

DOI:10.19322/j.cnki.issn.1006-4710.2017.03.013

基于 EMD-ANFIS 模型的短期光伏出力模拟研究

武连洲, 白涛, 黄强, 郭嘉城, 方伟

(西安理工大学 西北旱区生态水利工程国家重点实验室培育基地, 陕西 西安 710048)

摘要: 为降低光伏发电并网对电网运行造成的不稳定影响,亟需进一步提高光伏出力预测的精度。本文以 ANFIS 模型为基础,结合 EMD 的数据预处理器技术,提出了改进的 EMD-ANFIS 模型。以龙羊峡光伏电站为研究对象,采用光伏电站实测小时出力数据,建立短期光伏出力模拟的 ANFIS 模型和 EMD-ANFIS 模型。实例计算结果表明:①ANFIS 模型和 EMD-ANFIS 模型模拟结果的确定性系数分别为 0.93 和 0.96,模拟结果均为甲等;②相比 ANFIS 模型,EMD-ANFIS 模型适应能力更强,精度更高,能够更好的拟合不同气象条件下的光伏出力曲线,推荐为光伏出力预测的应用模型。研究成果可提高光伏出力的预测精度,有助于确保大规模光电并网运行的安全性与可靠性,提高绿色能源利用效率,促进光伏产业的发展。

关键词: 短期光伏出力模拟; EMD-ANFIS; IMF; 确定性系数

中图分类号: TK519 **文献标志码:** A **文章编号:** 1006-4710(2017)03-0326-07

Short-term output prediction of photovoltaic power based on EMD-ANFIS model

WU Lianzhou, BAI Tao, HUANG Qiang, GUO Jiacheng, FANG Wei

(State Key Laboratory Base of Eco-hydraulic Engineering in Arid Area, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: For maintaining the safety and stability of network operation caused by photovoltaic power generation paralleling in the Grid, it is necessary to improve the output prediction precision of photovoltaic power. In this paper, based on data preprocessing technology, the Adaptive Networks based Fuzzy Inference System (ANFIS) model is improved by the Empirical Mode Decomposition (EMD). Taking a photovoltaic power station, Longyangxia, for example, short-term photovoltaic power prediction models, ANFIS model and EMD-ANFIS model are established based on measured hour output data in the past. It is demonstrated that: ① the deterministic coefficients of ANFIS model and EMD-ANFIS model are 0.93 and 0.96, respectively, both of which are first-class models; ② The EMD-ANFIS model is better than the ANFIS model, both in adaptability and prediction accuracy, which can fit the photovoltaic power output curve better under different weather conditions. For greatly improved the prediction accuracy, the EMD-ANFIS model is recommended on output prediction of photovoltaic power. The results are of significance in maintaining the safety and stability of network operation by photovoltaic power generation paralleling in the Grid, improving the efficiency of green energy and the developing of photovoltaic power industry.

Key words: short-term photovoltaic power simulation; EMD-ANFIS; Intrinsic Mode Functions; deterministic coefficients

受季节变化、云层厚度等随机性因素影响,光伏发电呈现显著的波动性、间歇性和随机性。若将大

规模不稳定光电并入电网,会对电网的稳定运行造成冲击,加剧调峰难度。而龙羊峡并网光伏电站作

收稿日期: 2016-04-18

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51409210,51179149,51190093);水利部公益性行业科研专项经费资助项目(201501058)

作者简介: 武连洲,男,硕士生,研究方向为水库调度。E-mail:wlxaut@126.com

通讯作者: 黄强,男,教授,博导,博士,研究方向为水资源系统工程。E-mail:sy-sj@xaut.edu.cn

为全球最大的光伏电站,其稳定高效运行对于国家新能源战略的实施以及西北地区电网的稳定运行具有重要意义。因此,为合理安排电网运行方式,确保电网运行的安全性和稳定性,亟需提高光伏出力预测精度^[1-2]。光伏出力预测常用方法有人工神经网络(ANN)^[3]、支持向量机(SVM)^[4-5]、时间序列法(TSM)^[6]、马尔科夫链^[7]等。其中,ANN具有并行计算、容错能力强、自适应学习等优点,但易陷入局部最优解和过拟合现象。自适应模糊推理系统(ANFIS)结合 ANN 与模糊推理系统,利用模糊推理系统处理非线性、模糊语言信息的能力和 ANN 模型的优点进行模拟和预测^[8-9]。目前,在处理不规则数据时,常用的分解方法为小波变换(WT),但 WT 本质上是窗口可调的傅立叶变换,其分解结果不具有自适应性。而经验模态分解(EMD)方法本质是基于信号的局部特征时间尺度分解,具有自适应性,分解后各固态模数分量(IMF)可突出数据的局部特性,能更准确地把握原序列的特征信息^[10]。

鉴于此,本文拟建立 EMD-ANFIS 短期光伏出力模拟模型,即采用 EMD 方法处理不规则、非线性的光伏出力数据,将其作为 ANFIS 模型的数据预处理器,把 EMD 分解的 IMF 分量作为 ANFIS 模型的输入,利用 EMD-ANFIS 模型进行短期光伏出力模拟。研究成果可应用于提前制定电网调度方案,对于提高大规模光电并网运行的安全性与可靠性,促进光伏产业的发展,具有重要的应用价值。

1 研究对象概况与数据来源

青海省地处青藏高原东北部,境内太阳辐射强度大,日照时间长,年总辐射量可达 5800~7400 MJ·m⁻²,其中直接辐射量占总辐射量的 60%以上,为青海光伏产业的发展提供了得天独厚的条件。随着龙羊峡 320 MW 并网光伏电站的投产运行,电站出力除满足当地用电需求外,大部分电力需送入电网消纳。鉴于光电的不稳定缺陷,现阶段龙羊峡水电站采用水电-光电联合互补调度运行模式,即在光伏电站运行期间,将光伏电站作为龙羊峡水电站的一台新发电机组,龙羊峡水电站作为光伏电站的调节电站,把两部分电量同时输送至电网,共同满足电网的电量要求。因此,水电站需提前掌握光伏电站的出力情况,以便安排水电站机组运行方案,协调光伏电站的运行。

龙羊峡光伏电站地处青海省贵德县附近,气象资料由贵德县水文站提供,主要包括晴天、多云和雨天三种天气类型方面的数据。本文光伏出力数据由

龙羊峡光伏电站提供,采用 2013 年 12 月 15 日~2014 年 8 月 4 日的龙羊峡光伏电站实测出力资料序列,序列以小时为尺度,包括每日 9:00~19:00 时的实测出力,共计 2563 个样本数据,以上数据来源可靠,精确度高。

2 基于 EMD-ANFIS 的短期光伏出力预测模型

光伏出力受多种因素的共同影响,包括天气类型、光照强度、光照时间、云层厚度、气温、湿度以及电池板置放角度等,在各种因素互相影响作用下,使光伏出力具有随机性、间隔性和波动性。若综合上述多种影响因素作为输入进行模拟、预测光伏出力,不仅对模型输入数据的精度要求苛刻,而且操作复杂,工作量巨大,因此,需要寻找一个预测精度较高,操作简单可用的预测方法。ANFIS 模型结合模糊逻辑推理和 ANN 二者的优点,模型本身具有自适应和自学习的能力,可处理不规则、随机性的问题,ANFIS 模型处理问题的能力与光伏处理的特点相接近,故本文旨在充分利用 ANFIS 模型中模糊逻辑推理的特性,分析实测光伏出力时间序列,寻找、揭示各种天气类型条件下光伏出力的内在规律,并利用 ANN 模型的黑箱原理,通过大量的数据训练,建立完整的自适应模糊推理矩阵,预测光伏出力。

为了进一步提高光伏出力的预测精度,本文改进单一传统的 ANFIS 模型,建立 EMD-ANFIS 作为短期光伏出力的模拟模型,即把 EMD 作为 ANFIS 模型的数据预处理器,利用 EMD 对光伏出力数据序列进行分解,得到反应光伏数据局部特征的 IMF 分量并作为 ANFIS 模型的输入,最终通过晴天、多云和雨天的预测典型日的光伏出力预测精度来评价模型的优劣。

2.1 传统 ANFIS 模型

1985 年 Takagi 和 Sugeno 提出一种非线性的 Sugeno 模糊模型^[11-14],该模型结合了模糊逻辑推理与神经网络的自适应学习等优点,改善了传统模糊控制中必须人为调整隶属度函数以减小误差的缺点,利用输入序列和输出序列之间产生的模糊推理系统进行分析、预测数据。对一阶 Sugeno 模糊系统,设其具有 2 条模糊规则,即:

规则 1:若 $x=A_1, y=B_1$, 则 $f_1=p_1x+q_1y+r_1$ 。

规则 2:若 $x=A_2, y=B_2$, 则 $f_2=p_2x+q_2y+r_2$ 。

式中: x, y 表示输入变量; f_1, f_2 为 x 和 y 的一阶多

项式; $\{p_i, q_i, r_i\} (i=1, 2)$ 为一阶 Sugeno 模糊模型中的多项式参数; $A_i, B_i (i=1, 2)$ 分别为描述输入变量 x, y 的模糊数;

ANFIS 模型网络结构如图 1 所示, 其中方形节点和圆形节点分别为带有可调参数和不可调参数的节点。

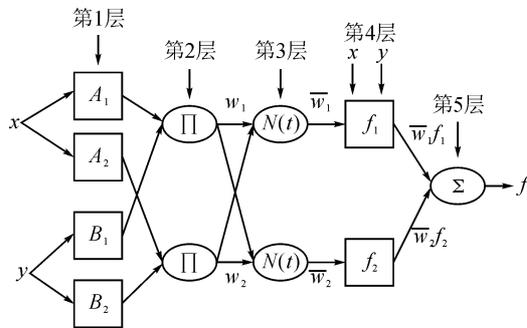


图 1 ANFIS 模型结构图

Fig. 1 Structure of ANFIS model

一阶 ANFIS 模型共有 5 层:

第 1 层是模糊化层, 将采集的实际样本作为输入, 模糊化处理, 同时, 输出对应模糊集的隶属度 O^1 。

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad i = 1, 2 \quad (1)$$

$$O_i^1 = \mu_{B_i}(x) \quad i = 1, 2 \quad (2)$$

式中, O_i^1, O_i^1 为第 1 层对应节点模糊集输出的隶属度; A_i, B_i 为与该层对应节点隶属度函数有关的语言表示(如“大”或“小”); $\mu_{A_i}(x), \mu_{B_i}(x)$ 为输入变量对应的隶属度函数。

第 2 层是逻辑运算层, 实现条件部分的模糊集运算, 输出每条规则的适用度 O_i^2 :

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(x) \quad i = 1, 2 \quad (3)$$

式中, w_i 为第 i 条规则的激励强度; \times 表示 AND 算子。

第 3 层是归一化处理层, 其输入为第 2 层的输出。本层中, 将各条规则的适用度归一化处理, 如第 i 条规则的归一化适用度为:

$$O_i^3 = \bar{w}_i = w_i / (w_1 + w_2) \quad i = 1, 2 \quad (4)$$

第 4 层是结论层, 计算每条规则的输出 O_i^4 。其中, 第 3 层与第 4 层之间为线性传递:

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad i = 1, 2 \quad (5)$$

第 5 层是去模糊化计算层, 即计算模糊系统的总输出, 所有规则的输出之和 O^5 :

$$O^5 = f = \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 = (w_1 f_1 + w_2 f_2) / (w_1 + w_2) \quad (6)$$

ANFIS 模型是一个多层前馈式网络, 同 ANN 模型一样, ANFIS 模型在连接权值参数率定时, 通过训练设定的训练样本, 不断的反馈修正, 即自适应

调整至模型适用性最佳状态。

2.2 EMD-ANFIS 模型

EMD 方法^[15-17]是一种自适应的信号分解, 其本质是基于信号的局部特征时间尺度对输入信号进行平稳化处理, 分解出信号中不同尺度的波动, 该波动是对应其特征尺度的数据序列, 每个数据序列称为 *IMF* 分量。IMF 分量须满足以下 2 个条件:

1) 在整个样本的数据范围内, IMF 分量中的极点数和零点数相等或最多相差 1 个;

2) 在 IMF 分量的任意点处, 上下包络线必须关于时间轴局部对称。

具体分解步骤如下:

Step1: 获取上下包络线。寻找原始输入信号序列的所有极大值点和极小值点的集合 $x(t)$, 采用三次样条插值算法分别获得信号的上包络线 $x_+(t)$ 和下包络线 $x_-(t)$, 并计算上下包络线的平均值 $m(t)$, 同时, 信号所有数据点均应处在上下包络线之间。

$$m(t) = [x_+(t) + x_-(t)] / 2 \quad (7)$$

Step2: 计算无低频新序列 $x_n(t)$:

$$x_n(t) = x(t) - m(t) \quad (8)$$

若 $x_n(t)$ 满足 IMF 的 2 个条件, 则为第 1 个 IMF 分量, 并记做 $c_1(t)$, 否则将 $x_n(t)$ 作为原始输入信号, 返回 Step1 继续分解, 直到得到第 1 个 IMF 分量。

Step3: 计算剩余信号 $r_1(t)$ 。

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (9)$$

把 $r_1(t)$ 作为新的输入信号, 重复计算 Step1 和 Step2, 提取出所有的 IMF 分量。当剩余的信号为非振荡的单调函数或小于预定值时, 则认为输入序列分解完毕。原始的序列分解成 n 个 IMF 分量和 1 个剩余信号 $r_n(t)$, 即:

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j(t) + r_n(t) \quad (10)$$

根据以上步骤将原始信号分解成 n 个不同的特征波 $c_j(t)$, 即 IMF 分量。

EMD-ANFIS 模型求解具体流程如图 2 所示, 求解步骤为:

Step1: 整理光伏电站的历史出力曲线 $N(t)$, 确定输入变量;

Step2: 对 $N(t)$ 进行 EMD 分解, 得到 $IMF_1, IMF_2, \dots, IMF_n$ 共计 n 个子序列;

Step3: 确定模型参数, 建立 ANFIS 模型;

Step4: 对各个子序列进行训练、检验、预测, 分别得到子序列预测结果为: $N_1(t), N_2(t), \dots, N_n(t)$;

Step5: 计算预测结果 $N'(t)$, 并检验预测结果是否符合预测精度, 若满足则输出结果, 否则返回 Step3。

$$N'(t) = N_1(t) + N_2(t) + \dots + N_n(t) \quad (11)$$

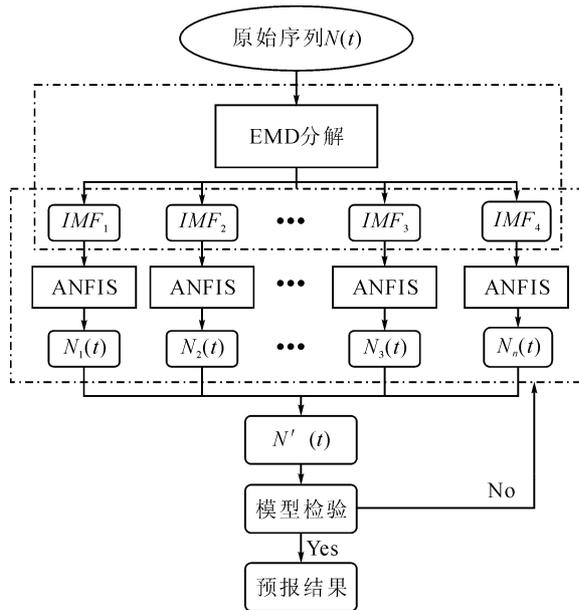


图2 EMD-ANFIS模型求解图

Fig. 2 Solution structure of EMD-ANFIS model

3 模型应用与求解

3.1 模型应用

结合龙羊峡光伏电站运行的实际情况, 将本文建立的 EMD-ANFIS 模型应用于其光伏出力预测研究中。整理光伏出力数据序列, 结合贵德水文站提供的天气类型资料, 尽可能的将不同季节、不同天气类型下的出力序列作为训练数据, 最终选取 200 天的训练数据用作模型校准, 选取 33 天的数据用做模型验证。晴天时, 光伏出力曲线呈现单峰型; 多云和雨天时, 出力曲线特征均为随机型, 出现两峰或者多峰。因此, 本文在模拟期内结合光伏出力特征和天气状况, 选择晴天、多云和雨天三种天气状况下的典型日, 分析典型日的出力, 并将其出力拟合度作为评价模型合理性的标准之一。

通过自相关模型计算可知, 在该出力序列中, 光伏电站第 t 时刻的出力与前 4 个时刻的相关性最强, 认定 ANFIS 模型输入层中输入变量个数为 4, 分别为 $(t-1) \sim (t-4)$ 时刻的光伏出力。ANFIS 模型选取的隶属度函数为高斯型, 输入层中每个输入变量的隶属度函数个数均为 4, 模型输出层输出变量个数为 1。在 EMD-ANFIS 模型中, 将光伏出力

数据利用 EMD 方法分解后, 形成 10 个新的 IMF 信号序列, 因此需要利用 ANFIS 模型分别训练学习 10 次, 最终累加得到预测值 $N(t)$ 。

为了比较 EMD-ANFIS 模型的精度, 选用传统 ANFIS 模型作为对照模型, 对光伏出力数据进行模拟计算。传统 ANFIS 模型的输入数据没有经过 EMD 处理, 原始出力序列直接输入模型, 其模型求解及其他方面等均与 EMD-ANFIS 模型中的 ANFIS 模型一致。

3.2 模型结果与评价

模型的结果主要包括 EMD 方法结果、出力预测结果和模型评价结果三部分。

3.2.1 EMD 分解结果

本次选用的光伏出力数据序列经 EMD 分解以后, 形成 10 个 IMF 信号, 信号波动如图 3 所示(由于数据量较大, 因此节选信号 IMF_5 、 IMF_7 前 1000 个时间点的分解结果)。通过图 3 可以看出, 新的 IMF 信号曲线更加光滑, 不同于原始光伏出力的锯齿性波动, 避免了 ANFIS 模型在数据分析时, 由于数据序列的跳跃、波动而导致的误差增大。

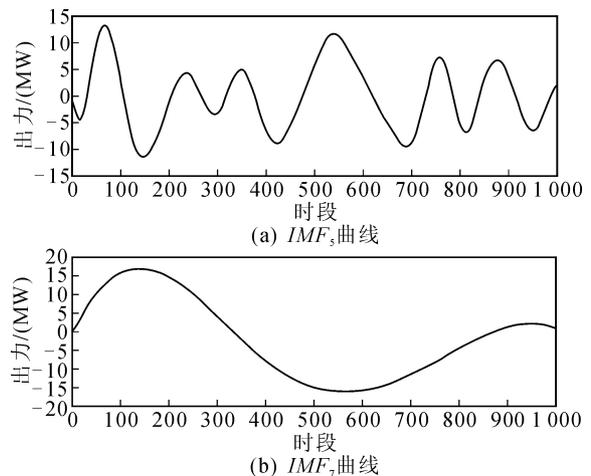


图3 光伏出力 EMD 分解结果

Fig. 3 EMD results of photovoltaic power

3.2.2 EMD-ANFIS 模型结果

根据图 2 的求解流程, 将训练样本输入 EMD-ANFIS 模型进行训练、学习, 经过 500 次训练后, 根据误差情况判断出模型拟合程度较好, 学习记忆已满足要求, 即模型已趋于稳定。将验证样本数据代入训练好的 EMD-ANFIS 模型, 得出相应的出力模拟结果。

将 ANFIS 模型的计算结果作为对比方案。EMD-ANFIS 模型的典型日的模拟结果以及出力曲线如表 1、图 4 所示。

表 1 3 种天气条件下 ANFIS 和 EMD-ANFIS 模型的出力模拟结果
Tab.1 Photovoltaic power forecasting of ANFIS and EMD-ANFIS model in three weather conditions

时刻	多云天出力/(MW)			晴天出力/(MW)			雨天出力/(MW)		
	实测数据	ANFIS	EMD-ANFIS	实测数据	ANFIS	EMD-ANFIS	实测数据	ANFIS	EMD-ANFIS
9:00	55.55	33.46	51.23	50.88	26.28	50.47	9.29	11.15	10.49
10:00	91.32	85.89	91.37	97.48	94.83	75.76	23.26	10.53	28.87
11:00	124.96	122.36	125.41	131.24	126.00	132.74	65.08	69.96	54.06
12:00	144.45	138.77	144.99	154.04	148.04	150.82	92.52	88.79	90.05
13:00	152.18	145.81	161.54	166.48	159.73	169.31	115.12	111.46	110.41
14:00	116.95	144.12	116.68	169.72	163.61	165.82	82.56	106.51	79.29
15:00	116.15	123.98	146.96	163.57	162.90	163.20	73.88	83.25	74.41
16:00	113.90	151.11	123.44	147.63	148.48	147.58	143.74	156.10	137.28
17:00	103.96	114.89	81.57	119.13	118.45	119.66	119.32	127.97	132.55
18:00	65.45	62.78	61.04	59.04	56.71	57.80	79.49	119.17	99.29
19:00	10.72	10.60	24.34	36.00	42.84	34.32	34.57	40.43	35.00

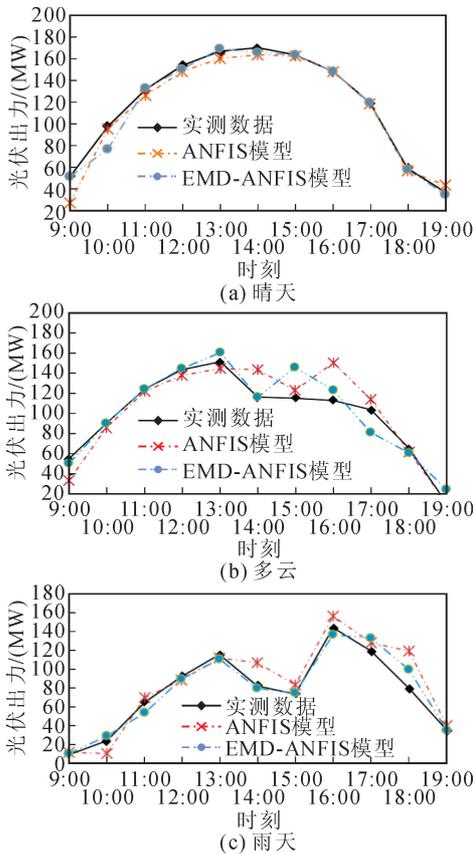


图 4 各典型日的出力模拟曲线
Fig.4 Output simulation curve of three typical days

3.2.3 模型评价

本文选择均方根误差(RMSE)、平均相对误差(MRE)和确定性系数(d_y)共计 3 个指标,来评价模型的精度。其中确定性系数可表述为:

$$d_y = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n [N'(t) - N(t)]^2}{\sum_{t=1}^n [N(t) - \bar{N}(t)]^2} \quad (12)$$

$$\bar{N}(t) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n N(t) \quad (13)$$

d_y 值越接近 1,说明模型的精度越高。其中, $d_y \geq 0.9$ 说明模型的模拟结果为甲等; $0.7 \leq d_y < 0.9$ 说明模型的模拟结果为乙等。

根据以上公式分别计算训练输出样本、模拟输出样本,3 个典型日输出的 RMSE 值、MRE 值、 d_y 值结果如表 2 所示。

表 2 ANFIS 和 EMD-ANFIS 模型训练、预测结果评价
Tab.2 Estimation of model training and forecasting of ANFIS and EMD-ANFIS model

评价序列		模型	RMSE	MRE	d_y
整体	训练	ANFIS	12.93	0.56	0.96
		EMD-ANFIS	10.25	0.55	0.97
序列	预测	ANFIS	13.22	0.22	0.93
		EMD-ANFIS	9.89	0.15	0.96
典型日	晴天	ANFIS	8.62	0.08	0.97
		EMD-ANFIS	6.72	0.04	0.98
序列	多云	ANFIS	16.27	0.12	0.83
		EMD-ANFIS	13.00	0.18	0.89
	雨天	ANFIS	15.70	0.19	0.84
		EMD-ANFIS	8.73	0.10	0.95

从表 1、2 和图 4 可以得出以下结论:

1) 对比整体的训练和模拟结果可知:训练结果的精度明显高于模拟结果的精度。从预测结果和实测数据的拟合情况可知,模型运算并无陷入局部解的情况。对比典型日的出力模拟结果可知:晴天时,ANFIS 模型和 EMD-ANFIS 模型的输出效果均很好, d_y 值均大于 0.9,MRE 值均小于 10%;在多云和雨天情况下,RMSE、MRE、 d_y 值均是 EMD-ANFIS 模型相对较好,其输出精度高于 ANFIS 模型的

预测精度;

2) 晴天情况下,两种模型的输出结果的 d_y 值均大于多云和雨天,主要原因是:相比晴天,多云和雨天光伏出力曲线均不稳定,随机成分较多,波动起伏较大,导致模型输出精度偏低。但 EMD-ANFIS 模型多云和雨天情况下的 d_y 值分别为 0.89 和 0.95,均优于 ANFIS 模型的输出精度,显现出 EMD-ANFIS 模型的优势,论证了该模型的合理性、可行性;

3) ANFIS 模型和 EMD-ANFIS 模型的模拟结果均为甲等,但 EMD-ANFIS 模型的出力拟合程度明显要高于 ANFIS 模型,故推荐 EMD-ANFIS 模型为光伏出力预测的应用模型。

4 结 语

本文建立的 EMD-ANFIS 短期光伏出力模拟模型,能够较为精确的预测晴天、多云、雨天三种天气下的龙羊峡光伏电站出力,通过与传统 ANFIS 模型进行对比分析,验证了 EMD-ANFIS 模型应用于光伏出力预测的优势和准确性。研究成果提高了短期光伏出力的预测精度,可应用于光电-水电、光电-水电-风电等电力电量并网研究。通过预测与反馈修正机制,提前制定光伏电站的调度计划,可实现多源并网下电网的安全与稳定。

参考文献:

- [1] 陈昌松,段善旭,蔡涛,等. 基于模糊识别的光伏发电短期预测系统 [J]. 电工技术学报, 2011, 26(17): 83-89.
CHEN Changsong, DUAN Shanxu, CAI Tao, et al. Short-term photovoltaic generation forecasting system based on fuzzy recognition [J]. Transactions of China Electro-technical Society, 2011, 26(17): 83-89.
- [2] 罗建春,晁勤,罗洪,等. 基于 LVQ-GA-BP 神经网络光伏电站出力短期预测 [J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(13): 89-94.
LUO Jianchun, CHAO Qin, LUO Hong, et al. PV short-term output forecasting based on LVQ-GA-BP neural network [J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(13): 89-94.
- [3] 王哲. 基于 ANN 和时间周期性的光伏电站辐照度预测研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2012.
WANG Zhe. Solar irradiance prediction of PV power station based on artificial neural network and time-periodicity [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2012.
- [4] SHI J, LEE W J, LIU Y Q, et al. Forecasting power

- output of photovoltaic systems based on weather classification and support vector machines [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2012, 48 (3): 1064-1069.
- [5] 陈阿莲,冯丽娜,杜春水,等. 基于支持向量机的局部阴影条件下光伏阵列建模 [J]. 电工技术学报, 2011, 23(3): 140-146.
CHEN Alian, FENG Lina, DU Chunshui, et al. Modeling of photovoltaic array based on support vector machines under partial shaded conditions [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 23 (3): 140-146.
- [6] 杨志超,朱峰,等. 基于自适应模糊时间序列法的光伏发电短期功率预测 [J]. 南京工程学院学报(自然科学版), 2014, 12(1): 6-13.
YANG Zhichao, ZHU Feng. Photovoltaic power generation short-term power forecasting based on adaptive fuzzy time sequence method [J]. Journal of Nanjing Institute of Technology (Natural Science Edition), 2014, 12(1): 6-13.
- [7] 丁明,鲍玉莹,毕锐. 应用改进马尔科夫链的光伏出力时间序列模拟 [J]. 电网技术, 2016, 40(2): 459-464.
DING Ming, BAO Yuying, BI Rui. Simulation of PV output time series used improved Markov chain [J]. Power System Technology, 2016, 40(2): 459-464.
- [8] JANG J S R. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system [J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1993, 23(3): 665-685.
- [9] 李卫,席林,毕佳. 基于 ANFIS 模型的光伏电站辐照度超短期预测 [J]. 上海电气技术, 2014, 7(4): 36-41.
LI Wei, XI Lin, BI Jia. Ultra-short term prediction of solar irradiation for PV stations based on ANFIS model [J]. Journal of Shanghai Electric Technology, 2014, 7 (4): 36-41.
- [10] 冯平,丁志宏,韩瑞光,等. 基于 EMD 的降雨径流神经网络预测模型 [J]. 系统工程理论与实践, 2009, 29 (1): 152-158.
FENG Ping, DING Zhihong, HAN Ruiguang, et al. Precipitation-runoff forecasting ANN model based on EMD [J]. Systems Engineering-Theory and Practice, 2009, 29(1): 152-158.
- [11] 郭恒,罗可. ANFIS 在短期负荷预测中的应用 [J]. 高电压技术, 2006, 32(8): 105-107.
GUO Heng, LUO Ke. Application of adaptive neural-fuzzy inference system to short-term load forecasting [J]. High Voltage Engineering, 2006, 32 (8): 105-107.
- [12] 刘修廷,潘宏侠. 自适应模糊神经控制系统及其 MATLAB 实现 [J]. 机械工程与自动化, 2010(3):

- 162-164.
LIU Xiuting, PAN Hongxia. Realization of self-adaptive fuzzy-neural control system based on Matlab [J]. Mechanical Engineering and Automation, 2010 (3): 162-164.
- [13] 马细霞, 穆浩泽, 郭慧芳. 基于小波-ANFIS的水库月径流预报模型 [J]. 水电能源科学, 2008, 26(1): 26-29,74.
MA Xixia, MU Haoze, GUO HuiFang. Reservoir monthly runoff forecast model based on Wavelet-ANFIS Analysis [J]. Water Resources and Power, 2008, 26(1): 26-29,74.
- [14] 许爱德, 樊印海, 李自强. 基于 GA-ANFIS 的开关磁阻电机建模 [J]. 电机与控制学报, 2011, 15(7): 54-59.
XU Aide, FAN Yin Hai, LI Ziqiang. Modeling of switched reluctance motor based on GA-ANFIS [J]. Electric Machines and Control, 2011, 15(7): 54-59.
- [15] 徐晓刚, 徐冠雷, 王孝通, 等. 经验模式分解(EMD)及其应用 [J]. 电子学报, 2009, 37(3): 581-585.
XU Xiaogang, XU Guanlei, WANG Xiaotong, et al. Empirical mode decomposition and its application [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(3): 581-585.
- [16] 刘霖雯, 刘超, 江成顺. EMD 新算法及其应用 [J]. 系统仿真学报, 2007, 19(2): 446-447,464.
LIU Linwen, LIU Chao, JIANG Chengshun. Novel EMD algorithm and its application [J]. Journal of System Simulation. 2007, 19(2): 446-447,464.
- [17] 于德介, 杨宇, 程军圣. 一种基于 SVM 和 EMD 的齿轮故障诊断方法 [J]. 机械工程学报, 2005, 41(1): 140-144.
YU Dejie, YANG Yu, CHENG Junsheng. Fault diagnosis approach for gears based on EMD and SVM [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering. 2005, 41(1): 140-144.

(责任编辑 周 蓓)

(上接第 325 页)

- [10] 白丹, 田济扬, 宋立勋. 双向流弧形滴灌带: 中国, ZL201220007024.6 [P]. 2012-09-05.
- [11] 白丹, 宋立勋, 党志良. 双向流滴灌带: 中国, ZL201220006857.0 [P]. 2012-09-05.
- [12] 田济扬, 白丹, 任长江, 等. 滴灌双向流渠道灌水器水力特性分析 [J]. 农业工程学报, 2013, 29(20): 89-94.
TIAN Jiyang, BAI Dan, REN Changjiang, et al. Analysis on hydraulic performance of bidirectional flow channel of drip irrigation emitter [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2013, 29(20): 89-94.
- [13] 田济扬, 白丹, 于福亮, 等. 基于 Fluent 软件的滴灌双向流渠道灌水器水力性能数值模拟 [J]. 农业工程学报, 2014, 30(20): 65-71.
TIAN Jiyang, BAI Dan, YU Fuliang, et al. Numerical simulation of hydraulic performance on bidirectional flow channel of drip irrigation emitter using Fluent [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(20): 65-71.
- [14] 袁志发, 周静芋, 郭满才, 等. 决策系数——通径分析中的决策指标 [J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 2001, 29(5): 131-133.
YUAN Zhifa, ZHOU Jingyu, GUO Mancai, et al. Decision coefficient—the decision index of path analysis [J]. Journal of Northwest Sci-Tech University of Agriculture and Forestry, 2001, 29(5): 131-133.

(责任编辑 王绪迪)