zhao B, Stankovic L, and Stankovic V. Blind non-intrusive appliance load monitoring using graph-based signal processing[C]. In 2015 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP): 68-72.
- [12] Batra N, Singh A, Whitehouse K. Gemello: Creating a Detailed Energy Breakdown from Just the Monthly Electricity Bill[C]. In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2016: 431-440.
- [13] Kelly J. and Knottenbelt W. Neural NILM: Deep neural networks applied to energy disaggregation[C]. In Proceedings of the 2nd ACM International Conference on Embedded Systems for Energy-Efficient Built Environments, 2015: 55-64.
- [14] Kelly and W. Knottenbelt. The UK-DALE dataset, domestic appliance-level electricity demand and whole-house demand from five uk homes[J]. Scientific Data, 2(150007), 2015. doi:10.1038/sdata.2015.7.
- [15] Kolter J Z, Johnson M J. REDD: A Public Data Set for Energy Disaggregation Research[J]. Sustkdd, 2011, 25.
- [16] L Mauch and B Yang, A new approach for supervised power disaggregation by using a deep recurrent LSTM network[C]. in Proc. IEEE Global Conf. Signal Inf. Process. (GlobalSIP), Dec. 2015: 63-67.
- [17] Murray D, Stankovic L, Stankovic V. An electrical load measurements dataset of United Kingdom households from a two-year longitudinal study[J]. Scientific Data, 2017, 4: 160122.
- [18] Oord A V D, Dieleman S, Zen H, et al. WaveNet: A Generative Model for Raw Audio[J]. 2016.

作者简介:



董哲 (1981—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为机器学习, 嵌入式系统, 网络化控制系统。Email: dongzhe@ncut.edu.cn

陈玉梁 (1996—), 男, 硕士研究生, 主要研究领域为自然语言处理和 非侵入式负荷分解。Email: 18811730856@163.com

薛同来, (1984—), 男, 河北省保定人, 高级工程师, 博士, 研究方向: 环境污染控制系统开发与应用。Email: xueltl@ncut.edu.cn

邵若琦 (1996—), 女, 硕士研究生, 主要研究领域为人工智能和自然语言处理。Email: 1225674164@qq.com

收稿日期: 2020-09-15; 修回日期: 2020-09-30

(杜景飞 编发)