

# 基于 DNN 的光热电站聚光场太阳直接法向辐射预测模型

李锦键,王兴贵,杨维满

(兰州理工大学 电气工程与信息工程学院,兰州 730050)

**摘要:** 因为太阳能固有的随机性和波动性会造成以其为能量来源的光热发电系统输出功率的不稳定,所以该文利用深度神经网络建立了一种光热电站聚光场太阳直接法向辐射的预测模型。结合光热电站的主要能量流和运行状态,确定影响其出力的主要因素;从理论方面说明利用深度神经网络预测太阳直接法向辐射的可行性;以实际应用对象为背景,对预测模型的网络结构进行设置,使之达到一般预测模型所要求的精度。通过对实际预测性能和对应网络评价指标进行分析,得出所建立的基于深度神经网络的太阳直接法向辐射预测模型的准确性和有效性。

**关键词:** 光热发电系统;直接法向辐射;深度神经网络;时间序列预测

中图分类号: TM615 文献标识码: A 文章编号: 1000-0682(2020)05-0129-05

## A solar direct normal irradiance prediction model based on DNN for concentrating solar power station's solar field

LI Jinjian, WANG Xingui, YANG Weiman

(Electrical Engineering and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

**Abstract:** Because the inherent randomness and fluctuation of solar energy will inevitably cause the unstable output power of concentrating solar power (CSP) station which uses the solar as its energy source, this paper established a solar direct normal irradiance (DNI) prediction model of CSP solar field based on deep neural networks (DNN). Combined the main energy flow and operating status of CSP station to determine the main factors affecting its output. The feasibility of using DNN to predict DNI is explained theoretically. The network structure of prediction model is set to achieve the accuracy required by the general prediction model with actual application objects as the background. By analyzing the actual prediction performance and corresponding network evaluation indexes, the accuracy and validity of the established DNI prediction model based on DNN is obtained.

**Keywords:** concentrating solar power system; direct normal irradiance; deep neural networks; time series prediction

## 0 引言

在新能源装机容量逐年上升的背景下,太阳能发电受到了前所未有的重视。目前主流的太阳能发电系统有较为成熟的光伏发电系统和处于发展阶段

的光热(concentrating solar power, CSP)发电系统。光热发电系统是一种利用太阳辐射中直接法向辐射(direct normal irradiance, DNI)所携带的热能,产生满足正常发电所需的过热蒸汽,再将蒸汽输送到汽轮发电机组发出电能的发电方式。虽然 CSP 发电系统中配有储热子系统作为能量缓冲环节,但是太阳能的波动性和不确定性仍会对其出力造成一定的影响,进而会使 CSP 电站在并网时对电力系统造成冲击,引起诸如新能源互联系统中如何分配 CSP 电站的出力、含有 CSP 电站的电力系统调度困难等问

收稿日期: 2020-02-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(51867016); 国家电网公司科学技术项目(52272817000L)

作者简介: 李锦键(1995),男,硕士研究生,从事可再生能源发电系统与控制的研究。E-mail: Lijinjian0326@163.com

题<sup>[1-2]</sup>。为解决上述问题,需要对造成 CSP 电站出力不稳定的 DNI 进行较为准确地预测。

到目前为止,关于太阳辐射或 DNI 的预测已有了部分研究成果。文献[3-4]利用 BP 人工神经网络建立了太阳辐射的预测模型;文献[5]建立了基于拟合剔除的优化小波神经网络的太阳辐射量预测模型。但是传统的浅层神经网络在进行建模或预测时,难以学得训练数据深层次之间的联系,进而降低整个网络的准确率<sup>[6]</sup>。为克服上述缺点,Hinton 等人提出了通过搭建多层网络来提取数据高阶、深层次特征的深度学习模型<sup>[7]</sup>。深度学习中的卷积神经网络已经成功应用于 DNI 的预测<sup>[8]</sup>。除此以外,深度长短时记忆网络和深度回声状态网络也被应用至电力系统负荷预测和光伏输出功率预测<sup>[9-10]</sup>。但是深度学习在 CSP 发电系统聚光场 DNI 预测方面的应用却鲜有研究。

该文利用深度神经网络(deep neural networks, DNN)建立一种 CSP 发电系统聚光场 DNI 的预测模型,以提高对其建模和预测的精度。网络训练和测试结果表明,所建立的预测模型可以较为准确地预测出对应的 DNI。

## 1 光热电站出力影响因素分析

CSP 发电系统主要由聚光集热子系统、储热子系统、汽轮机发电系统和在各子系统之间负责能量传递的传热流体组成。对以上各组成部分的能量传递情况进行简化,可得到图 1 所示的 CSP 电站基本能量流<sup>[11]</sup>。图中, $P_t^{\text{solar}}$ 为聚光集热子系统在  $t$  时刻收集能量的功率; $E_t^{\text{TSS}}$ 为储热子系统在  $t$  时刻储存的能量; $P_t^{\text{PS}}$ 为汽轮机发电系统在  $t$  时刻获得能量的功率; $P_t^{\text{S-T}}$ 、 $P_t^{\text{S-P}}$ 和  $P_t^{\text{T-P}}$ 分别表示各子系统之间通过传热流体传递能量的功率。

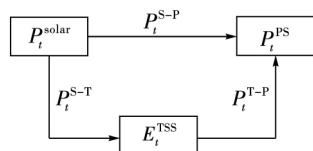


图 1 CSP 电站基本能量流示意图

根据一天中 DNI 的变化,CSP 电站的运行状态可分为以下 3 种:

### 1) 运行状态 1

当 DNI 充足时,传热流体将聚光集热子系统收集到的能量分别传递至储热子系统和汽轮机发电系统。此时的能量流状态为  $P_t^{\text{S-T}} = P_{\text{max}}^{\text{S-T}}$ ,  $P_t^{\text{S-P}} =$

$$P_{\text{max}}^{\text{S-P}} = P_{\text{min}}^{\text{PS}}, P_t^{\text{T-P}} = 0。$$

### 2) 运行状态 2

当 DNI 不足时,传热流体将储热子系统中存储的能量和聚光集热子系统收集的能量一并传递至汽轮机发电系统,供 CSP 电站正常工作发电。此时的能量流状态为  $0 < P_t^{\text{S-P}} < P_{\text{max}}^{\text{S-P}}$ ,  $P_t^{\text{S-T}} + P_t^{\text{T-P}} = P_{\text{min}}^{\text{PS}}$ ,  $P_t^{\text{S-T}} = 0$ 。

### 3) 运行状态 3

当 DNI = 0,即太阳落山时,汽轮机发电系统正常工作发电所需的能量全部由储热子系统提供。此时的能量流状态为  $P_t^{\text{S-T}} = 0$ ,  $P_t^{\text{T-P}} = P_{\text{max}}^{\text{T-P}} = P_{\text{min}}^{\text{PS}}$ 。

通过对 CSP 电站基本能量流和运行状态的分析,可以得出影响其出力稳定性的主要因素之一为聚光场的 DNI。所以,为了降低 CSP 发电系统出力的波动性,减小其并网时对电网的冲击,十分必要对聚光场的 DNI 进行较为准确地预测。

## 2 DNN 预测太阳辐射的可行性分析

DNN 因包含多隐含层而得名,也被称为多层感知机,是深度学习网络的基础,其网络结构示意图如图 2 所示<sup>[7]</sup>。

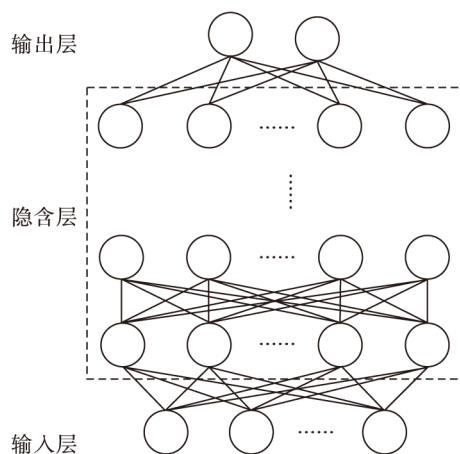


图 2 DNN 网络结构示意图

由图 2 可以看出,DNN 的基本组成结构是具有两层结构的感知机。感知机通过学习输入  $x$  和输出  $y$  之间的逻辑关系,再通过设定的激活函数  $\sigma(\cdot)$  得到最终的输出为:

$$y = \sigma\left(b + \sum_{i=1}^n w_i x_i\right) \quad (1)$$

式中: $b$ 为神经元的激活阈值; $w_i$ 为神经元之间的连接权重。

通过增加感知机和隐含层的个数,即可得到图 2 所示的 DNN。DNN 的多隐含层不但可以提高模型学习数据深层次之间联系的能力,提升预测结果的准确

性,还能够使网络灵活应用于分类、预测等研究。

在 DNN 的训练阶段,训练算法根据网络实际输出与期望输出之差反向调整网络的参数,使网络参数达到最优,输出误差最小。常用的网络参数训练算法为反向传播(back propagation, BP) 算法,具体的参数更新方法为:

$$W' = W - \alpha \frac{\partial L}{\partial W} \quad (2)$$

$$b' = b - \alpha \frac{\partial L}{\partial b} \quad (3)$$

式中:  $W'$  为参数更新后的神经元连接权重;  $\alpha$  为网络训练的学习率;  $L$  为代价函数。

DNI 作为太阳辐射中较为重要的一部分,在数学本质上属于时间序列。时间序列的定义为:对某种随机过程进行观测所得到的结果,其数学表达为:假设有一随机过程  $X(t)$  ( $t \in T, T = t_1, t_2, \dots, t_N$ ), 则  $t$  时刻对  $X(t)$  的观测样本  $X(t)$  为一个时间序列<sup>[12]</sup>。

时间序列的明显特征主要有长期特征、季节特征、循环特征和不规则特征。由于地球的自转和公转,以及天空中其他不确定性气象因素的影响, DNI 显然具有上述时间序列的特征。

为了实现对 DNI 较为准确地预测,可以利用神经网络拟合历史天气数据与其之间的关系<sup>[13]</sup>,又因为 DNN 具有能够挖掘数据深层联系的多隐含层,所以非常适用于 DNI 的预测。

结合文中对 DNN 基本网络结构、DNI 的本质以及特征的说明,从理论上证明了利用 DNN 预测 CSP 发电系统聚光场 DNI 的可行性。

### 3 基于 DNN 的预测模型构建过程

#### 3.1 预测模型整体框架设计

该文建立的基于 DNN 的 CSP 发电系统聚光场 DNI 预测模型构建思路如图 3 所示。

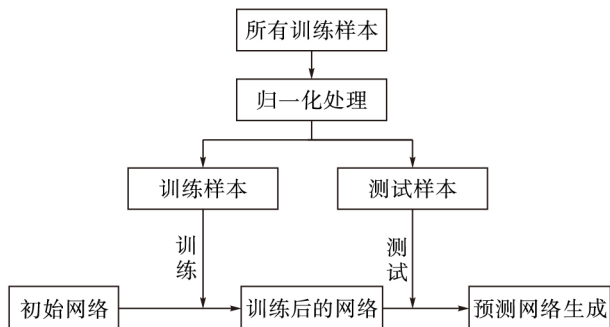


图 3 DNN 预测模型构建思路图

图 3 中,训练样本来自我国西部某地 2011—

2016 年的气象数据<sup>[14]</sup>,主要包括年份、月份、日期、小时、DNI、太阳几何参数(主要为太阳天顶角)、气溶胶参数、水汽含量、臭氧浓度、云量参数。

归一化处理是为了防止出现由于数据量级差异过大造成网络收敛速度慢,预测精度下降等问题。该模型采用的归一化方式是:

$$X' = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (4)$$

式中:  $X'$  为归一化后的数值;  $X$  为归一化前的数值;  $X_{\min}$  和  $X_{\max}$  分别为归一化前数据中的最小值和最大值。

随后将归一化后的数据按照比例随机分为训练样本和测试样本,以对初始网络的参数进行优化训练并测试网络的预测性能。

#### 3.2 预测模型参数设置及性能评估

预测模型需要设置的参数主要有输入、输出层神经元个数、隐含层的数量和每个隐含层的神经元个数。隐含层参数的设置采用工程上常用的择优选取方式,即在相同的评价指标下对网络参数进行择优选取。该过程选用的评价标准是衡量网络误差的均方根误差(root mean square error, RMSE)、平均相对误差(mean relative error, MRE) 和衡量网络准确率的平均准确率(mean average, MA) 对应的计算方式分别如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_i')^2} \quad (5)$$

$$MRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - y_i'|}{y_i} \quad (6)$$

$$MA = 1 - MRE \quad (7)$$

式中:  $n$  为测试样本数量;  $y_i$  为网络实际输出;  $y_i'$  为网络期望输出。

##### 3.2.1 输入输出层神经元个数设置

已知模型的输入有年份、月份、日期、小时、太阳天顶角、气溶胶参数、水汽含量、臭氧浓度和云量参数共 9 个,输出为对应日的 DNI。所以该模型的输入向量为 9 维,即输入层神经元个数为 9; 输出向量为 1 维,即输出层神经元个数为 1。

##### 3.2.2 隐含层个数设置及对应的评价指标

因为 DNN 中的多层隐含层可以有效弥补由于每层神经元个数不同引起的性能差异<sup>[15-16]</sup>,所以该文建立的基于 DNN 的预测模型只针对隐含层数量进行择优选取。

本着择优选取的原则,隐含层个数将从集合  $A = \{ [10], [10 \ 10], [10 \ 10 \ 10], [10 \ 10 \ 10 \ 10] \}$  中选取。其中,数组长度表示隐含层个数,每个数组中的数字表示该层神经元的个数。当隐含层个数分别取集合  $A$  中元素时,对应的网络代价函数曲线如图

4 所示,该模型选用的代价函数为:

$$L = \frac{1}{2} (y - \hat{y})^2 \quad (8)$$

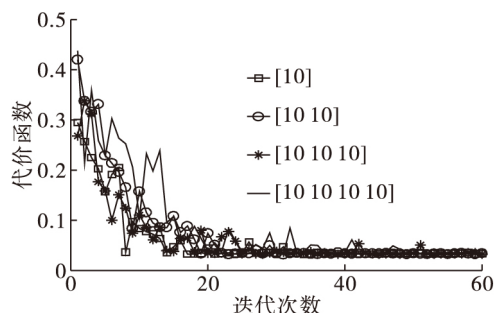


图4 不同隐含层数量对应的代价函数曲线图

由图4中各条代价函数曲线可以看出,在迭代开始时2层和4层隐含层会使网络的代价函数取值最大,1层会使迭代函数取值最小,但是随着网络训练次数(即迭代次数)的增多,隐含层数量对迭代函数取值的影响会逐渐变小。在迭代接近结束时,不同的代价函数曲线都会有一定的跳跃,因为此时在跳出当前最优去寻找更优的网络参数。由于代价函数在训练后期无法区分出隐含层数量对预测精度的影响,所以需要参考不同隐含层数量分别对应的网络评价指标,具体如表1所示。

表1 不同隐含层数量对应的网络评价指标

评价标准 层次	RMSE	MRE	MA	T/s
1 层	64.26	0.490 8	0.509 2	1.7
2 层	54.74	0.416 1	0.583 9	2.6
3 层	33.95	0.259 8	0.740 2	3.2
4 层	42.41	0.314 0	0.686 0	3.8

由表1中的数据可知,在隐含层数量取1~3层时,预测网络的误差在逐步减小,准确率在逐步上升,但当取4层隐含层时,误差上升,准确率下降。在训练时间方面,网络训练时间会随着隐含层数量的增加而增加,但是增加的幅度不大。所以,为了保证预测网络的准确性,该文选取隐含层数量为3层,且每层神经元个数为10,对应的网络测试相对误差曲线如图5所示。

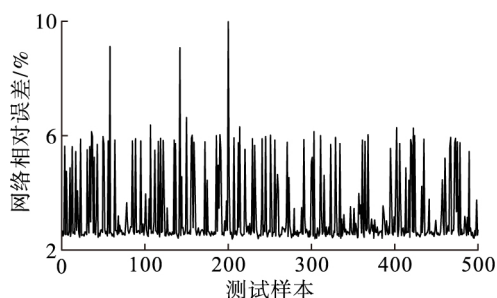


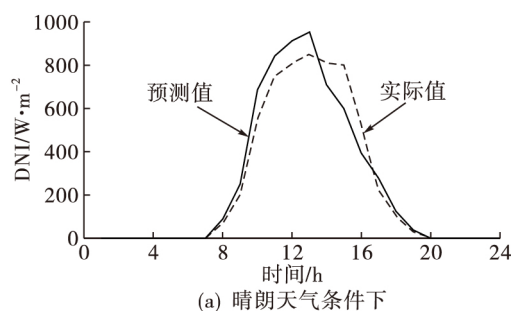
图5 预测网络测试误差曲线图

图5反映出该预测模型在进行网络测试时的相对误差情况,其可以看出,预测模型在测试时的相对误差稳定在2.5%~6%之间,极少数量的样本会使相对误差达到9%左右。

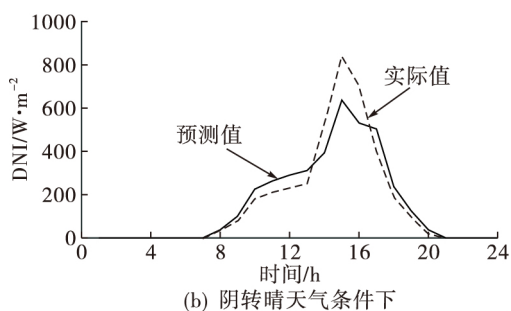
鉴于上述测试结果和对应的网络评价指标,所建立的基于DNN的CSP发电系统聚光场DNI预测模型符合一般预测模型的精度要求。

### 3.2.3 预测网络实际预测性能及评价指标

为检测预测模型的实际预测性能,利用其预测2017年6月某2个典型日的DNI变化情况及其数值。实际情况和预测结果如图6所示,对应的评价指标如表2所示。



(a) 晴朗天气条件下



(b) 阴转晴天气条件下

图6 典型日DNI的实际值与预测值

表2 典型日DNI预测结果的评价指标

天气条件	RMSE	MRE	MA
晴朗	71.17	0.104 3	0.895 7
阴转晴	68.83	0.162 7	0.837 3

由图6的预测结果可以看出,该文建立的预测模型无论在晴朗或阴转晴的天气条件下,都能够较为准确地预测出当日的DNI变化趋势。12~16h出现较大误差是因为在该时段内,DNI易受其他气象条件的影响,变化幅度较大,且变化规律复杂,但是该预测模型仍可以较为准确地预测出它的变化规律及其数值。结合表2的网络评价指标,该模型在不同天气条件下的误差比较稳定,准确率较高,不会因为天气条件的不同造成预测结果出现较大的偏差。

综上所述,该文建立的基于 DNN 的 CSP 发电系统聚光场 DNI 预测模型在不同的天气条件下均可以较为准确地预测出当日 DNI 的变化趋势及其数值,并且该网络的评价指标满足一般预测模型的精度要求。

#### 4 结论

该文以预测 CSP 发电系统聚光场的 DNI 为目的,建立了基于 DNN 的预测模型。通过算例和对应的网络评价指标分析,可得到所建立的基于 DNN 的预测模型在 DNI 预测方面的准确性和有效性,以及该预测模型无论在何种天气条件下均可以较为准确地预测出当日的 DNI 变化趋势及其数值,且误差小于传统人工神经网络。该模型可以为 CSP 电站的优化运行、出力预测、并网的优化协调控制,含有 CSP 电站的新能源互联系统协调运行等研究提供一定的理论基础。

参考文献:

- [1] 杜尔顺,张宁,康重庆,等.太阳光热发电并网运行及优化规划研究综述与展望[J].中国电机工程学报,2016,36(21):5765-5775+6019.
- [2] 陈润泽,孙宏斌,李正烁,等.含储热光热电站的电网调度模型与并网效益分析[J].电力系统自动化,2014,38(19):1-7.
- [3] 周晋,吴业正,晏刚,等.利用神经网络估算太阳辐射[J].太阳能学报,2005,26(4):509-512.
- [4] 王卫东,李净,张福存,等.基于 BP 神经网络的太阳辐射预测——以兰州市为例[J].干旱区资源与环境,2014,28(02):185-189.
- [5] 高亮,张新燕,张家军,等.基于拟合剔除的优化小波神经网络太阳辐射量预测[J].电测与仪表,2019,56(11):89-93.

(上接第 125 页)

瓦斯浓度值计算如下:设主路检测值为  $A$ ,辅路检测值为  $B$ ,设置阈值为 0.1,取  $C = \max(A, B)$ ,当  $\frac{|A - B|}{C} \leq 0.1$  时,浓度值为  $\frac{A + B}{2}$ ,当  $\frac{|A - B|}{C} > 0.1$  时,浓度值即为主路检测值  $A$ 。

#### 4 结论

该文设计了智能瓦斯传感器,并介绍了硬件和软件设计。传感器可以采用无线和有线两种传输形式,将检测数据传输到监控分站,可以灵活地将智能瓦斯传感器布置到不同区域。同时采用主副两条通道采集瓦斯浓度,保证了瓦斯浓度的准确性,可以确保当一条通道出现故障时,仍然可以检测瓦斯浓度。实验

- [6] ZHANG L, MA W, ZHANG D. Stacked sparse autoencoder in PolSAR data classification using local spatial information[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(9): 1359-1363.
- [7] HINTON G E, SALAKHUTDINOV P R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [8] 常建芳. 基于集成学习和卷积神经网络的太阳能辐照度预测方法[D]. 天津: 天津大学, 2018.
- [9] 张宇帆, 艾芊, 林琳, 等. 基于深度长短时记忆网络的区域级超短期负荷预测方法[J]. 电网技术, 2019, 43(06): 1884-1892.
- [10] 王粟, 江鑫, 曾亮, 等. 基于 VMD-DESN-MSGP 模型的超短期光伏功率预测[J/OL]. 电网技术, 1-10 [2020-01-12]. <http://doi.org/10.13335/j.1000-3637.pst.2019.0958>.
- [11] 张中丹, 李锦键, 王兴贵, 等. 基于静态模型的光热储能电站发电量优化策略[J]. 电力建设, 2019, 40(10): 111-117.
- [12] 李慧媛. 基于深度信念网络模型的时间序列预测研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2018.
- [13] 张悦, 申彦波, 石广玉. 面向光热发电的太阳能短期预报技术[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(19): 158-167.
- [14] 国家气象信息中心[EB/OL]. (2018-03-01) [2020-02-08]. <http://data.cma.cn/>.
- [15] HINTON G E, OSINDERO S, The Y. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural Computation, 2006, 18: 1527-1554.
- [16] BENGIO Y. Learning Deep Architectures For AI: Foundations and Trends in Machine Learning[M]. NOW Publishers, 2009.

证明,该瓦斯浓度具有精度高、稳定性好等特点,可以作为瓦斯检测装置应用在煤矿安全生产监控中。

参考文献:

- [1] 邓奇根,王燕,刘明举,等.2001—2013 年全国煤矿事故统计及启示[J].煤炭科技,2014,33(09):73-75.
- [2] 汝彦冬,曹伟,张吉利.基于 ZigBee 技术的无线瓦斯传感器的设计[J].工业仪表与自动化装置,2013(03):95-97.
- [3] 汝彦冬.新型井下监控分站的设计[J].自动化仪表,2010,31(06):64-66.
- [4] 解海东,李松林,王春雷,等.基于物联网的智能矿山体系研究[J].工矿自动化,2011,37(03):63-66.
- [5] 袁亮,薛生,谢军.瓦斯含量法预测煤与瓦斯突出的研究与应用[J].煤炭科学技术,2011,39(03):47-51.