

光伏发电短期功率预测模型与电站监控系统设计

林 嵩

浙江工业职业技术学院, 浙江 绍兴 312000

摘要: 目前大规模光伏并网发电系统的输出功率波动大、随机性强, 为准确预测光伏电站的输出功率以解决大规模光伏并网发电给电网造成的调峰、调度等难题。通过开发能实时监测环境辐照强度、温度、湿度、风向、风速等环境参数的低成本小型气象站和光伏电站监控系统来监测光伏电站的运行状况和采集气象与电站输出功率的数据, 并应用于气象条件聚类识别和小波神经网络光伏发电系统短期发电功率预测模型上, 以实现大规模光伏并网发电系统输出功率的精确预测, 对大规模光伏并网发电系统的推广应用具有重要意义。

关键词: 光伏发电系统; 功率预测模型; 电站监控系统

中图分类号: TM615

文献标识码: A

文章编号: 1000-2324(2016)01-0083-05

The Short-term Prediction Model of Photovoltaic Grid Power Generation and the Design for Monitoring System of a Power Station

LIN Song

Zhejiang Industry Polytechnic College, Shaoxing 312000, China

Abstract: At present, there is a large fluctuation and randomness in output power of the large-scale photovoltaic (pv) grid power generation system. To accurately predict the output power in order to solve problems of peak regulation and schedule in photovoltaic grid, this paper set up a low cost small meteorological station real-time monitoring the environment parameters such as radiation intensity, temperature, humidity, wind direction, wind speed etc. and a monitoring system to monitor the operation condition of the photovoltaic power station and gather the data of meteorology to apply to the identification of the meteorological conditions and the prediction model of a short-term power in the photovoltaic power generation system of wavelet neural network so as to realize the accurate prediction for an output power in the large-scale photovoltaic (pv) grid power system and it could have an important significance to generate and apply in a large-scale photovoltaic (pv) grid power generation system.

Keywords: Photovoltaic power generation system; power prediction model; photovoltaic power station monitoring system

近年来光伏发电技术较为发达的国家, 已经开发出了用于光伏发电系统输出功率预测的系统^[1-3]。日本 Ryukyus 大学通过递归神经网络和前馈神经网络对太阳辐照强度进行预测, 然后利用发电功率与辐照强度的函数关系得到输出功率, 预测结果较为准确。德国 Oldenburg 大学通过将天气预报数据与多个光伏电站的历史发电功率相结合建立了功率预测模型也取得了较好效果。而我国太阳辐照观测点数量较少且尚无太阳辐照预报业务, 所以在光伏发电系统输出功率预测方面尚无较有效的预测模型^[4,5]。针对上述问题, 在研究了基于小波神经网络的光伏发电系统短期发电功率预测模型和基于气象条件聚类识别的光伏发电系统短期发电功率预测模型的基础上, 提出了将二者结合的基于气象条件聚类识别和小波神经网络的光伏发电系统短期发电功率预测模型, 提高了预测的精确度。

1 预测模型研究与监控系统实现

1.1 基于小波神经网络的预测模型研究

本文采用的小波神经网络^[6,7]以常用的 BP 神经网络拓扑结构作为其网络结构, 隐含层节点的传递函数采用小波基函数, 网络中信号前向传播的同时误差向后传播。网络预测模型的训练样本为该电站半年的历史功率数据, 功率采集点间隔为 15 min, 然后用完成训练的小波神经网络模型预测该电站第 5 d 的输出功率, 预测模型的输入数据为预测日前 4 d 的早 5:30 到 18:00 的各时刻的输出功率 $M_i(t-1)$ 、 $M_i(t-2)$ 、 $M_i(t-3)$ 、 $M_i(t-4)$, 模型的输出数据为预测日各时刻的输出功率, 网络拓扑结构如图 1 所示。

在小波神经网络拓扑结构中, $M_i(t-1)$ 、 $M_i(t-2)$ 、 $M_i(t-3)$ 和 $M_i(t-4)$ 为网络的输入参数, $M_i(t)$ 为网络的输出参数, ω_{ij} 表示输出层与隐含层的连接权值, ω_{ik} 表示隐含层与输出层的连接权值, $h(j)$ 表示隐

收稿日期: 2015-01-05

修回日期: 2015-03-06

作者简介: 林 嵩(1969-),男,浙江遂昌人,本科,高级实验师,主要研究方向:电气自动化、智能家居。E-mail:linsong077@163.com

数字优先出版: 2015-12-30 <http://www.cnki.net>

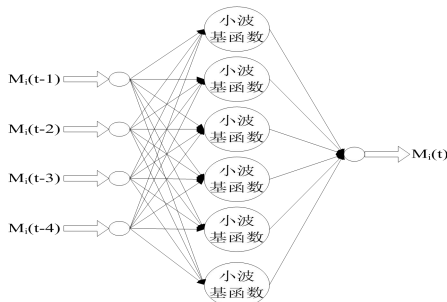


图 1 小波神经网络拓扑结构

Fig.1 Topological structure of wavelet neural network

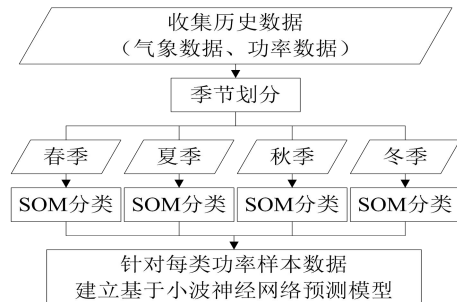


图 2 光伏系统短期发电功率预测基本结构

Fig.2 The basic architecture of short-term power prediction for the photovoltaic system

含层第 j 个节点的输出值, $y(k)$ 表示输出层第 k 个节点的输出值, b_j 表示小波基函数 h_j 的平移因子, a_j 表示小波基函数 h_j 的伸缩因子, h_j 表示 Morlet 母小波基函数。以序列 X_i 代表输入参数, 则隐含层第 j 各节点的输出值和输出层第 k 个节点的输出值如式 1、式 2 所示:

$$h(j) = h_j \left(\frac{\sum_{i=1}^k \omega_{ij} x_i - b_j}{a_j} \right) \quad (1)$$

$$y(k) = \sum_{j=1}^6 \omega_{jk} h(j) \quad (2)$$

1.2 气象条件聚类识别的预测模型

不同的气象条件会对光伏系统的发电功率产生显著的影响, 为了提高预测模型的准确度, 需对不同的气象条件进行聚类, 然后在此基础上建立预测模型。首先根据不同季节将气象条件历史数据进行预分类, 然后采用 SOM 网络在预分类中按照辐照强度、温度、湿度、风向、风速五个方面进行聚类, 选出与待预测日气象条件相似的历史数据, 作为建立预测模型用的训练样本。最后利用聚类后的相似样本建立预测模型, 以与预测日气象条件相似的预测输出功率作为输入, 预测日的实际输出功率作为输出, 经过训练后得到光伏发电功率短期预测模型, 其基本架构如图 2 所示。

1.3 小型气象站设计

本文所设计的小型气象站, 能实时掌握光伏电站所处环境的辐照强度、温度、湿度、风向、风速等环境因素。

在系统的硬件设计中, 选用 SM3560M 型号的辐照强度传感器测量环境的辐照强度, 选用 SHT11 型号的温湿度传感器测量环境的温度、湿度, 选用 JL-FX2 型号的风向传感器测量环境的风向, 选用 JL-FS2 型号的风速传感器测量环境的风速, 选用 56F8013 型号的 DSP 主控芯片进行数据的处理。

辐照强度传感器、温湿度传感器、风向传感器能够将采集到的环境参数值转变为 4~20 mA 的电信号并能够将电流信号转换为电压信号, 同时将电压稳幅在 0~3.3 V 之间, 然后输入到 DSP 的 ADC 模块进行 A/D 转换。为了避免对采集到的模拟信号产生干扰, 需要非常大的调理电路输入阻抗; 但为了提高传感器所采集模拟信号的精度, 必须使 DSP 的 ADC 模块的内部阻抗远远大于外围 ADC 输入调理电路的阻抗, 故本文所采用的辐照强度传感器、风向传感器和温湿度传感器的调理电路分别如图 3、图 4、图 5 所示。

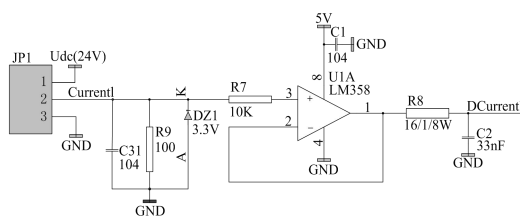


图 3 辐照强度信号调理电路

Fig.3 The regulation circuit of the irradiation intensity signal

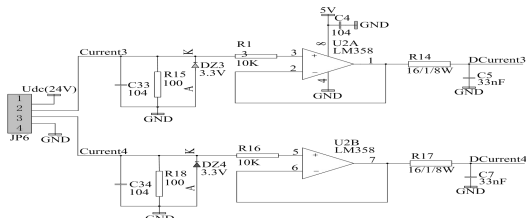


图 4 风向传感器信号调理电路

Fig.4 The regulation circuit of the wind direction sensor signal

风速传感器输出的脉冲信号, 风速随着单位时间内脉冲个数的增加线性增加, 其调理电路如图 6 所示。

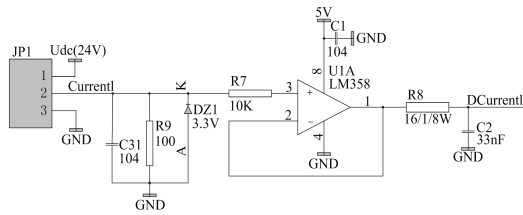


图 5 温湿度传感器信号调理电路

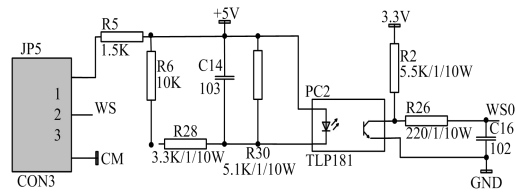


图 6 风速传感器信号调理电路

Fig.5 The regulation circuit of the temperature and humidity sensor signal Fig.6 The regulation circuit of the wind speed sensor signal

系统的软件总体上由主程序和实时中断程序两部分组成，主程序主要完成系统各外设模块和其寄存器的初始化设置、变量的初始化赋值等工作；中断程序主要完成辐照强度、温度、湿度、风向、风速等气象参数的采集，采样周期为 100 μs ，与 DSP 主控芯片的通讯时间间隔为 1 s。软件的具体功能可通过 Labview 编写实现，将传感器采集的具体气象数据存储在 SQL Server 数据库中，并可在相应上位机软件界面展示。

1.4 光伏电站监控系统设计

掌握大量的光伏电站运行数据是进行光伏电站发电功率预测的前提，所以需要建立光伏电站监控系统。为了降低成本并减少系统维护与升级的工作量，采用 B/S 系统体系结构。光伏电站监控系统能够采集光伏电站运行的各种参数，系统软件层面通过 TCP/IP 协议与电站逆变器连接并取得逆变器的实时工作参数，然后服务器将取得的数据存储到数据库，同时进行数据的分析、统计生成历史数据报表、日报数据报表和年报数据报表等。客户端可通过浏览取得实时取得电站的工作参数、历史数据、年报数据等各类报表。

2 结果与分析

2.1 小波神经网络预测模型与 BP 神经网络预测模型对比实验

预测模型的输入数据为预测日前 4 d 的某时刻的实测功率值，小波神经网络预测模型与 BP 神经网络预测模型的预测结果如图 7 所示，绝对误差百分比和均方根误差如表 1 所示。

从图 7 中可以看出，小波神经网络模型的预测值与实际值趋势基本相同，且部分点的预测值等于实际值；而 BP 神经网络模型的预测值与实际值的吻合程度明显低于小波神经网络模型，尤其在波谷波峰处。由此说明小波神经网络模型的预测精度高于 BP 神经网络模型的预测精度，证明了小波神经网络处理局部问题的优势。

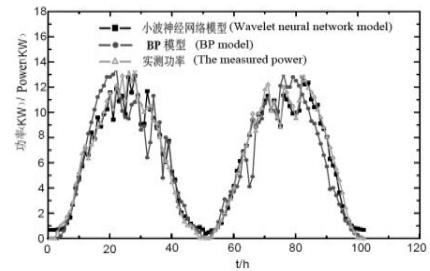


图 7 预测结果对比

Fig.7 Comparison between prediction results

表 1 预测结果评估表

Table 1 Evaluation on the prediction results

序号 NO.	绝对误差百分比 Absolute error percentage		均方根误差 Root-mean-square error	
	BP 模型 BP model	小波神经网络 Wavelet neural network	BP 模型 BP model	小波神经网络 Wavelet neural network
1	16.64	9.57	18.55	11.92
2	17.09	9.86	0.87	12.16
3	16.22	8.58	18.37	11.63
4	23.78	9.61	27.82	11.97
5	18.45	9.43	21.41	11.93

表 1 为小波神经网络模型与 BP 神经网络模型 4 d 的预测值误差对比，从表中可以看出，在绝对误差百分比方面，小波神经网络模型比 BP 神经网络的均值降低了 9.01%；在均方根误差方面，小波神经网络模型比 BP 神经网络的均值降低了 9.49%。证明了小波神经网络在光伏发电功率预测方面的优势，大大提高了预测精度。

2.2 气象条件聚类识别的小波神经网络模型与其它模型的对比实验

气象条件聚类分析训练样本共 m 个，每个训练样本的变量为辐照强度、温度、湿度、风向、风速，网络训练总的输入变量为 $x(m \times 5)$ 个，完成训练后，特征上相似的模式类别在几何上表现为相互

接近, 可将几何上互相接近的点其划分为一类。为验证天气突变情况下气象条件聚类识别预测时的优势, 选择的预测日气象类型均为天气突变日。此实验共采用四种类型的预测模型, 其中, A1 代表 BP 神经网络预测模型, A2 代表小波神经网络预测模型, B1 代表气象条件聚类识别的 BP 神经网络预测模型, B2 代表气象条件聚类识别的小波神经网络预测模型。

从图 8 中可以看出, A2 的预测值与实际值无法保持相同趋势, 但 B2 的预测值与实际能够基本保持趋势一致, 且部分点的预测值与实际值重合。说明在天气突变情况下, 气象条件聚类识别的预测模型有很大的优势。这是由于经过气象条件聚类识别后, 能够选取与预测日的气象类型相同的预测子模型, 而气象类型相同其功率变化规律也就基本一致。

从图 9 中可以看出, B2 的预测值与实际能够基本保持趋势一致, 且部分点的预测值与实际值重合, 而 B1 的预测值与实际值的吻合程度略低于 B2, 但局部区域的点预测值与实际值差别较大。说明经过气象聚类识别后, 功率的预测值基本与实际值一致, 但 BP 神经网络模型在局部区域点的预测能力不如小波神经网络模型, 尤其是在波峰、波谷等发生突变的点, 该结果进一步验证了小波神经网络在处理局部问题的优越性。

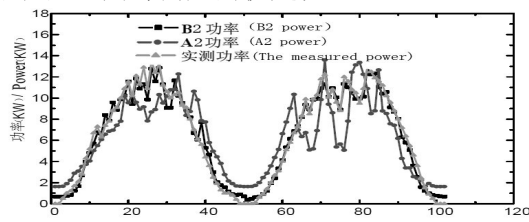


图 8 B2 与 A2 的功率预测对比曲线

Fig.8 Contrastive curves of the prediction for A2, B2 powers

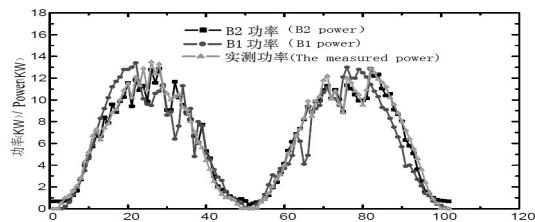


图 9 B2 与 B1 功率预测对比曲线

Fig.9 Contrastive curves of the prediction for B2, B1 powers

表 2 为 A1、A2、B1 和 B2 模型的预测结果评估, 从表中可以看出, 各模型绝对误差百分比的均值排列顺序为: B2<A2<B1<A1; 各模型的均方根误差均值排列顺序为: B2<A2<B1<A1。其中, B1 的绝对误差百分比均值较 A1 降低了 5.75%, 均方根误差均值降低了 7.74%, B2 的绝对误差百分比均值较 A2 降低了 2.18%, 均方根误差均值降低了 2.16%, 证明了气象条件聚类识别对模型的预测精度有提高, 可以用于光伏发电功率预测模型; A2 的绝对误差百分比均值较 A1 降低了 9.01%, 均方根误差均值降低了 9.49%; B2 的绝对误差百分比均值较 B1 降低了 5.44%, 均方根误差均值降低了 3.91%, 再次证明了小波神经网络对预测的精度有提高, 也可用于光伏发电功率预测模型。综上, 将天气聚类识别和小波神经网络同时应用于预测模型对预测精度的提高最大。

表 2 预测结果评估表

Table 2 Evaluation on the prediction results

项目 Item	绝对误差百分比 Absolute error percentage				均方根误差 Root-mean-square error			
	A1	A2	B1	B2	A1	A2	B1	B2
1	16.66	9.60	12.73	7.14	18.53	11.92	13.94	9.78
2	17.07	9.88	12.81	7.59	20.87	12.14	13.02	9.82
3	16.22	8.60	12.55	6.97	18.35	11.62	13.81	9.66
4	23.78	9.61	12.62	7.24	27.80	11.97	13.88	9.75
平均 Average	18.43	9.42	12.68	7.24	21.40	11.91	13.66	9.75

2.3 小型气象站的测试实验

在传感器、DSP 芯片和所有电路组装完成小型气象站后, 将编写的软件植入小型气象站 DSP。然后对其进行测试实验, 经过较长时间的测试, 气象站数据采集准确、传输稳定, 具体实验结果如表 3 所示, 能够满足光伏电站对气象数据的需求。说明所设计的小型气象站能够完成对电站气象数据的监测。

表 3 小型气象站实验结果

Table 3 Experimental results in small meteorological stations

参数 Parameters	风速 (m/s) Wind speed	风向 (°) Wind direction	辐照强度 (Lux) Irradiation intensity	温度 (°C) Temperature	湿度 (%RH) Humidity
测量范围	0~60	0~360	0~200000	-20~80	0~100%
分辨率	0.1	1.0	1	0.5	1.0
精度	±3%	±6	±7%	±0.3	±4.5%

2.4 光伏电站监控系统功能实验

本文设计的光伏电站监控系统可以完成电站数据的日报检索、历史数据查询、下发数据、基站管理和用户管理等功能,此处仅针核心功能的日报检索、历史数据的查询功能进行验证。

日报检索功能实现通过起始日期、终止日期和基站三个条件检索日报数据,日报数据可以通过用户自定义曲线界面生成相应曲线或者导出到 Excel,通过实验验证,其功能正常。

历史数据查询功能可实现对各逆变器定期、定时上传到服务器的消息进行查询,同时允许用户将查询到的数据导出到 Excel。查询某日的几个逆变器到处的数据如表 4 所示:

表 4 历史数据查询报表
Table 4 The historical data query statements

机组 ID Unit ID	接收时间 Receiving time	直流电压 Dc voltage	直流电流 Dc current	日发电量 Daily output	总发电量 Total output	电网频率 Grid equency
40877	13:43:24	658	690	267160	46505680	50.0
40866	13:43:02	642	72	266480	46505000	50.0
40970	13:42:28	648	71	266240	46504720	50.0

3 讨论

本文采用直接预测模型研究了光伏电站功率短期预测问题,但电站的历史数据会受人为因素的影响(如电网限电或电网检修等),在模型建立前必须对无效数据进行剔除。随着以后太阳辐照观测点数量的不断增加^[8],可以通过太阳辐照强度与发电功率之间的函数关系,对光伏发电功率进行间接预测。待条件成熟时,可将光伏发电功率的直接预测和间接预测方法结合起来,实现对光伏发电功率的更精准预测,从而解决大规模光伏并网发电给电网造成的调峰、调度等难题,对大规模光伏并网发电的推广应用具有重要的经济意义。

4 结论

4.1 光伏发电短期功率预测模型研究

本文从理论方面研究了小波神经网络和气象条件聚类识别在光伏发电短期功率预测方面的可行性,然后通过对比实验证明了小波神经网络和气象条件聚类识别对预测的精确度都有所提高。最后提出了同时将小波神经网络和气象条件聚类识别应用到光伏发电短期功率的预测模型中,能够大大的提高预测精度。

4.2 小型气象站与电站监控系统的设计

本文所设计的小型气象站能够满足光伏电站预测模型对气象条件的精确度要求,设计的电站监控系统所采集的数据能够满足小波神经网络和气象条件聚类识别对训练样本的要求。通过上述系统结合小波神经网络和气象条件聚类识别预测模型,就能够对光伏发电短期功率进行较为准确的预测。

参考文献

- [1] Kudo M, Nozaki Y, Endo H, *et al.* Forecasting electric power generation in a photovoltaic power system for an energy network [J]. *Electrical Engineering in Japan*, 2012,167(4):16-23
- [2] Lorenz E, Hurka J, Heinemann D, *et al.* Irradiance Forecasting for the Power Prediction of Grid-connected Photovoltaic Systems [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2012,2(1):2-10
- [3] Yona A, Senjyu T, Funabash IT. Application of recurrent neural network to short term ahead generating power forecasting for photovoltaic system[C]. *IEEE Power Engineering Society General Meeting*, 2013
- [4] 马 宁.太阳能光伏发电概述及发展前景[J].*智能建筑电气技术*, 2013,5(2):25-28
- [5] 沈 芎,梁雪春.大力支持太阳能产业的可行性分析[J].*生态经济*, 2012,11(1):105-107
- [6] 贺 琳,李英姿.改进 GM(1,1)残差修正模型在光伏发电量短期预测中的应用[J].*北京建筑工程学院学报*, 2011,24(12):61-65
- [7] 李国勇.神经模糊控制理论及应用[M].北京:电子工业出版社, 2009
- [8] 李 雷,郭 众.中国光伏产业发展现状及若干问题的思考[J].*中外能源*, 2014,15(9):38-41