

电力系统及其自动化学报
Proceedings of the CSU-EPSA
ISSN 1003-8930, CN 12-1251/TM

《电力系统及其自动化学报》网络首发论文

题目: 基于条件生成对抗网络的非侵入式负荷分解
作者: 成贵学, 陈博野, 赵晋斌, 费敏锐
DOI: 10.19635/j.cnki.csu-epsa.000587
收稿日期: 2020-04-23
网络首发日期: 2020-09-27
引用格式: 成贵学, 陈博野, 赵晋斌, 费敏锐. 基于条件生成对抗网络的非侵入式负荷分解. 电力系统及其自动化学报. <https://doi.org/10.19635/j.cnki.csu-epsa.000587>



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。

基于条件生成对抗网络的非侵入式负荷分解

成贵学¹, 陈博野¹, 赵晋斌², 费敏锐³

(1. 上海电力大学计算机科学与技术学院, 上海市 200090; 2. 上海电力大学电气工程学院上海市 200090;
3. 上海大学机电工程与自动化学院, 上海市 200072)

摘要：以建筑楼宇电力负荷为核心的电能管理技术是智能电网的研究热点。非侵入式负荷分解技术通过对每户电表总表数据分解，在不侵犯用户隐私的前提下，得到家庭每个用电器的耗电情况。对图像翻译模型 Pix2pix 进行针对性改进，提出一种基于条件生成对抗网络的非侵入式负荷分解方法。将随机噪声和总负荷作为生成器的输入，生成类似真实电器负荷的序列。判别器将总负荷与生成序列或者总负荷与真实序列成对作为输入进行判别。通过生成器与判别器之间的对抗训练，最终生成器生成令判别器无法鉴别真伪的负荷序列，以达到分解目的。利用公开数据集 UK-dale 对所提方法的有效性进行了验证，结果表明所提分解方法与现有负荷分解方法相比在精确度和误差上有明显进步。

关键词：非侵入式负荷分解；生成对抗网络；图像翻译；深度学习

中图分类号：TM714 **文献标志码：**A

DOI：10.19635/j.cnki.csu-epsa.000587

Non-intrusive Load Disaggregation Based on Conditional Generative Adversarial Network

CHENG Guixue¹, CHEN Boye¹, ZHAO Jinbin², FEI Minrui³

(1. School of Computer Science and Technology, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;
2. School of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;
3. School of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

Abstract: Energy management technology based on building power load is a research hotspot of smart grid. For the sake of protection of user's privacy, non-intrusive load monitoring aims to estimate the appliances individual contributions to the aggregate power consumption by using measurements of the total power consumption. A conditional generative adversarial network based on modified Pix2pix framework is proposed for load disaggregation. Random noise and aggregate load are taken as the input of the generator to generate a sequence similar to the real electrical load. The discriminator pairs the aggregate load with the generated sequence or the aggregate load with the real sequence as the input. Through the adversarial training between the generator and the discriminator, the generator finally generates the load sequence that the discriminator cannot identify to achieve the purpose of disaggregation. The proposed method is tested on UK-dale dataset. Experimental results show the advantages of the proposed method in accuracy and error compared to some state-of-the-art NILM model.

Key words: non-intrusive load disaggregation; GAN (generative adversarial network); image translation; deep learning

构建智能用电策略是智能电网^[1]适应新时代生产生活的迫在需求，智能用电策略对于改善居民用户用电方式，减少电能消耗具有重要作用。智能用电策略制定的关键是了解用电用户电器设备的耗能分配与使用习惯。传统的负荷分解采用在各用电器接口处安装传感器的方式直接监测用电情况。1992年，Hart提出非侵入式负荷分解技术(non-intrusive load monitoring, NILM)，相比之下，这是一种经济便利的监测方法^[2]。随着大数据技术、人工智能算法的进步，以及智能电网、能源互联网^[3]战略的推进，非侵入式负荷分解作为需求侧精细化能量管理的关键技术逐渐成为研究热点。

国内外研究者针对非侵入式负荷分解问题已经完成了大量的研究。按照负荷数据的采样频率，可分为高频数据和低频数据两大类。高频数据包含总谐波畸变率、电压噪声和V-I轨迹这些状态信息。文献[4]将总谐波失真系数作为特征，提出一种改进的动态粒子群寻优算法，解决了过早收敛的缺陷，负荷辨识准确率显著提升。文献[5]采用主成分分析法对电网络数据降维后，利用Fisher有监督判别算法对负荷数据实现有效分离。然而获取高频数据必须安装多个量测设备获取监测数据^[6]，这会大大加重用户的使用成本。

有学者结合机器学习的方法，提出了K近邻^[6]、

收稿日期：2020-04-23 修回日期：2020-08-27

支持向量机^[8]、隐马尔科夫模型（Hidden Markov Models, HMM）^[9]等分解方法。文献[10]以电器电流序列与总电流序列的欧式距离为目标，对鸟群算法进行改进，达到识别负荷以及估测电器电流的目的，但是对于电流幅值较小的电器效果并不理想。2014 年 Batra 和 Kelly 等人对模型进行组合，实现了组合优化（Combinatorial Optimisation, CO）方法和因子隐马尔可夫模型算法（Factorial Hidden Markov Models, FHMM）以提高非侵入式监测准确率，并做成了工具包 NILMTK 作为非侵入式监测准确率的对比算法^[11]，但是组合模型的计算效率不高，无法处理复杂数据。

随着人工智能的不断发展，已经有学者将一些已经在图像识别、自然语言处理中成熟使用的深度学习模型应用到负荷分解的研究中。文献[12]应用了长短期记忆网络(Long Short Term Memory Networks, LSTM)、去噪自编码器（Denoising Autoencoder, DAE）以及卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN），是深度学习在非侵入式负荷分解中的开创性应用，其效果较传统方法大有提升。文献[13]对去噪自编码器的网络拓扑结构进行了研究，通过使用中值滤波器重新组合负荷分解的输出来改进算法。文献[14]使用滑动窗口的方法，提出了一种序列到点的卷积神经网络模型，能使神经网络将其表征能力集中在窗口中点，从而产生更准确的分解。文献[15]提出采用深度卷积生成对抗网络进行负荷分解，并且使用有类别判断的辅助分类器生成对抗网络进行改进，尽管效果没有明显提升，但是表明了生成对抗网络在负荷分解中的应用前景。

为了进一步提高深度学习在非侵入式负荷分解领域的效果，本文将图像翻译模型 Pix2pix 引入到负荷分解算法中，提出一种基于条件生成对抗网络的非侵入式负荷分解方法。该模型包含两个相互竞争的神经网络模型，不断学习真实样本分布的生成器，判断训练样本来自真实样本还是生成样本的判别器。通过两个模型不断地对抗训练，最终生成器产生令判别器无法辨别真假的负荷序列，从而达到负荷分解的目的。利用英国 UK-dale 数据集对模型进行训练与测试，并与 DAE, LSTM, Seq2point 几种算法进行比较，验证本文所提模型的优越性。

1 生成对抗网络

1.1 原始生成对抗网络

2014 年，Goodfellow 等人提出了一种通过对抗训练来评估生成模型的新框架^[16]——生成对抗网络（Generative Adversarial Networks, GANs）。GAN 的主要构思来源于博弈论中零和博弈的思想，由一个生成

器 G(Generator)和一个判别器 D(Discriminator)构成，如图 1 所示。生成器的目的是学习真实样本的分布，生成相似度逼近真实样本的生成样本，而判别器的作用则是判断输入的样本是生成样本还是真实样本。生成器和判别器不断地对抗训练，尽可能地提高判别器准确判断出数据是生成样本还是真实样本的能力，最终目的是达到生成器的生成数据与真实数据的相似度最大化。训练过程可以看作是函数 $V(G, D)$ 的极小化极大的博弈问题：

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim P_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim P_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (1)$$

式中， $P_{data}(x)$ 表示真实数据分布； $D(x)$ 表示判别器判断输入数据为真实数据的概率； x 表示真实样本； z 表示输入生成器中的随机噪声； $P_z(z)$ 表示生成数据分布； $G(z)$ 表示生成器在随机噪声作用下的生成数据。

训练流程通常是先初始化判别器和生成器的参数，生成器生成样本后固定生成器，训练判别器尽可能地准确判别真实数据和生成数据。对判别器更新若干次后，固定判别器，更新生成器参数，训练生成器尽可能减小生成数据与真实数据之间的差异。如此交替迭代，直至模型趋于稳定。

Goodfellow 等人证明了当且仅当 $P_z = P_{data}$ 时，极大极小化的双方博弈问题存在全局最优解，即达到纳什均衡，此时生成器学会了与真实样本 P_{data} 的近似概率分布，使得判别器的准确率稳定停留在 1/2 上。

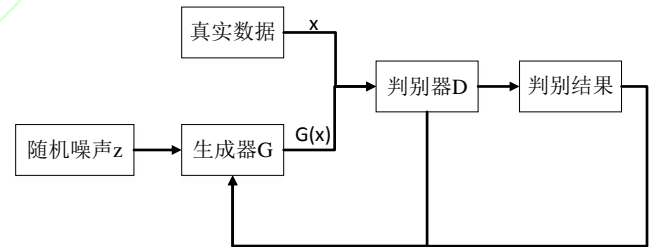


图 1 GAN 网络模型结构示意图

Fig.1 GAN model architecture diagram

1.2 条件生成对抗网络

原始 GAN 对于生成器几乎没有任何约束，使得生成过程过于自由。条件生成对抗网络（Conditional Generative Adversarial Networks, CGAN）改善了 GAN 过于自由的问题，使网络朝着既定的方向生成样本，是一个对 GAN 进行条件约束的 GAN 变种网络^[17]。CGAN 的网络结构如图 2 所示，其生成器和判别器的输入多了一个约束项 y ，约束项可以是一个类别标签，也可以是部分数据属性。CGAN 目标函数为：

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x|y)] + E_{z \sim P_z(z)} [\log(1 - D(G(z|y)))] \quad (2)$$

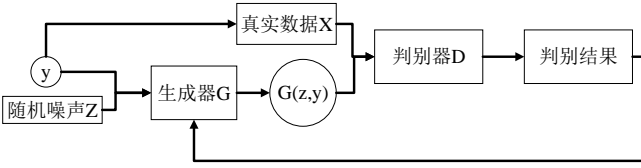


图 2 CGAN 网络模型结构示意图

Fig.2 CGAN model architecture diagram

2 Pix2pix 框架下的非侵入式负荷分解模型

2.1 Pix2pix 框架结构

Phillip Isola 于 2017 年提出一种 Pix2pix^[18] 的网络架构在图像翻译的任务中取得较好的效果。Pix2pix 即像素点（输入信息）对像素点做出预测，达到图像与图像之间不同形式风格的转换，生成器使用 U-net 网络，判别器使用马尔可夫判别器模型。负荷分解问题也可以看成输入的总负荷序列对某电器负荷做出预测。本文根据负荷数据是一维序列的特点，对 Pix2pix 框架中生成器和判别器做针对性改进，神经网络卷积层从二维改成一维，使之能接受负荷数据。在 U-net 网络中使用批大小为 1 的实例归一化，保持样本之间的独立性。

如图 3 所示，将用户用电总表负荷序列 x 作为生成器模型的输入，通过在生成器模型的解码器部分加入 Dropout 来模拟噪声，生成一个类似某电器真实负荷序列 y 的生成序列 $G(x, z)$ ，判别器则把 x 与 y 或者 x 与 $G(x, z)$ 的成对序列作为输入进行判别，即将总表负荷序列 x 作为 CGAN 的条件信息。生成器与判别器以对抗的方式不断进行训练，从而优化总表负荷序列和生成的某电器负荷序列之间的映射关系，最后得到近乎稳定的模型，其中生成器网络 G 为可以对未知总负荷序列进行分解的最终目标模型。

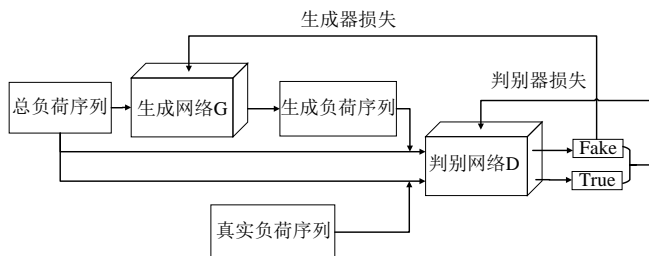


图 3 Pix2pix 框架下的负荷分解模型

Fig.3 NILM model based on Pix2pix

Pix2pix 目标函数为：

$$L_{CGAN}(G, D) = E_{x, y} [\log D(x, y)] + E_{x, z} [\log(1 - D(x, G(x, z)))] \quad (3)$$

其中 z 为随机输入噪声向量， x 为总表负荷序列。

生成器的目标是最小化该目标函数，判别器的目标是最大化该目标函数，即：

$$G^* = \arg \min_G \max_D L_{CGAN}(G, D) \quad (4)$$

在生成器中加入其它的 L1 距离损失对生成器的生成质量。

$$\mathcal{L}_{L1}(G) = E_{x, y, z} [\|y - G(x, z)\|_1] \quad (5)$$

最终的目标函数为：

$$G^* = \arg \min_G \max_D \mathcal{L}_{CGAN}(G, D) + \lambda \mathcal{L}_{L1}(G) \quad (6)$$

2.2 生成器 U-net

U-net 网络^[19]相较于普通的先降采样到低维度，再上采样到原始维度的编码-解码网络(Encoder-Decoder)有所不同，其具有跳跃连接结构，对应的特征图和解码之后的同样大小的特征图按通道拼接在一起。浅层网络会保留明显的内容信息，网络层越深，内容信息会减少，U-net 网络具有的跳跃连接结构能将在编码网络靠近输入的浅层提取到简单特征和靠近输出的深层提取到复杂特征裁剪复制到解码器。通过整合多尺度信息，可以使得解码阶段恢复的特征细节更加丰富，并且降低生成器学习的难度。

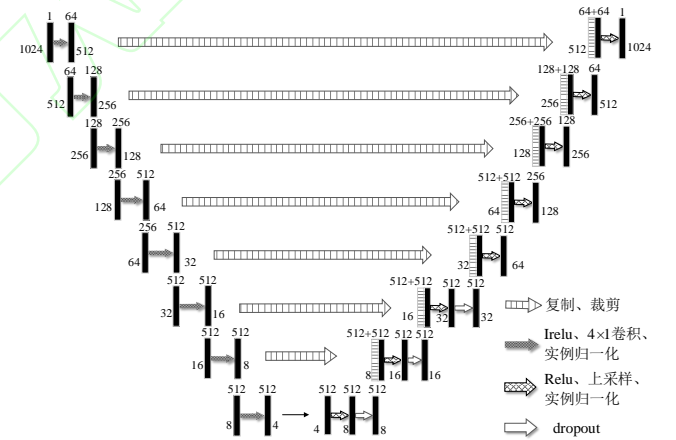


图 4 生成器 U-net 结构

Fig.4 U-net structure of Generator

如图 4 所示，序列上方的数字代表通道数，左下方数字表示序列的长度。网络左半边为收缩路径，使用 4×1 的一维卷积核进行卷积操作后添加实例归一化^[20]，激活函数 Leaky ReLU^[21] 的负区间斜率取 0.2，来提高网络训练速度。网络右边为扩张路径，使用 4×1 的一维反卷积核进行上采样操作。解码器部分 Dropout 的参数 keep_prob 设置为 0.5，即随机丢掉 50% 网络节点。

2.3 马尔可夫判别器

普通的 GAN 判别器一般只需输出一个真或假的标量。本文采用马尔可夫判别器^[18]，相比直接判断生

成的序列是否为真，马尔可夫判别器在判别过程中将生成序列分为若干片段，对每个片段做真假判别，将所有片段的判别结果取平均作为输出。这种方法实现了局部序列特征的提取和表征，能够实现相比单标量输出更为精确的整体差异表示，从而提高生成对抗网络的效率和效果。

本文的判别器网络结构如表 1 所示。输出序列的每一个值代表一个片段序列与真实序列的相似度，取平均值后，即为判别器的最终输出。

表 1 判别器结构及参数

Tab.1 Discriminator structure and parameters			
层数	名称	参数	数值
1	1D 卷积层	卷积核大小	4
		滤波器数量	64
		步长	2
		激活函数	LeakyRelu
2	1D 卷积层	卷积核大小	4
		滤波器数量	128
		步长	2
		激活函数	LeakyRelu
3	实例归一化层		
4	1D 卷积层	卷积核大小	4
		滤波器数量	256
		步长	2
		激活函数	LeakyRelu
5	实例归一化层		
6	1D 卷积层	卷积核大小	4
		滤波器数量	512
		步长	1
		激活函数	LeakyRelu
7	实例归一化层		
8	1D 卷积层	卷积核大小	4
		滤波器数量	1
		步长	1
		激活函数	LeakyRelu
9	全连接层	神经元数量	1
		激活函数	Sigmoid

2.4 模型训练

训练过程中，生成器和判别器循环交替地进行梯度下降，针对生成器使用自适应矩估计 (adaptive moment estimation, Adam)^[22]作为优化器，学习率设置为 0.0002， $\beta_1=0.5$ ， $\beta_2=0.999$ 。针对判别器使用随机梯度下降 (stochastic gradient descent, SGD) 作为优化器，学习率设置为 0.001。

3 数据及处理方法

3.1 数据集及电器选取

本文使用英国能源研究中心发布的 UK-dale 公开数据集^[23]作为源数据进行实验。该数据集通过电流传感器、功率记录仪等设备共记录五户英国家庭的负荷数据，包括有功功率、电流信息、以及电器开关状态。采样时间跨度从 2012 年 11 月持续到 2015 年 1 月，采样频率为 1/6Hz。每个住宅的负荷数据包含 1 个总表功率记录和 5 至 52 个数量不等的电器每时刻单独功率记录。

本文选取水壶、冰箱、洗衣机、微波炉以及洗碗机这 5 种在该数据集中各住宅内唯一存在的电器作为研究对象，暂未考虑同类负荷存在多个的情况下进行负荷分解。用于训练和用于测试的数据并不来自于同一住宅，可以满足深度学习泛化性的要求。另外，这 5 种用电器具有不同的运行特性：水壶和冰箱的负荷只有两种状态，且冰箱有周期性，洗衣机和洗碗机的负荷变化具有状态多时间长特点，而微波炉运行时间短且功率变化频繁。因而可以全面地验证本文所提模型的分解性能。

3.2 数据预处理

对 5 种用电器，其训练集与测试集的设置如下：

表 2 训练、测试住宅分配

Tab.2 Residences used for training and testing.		
用电器种类	训练房屋号	测试房屋号
水壶	1, 2, 3, 4	5
冰箱	1, 2, 4	5
洗碗机	1, 2	5
微波炉	1, 5	2
洗衣机	1, 5	2

对于因为设备原因导致的数据缺失，短于三分钟的做正向填充，长于三分钟的做零填充。为了避免文献[12]的等长度序列到序列模型导致的收敛难度大，以及文献[14]的序列到点模型导致的预测过程运算量偏大。本文采用输出序列长度为输入序列一半的构造方式，通过更长的输入信息来提升生成器模型对目标序列前后特征信息的感知能力。

数据集中用电器大多数时间处于无功耗待机状态，因此可以用作训练样本的有效数据比例有限。通过定步长顺序滑动窗口和随机位置滑动窗口两种方式来合成数据，以 1: 1 的比例从合成数据中提取包含负荷激活的正样本和不包含负荷激活的负样本。

4 算例分析与结果

本文实验环境为 Intel(R) Core(TM) i5-8300H CPU @ 2.30GHz 处理器，16G 运行内存，NVIDIA GeForce GTX 1060 显卡。整体模型在 TensorFlow 深度

学习框架实现。

4.1 负荷分解结果可视化分析

图 5 为各负荷真实功率与经模型分解后功率的直观对比图。可以看出，通过所设计的生成网络和判别网络多次的对抗训练后，生成器的分解效果可以满足对于用电器功率切换特征的学习。分解所得的负荷功率曲线与真实功率曲线有一定重合度。对于洗衣机、冰箱、水壶，本文的模型分解准确度较高。对于洗碗机和微波炉，因为使用的模式和时间随机性较大，模型并不能特别好地进行分解，分解的起始或终止位置容易出现偏差，但对于负荷状态切换能做出有效识别，且分解功率值也较为准确。以上实验结果表明，某一住宅使用经其他住宅数据训练后的模型进行负荷分解，也能获得良好的分解效果，证明了条件生成对抗网络分解模型具有较强的稳定性与鲁棒性。

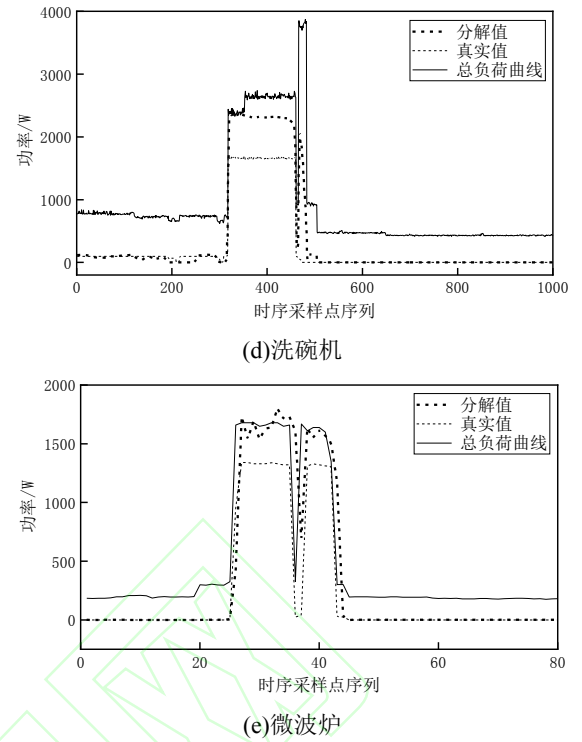
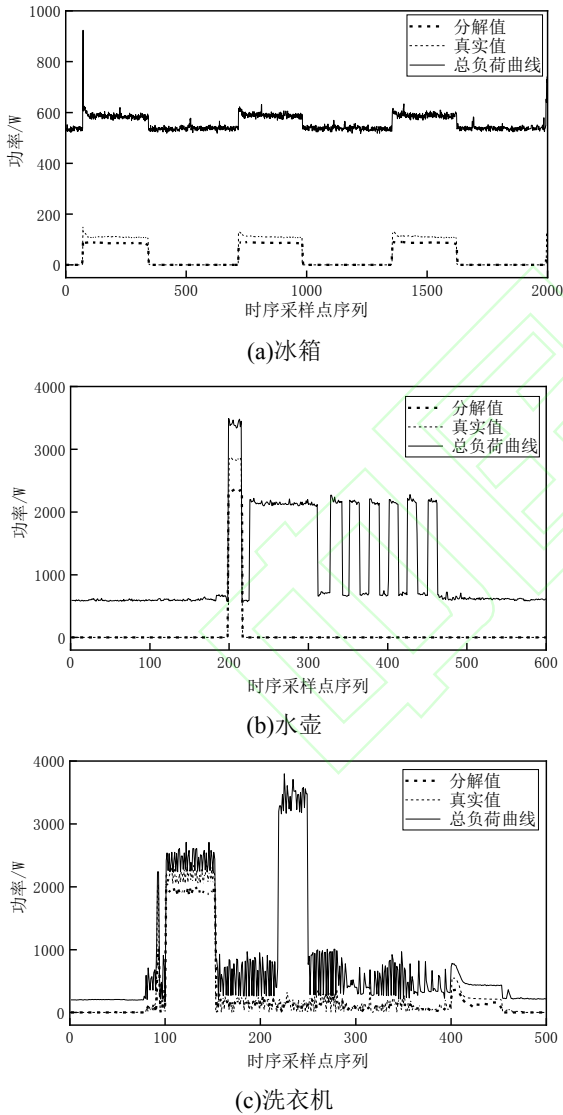


图 5 各用电器真实功率与分解功率对比

Fig.5 Comparison of real power and predicted power of each electric appliances

4.2 评价指标及分解结果对比

本文选取召回率、精确率、F1 分数、准确率以及平均绝对误差^[12]对所提模型的分解效果做出量化评价，具体计算方法如下所示：

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

$$F1 = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall} \quad (9)$$

$$accuracy = \frac{TP + TN}{P + N} \quad (10)$$

$$MAE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |\hat{y}_t - y_t| \quad (11)$$

TP 表示分解数据和真实数据都是运行状态的序列点数目；FP 表示分解数据中运行而真实数据中关闭的序列点数目；TN 表示分解数据和真实数据都是运行状态的序列点数目；FN 表示分解数据中关闭而真实数据中运行的序列点数目；P 表示真实数据中运行的序列点总数；N 表示真实数据中关闭的序列点总数； y_t 为 t 时刻用电器真实功率， \hat{y}_t 为 t 时刻模型分解功率。

以上指标经由前期研究者提出并多次评价验证，可很好的反映非侵入式负荷分解的性能。准确率以及 F1 分数可以反映生成对抗网络分解模型对于用电设备工作状态判断的准确度。平均绝对误差反映分解得到

的负荷与真实值之间的偏离程度。

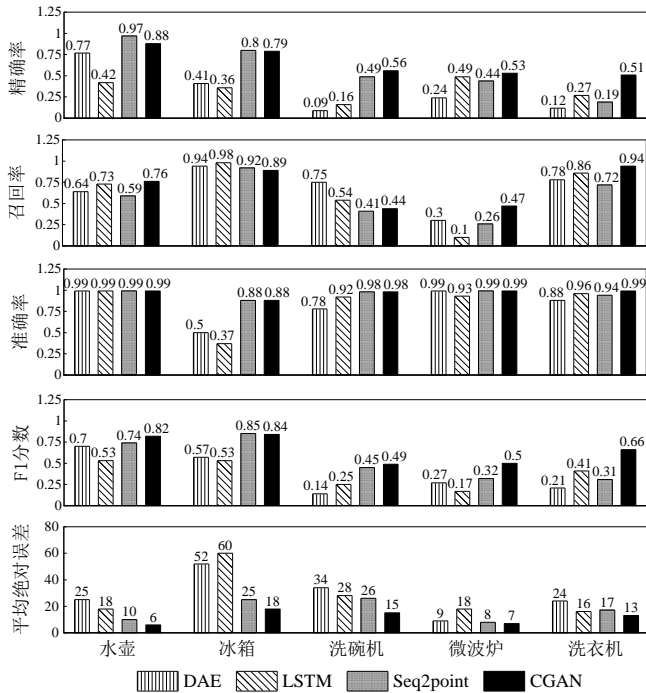


图 6 本文模型与文献[12][24]模型负荷分解效果对比

Fig.6 Disaggregation performance comparison between proposed method and algorithms in [12][24]

文献[12]和文献[24]是非侵入式负荷分解领域应用深度学习比较成功的研究。本文复现了文献[12]和文献[24]中使用的 DAE, LSTM 和 Seq2point 的分解模型作为对照模型。

如图 6 所示,对于所选取的用电设备,本文提出的模型负荷分解能力具有较高可靠性。负荷工作模式较为规律的水壶,冰箱和洗碗机已经在其它神经网络模型中有不错效果,相较之下本文模型提升不明显。对于微波炉和洗衣机,对照模型的分解效果一般,本文模型在 F1 分数和平均绝对误差上均提升明显。说明了本文所提的条件生成对抗网络模型在非侵入式负荷分解问题上具有适用性。

5 结论

本文采用深度学习的方法,借鉴 Pix2pix 模型在图像翻译中的使用,提出了一种基于条件生成对抗网络的非侵入式负荷分解方法。根据数据特征,针对性优化了生成器 U-net 网络和马尔可夫判别器。利用 U-net 网络模型能保留潜在序列特征的优点,通过生成器和判别器对抗式地进行训练,构建用户总负荷和用电器负荷之间的映射关系,最终生成可以用于对总负荷进行分解的模型,从而实现非侵入式负荷分解的目的。通过真实数据集验证,本文模型的 F1 分数和平均绝对

误差指标均不同程度优于目前非侵入式负荷分解领域热门的几种深度学习分解模型。

本文所提模型虽然在分解效果上有优势,但是因为深度学习对模型训练的数据量以及计算机内存、运算能力要求较高,该方法的实际计算速度较慢。下一步将继续对生成对抗网络的结构和参数进行优化,在提升分解效率方面展开研究。

参考文献:

- [1] 余贻鑫, 秦超 (Yu Yixin, Qin Chao). 智能电网基本理念阐释 (Expatiation on the basic ideas of smart grid) [J]. 中国科学: 信息科学 (Scientia Sinica (Informationis)), 2014, 44(6):694-701.
- [2] Hart G W. Nonintrusive appliance load monitoring[J]. Proceedings of the IEEE, 1992, 80(12): 1870-1891.
- [3] 赵东元, 高峰 (Zhao Dongyuan, Gao Feng). 能源互联网对电力需求侧管理变革的影响 (Impact of energy internet on power demand side management evolution) [J]. 电力建设 (Electric Power Construction), 2017, 38(5):11-17.
- [4] 孙毅, 张璐, 赵洪磊, 等 (Sun Yi, Zhang Lu, Zhao Honglei, et al). 基于动态自适应粒子群算法的非侵入式家居负荷分解方法 (A non-intrusive household load monitoring method based on dynamic adaptive particle swarm optimization algorithm) [J]. 电网技术 (Power System Technology), 2018, 42(6): 1819-1826.
- [5] 祁兵, 程媛, 武昕 (Qi Bing, Cheng Yuan, Wu Xin). 基于 Fisher 有监督判别非侵入式居民负荷辨识方法 (Non-intrusive household appliance load identification method based on fisher supervised discriminant) [J]. 电网技术 (Power System Technology), 2016, 40(8): 2484-2490.
- [6] Tabatabaei S M, Dick S, Xu W. Toward non-intrusive load monitoring via multi-label classification [J]. IEEE Trans on Smart Grid, 2017, 8(1):26-40.
- [7] 刘然 (Liu Ran). 结合改进最近邻法与支持向量机的住宅用电负荷识别研究 (Research on Household Load Identification Combining Improved Nearest Neighbor Method and Support Vector Machine) [D]. 重庆: 重庆大学 (Chongqing: Chongqing University), 2014.
- [8] Jiang Lei, Luo Suhuai, Li Jiaming. An approach of household power appliance monitoring based on machine learning [C]// The 5th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation. Zhangjiajie, China, 2012: 577-580.
- [9] 单光普 (Shan Guangpu). 基于 HMM 的非侵入式居民用电负荷分解研究 (Study on Non-Intrusive Load Decomposition of Residential Electricity Based on HMM) [D]. 北京: 华北电力大学 (Beijing: North China Electric Power University), 2018.
- [10] 王慧娟, 杨文荣, 杨庆新 (Wang Huijuan, Yang Wenrong, Yang Qingxin). 改进鸟群算法在家电负荷分解中的应用

- (Application of improved bird swarm algorithm in home appliance load disaggregation)[J].电力系统及其自动化学报 (Proceedings of the CSU-EPSC), 2019, 31(10):140-144.
- [11] Batra N, Kelly J, Parson O, *et al.* NILMTK: An open source toolkit for non-intrusive load monitoring[C]//The 5th ACM International Conference on Future Energy Systems. Cambridge, UK, 2014:265-276.
- [12] Kelly J, Knottenbelt W. Neural NILM: Deep neural networks applied to energy disaggregation[C]//The 2nd ACM International Conference on Embedded Systems for Energy-Efficient Built. Seoul, South Korea, 2015: 55-64.
- [13] Bonfigli R, Felicetti A, Principi E, *et al.* Denoising autoencoders for non-intrusive load monitoring: improvements and comparative evaluation[J].Energy and Buildings, 2018, 158: 1461-1474.
- [14] Zhang Chaoyang, Zhong Mingjun, Wang Zongzuo, *et al.* Sequence-to-point learning with neural networks for non-intrusive load monitoring[C]// 32nd AAAI Conference on Artificial Intelligence. New Orleans, USA, 2018:2604-2611.
- [15] Kaibin Bao, Ibrahimov K, Wagner M, *et al.* Enhancing neural non-intrusive load monitoring with generative adversarial networks[J].Energy Informatics, 2018, 1: 295-302.
- [16] Goodfellow I J, Pouget-Abadie J, Mirza M, *et al.* Generative adversarial nets [C]//27-28th Annual Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal Canada, 2014:2672-2680.
- [17] Mirza M, Osindero S. Conditional generative adversarial nets[J].arXiv preprint arXiv:1411.1784, 2014.
- [18] Isola P, Zhu Jun-Yan, Zhou Tinghui, *et al.* Image-to-image translation with conditional adversarial networks. [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA, 2017: 5967-5976.
- [19] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Munich, Germany, 2015: 234-241.
- [20] Ulyanov D, Vedaldi A, Lempitsky V. Instance normalization: The missing ingredient for fast stylization[J].arXiv,preprint arXiv: 1607.08022, 2016.
- [21] Mass A L, Hannun A Y, Ng A Y. Rectifier nonlinearities improve neural network acoustic models[C]//International Conference on Machine Learning. Miami, USA, 2013: 1152-1160.
- [22] Kingma D P, Ba J L. Adam: A method for stochastic optimization[C]//3rd International Conference on Learning Representations. San Diego, USA, 2015.
- [23] Kelly J, Knottenbelt W. The UK-DALE dataset, domestic appliance-level electricity demand and whole-house demand from five UK homes[J].Scientific Data, 2015, 2: 150007.
- [24] Krystalakos O, Nalmpantis C, Vrakas D. Sliding window approach for online energy disaggregation using artificial neural networks[C]//10th Hellenic Conference on Artificial Intelligence. Patras, Greece, 2018.

作者简介:

成贵学 (1971—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为过程自动化、电力系统设备控制与检测、电力信息化及新能源。Email: shiepcheng@126.com

陈博野 (1996—), 男, 硕士研究生, 研究方向为非侵入式负荷分解。Email: chenboye@mail.shiep.edu.cn

赵晋斌 (1972—), 男, 博士, 教授, 研究方向为现代电力电子技术在电力系统中的应用、新能源发电技术。Email: zhaojinbin@shiep.edu.cn