

基于数据驱动的用户用能行为分析方法

李江峡¹, 马艳², 古海生³, 伍先艳⁴, 田斌⁴, 柴涛¹

(1. 三峡大学 水电站运行与控制湖北省重点实验室, 湖北 宜昌 443002; 2. 武汉交通职业学院, 湖北 武汉 430000; 3. 国网安徽省合肥市供电公司, 安徽 合肥 230000; 4. 国网湖北省恩施供电公司, 湖北 恩施 445000)

摘要:随着综合能源系统的快速发展,为了满足综合能源系统联合规划的需要,亟需对综合能源系统中用户用能行为进行分析建模。基于数据驱动思想,引入了深度学习方法,提出了一种用于用户用能行为分析的方法。首先,对影响用户用能行为的数据类型、结构进行分析;然后,引入Seq2Seq技术,以GRU为神经元构建深度学习模型;最后,通过算例对所提方法的有效性进行验证。算例研究表明:所提的方法能够以海量历史数据为基础,准确预测出用户的用能行为情况。

关键词:用户用能行为分析;数据驱动;深度学习;Seq2Seq技术;GRU

中图分类号:TM391.4 **文献标志码:**A **文章编号:**2096-4145(2020)09-0063-06

Analysis Method of Data-driven Energy Use Behavior of Users

LI Jiangxia¹, MA Yan², GU Haisheng³, WU Xianyan⁴, TIAN Bin⁴, CHAI Tao¹

(1. Hubei Provincial Key Laboratory for Operation and Control of Cascaded Hydropower Station, China Three Gorges University, Yichang 443002, China; 2. Wuhan Technical College of Communications, Wuhan 430000, China; 3. State Grid Anhui Hefei Power Supply Company, Hefei 230000, China; 4. State Grid Hubei Enshi Power Supply Company, Enshi 445000, China)

Abstract: With the rapid development of integrated energy system, it is urgent to analyze and model the energy use behavior of users in order to meet the needs of integrated energy system joint planning. Based on the idea of data-driven, deep learning method is introduced, and analysis method for energy use behavior of users is proposed. Firstly, the data types and structures that affect energy use behavior of users are analyzed. Then, Seq2Seq technology is introduced to construct a deep learning model with GRU as the neuron. Finally, the effectiveness of the proposed method is verified by an example. The example shows that the proposed method can accurately predict the energy use behavior of users based on massive historical data.

Key words: energy use behavior of users; data-driven; deep learning; Seq2Seq technology; GRU

0 引言

近年来,面对日益加深的能源环境危机,从更大范围的宏观角度来统筹考虑不同类型能源系统的发展问题,从而提高能源的综合利用效率已成为世界各国的普遍共识^[1-4]。在较长的时间尺度下,受

市场环境、政策导向等因素的影响,人们对不同形式能源的选择也并非一成不变,同时人们的能源消费需求往往相对稳定^[5]。不同形式能源间的转换关系存在物理意义不明确,统计学特征明显的特点,无法直接构建其能源转换的物理模型^[6]。

用户用能行为分析是近年来的研究热点,但目前的研究大多集中于对用户用电行为的分析方面^[7-13],而从综合能源系统角度对用户的综合用能行为分析建模的研究尚处于起步阶段。文献[14]在综合能源系统中多能协同优化问题上考虑了用户用能行为,

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61876097)

Project Supported by the National Natural Science Foundation of China (61876097)

但并未建立针对用户用能行为分析的数学模型。随着智能监测设备和信息技术的不断发展,规模庞大、结构复杂以及具有高度实时性的综合能源系统数据不断涌现,以机器学习和大数据运算平台为主的实时数据快速分析已成为综合能源系统规划辅助决策的重要手段^[15-17]。文献[18]构建了基于深度置信网络(Deep Belief Network, DBN)^[19-20]的深度学习模型,提出了一种综合能源系统用户用能行为的聚类分析方法和用户用能行为的预测模型。

上述研究仍然存在以下3个方面问题有待改进:1) 用户用能行为数据是典型的强时序性数据,而采用文献[18]的非时序型网络模型无法学习到数据时刻间的时序性特征,在实际预测问题中其性能往往受限;2) 文献[18]采用的DBN是一种无监督学习模型,其特点是自动从输入数据中找出其潜在类别规律。其适用范围一般为聚类、分类问题。无法用于输入-输出关系的建模;3) 用户用能行为数据(例如,电、热、气)间存在互补耦合关系,而气候、日期、负荷等因素也是同时交互影响用户用能行为的。因此,实际的用户用能行为模型的输入输出数据之间构成的是复杂的耦合关系。然而,文献[18]采用了普通的聚类方法直接将这一复杂耦合关系硬“解耦”,得到了电、热、气分离的深度学习模型。该方法的聚类精度直接影响到对用户用能行为的分析。因此,提出一种能够同时拟合复杂耦合关系的深度学习模型可以极大地提升其预测精度。

与DBN构成的深度学习模型不同,门限循环神经网络(Gated Recurrent Unit, GRU)采用的是监督式学习方法。每个GRU神经元都可以按照数据的时序进行展开,同时模型能够接纳多种类型特征数据的输入输出,可以更好地适用于时序相关数据的回归预测^[21]。考虑到用户用能行为分析的时间尺度较长,其输入输出数据的时间步也存在不一致情况,因此GRU并不适用。而Seq2Seq技术^[22]能够将GRU神经元组合成为一种新型结构,并且能够适用于时序不一致情况。因此,建立基于GRU神经元与Seq2Seq技术的深度学习模型是一种可行的方法。

针对现状,基于数据驱动思想,引入了深度学习方法,提出了一种用于用户用能行为分析的方法。首先,对影响用户用能行为的数据类型、结构进行分析;然后,引入Seq2Seq技术,以GRU为神经元构建深度学习模型;最后,算例验证了所提方法的有效性。

1 用户用能行为数据的特征

用户用能行为数据既包含影响用户用能行为的因素,也包含用户用能行为,分别称之为输入侧数据、输出侧数据。

1.1 输入侧数据

影响用户用能行为的因素一般有经济水平、政策导向、地理位置、负荷成分、节假日、季节等^[23]。

经济水平指的是一个地区经济发展的规模、速度和所达到的水准。经济水平决定本地区的能源发展水平和能源发展方向。在数值上是具有时间连续性的离散化(整数)数据。

政策导向特指与能源发展相关的政策,通常政府通过电价、供暖价格、气价等激励用户合理使用能源,从而调整能源结构使之趋于合理。在数值上是具有时间连续性的离散化(整数)数据。

地理位置指的是研究对象所处的空间位置。例如中国北方城市的冬季会存在集中供暖行为,但南方城市却不需要大规模供暖,反而南方城市在冬季会采用电转热的方式独立供暖。因此,地理位置在能源分布中具有较大影响。在数值上是具有时间连续性的离散化(整数)数据。

负荷成分指的是研究区域内的能源类型占比情况。有的区域聚集有大量用电负荷,而仅有少量或没有用热、气的负荷;有的区域既需要大量的电负荷也需要大量的气负荷;有的区域存在电、热、气多种负荷混用情形。在数值上是具有时间连续性的连续型(浮点数)数据。

节假日指的是受节日、假日的影响某地区的用能需求会突增,某地区的用能需求会突降,各能源的需求比例也将出现大的变动。在数值上是具有时间连续性的离散化(整数)数据。

季节指的是季节不同带来的用户用能行为的差异。例如,夏、秋季节全国范围内基本不需要大规模的集中供暖,反而用电需求会增加。在数值上是具有时间连续性的离散化(整数)数据。

1.2 输出侧数据

用户的用能行为一般包含用户对电负荷、热负荷、气负荷的需求。电负荷,伴随着社会的生产,人民的生活,各行各业都需要消耗电能。电负荷反映的是用户对电能的需求;热负荷,北方春夏秋冬季节以及其他特殊企事业单位需要建立大规模的供暖设施以满足用户对热负荷的需求;气负荷,为满足居

民生活、企事业单位的需要而供应天然气以满足用户对气负荷的需求。

1.3 用户用能行为数据的映射关系

首先提取用户用能数据及与其相关影响因素的数据,通过对这些数据之间的相互关系进行分析,从而得到用户响应行为变化与时间、空间、季节、等因素的关系,并形成用户用能行为分析的数据映射关系,如图1所示。

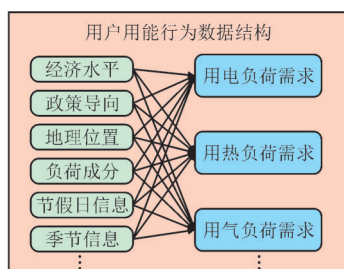


图1 用户用能行为数据的映射关系

Fig.1 Mapping relation of energy user's behavior data

2 基于深度学习方法的用能行为分析

本节引入 Seq2Seq 技术,以 GRU 为神经元构建深度学习模型,并介绍了数据的输入输出方式。

2.1 深度学习模型

(1) GRU 神经元

GRU 神经元的内部结构如图2所示。

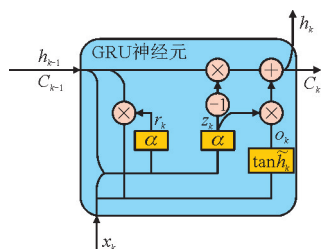


图2 GRU神经元

Fig.2 GRU neurons

图2中,以 k 时刻 GRU 神经元输入 x_k 和 $k-1$ 时刻 GRU 神经元的中间状态 $C_{k-1}(h_{k-1})$ 为变量可以构建 GRU 神经元中更新门 z_k 、重置门 r_k 以及待定输出值 \tilde{h}_k ,三者间的数学关系如式(1)所示:

$$\begin{cases} z_k = \alpha(W_z \cdot [C_{k-1}, x_k]) \\ r_k = \alpha(W_r \cdot [C_{k-1}, x_k]) \\ \tilde{h}_k = \tanh(W_h \cdot [r_k * C_{k-1}, x_k]) \end{cases} \quad (1)$$

式中: W_z 为 x_k 和 r_k 之间的权重系数; W_z 为 x_k 和 z_k 之间的权重系数; W_h 为 x_k 和 \tilde{h}_k 之间的权重系数; α 为神经网络中激活函数 sigmoid。

将 z_k, r_k 以及 \tilde{h}_k 三者汇总后可以得到 GRU 神经

元隐藏层输出 h_k ,如式(2)所示:

$$h_k = (1 - z_k) \cdot h_{k-1} + z_k \cdot \tilde{h}_k \quad (2)$$

式中: h_{k-1} 为 $k-1$ 时刻 GRU 神经元隐藏层输出。

由图1可以看出,一个时刻的输入与一个时刻的输出相对应,即 GRU 的输入、输出数据的时间是一致的。

(2) 基于 Seq2Seq 技术的深度学习模型

与 GRU 不同的,Seq2Seq 技术是将 GRU 神经元堆叠、连接成一种特殊的 Encoder-Decoder 结构。Encoder 的功能在于将时序型输入数据进行编码,得到一个固定长度的向量。Decoder 的功能在于将固定长度的向量解码,得到另外一个时序型的输出数据。通过固定长度向量的连接,实现了输入数据与输出数据的时序不同步。其结构如图3所示。

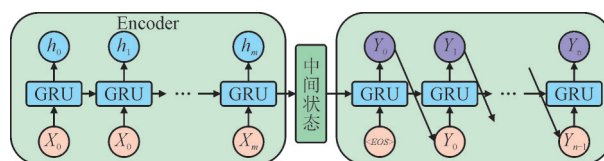


图3 基于Seq2Seq技术的深度学习模型

Fig.3 Deep learning model based on Seq2Seq technology

图3中,输入数据为 X ,输出数据为 Y 。 X_0, X_1, \dots, X_m 表示用户用能行为模型的输入数据, m 表示用户用能行为模型输入数据的维度上限。 Y_0, Y_1, \dots, Y_n 表示用户用能行为模型的输出数据, n 表示用户用能行为模型输出数据的维度上限。 h_0, h_1, \dots, h_m 表示 Encoder 模型的输出结果,该结果在神经网络训练过程中舍弃。每组输入数据输入到 Encoder 模型中将产生一个中间状态,通过中间过程将产生的中间状态变换为 Decoder 模型的输入状态,最终得到 Decoder 模型的输出数据即为用户用能的需求数据。

2.2 深度学习模型的输入与输出

深度学习模型的输入数据包含经济水平、政策导向、地理位置、负荷成分、节假日、季节等,输出数据包含对电负荷、热负荷、气负荷等的需求数据。这些输入输出数据输入到所建立深度学习模型中的方式如图4所示。

由图4可以看出深度学习模型的输入与输出方式。其数据按照时间步、特征的排列方式输入到模型中。 m, n 表示输入输出数据的时间步数,分别表示输入到 Encoder 模型和由 Decoder 模型输出的特征时序序列的总时序数量,该数值直接决定深度

学习模型中 GRU 单元的时序参数。 p 表示输入数据的特征个数,即影响用户用能行为的因素的数量。 m,n,p 参数共同决定输入输出数据的行、列数量。特征数量与学习模型中 GRU 单元的个数保持一致。

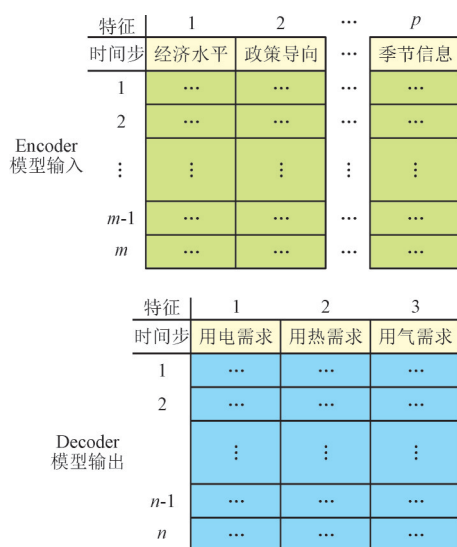


图4 深度学习模型的输入与输出

Fig.4 Input and output of deep learning model

3 算例分析

为了对本文提出的基于数据驱动的用户用能行为分析方法进行验证,本文算例分别选取了中国北方、南方某城市的某区域 2015 年 1 月 1 日至 2016 年 12 月 31 日的用户用能行为数据。考虑的影响因素为:经济水平、政策导向、地理位置、负荷成分、节假日、季节。用户用能行为包含电、热、气这 3 种负荷需求。深度学习模型的训练数据为 651 d 的数据,测试数据为 80 d 的数据(测试数据在春、夏、秋、冬季节平均分布)。数据的处理是基于 Matlab 平台实现。深度学习模型的训练与预测基于 Python3.6 实现。

3.1 过程性仿真分析

3.1.1 本文方法的精度情况

首先将训练数据输入到构建的深度学习模型

中进行训练,训练完成后,输入新的测试数据,对模型的性能进行评估。深度学习模型的训练损失值变化情况如图 5 所示。可以看出训练损失值随着训练次数的增加能够快速下降,并且最终能够下降到一个较小的稳定范围。上述结果表明本文建立的深度学习模型正确,有效。深度学习模型的测试精度如图 6 所示。

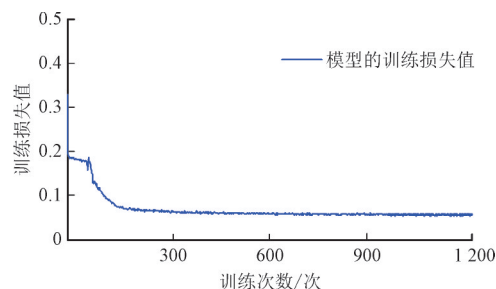


图5 深度学习模型的训练损失值

Fig.5 Training loss of deep learning model

每个测试样本的平均测试精度如图 6 所示。

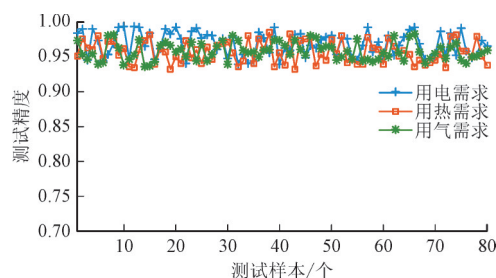


图6 深度学习模型的测试精度

Fig.6 Test accuracy of deep learning model

由图 6 可以看出,80 个测试样本的平均测试精度均在 96%上下小范围波动,表明所提方法在各不同测试样本能够达到较高的预测精度。总体来看,测试样本的精度趋于稳定,表明所提方法具有较强的鲁棒性。

3.1.2 本文方法的效果分析

为了进一步展示所提方法的测试性能,下面针对几种典型的情况进行分析。分别是南方、北方地区的春、夏、秋、冬,每个季节下均选取 1 个样本(1 d)结果进行说明。展示了不同情形下的用户用能占比,其结果见表 1。

表 1 不同情形下的用户用能占比

Table 1 Percentage of users' energy under different situations

%

地区	春季			夏季			秋季			冬季		
	电	热	气	电	热	气	电	热	气	电	热	气
北方	30.3	48.4	21.3	59.8	12.5	27.7	52.2	19.1	28.7	29.1	52.5	18.4
南方	54.6	5.8	39.6	67.4	1.1	31.5	62.7	2.7	34.6	50.3	7.1	42.6

由表1可以看出,一年四季用户使用的电、热、气能源占比是不断变化的。用户在夏季对电负荷的需求量最大,对热负荷的需求量最小;用户在冬季对热负荷的需求量最大;1年中用户对气负荷的需求量基本持平。北方地区对热能的需求量要远远高于南方地区。其原因是:为满足生产生活的需要,用户在夏季需要消耗大量的电能,例如空调、风扇等;为满足用户生活的需要,用户在冬季需要消耗大量的热能进行取暖;而气负荷一般常用于用户做饭、天然气烧水等,在1年中的占比变动并不明显;为了抵御北方地区春冬两季的严寒,北方地区用户普遍取用热能来进行供暖,因此与南方地区相比,其热能所占的比例较为突出。

本文所提方法具有较高的预测精度,将其应用于实际问题,能够得出一般性结论,具有一定的实际意义。

3.2 对比分析

现阶段,对用户用能行为进行分析的研究尚不成熟,相关文献仅有[18]。考虑到本文所提的数据驱动方法与该文献有一定的相似性,并且文献[18]已经对主流的神经网络单元的性能进行展示,因此下面将仅对这两种方法的性能、适用情况进行对比。

由于文献[18]方法在进行用户用能行为分析之前必须要经过聚类处理,通常聚类精度也会影响到模型的预测精度,因此,本文在文献[18]最佳聚类情况下基于80个测试样本进行性能对比分析。文献[18]方法的预测精度如图7所示。

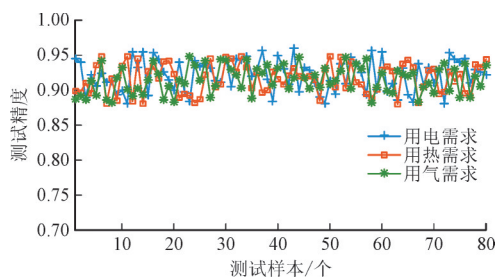


图7 文献[15]模型的测试精度

Fig.7 Test accuracy of the model in reference[15]

对比图6与图7可以发现,按照文献[18]方法得到的测试精度整体低于本文方法,且文献[18]方法所得到的不同样本的测试精度的波动较大,表明文献[18]方法的鲁棒性能较差。其原因有3点:

(1) 本文建立的深度学习模型是有监督式学习,模型能够深入挖掘输入与输出间的映射关系,建立起由输入到输出的通道。而文献[18]采用的是无监督式学习,其主要目的在于按照输入、输出数

据特征进行分类(聚类)。

(2) 本文提出的深度学习模型基于 Seq2Seq+GRU 结构,相较于文献[18]采用的 DBN 网络,本文方法更适用于时序型数据的处理,因此本文方法的鲁棒性能要优于文献[18]方法。

(3) 本文直接建立起多输入到多输出间的复杂映射关系模型。而文献[18]却在训练深度学习模型之前,通过聚类算法将模型独立化,分为独立的工作组独立训练。由上述精度对比可以发现,文献[18]的聚类策略不足以提升预测精度,反而由于独立化操作割裂了数据间的联系,最终造成精度、鲁棒性较差。

综上所述,本文方法由于克服了文献[18]的3个缺点,因此,在针对用户用能行为分析问题方面,本文方法的适用性更强。

4 结论

本文基于数据驱动思想,引入了深度学习方法,提出了一种用于用户用能行为分析的方法。以实际数据为例对所提方法进行验证。得到的结论如下:

(1) 以 GRU 为神经元构建的深度学习模型适用于时序型数据处理。相较于传统方法,本文方法提高了预测模型的鲁棒性。

(2) 本文建立的深度学习模型是有监督式学习,能够自主学习到海量数据间的映射关系,适用于数据的预测分析。相比于文献[18],本文方法的准确率提升了约3个百分点。

(3) 本文建立的深度学习模型,能够融合多输入到多输出间的复杂映射关系。各输入输出间的影响程度由模型自主学习,相较于文献[18]的主观分离法,本文方法极大地提升了模型的预测精度。

参考文献

- [1] 李兵,牛洪海,余帆. 全可再生能源热电储耦合供能系统优化调控模型研究[J]. 电网与清洁能源,2020,36(7):103-108.
LI Bing, NIU Honghai, YU Fan. Research on the optimal regulation and control model of the thermalelectric-gas-storage coupling energy system of all renewable energy sources[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(7): 103-108.
- [2] LIU N, WANG J, WANG L F. Hybrid energy sharing for multiple microgrids in an integrated heat-electricity energy system[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2019, 10(3): 1139-1151.
- [3] 史佳琪,胡浩,张建华. 计及多个独立运营商的综合能源系统分布式低碳经济调度[J]. 电网技术, 2019, 43(1): 127-136.

- SHI Jiaqi, HU Hao, ZHANG Jianhua. Distributed low-carbon economy scheduling for integrated energy system with multiple individual energy-hubs[J]. Power System Technology, 2019, 43(1): 127-136.
- [4] ZHU F Q, YANG Z P, LIN F, et al. Decentralized cooperative control of multiple energy storage systems in urban railway based on multiagent deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(9): 9368-9379.
- [5] 董进军, 熊铜林, 杨洪朝, 等. 兼顾电价机制与物流配送需求的电动汽车充电策略[J]. 电力科学与技术学报, 2018, 33(3): 115-119.
- DONG Jinjun, XIONG Tonglin, YANG Hongzhao, et al. Research on charging strategy of electric vehicle considering the price mechanism and logistics distribution demand[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2018, 33(3): 115-119.
- [6] 林晓明, 张勇军, 肖勇, 等. 计及设备启停的含电转气园区能源互联网两阶段优化调度模型[J]. 广东电力, 2019, 32(10): 62-70.
- LIN Xiaoming, ZHANG Yongjun, XIAO Yong, et al. A two-stage dispatch model of park energy internet with power-to-gas devices considering start-stop state of devices[J]. Guangdong Electric Power, 2019, 32(10): 62-70.
- [7] JHALA K, NATARAJAN B, PAHWA A. Prospect theory based active consumer behavior under variable electricity pricing[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018: 1-1.
- [8] 关守姝, 孟岩, 韩伟, 等. 基于电力大数据的用户用电感知研究[J]. 电力大数据, 2019, 22(10): 58-64.
- GUAN Shoushu, MENG Yan, HAN Wei, et al. Research on user electricity consumption perception based on power big data[J]. Power Systems and Big Data, 2019, 22(10): 58-64.
- [9] ZHAI S, WANG Z, YAN X, et al. Appliance flexibility analysis considering user behavior in home energy management system using smart plugs[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(2): 1391-1401.
- [10] 邱起瑞, 李更丰, 潘雨晴. 基于用电行为综合指标的用户负荷分类研究[J]. 智慧电力, 2018, 46(10): 26-31.
- QIU Qirui, LI Gengfeng, PAN Yuqing. Research on user load classification based on synthetic index of electricity consumption behavior[J]. Smart Power, 2018, 46(10): 26-31.
- [11] 黄旭, 王伟恒, 吴双, 等. 基于用电大数据的台户关系识别方法研究[J]. 供用电, 2019, 36(10): 22-29.
- HUANG Xu, WANG Weiheng, WU Shuang, et al. An intelligent key feature selection method of power grid based on artificial intelligence technology[J]. Distribution & Utilization, 2019, 36(10): 22-29.
- [12] 杨敏, 王宝, 叶彬, 等. 新常态下经济电力关系分析与用电需求预测[J]. 智慧电力, 2018, 46(4): 50-56.
- YANG Min, WANG Bao, YE Bin, et al. Study on relationship between economy and electricity & electricity demand forecasting under new normal[J]. Smart Power, 2018, 46(4): 50-56.
- [13] 汤奕, 韩啸, 张潮海. 基于物理-数据融合的数字化楼宇用电模型构建方法[J]. 供用电, 2019, 36(10): 16-21, 29.
- TANG Yi, HAN Xiao, ZHANG Chaohai. Power consumption modeling method of digital buildings based on physical-statistical model[J]. Distribution & Utilization, 2019, 36(10): 16-21, 29.
- [14] 郑国太, 李昊, 赵宝国, 等. 基于供需能量平衡的用户侧综合能源系统电/热储能设备综合优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(16): 8-18.
- ZHENG Guotai, LI Hao, ZHAO Baoguo, et al. Comprehensive optimization of electrical / thermal energy storage equipments for integrated energy system near user side based on energy supply and demand balance[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(16): 8-18.
- [15] 杨挺, 赵黎媛, 王成山. 人工智能在电力系统及综合能源系统中的应用综述[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(1): 2-14.
- YANG Ting, ZHAO Liyuan, WANG Chengshan. Review on application of artificial intelligence in power system and integrated energy system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 2-14.
- [16] 程乐峰, 余涛, 张孝顺, 等. 机器学习在能源与电力系统领域的应用和展望[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(1): 15-43.
- CHENG Lefeng, YU Tao, ZHANG Xiaoshun, et al. Machine learning for energy and electric power systems: state of the art and prospects[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 15-43.
- [17] 程浩忠, 胡泉, 王莉, 等. 区域综合能源系统规划研究综述[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(7): 2-13.
- CHENG Haozhong, HU Xiao, WANG Li, et al. Review on research of regional integrated energy system planning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(7): 2-13.
- [18] 马天男, 王超, 彭丽霖, 等. 多源异构大数据下综合能源系统用户用能行为预测分析研究[J]. 智慧电力, 2018, 46(10): 86-95.
- MA Tiannan, WANG Chao, PENG Lilin, et al. Research on consumer energy use behavior forecasting and analysis of integrated energy system under multi-source heterogeneous data [J]. Smart Power, 2018, 46(10): 86-95.
- [19] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural Computation, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [20] HINTON G E. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [21] DENG Y P, WANG L, JIA H, et al. A sequence-to-sequence deep learning architecture based on bidirectional GRU for type recognition and time location of combined power quality disturbance[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(8): 4481-4493.
- [22] 饶超平, 肖博文, 严星, 等. 基于Seq2Seq技术的输电线路故障类型识别方法[J]. 智慧电力, 2020, 48(5): 99-105, 110.
- RAO Chaoping, XIAO Bowen, YAN Xing, et al. Fault type recognition method of transmission line based on Seq2Seq technology[J]. Smart Power, 2020, 48(5): 99-105, 110.
- [23] 徐超. 大数据智能电网用户行为特征辨识与能效评估体系研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2017.
- (责任编辑 钱文姝)
- 收稿日期: 2019-11-11; 修改日期: 2020-08-16
- 作者简介: 李江峡(1994), 男, 湖北随州人, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统继电保护与控制。