

光伏电站输出功率预报模式及算法研究

通过分析光伏电站输出功率模型，利用数值天气预报和BP神经网络算法，实现了光伏电站输出功率特性的准确性，为分析光伏电站输出与电网之间电气特性的关联性，提升预测光伏电站输出功率的准确性提供了重要的技术支撑和理论基础。

李春来 张海宁 杨立滨 杨军 李正曦/国网青海省电力公司电力科学研究院



李春来/高级工程师

关键词/Keywords

输出功率建模 ·
神经网络算法 ·
数值天气预报 ·

0 引言

全球经济的快速发展进一步加剧了对能源的需求，导致的后果就是能源的短缺和环境污染的加大，在这种情况下，可再生能源（如太阳能、风能、核能等）的发展就显得刻不容缓。在倡导低碳生活的今天，大力促进以光伏发电为代表的新能源的开发和利用是解决当前面临的能源短缺危机和缓解环保压力的有效措施^[1-2]。太阳辐射量和电池板的温度大小会影响光伏的发电效率。光照强度的变化和周围环境温度使得光伏组件出力也发生变化，从而具有非常明显的连续性和不稳定性。光伏产业的大力发展以及越来越多的光电并网运行，原有电力系统的安全稳定运行受到了前所未有的冲击。

1 光伏出力模型建立

光伏发电具有两种不同的发电形式，比较常见的是独立型光伏发电，即光伏阵列的输出功率直接供给负荷，不需要上网；另一种是目前正在大力发展将光伏接入电网，基本方法就是光伏元件流出的直流电，经并网型逆变器转换为交流电，然后经电网达到用户端，

该模式的典型结构如图1所示，电能经过光伏阵列产生的直流电经并网逆变器变成交流然后送入电网运达用户。

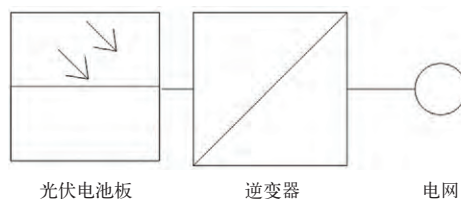


图1 并网光伏发电系统

伏打效应是建立光伏电池的一个重要理论支撑，光伏电池的理想等效电路^[3-4]模型如图2所示，太阳光照射光伏电池经过处理后输出一个小的直流电。逆变器承担着把光伏阵列输出的直流电变成交流电，然后送上大电网给负荷，所以它是光伏系统中的核心部件。

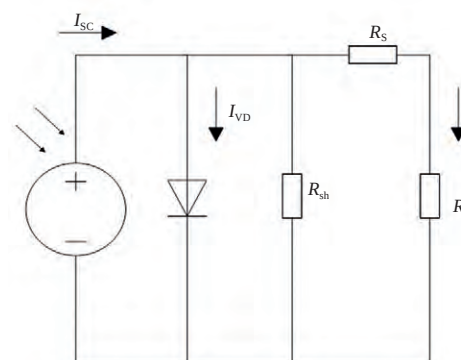


图2 光伏电池等效电路

根据上述光伏电池的等效电路图，可建立如下数学函数模型^[5]

$$I_{PV} = I_{SC} - I_0 \left\{ \exp \left[\frac{q(U_{PV} + I R_S)}{A k T} \right] - 1 \right\} - \frac{U_{PV} + I R_S}{R_p} \quad (1)$$

式中，A为二极管特性拟合系数，取值介于1~2之间；k为玻尔兹曼常数， $k=1.38 \times 10^{-23} \text{ J/K}$ ；T为绝对温度，K；q为电子电荷， $q=1.6 \times 10^{-19} \text{ C}$ ； I_{SC} 表示电池在正常标准下(光照强度为1 kW/m²，环境

温度为298 K)下所采集的电流,其值一般由生产厂家提供。

光伏接入电网后的系统和普通能源电站具有较大的差异:光伏部件产生的电压和电流关系曲线具有独特性;光伏逆变器的最大功率追踪和输出交流电的定向矢量控制特性;光伏出力具有间歇性和较强的波动性^[6]。

外界环境如光照和温度等因素对光伏系统产生巨大的影响,如图3所示。由图3可以看出,不同条件下光伏电池的反弹性取向不同。当温度不变时,短路电流随光照辐射度的增加而增加。光辐射量不变时,短路电流随着温度的上升而减少,同时,开路电压呈现负温度系数。

光伏电池的伏特效应主要是由太阳的辐射导致的,光伏辐射值直接影响到光伏电池输出的功率情况^[7]。光伏电池板所接受的辐射量基本由3大部分组成,即散射辐照量、太阳直射辐射量和地面反射辐射量。由于地面反射辐射量和其他两部分相比很少,因此通常不予考虑。由气象因子相关联的情况可得到下述表达式的光伏电池板单位面积的出力模型^[8]

$$P_s = \eta S \lambda [1 - 0.005(T + 25)] \quad (2)$$

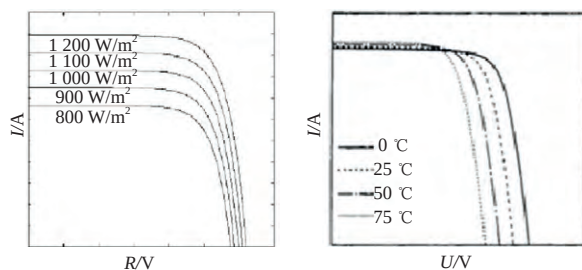


图3 光伏电池伏安特性曲线

式中, η 为光伏电池转换效率; S 为光伏电池的面积, m^2 ; λ 为光照强度, kW/m^2 ; T 为环境温度, $^{\circ}\text{C}$ 。

2 数值天气预报简介

在此项目中,光伏电站和其他气象要素的预测通常由高分辨度的中尺度数值预报模式系统来完成。中尺度数值天气预报系统基于WRF(Weather Research and Forecasting)中尺度区域模式和ADAS (ARPS Data Analysis System)数据分析同化系统。该系统以全球气象模式GFS分析场作为初猜场,经ADAS模式同化SYNOP、SHI、

BUOY、METAR、AMDAR、FY2C-IR1&VIS、CINRAD(SA、SB)、AWS等各种观测资料后,WRF模式所需的高分辨精细化初始场和侧边界条件开始形成,在经过WRF积分后,能够得到关于各种气象因子的预报场。

在此项目中,Dudhia方案用来预测短波辐射,MM5 Similarity方案来预测近地层辐射,Yonsei University方案来解决边界条件;非局地K方案应用到夹卷层来进行细化分析,在不稳定混合层中,K廓线按抛物线方式分布。

2.1 ADAS同化系统

ADAS (ARPS Data Analysis System, Brewster, 1996) 经Oklahoma州立大学国家强风暴试验室 (CAPS, The Center for Analysis and Prediction of Storms) 开发而来,主要用于气象数据分析与研究同时为ARPS (Advanced Regional Prediction System, Xue et al, 2003) 提供初始场,该系统具有别的系统不具有的优势,即非绝热初始技术 (Diabatic Initialization Technique), 其实现过程是依靠复杂云分析模块 (Complex Cloud Analysis System) 达到目的^[9],下文一一分析ADAS的各个组成模块内容和特性。

2.2 中尺度数值预报模式WRF

(1) WRF介绍

Weather Research and Forecasting Model简称WRF模式,此模式通过美国各个研究院一起研发得出,也是目前最前沿的高准确度的中尺度天气预报模式。WRF模式是一种完全可压非静力模式,采用Arakawa网格,其中包含了大气实时模拟、数值天气预报系统和数据处理,此模型能够准确地得到中尺度天气的模拟状况并加以准确预报^[10]。

WRF模式中含有3种不同的求解方程组方案,排序在前面的两个求解方案常使用时间分裂显式求解方程组,基本思想就是模式中的垂直高频波求解使用隐式求解,剩余的波动使用显式求解。除此之外,这两个方案的求解坐标是不一样的,一个使用几何高度坐标,另一个使用静力气压(质量)坐标,第3个方案的求解方式是使用半隐式半拉格朗日求解,该方案具有其余两个方案不具有的优势,可以加长时间步长^[11]。

现在, WRF模式的基本物理过程包括: ①微物理过程; ②积云参数化; ③短波辐射; ④长波辐射; ⑤边界层扰动(PBL); ⑥近地面层; ⑦陆面过程参数化; ⑧次网格尺度扩散。其中, 每个物理过程中又具有几种不同的方案可供选择^[12]。

(2) WRF模式方案设计

目前, 模式每天起报2次(北京时间08时和20时), 在IBM高性能计算机进行并行运算, 计算用时为130 min左右。目前采取每分钟判断资料获取情况, 当启动模式所需资料获取后, 随时启动模式。

模式长波辐射方案选用快速辐射传输方案(Rapid Radiative Transfer Model), 短波辐射方案选用Dudhia 方案。陆面方案为Noah陆面模式, 将土壤分为4层, 考虑土壤温度和土壤湿度, 雪盖可在0.0~1.0之间变化, 并在物理过程中考虑冻土。近地层方案为MM5 Similarity方案。边界层方案为Yonsei University方案, 在夹卷层采用非局地K方案进行显示解析, 在不稳定混合层的K廓线呈抛物线分布。

3 BP神经网络

3.1 人工神经网络

人工神经网络就是计算机模拟人脑思维的一个抽象表达, 将抽象的东西用数学方法进行物理层次上的描述, 所以人工神经网络具有并行处理信息的基本能力。神经网络中神经元结构模型如图4所示, 由图4可知该网络基本结构由多个输入通道、一个输出通道组成, 各元件都是非线性的, 输入层输出的数学函数模型为^[14-15]

$$\begin{cases} g = \sum_{j=1}^n w_j x_j - \theta \\ y = f(g) \end{cases} \quad (3)$$

式中, x_j ($j=1, 2, \dots, n$) 表示输入信号; θ 为神经网络的阈值; w_j 为权值系数, 表征该神经网络连接抗击能力; $f(g)$ 为激发函数或者传递函数, 表征人工神经网络神经元的转移特性, 起到的作用主要有3个: 输入对输出必须进行激活, 该函数就是激活函数; 输出输入变量并不对等, 该函数起到一个中间转换的作用; 神经网络的输入范围是没有限制的, 该函数将无限域的输入变成有限范围内的输出。

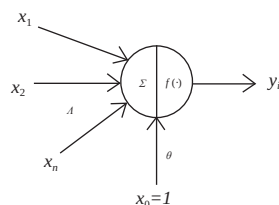


图4 人工神经网络结构

表达式中, $-\theta$ 可以作为输入恒等于1的 x_0 的权值, 进一步简化表达式可得

$$g = \sum_{j=0}^n w_j x_j \quad (4)$$

式中, $w_0 = -\theta$; $x_0 = 1$ 。

3.2 BP神经网络

神经网络的典型结构有两个: 前馈型网络和反馈型网络。前馈型(BP网络)神经网络其基本理论基础就是将误差反向传播, 该网络的核心组成就是后向传播学习算法, 即Backward Propagation, BP神经网络通过给定输入向量和目标输出的偏差进行对比调整, 经过大量的数据训练, 最后得到精准的预测模型, 神经网络的计算过程如图5所示^[14]。

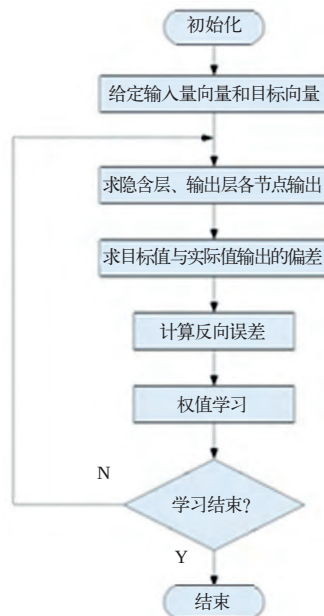


图5 BP神经网络流程

4 仿真验证

本文根据数值天气预报得出的数据, 采用神经网络算法, 建立了短期预测模型, 并在青海省格尔木地区的某光伏电站进行了仿真验证, 如图

6~图8所示。

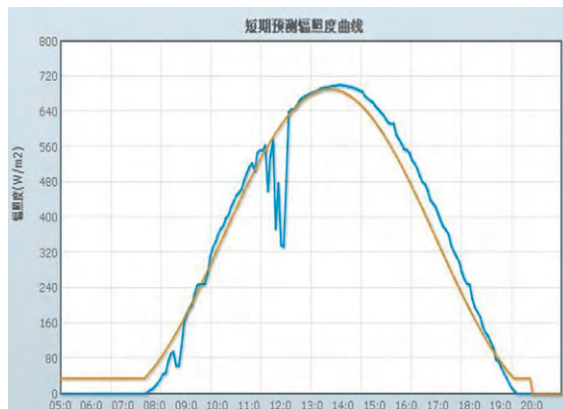


图6 格尔木某光伏电站短期辐照度预测曲线

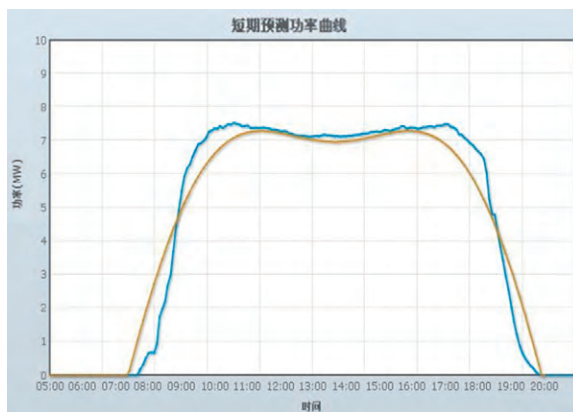


图7 格尔木某光伏电站短期功率预测曲线

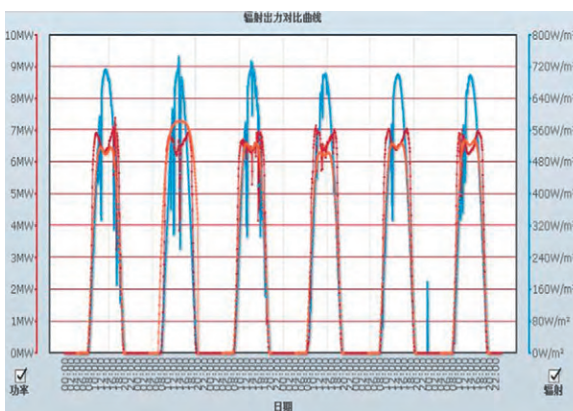


图8 格尔木某光伏电站实际辐照度功率对比曲线

从仿真结果可以看出，建立的光伏电站预测模型基本可以反映光伏电站的实际情况，虽然存在一定的误差，但是在允许范围之内。

参考文献

- [1] Carrasco J M, Franquelo L G, Bialasiewicz J T, et al. Power electronics systems for the grid integration of renewable energy sources: a survey[J].

IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2006,53(4):1002-1016.

- [2] Barker P P, Bing J M. Advances in solar photovoltaic technology: an applications perspective[C]. IEEE Power Engineering Society General Meeting. San Francisco, USA, IEEE, 2005:1955-1960.
- [3] Rauschenbach H S. Solar cell array design handbook[M]. New York: Litton Educational Publishing Inc., 1980:1-80.
- [4] 艾欣, 韩晓男, 孙英云. 大型光伏电站并网特性及其低碳运行与控制技术[J]. 电网技术, 2013, 37(1):15-23.
- [5] 苏建徽, 余世杰, 赵为, 等. 硅太阳能电池工程用数学模型[J]. 太阳能学报, 2001, 22(4):409-412.
- [6] 李晶, 许洪华, 赵海翔, 等. 并网光伏电站动态建模及仿真分析[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(24):83-86.
- [7] 卢静, 翟海青, 刘纯, 等. 光伏发电功率预测统计方法研究[J]. 华东电力, 2010, 38(4):563-567.
- [8] 张雪莉, 刘其辉, 马会萌, 等. 光伏电站输出功率影响因素分析[J]. 电网与清洁能源, 2012, 28(5):75-81.
- [9] 杨鹏, 周波, 马金一. ADAS-WFR中尺度数据降水预报在海河流域洪水预报中的应用及分析[J]. 海河水利, 2013(3).
- [10] 王晓君, 马浩. 新一代中尺度预报模式(WRF)国内应用进展[J]. 地球科学进展, 2011, 26(11):1191-1199.
- [11] 罗志云. 天然气管道泄漏H₂S扩散及影响区域的数值模拟与分析[D]. 北京: 北京工业大学, 2008.
- [12] 惠小英, 高晓清, 桂俊祥, 等. 酒泉风电基地高分辨率风能资源的数值模拟[J]. 高原气象, 2011, 30(2):538-544.
- [13] 段向军. 基于神经网络的预测控制方法研究[D]. 大庆: 大庆石油学院, 2005.
- [14] 陈元琳. 基于人工神经网络的动态系统仿真模型和算法研究[D]. 大庆: 大庆石油学院, 2006.

(收稿日期: 2015-03-30) EA

作者简介

李春来(1980-), 男, 高级工程师, 从事风电、太阳能等新能源发电及并网技术领域的研究工作。