

基于卷积神经网络和深度置信网络的多类型能源需求预测方法

许若冰¹, 王璇^{2,3}, 赵倩宇³, 王守相³

(1. 国网江苏省电力有限公司南京供电分公司, 江苏 南京 210019; 2. 天津相和电气科技有限公司, 天津 300000;

3. 天津大学智能电网教育部重点实验室, 天津 300072)

摘要: 精准的需求预测对于高效、绿色地使用多种类型能源具有十分重要的作用, 值得开展深入研究。结合当前人工智能的研究热点, 提出了一种基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)和深度置信网络(deep belief network, DBN)的多类型能源需求预测方法。首先, 通过CNN进行自动特征提取, 并将其中间层的更有效特征抽取出来。然后, 将抽取到的特征输入给DBN网络, 从而进行无监督和有监督方式相结合的训练学习, 最终得到能源需求预测结果。最后, 仿真实验表明, 所提模型能够有效提取数据样本特征, 挖掘各类型能源需求的演变规律, 验证了所提模型的有效性和适用性。

关键词: 人工智能; 深度学习; 卷积神经网络; 深度置信网络; 多类型能源需求预测

中图分类号: TM73 **文献标志码:** A **DOI:** 10.19421/j.cnki.1006-6357.2020.10.010

0 引言

能源是人类赖以生存和发展的基础。当前, 环境问题愈发严峻, 传统能源逐渐走向枯竭, 这已然成为世界各国共同关注的焦点问题。随着新能源发电技术的不断发展以及区域供冷、供气、供热等技术的逐步成熟, 综合能源系统为解决能源利用和环境保护的协调发展问题提供了一种新的思路。

综合能源系统打破了各个能源系统独立规划运行和单独设计的传统模式, 通过各个能源系统规划、设计、建设和运行过程中的整体协调优化, 可有效提升能源利用效率, 并促进可再生能源的规模化利用^[1-4]。高精度的多类型能源需求预测是综合能源系统调度和优化运行的基本前提, 具有重要的研究价值^[5-8]。

目前, 能源需求预测的主要研究方法分为两大类: 以时间序列法为代表的传统预测方法和以人工神经网络法为代表的人工智能预测方法^[9]。传统预测方法主要包括时间序列法、回归方法和指数平滑法等。该类模型相对比较简单, 但对原始数据的处理和时间序列的平稳性都有较高的要求, 而且只适用于影响因素较少的应用场

景。近年来, 人工智能预测方法开始被广泛应用于能源需求预测, 特别是人工神经网络法。其中, 卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)和深度置信网络(deep belief network, DBN)得到了众多研究学者的关注。CNN仿造生物的视知觉机制构建, 降低了网络的复杂程度, 减少了网络的训练参数, 能够从大量数据中自动提取特征进行处理^[10]。DBN是一种高效的无监督学习算法, 它融合了深度学习和特征学习, 能够对大量数据进行快速分析, 具有很好的数据拟合能力^[11]。

文献[12]利用自适应线性时间序列模型提出了一种预测单户住宅空间供暖负荷的方法。文献[13]利用多种基础模型进行集成找出了分别能更好预测冷、热负荷的预测模型。文献[14]提出了一种基于模糊组合权值和经验模式分解、利用蝙蝠算法和卡尔曼滤波方法进行优化的支持向量机的电负荷预测模型。文献[15]基于交叉验证(cross-validation optimization, CV)和支持向量回归(support vector regression, SVR), 提出了一种具有较高预测精度的CV-SVR电负荷预测模型。目前关于能源需求的预测大多只针对单一能源的需求预测, 未能将综合能源系统中的各类型能源综合考虑而进行统一建模, 忽略了模型在保证预测精度的前提下对不同种类的能源需求的预测适用性, 同时增加了能源利用的成本。因此, 针对综合能源系统中各类能源的高精度、高适用性的需求预测研究十分必要。

基金项目: 国网江苏省电力有限公司科技项目(J2019001)。Supported by State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. (J2019001)。

[引文信息] 许若冰, 王璇, 赵倩宇, 等. 基于卷积神经网络和深度置信网络的多类型能源需求预测方法[J]. 供用电, 2020, 37(10): 65-70. XU Ruobing, WANG Xuan, ZHAO Qianyu, et al. A multi-energy demand prediction method based on convolutional neural network and deep belief network[J]. Distribution & Utilization, 2020, 37(10): 65-70.

本文提出了一种基于CNN和DBN的多类型能源需求预测模型。首先,本文对CNN和DBN这2个神经网络分别进行相关分析;并在此基础上,构建了基于CNN与DBN的冷、热、电负荷需求预测模型;最后,利用得克萨斯大学的奥斯汀分校区的多类型能源数据,对该预测模型的可行性、有效性以及优越性进行了仿真验证。

1 深度学习神经网络理论

1.1 卷积神经网络

CNN是近几年研究热点,也是应用最为广泛的深度学习模型之一^[16]。它由多层感知机发展而来,同时增加了网络深度,可以实现局部感知和权值共享的功能,能够自动对输入的信息进行有效的特征挖掘和提取。因此,CNN的最大优势体现在其特征提取方面,它避免了显性的特征抽取,且其网络能够并行地进行学习。

CNN一般由5个部分组成:输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层。卷积层可以进行卷积操作,它能减少参数数量,模拟生物的行为并提取数据的深度特征^[17]。池化层可以缩小上层卷积层的输出信息,简化网络的计算复杂度,压缩提取主要特征并避免过拟合现象。卷积层和池化层经过不断地相互堆叠组成了整个卷积神经网络。

1.2 深度置信网络

DBN是由Hinton等人于2006年提出的一种无监督方式的深度高效学习算法^[18],是由一系列的受限玻尔兹曼机(restricted Boltzmann machine, RBM)堆叠而成的深度神经模型。它融合了深度学习和特征学习,能够对高维大规模数据进行快速分析,有很好的数据拟合能力,解决了传统的反向传播(back propagation, BP)神经网络中对输入要求高、收敛速度慢和易陷入局部最优解的难题^[19]。

1.2.1 受限玻尔兹曼机

RBM是一种由两层神经元组成的神经网络,如图1所示。一层为可视层,用于数据的输入,用向量 v 表示可见层神经元的值;一层为隐含层,用于特征的提取,用向量 h 表示隐藏层神经元的值^[20]。隐藏层和可视层之间是全连接的,连接的权重矩阵用 w 表示。

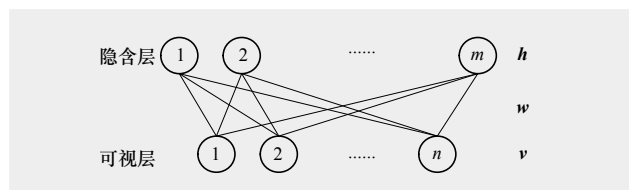


图1 单个受限玻尔兹曼机结构

Fig.1 Structure diagram of a single restricted Boltzmann machine

若令RBM的可视层和隐含层的节点个数分别为 n 和 m ,则RBM的权值更新 Δw_{ij} 的计算公式为:

$$\Delta w_{ij} = \eta [E_{data}(v_i h_j) - E_{mod}(v_i h_j)] \quad (1)$$

式中: η 为RBM的学习效率; v_i 和 h_j 均为二值变量,即 $v_i \in \{0,1\}$ ($i=1,2,\dots,n$), $h_j \in \{0,1\}$ ($j=1,2,\dots,m$); $E_{data}(v_i h_j)$ 为数据训练集的期望; $E_{mod}(v_i h_j)$ 为模型定义的期望。

1.2.2 深度置信网络的训练

对DBN进行网络结构的训练,可以得到连接权值以及神经元偏置。而DBN的训练过程又包含2个步骤:无监督预训练和有监督反向微调^[21]。DBN网络的训练过程如图2所示。

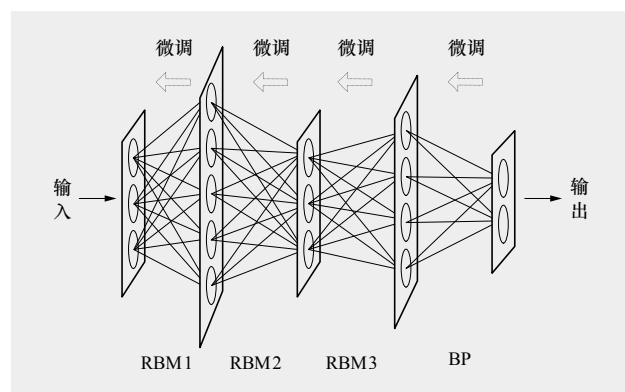


图2 DBN网络训练过程

Fig.2 Training process of the DBN network

DBN模型首先采用贪婪算法非监督地自底向上单独训练每一个RBM^[22]。底层的RBM训练完成后便将其隐藏层的输出传送给高层的RBM作为其输入,从而学习更高层的特征。此预训练过程确定了整个DBN网络的初始值。然后,为保证每层的RBM都能对整个DBN特征向量映射最优,使DBN网络收敛至最优点,采用类BP神经网络的监督学习方法对整个DBN网络进行自顶向下的微调。

2 基于CNN和DBN的多类型能源需求预测模型

本文提出了一种结合无监督学习和有监督学习方式的基于CNN和DBN的预测方法用于多类型能源的需求预测。本文所提预测模型记为CNN-DBN模型,其模型流程如图3所示。其中, $\{x\}$ 和 $\{y\}$ 分别为原始多能源样本集的输入特征集和相对应的真实冷、热、电需求集, $\{x'\}$ 为 $\{x\}$ 经特征提取后新构建的输入特征集。

本文所提预测模型的具体步骤如下:

- 1) 获取相关历史数据信息,并将其整理为所需的多能源样本数据集 $\{x, y\}$ 。
- 2) 将训练样本 $\{x, y\}$ 输送到CNN中进行训练。

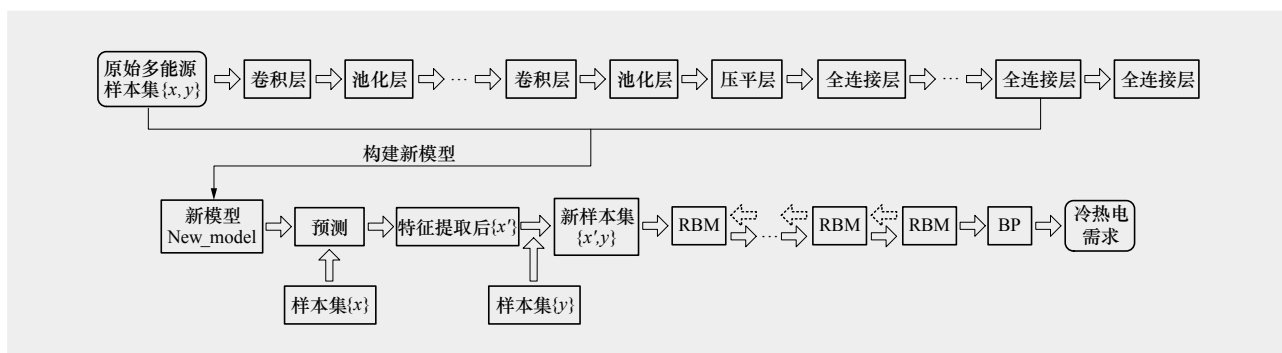


图3 基于CNN-DBN的多类型能源需求预测模型流程

Fig.3 Flow of the CNN-DBN model

3) 构建一个新的模型New_model以获取CNN特征提取的结果。

4) 将原始多能源样本集的输入特征集 $\{x\}$ 输入到New_model中,从而提取得到更有效的特征 x' 。

5) 将重构特征 x' 与原始样本集中的 y 整理为新的多能源样本数据集 $\{x', y\}$ 。

6) 将新样本集 $\{x', y\}$ 传送给DBN进行训练,进而最终实现冷、热、电多能源需求的预测。

本文提出的基于CNN和DBN的多类型能源需求预测的方法结合了CNN与DBN各自的特点,既能够抽取到样本数据的高维抽象特征,为多能源需求预测提供更有效的特征输入,又能够利用DBN来对高维大规模的数据进行快速分析,进行良好的数据拟合,从而最终实现多类型能源需求的高精度预测。

3 算例

3.1 数据集

本算例使用的实验数据采集于得克萨斯大学的奥斯汀分校^[23]。可供使用的相关历史数据包含2011年9月至2012年3月的冷负荷需求数据、热负荷需求数据、电负荷需求数据、干球温度、相对湿度和日期时间。表1给出了2012年3月1日测得的部分时刻的各项历史数据。实验数据的采样频率为1 h,每日有24个采样数据点,每种类型的能源需求有4 440点数据。本算例将预测时刻前4 h的冷负荷需求数据、热负荷需求数据、电负荷需求数据和预测时刻前1 h的干球温度、相对湿度以及日期时间数据整理为数据集,作为需求预测模型的输入,并将数据集中2011年9月至2012年3月对应的数据作为训练和验证数据,对其未来的某一周进行冷、热、电的多类型能源需求预测。

3.2 参数设置

经由实验,本算例中CNN的卷积层确定为一层,其卷积核数目为64;池化层中池大小为2,卷积核大小为

2,批处理参数为512。DBN中的隐含层层数即为玻尔兹曼机的堆叠层数,它也体现了DBN深度。通过实验,并综合考虑训练样本集的大小、训练的时间和预测模型的拟合度等,将DBN的隐含层层数确定为2层,每层的节点数目分别定为20和10。每层中玻尔兹曼机的参数设置为:学习率为0.02,批处理参数为512,冗长水平设置为2。在DBN中的微调阶段,BP神经网络的参数设置为:激活函数为sigmoid,优化算法为rmsprop,正则化方法采用L2正则化,批处理参数为512。

表1 校区2012年3月1日部分时刻历史数据

Table1 The historical data on March 1, 2012

时刻	冷负荷/ MW	热负荷/ MW	电负荷/ MW	干球温度 / °F	相对 湿度/%
0:00	42.062	27.930	34.691	66.085	51.535
1:00	40.617	27.725	33.541	63.777	55.075
2:00	39.170	28.119	32.550	61.270	58.371
3:00	38.539	28.840	31.933	60.246	59.701
4:00	37.912	29.173	31.716	58.283	62.429
5:00	37.275	29.005	31.563	58.236	70.568
6:00	34.892	30.088	31.633	57.591	75.677
7:00	40.273	29.770	35.045	60.459	83.168
8:00	41.652	30.800	36.818	58.771	92.011
9:00	43.234	30.527	39.357	58.588	93.460
10:00	47.565	28.854	43.243	62.588	84.492
11:00	57.237	27.199	45.780	65.600	87.836

3.3 预测结果分析

本算例的预测结果曲线如图4所示。由图4可看出,本文所提出的多类型能源需求预测方法能够很好地进行不同类型能源的需求预测,与真实的能源需求曲线的变化趋势一致,有较高的曲线拟合度,说明了本文所提预测方法的可行性与有效性。

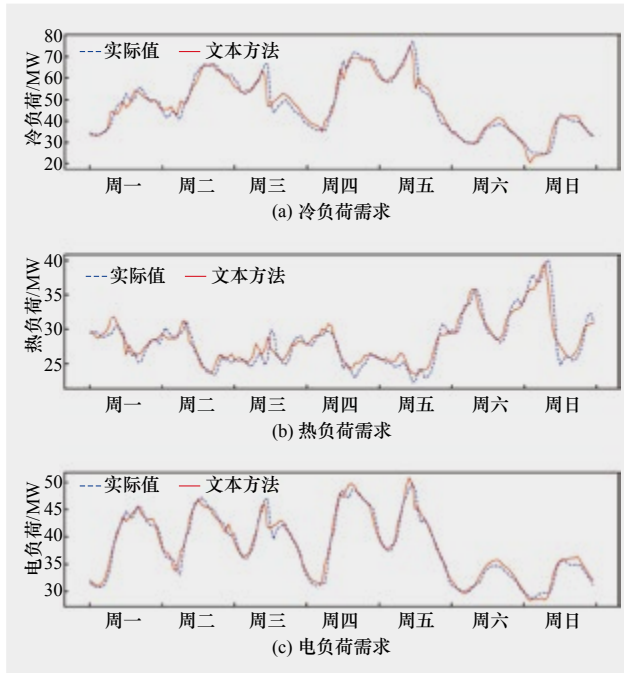


图4 多类型能源需求预测结果

Fig.4 Results of the multi-energy load demand prediction

为验证本文所提方法在预测精度方面的优越性,分别计算各类型能源需求预测结果的平均绝对百分误差(mean absolute percentage error, MAPE)和均方根误差(root mean square error, RMSE)。计算公式分别定义为:

$$\delta_{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \times 100\% \quad (2)$$

$$\delta_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3)$$

式中: n 为样本的总数数据量; y_i 和 \hat{y}_i 分别为 i 时刻的真实能源需求值和预测能源需求值。

本算例选取CV-SVR模型^[15]、CNN模型、DBN模型与本文所提出的CNN-DBN需求预测模型进行了对比。其中,CNN模型和DBN模型的相关参数与本文所提预测模型相对应的参数相同。各模型对不同类型能源需求预测的MAPE和RMSE结果如表2所示,其对应的柱状图如图5所示。

表2 各预测模型的MAPE和RMSE结果

Table2 The MAPE and RMSE results of each prediction model

模型	MAPE/%			RMSE/MW		
	冷负荷	热负荷	电负荷	冷负荷	热负荷	电负荷
CV-SVR	6.81	3.54	3.73	3.77	1.30	1.76
CNN	5.56	4.02	3.38	3.52	1.52	1.66
DBN	5.21	3.78	2.29	3.38	1.44	1.25
所提模型	4.66	3.14	2.15	3.24	1.22	1.11

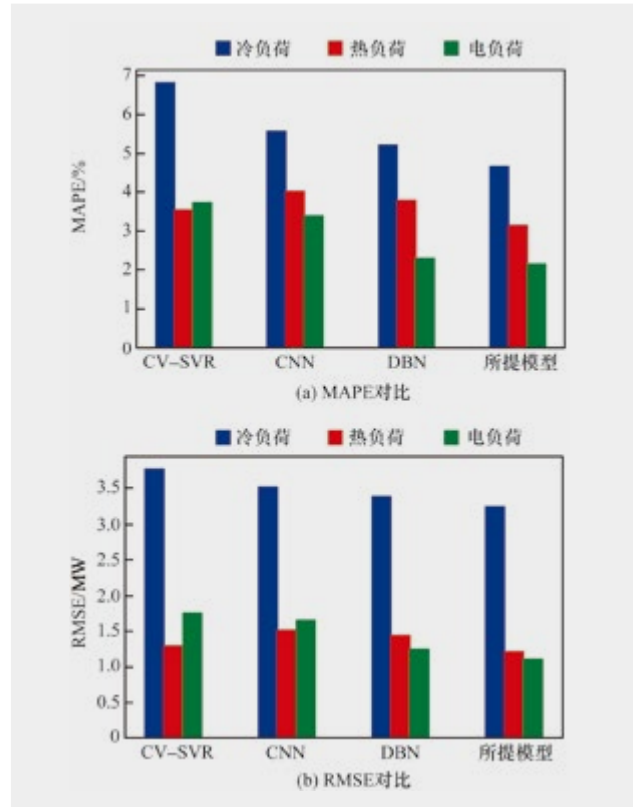


图5 不同模型各评价指标对比

Fig.5 Comparison of evaluation indexes for different models

由表2和图5可知,4种模型对不同类型的能源需求预测精度相差较大。这是因为此区域能源系统的冷需求主要依靠校园内11台不同的冷却器提供,而冷却器的供冷情况又取决于操作人员的使用情况。人为因素的引入会使冷需求的预测更加困难,降低其预测精度。热需求由空间供暖、整个校园实验室的蒸汽及其他用途构成。不同季节的热需求有较大不同,导致其变化规律不易捕捉,从而使热需求的预测精度降低。相比之下,电的需求情况则较为稳定,变化规律也较易捕捉,因此各模型对电需求的预测较为精确。此外,同一模型对不同能源需求变化的波动幅度有不同的敏感度,使得其对不同能源需求波动规律的掌握能力不同,这也是造成同一模型在预测不同类型能源需求时,得到的预测精度差异较大的原因之一。

与单一的CNN模型和单一的DBN模型相比,本文所提的CNN-DBN模型在预测各类能源需求时的预测精度都有所提升。其中在MAPE指标上,所提模型与CNN模型相比,冷负荷、热负荷、电负荷需求预测精度分别提升了16.2%、21.9%、36.4%;所提模型与DBN模型相比,冷负荷、热负荷、电负荷需求预测精度分别提升了10.6%、16.9%、6.1%。这说明,将CNN与DBN相结合能抽取到更有效的数据特征,可以更精确地预测不

同类型的能源需求。此外,所提模型与CV-SVR模型相比,冷负荷、热负荷、电负荷需求预测精度分别提升了31.6%、11.3%、42.4%。

3种对比模型分别对预测3类能源需求的适用性相差较大。例如, CV-SVR模型虽然对热需求的预测精度较高,但它对冷需求的预测精度却最低。而本文所提出的需求预测模型在4种模型预测3种不同类型的能源需求上均得到了最优的评价指标数值。它能够同时较好地掌握不同类型能源需求的变化规律,得到了最高的预测精度,表现出了最好的预测适用性。由以上分析可知,仅靠本文提出的CNN-DBN模型便可对3种类型的能源进行高精度的需求预测,无须分别针对不同类型的能源进行

分析建模,从而能够在保证高精度多类型能源需求预测的条件下,提升负荷预测的工作效率。

4 结语

为有效提升多种能源负荷需求的预测精度和预测效率,本文提出了一种基于CNN和DBN的多类型能源需求预测模型。由算例分析结果可知,本文提出的预测模型能够结合CNN和DBN各自的优势,实现更有效的特征提取和更高精度的多类型能源需求预测。此外,本文所提预测模型与其他对比模型相比,表现出了更高的预测精度和更好的预测适用性,使其能够在保证多类型能源需求预测精度的同时,提升冷、热、电多种类型负荷预测效率。DU

参考文献

- [1] 马凯琪, 吴迪, 郑灏. 综合能源系统混合仿真技术路线探讨 [J]. 供用电, 2018, 35 (7): 28-33.
MA Kaiqi, WU Di, ZHENG Hao. A look at hybrid simulation technology for integrated energy system [J]. Distribution & Utilization, 2018, 35 (7): 28-33.
- [2] 毛颖兔, 王盛, 邵常政, 等. 基于双层联合优化的电-气综合能源生态系统需求响应模型 [J]. 智慧电力, 2018, 46 (10): 18-25.
MAO Yingtu, WANG Sheng, SHAO Changzheng, et al. Bi-level joint optimization based multi-energy demand response model for integrated electricity and gas system [J]. Smart Power, 2018, 46 (10): 18-25.
- [3] 赵洪刚, 杨晓亮, 陈黎军, 等. 基于复杂适应系统理论的城镇综合能源规划方法研究 [J]. 电力需求侧管理, 2019, 21 (4): 35-40, 47.
ZHAO Honggang, YANG Xiaoliang, CHEN Lijun, et al. Research on urban comprehensive energy planning method based on complex adaptive system theory [J]. Power Demand Side Management, 2019, 21 (4): 35-40, 47.
- [4] 吴奕, 朱旭, 陈丽娟, 等. 考虑多主体参与的综合能源型IDN协调优化调度 [J]. 广东电力, 2019, 32 (10): 20-27.
WU Yi, ZHU Xu, CHEN Lijuan, et al. Coordinated optimization dispatching of incremental distribution network with integrated energy considering multi-agent participation [J]. Guangdong Electric Power, 2019, 32 (10): 20-27.
- [5] 赵峰, 孙波, 张承慧. 基于多变量相空间重构和卡尔曼滤波的冷热电联供系统负荷预测方法 [J]. 中国电机工程学报, 2016, 36 (2): 399-406.
ZHAO Feng, SUN Bo, ZHANG Chenghui. Cooling, heating and electrical load forecasting method for CCHP system based on multivariate phase space reconstruction and Kalman filter [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36 (2): 399-406.
- [6] 唐艳梅, 闫华光, 朱彬若, 等. 基于自适应遗传算法的分布式综合能源系统优化设计 [J]. 电网与清洁能源, 2018, 34 (2): 30-35, 42.
TANG Yanmei, YAN Huaguang, ZHU Binruo, et al. Optimal design of distributed integrated energy system based on adaptive algorithm [J]. Power System and Clean Energy, 2018, 34 (2): 30-35, 42.
- [7] 郝嘉嘉, 曾诚玉, 赵瑾, 等. 用户级综合能源仿真分析系统研究与开发 [J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48 (3): 180-187.
HUAN Jiajia, ZENG Chengyu, ZHAO Jin, et al. Study and development of user-level integrated energy simulation analysis system [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48 (3): 180-187.
- [8] 夏新华, 高宗和, 李恒强, 等. 考虑时空互补特性的风光水火多能源基地联合优化调度 [J]. 电力工程技术, 2017, 36 (5): 59-65.
XIA Xinhua, GAO Zonghe, LI Hengqiang, et al. Combined optimization dispatching of multi-source hybrid power bases considering the time-space complementary characteristics [J]. Electric Power Engineering Technology, 2017, 36 (5): 59-65.
- [9] 肖蔚. 基于支持向量机的短期电力负荷预测方法研究 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2008.
- [10] 王志, 陈平, 潘晋孝. 基于深度学习的复杂背景下目标检测 [J]. 重庆理工大学学报 (自然科学), 2018, 32 (4): 171-176.
WANG Zhi, CHEN Ping, PAN Jinxiao. Object detection based on deep learning in complex background [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2018, 32 (4): 171-176.
- [11] 孔祥玉, 郑锋, 鄂志君, 等. 基于深度信念网络的短期负荷预测方法 [J]. 电力系统自动化, 2018, 42 (5): 133-139.
KONG Xiangyu, ZHENG Feng, E Zhijun, et al. Short-term load forecasting based on deep belief network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42 (5): 133-139.
- [12] BACHER P, MADSEN H, NIELSEN H A, et al. Short-term heat load forecasting for single family houses [J]. Energy and Buildings, 2013, 65: 101-112.
- [13] CHOU J S, BUI D K. Modeling heating and cooling loads by artificial intelligence for energy-efficient building design [J]. Energy and Buildings, 2014, 82: 437-446.
- [14] LIU Q Z, SHEN Y B, WU L, et al. A hybrid FCW-EMD and KF-BA-SVM based model for short-term load forecasting [J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2018, 4 (2): 226-237.
- [15] 李洪江, 刘栋. 基于交叉验证支持向量机的短期负荷预测 [J]. 云南电力技术, 2016, 44 (3): 1-3, 13.
LI Hongjiang, LIU Dong. Forecasting of short-term power load based on cross validation of SVM [J]. Yunnan Electric Power, 2016, 44 (3): 1-3, 13.
- [16] 陆继翔, 张琪培, 杨志宏, 等. 基于CNN-LSTM混合神经网络模型的短期负荷预测方法 [J]. 电力系统自动化, 2019, 43 (8): 131-137.
LU Jixiang, ZHANG Qiwei, YANG Zhihong, et al. Short-term load forecasting method based on CNN-LSTM hybrid neural network model [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43 (8): 131-137.
- [17] 方圆, 李明, 王萍, 等. 基于混合卷积神经网络和循环神经网络

- 的入侵检测模型 [J]. 计算机应用, 2018, 38 (10): 2903-2907, 2917.
- FANG Yuan, LI Ming, WANG Ping, et al. Intrusion detection model based on hybrid convolutional neural network and recurrent neural network [J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38 (10): 2903-2907, 2917.
- [18] 王玥, 肖斐, 艾芊, 等. 基于深度置信网络的电能质量扰动事件分类 [J]. 供用电, 2019, 36 (1): 40-45, 53.
- WANG Yue, XIAO Fei, AI Qian, et al. Deep belief networks based classification of power quality disturbance events [J]. Distribution & Utilization, 2019, 36 (1): 40-45, 53.
- [19] 孙志军, 薛磊, 许阳明, 等. 深度学习研究综述 [J]. 计算机应用研究, 2012, 29 (8): 2806-2810.
- SUN Zhijun, XUE Lei, XU Yangming, et al. Overview of deep learning [J]. Application Research of Computers, 2012, 29 (8): 2806-2810.
- [20] 张籍, 薛儒涛, 刘慧, 等. 基于深度信念网络的不同行业中长期负荷预测 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31 (9): 12-19, 27.
- ZHANG Ji, XUE Rutao, LIU Hui, et al. Medium-and long-term load forecasting for different industries based on deep belief network [J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2019, 31 (9): 12-19, 27.
- [21] DEDINEC A, FILIPOSKA S, DEDINEC A, et al. Deep belief network based electricity load forecasting: an analysis of Macedonian case [J]. Energy, 2016, 115: 1688-1700.
- [22] 郭超, 杨燕, 金炜东. 基于EDBN-SVM的高速列车故障分析 [J]. 计算机科学, 2016, 43 (12): 281-286.
- GUO Chao, YANG Yan, JIN Weidong. Fault analysis of high speed train based on EDBN-SVM [J]. Computer Science, 2016, 43 (12): 281-286.
- [23] POWELL K M, SRIPRASAD A, COLE W J, et al. Heating, cooling, and electrical load forecasting for a large-scale district energy system [J]. Energy, 2014, 74: 877-885.

收稿日期: 2020-01-15; 修回日期: 2020-03-01

作者简介:

许若冰 (1988—), 男, 硕士, 工程师, 研究方向为配电网规划技术。

王璇 (1995—), 女, 硕士, 研究方向为负荷预测。

赵倩宇 (1990—), 女, 博士, 研究方向为电力系统稳定性与

规划。

王守相 (1973—), 男, 博士, 教授, 研究方向为分布式发电与智能配电网。

A Multi-energy Demand Prediction Method Based on Convolutional Neural Network and Deep Belief Network

XU Ruobing¹, WANG Xuan^{2,3}, ZHAO Qianyu³, WANG Shouxiang³

(1. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing Power Supply Company, Nanjing 210019, China;

2. Tianjin Xianghe Electric Co., Ltd., Tianjin 300000, China; 3. Key Laboratory of Smart Grid of Ministry of Education, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: The efficient and green use of multi-energy has become a subject which needs joint efforts for all countries around the world. The demand prediction of multi-energy plays a fundamental role and deserves further study. Therefore, combining with the current research hotspot of artificial intelligence, this paper proposes a multi-energy demand prediction method based on convolutional neural network (CNN) and deep belief network (DBN). Firstly, automatic feature extraction is carried out through CNN, and more effective features of middle layer are extracted. Then the extracted features are input into DBN, so as to conduct training and learning in combination of unsupervised and supervised methods. Finally, the obtained energy demand prediction results are output. Simulation results show that compared with other prediction models, the model proposed in this paper can extract the characteristics of data samples and approximate the evolution laws of multi-energy demand more effectively, and it has higher prediction accuracy, better fitting degree and prediction applicability.

Key words: artificial intelligence; deep learning; convolutional neural network; deep belief network; multi-energy demand prediction