

# 风能及光伏发电功率短期预测方法研究

白彦

中国电建集团北京勘测设计研究院有限公司

**摘要:** 本篇文章主要介绍了风能和光伏发电系统的构造和工作原理,并详细阐述了短期功率预测的方法。在风能发电方面,涵盖了物理预测模型、学习预测方法以及组合模型预测;而在光伏发电方面,则包含了天气模型预测、统计模型、马尔科夫链预测、时间序列分析预测以及深度学习预测方法。通过这些预测方法,可以提高风能和光伏发电系统的效率和可靠性。

**关键词:** 风能发电;光伏发电;短期预测方法

【DOI】10.12254/j.issn.2096-6539.2023.23.063

## 一、风能发电系统概述

### (一) 风能发电系统构成分类

风能电站发电系统根据构成和技术的不同,可以分为单机式风能电站、集群式风能电站、海上风电场、储能式风能电站以及混合型风能电站。单机式风能电站适用于小功率独立供电场景,集群式风能电站由多台风力发电机组组成,通过输电网络向电网输送电能。海上风电场分为近海和深海风电场,利用海上区域的高风能密度和稳定风速。储能式风能电站结合储能技术,将多余的电能储存为备用电源。混合型风能电站与其他能源发电系统结合利用,提高发电效率和可靠性。这些分类方式能更好地满足多样化的能源需求和环境要求。

### (二) 风能电站发电原理

风能电站的发电原理是利用风的动能将其转化为电能。风能电站通常由大型的风轮组成,当风经过风轮时,风轮旋转,将风的动能转化为机械能。这个机械的力量被传送到发电设备,并由此设备把力量转换成电力。在发电设备的转轴上,由于旋转会触发电磁效应,进一步形成电流。由此产生的电力会被变压器提高,接着,通过输电管道把电力送达目标区域以满足需求。所以,在本质上,风力发电设施的运作就是把风的活力变成电力。

## 二、光伏电站发电系统概述

### (一) 光伏电站发电系统及其构成分类

光伏电站的发电系统利用了多种尖端科技,例如太阳能、孤岛效应监测和聚光光伏等,以达到高效且稳定的发电效果。依照运作模式的差异,光伏电站的发电系统可被划分为并网和离网两种形态。并网形态需要与公共电网建立联系,并且需要发电系统与电网的电压保持同步。电力电子变换器、光伏阵列及储能设备是构建光伏电站发电系统的关键部分,其中包含了太阳能控制器、DC/DC逆变器及DC/AC逆变器,这些设备被广泛运用在偏僻的地方,目的是为了满足不同地区人们的电力需求。利用太阳能电池的串行连接,可以把太阳的热量变成电

力。而储电设备则包含了电力充放控制器,它负责调节电力的充电电压与电流。电站的光伏发电系统主要可以被划分为三种形式:单独运行、联接电源以及混合运行。单独运行的系统包括了光伏阵列、电力电子转换设备以及储电设备,它们都可以利用太阳的光线来进行电力的生产或者储存。通过DC/AC逆变器,并网系统能将太阳能发电转化为交流电,并与电网相连。混合系统涵盖了多种发电方式,例如太阳能、柴油和风能等。这些发电系统的应用范围广泛,能够满足不同场景的电力需求。

### (二) 光伏发电原理

全球各地都对太阳能这种清洁、稳定并具有再利用潜力的能源给予了深入的关注与探索。利用光生伏打效应的原理,光伏发电可以把太阳能转变为电力,以满足社会的电力需求。这个效应是指,当光子被半导体吸收,会形成电动势。在光照条件下,光子进入半导体PN结,激发半导体中的电子和空穴,形成光生电流。通过连接外部电路,光伏发电系统可以产生持续的电流。光伏发电系统由光伏电池组件、逆变器、气象站、集电线路、升压站和汇流箱等组成。光伏电池组件是最小的电源单元,通过串联和并联组合形成光伏组件板。逆变器将直流电转换为交流电,气象站用于监测光照强度和温度等气象参数。集电线路将光伏组件板的电能收集起来,升压站将电能升压送入电网,汇流箱用于连接光伏组件板和集电线路。光伏发电系统的应用广泛,为人们提供了一种可持续发展的能源选择。

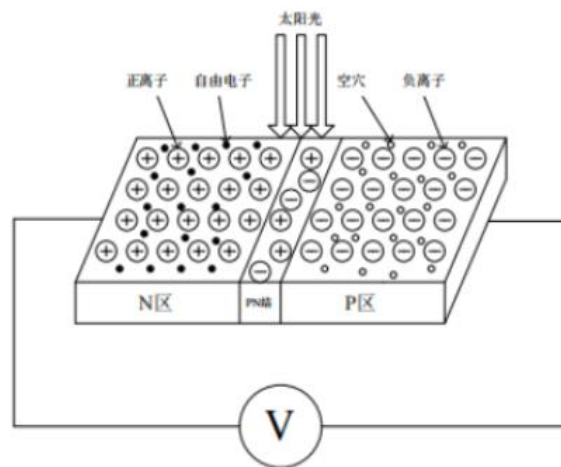


图1 光伏发电原理

## 三、风力发电短期功率预测方法

### (一) 物理预测模型

通过数字天气预报的信息,物理预报方法主要对风速和风力等因素进行调整,并计算出风电机组在真实地

形和地形条件下的实际输出功率与风电源供电曲线的关系。NWP数据主要包括风力的方向。当需要增加轮毂的高度，并且需要对风机自身的操作与传递进行考量，这就需要对风速、温度、气压，还有各种物理参数，如外观、表面粗细、阻挡物、地貌等进行预测。这样做能够保证通过数值预测方法对输入的风速数据进行精确预测。改动的土壤质量以及地貌的改动都可能对数值预测的风速产生影响，从而削弱预测的准确性，同时也需要依赖于不断变动的风速数据来构建模型。虽然空间连续表面的空间联系能够提供较高的预测准确率，然而这种方式却十分繁琐。

(二) 学习预测方法

预测学习的主要手段有人工神经网络、支持向量机以及相关矢量机。这是一个庞大的分布式处理系统，仿佛模拟了人类的信息处理过程，专门解决复杂的非线性问题，其中包含BP神经网络和径向基函数神经网络等。BP神经网络被广泛使用，因其高度的自我学习和稳健的适应性。但是，在选择特征输入和构建样本空间时，它们往往不够一致。相比之下，RBF神经网络在局部近似方面表现优秀，并且其学习速度也非常快。短期风电场预测模型的选择是rbf神经网络。这个模型的预测精度超过了BP神经网络模型，同时也没有局部最小化问题。因此，无须提前设定隐藏层的数量，也无须在近似和分析能力中提前设定隐藏层的数量和学习速率。

(三) 组合模型预测

由于短期风力发电的功率受到众多因素的制约，仅依赖于一种预测方法存在明显的缺陷，特别是在极端的气候条件下，它们的预测结果可能出现显著的误差。而结构化的模型则全面地考量了各种模式在各种使用环境中的优点，通过对各种结构化的预测方法进行最佳的整合，此模型可以获得更佳的预测成绩。再使用各种预测模型进行独立预测，并给予相应的权重系数，能够实现加权组合预测。这种方法可以根据各个子模型的权重系数是否保持一致来区分，包括固定权重系数的组合模型和改变权重系数的组合模型。权重系数组合模型的设定是基于预测误差的百分比、平方和等参数的最小化，并通过目标函数的最小化来确定每个模型的权重系数。而权重系数的变动则是一种时间性的权重组合策略，其权重系数会随着时间的推移而持续更新。目前，最小二乘法、嫡值法、贝叶斯方法以及最小方差法等是常见的预测方法。而融合组合预测方法则是在预测的各个环节中运用各种策略，将模型的输入和输出变量进行优化和整合。在输入模型的阶段，可以利用小波变换、经验模态分解等技术将风速或功率等非稳定信号序列拆分为多个子序列，并对每个子序列进行预测，最后再重新组合以得到最终的预测结果。对于模型本身，可以通过使用遗传算法、鱼群算法、萤火虫算法等参数选择方式来优化模型参数，从而增强模型的自我学习能力和泛化能力。在模型的输出阶段，研究了错误的形成原因，并创建了

一个纠错模型。然后，把这些错误的预测值和原先的功率预测值进行累积，从而获取最后的预测数据。文献中引入了一种融合了集成经验模态分解与优化的最小二乘支持向量机算法的复合模型，用于风能发电功率的短期预测。这种方法首要的是，通过EMD将功率序列拆分为多个子序列，从而降低各种趋势信息之间的交互作用。接下来，针对每一个子序列构建预测模型，并将这些预测结果累加，以获取最终的预测数据。此外文献还引入了一种基于VMD-WPE和SSA-ELM的短期风电功率组合预测模型，该模型利用VMD技术把初始的风电功率序列拆分成多个模态部分，以此降低序列的非平稳性对预测效果的干扰。近年来，随着国内外学者对短期功率预测技术的不断深入研究，采用风电功率预测误差修正来提升预测模型精度的方法成为当前研究热点。

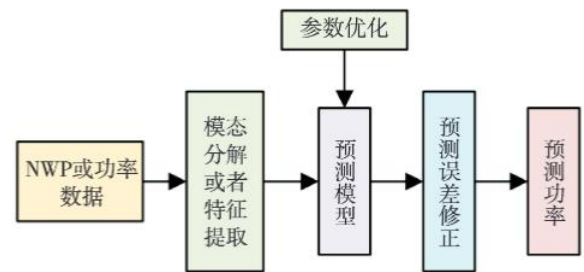


图2 风电功率融合组合预测模型

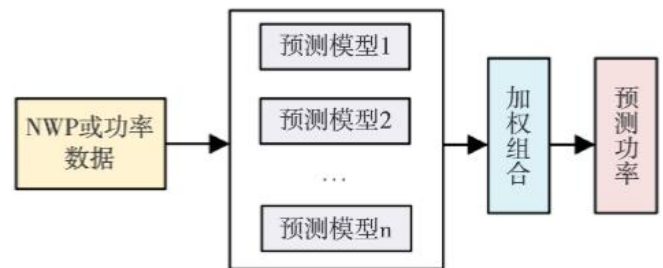


图3 风电功率加权组合预测模型

四、光伏发电短期功率预测方法

(一) 天气模型的预测

光伏发电功率短期预测方法主要包括基于天气模型的预测方法，其中温度模型和太阳辐射模型是两种常见的方法。温度模型考虑环境温度与光伏组件温度之间的差异，结合光伏组件的温度-功率特性曲线，使用环境温度、太阳辐射、风速等参数来预测发电功率。太阳辐射模型则使用太阳辐射、太阳高度角、逆时针旋转角度、大气透过率等参数，通过光学模型和数学建模来计算预测发电功率。这些基于天气模型的方法能够较好地考虑温度和太阳辐射对发电功率的影响，但由于天气的不确定性和模型的复杂性，预测结果可能存在一定的误差。因此，通常需要综合考虑其他预测方法，以提高预测的准确性和稳定性。

(二) 统计模型

统计模型是利用历史光伏发电功率数据和天气数据进行统计分析和建模。一些常见的统计方法如时间序列

方法、回归方法以及神经网络方法等。这些方法能够通过历史信息的统计解读,来展现光伏发电的效能的走向及其周期性的波动。基于这些分析结果,可以建立预测模型,从而预测未来的光伏发电功率。统计模型具有简单易用的特点,适用于对简单关系的建模和预测,但对于非线性和复杂关系的建模能力有一定的限制。在实际应用中,选择适合的统计模型需要考虑数据的特点、模型的准确性和计算效率等因素。统计模型可以作为光伏发电功率预测的一种有效方法,能够提供相对准确的预测结果,并用于辅助能源调度和运营决策。需要注意的是,统计模型的预测结果受历史数据的质量和模型的选择与参数设定等影响,因此在使用中需要进行合理的验证和调优。

### (三) 马尔科夫链预测

马尔科夫链预测技术是一种基于特定变量的当前状态以及其发展趋势,预测未来某个特定阶段可能发生的情况的策略。该方法利用起始状态概率向量以及状态概率转移矩阵来推断一个特定变量未来的状态。马尔科夫过程构成了该方法的理论根据,它展示了一个随机的时间序列的动态转换,对应解决具备较高的随机波动的问题。马尔科夫链的光伏输出功率预测是基于光伏发电系统的功率输出一般在早晨8:00~17:00之间,而且,当天气状态类似时,可能会有各个时间点的输出功率序列呈现类似的特征来实现的。利用马尔科夫链的预测模型,可以对光伏系统的输出功率进行预测,并通过实验证明了这种方法在光伏系统短期功率预测中的有效性。然而,在真实的模型构造阶段,马尔科夫链预测经常未考虑到光伏系统的能量产生是一个与太阳升起、消退并存的循环,将所有的状态看作一致的转换方向。此外,马尔科夫链预测的精确度与初始样本的精确度以及普适性密切相关,如果状态转换矩阵的规律非常庞大,或预测样本的天气环境发生剧烈改动,预测的结果可能存在显著的偏差。

### (四) 时间序列分析预测

时间序列分析的基本思想是通过分析历史数据中的时间模式和趋势,来预测未来一段时间的光伏发电功率。常见的时间序列分析技术有移动平均法、指数平滑法以及ARIMA模型等。移动平均法是一种简洁且直观的时间序列分析手段。它通过滑动窗口的方式,计算窗口内数据的平均值,从而预测未来的光伏发电功率。移动平均法可以平滑数据,减少随机波动的影响,但对于突发事件的响应较慢。指数平滑法是另一种常用的时间序列分析方法。它通过给历史数据赋予不同的权重,来预测未来的光伏发电功率。指数平滑法对最近的数据赋予更大的权重,更加关注近期的趋势,适用于数据具有较强趋势性的情况。ARIMA模型是一种更复杂的时间序列分析方法,适用于具有季节性和趋势性变化的数据。它是由自回归(AR)、差分(I)和移动平均(MA)三个部分组成的模型。ARIMA模型可以通过拟合历史数据中

的自回归和移动平均项,来预测未来的光伏发电功率。总之,时间序列分析是一种常用的光伏发电功率短期预测方法,可以捕捉到数据的季节性、周期性和趋势性变化。不同的时间序列分析方法具有不同的特点和适用范围,需要根据具体情况选择合适的方法进行预测。

### (五) 深度学习预测方法

LSTM,一种独特的循环神经网络(RNN),它的主要优势是加入了记忆单位,这样就可以解决传统RNN存在的梯度丧失和梯度突变的难题。LSTM由记忆单位、输入门、遗忘门及输出门等构件构建,可以检测到光伏发电功率的时间序列数据中的持久相互影响。每个记忆单元可以有选择性地存储和传递信息,使得网络在处理长期依赖的时候能够保持较好的记忆性能。在光伏发电功率预测中,LSTM可以自动捕捉不同时间尺度上的特征,并通过递归地传递信息来提高预测准确性。卷积神经网络(CNN)主要应用于图像识别领域,但在光伏发电功率的预测中也有一定的应用。通过将功率数据进行卷积运算和池化操作,CNN可以捕捉输入数据中的局部关系和特征,从而提取出不同时间尺度下的有用信息。通过多个卷积层和全连接层的组合,CNN可以学习到更高级的特征表示,并进行功率的预测。在光伏发电功率预测中,CNN能够有效地提取出输入数据的时空特征,并通过非线性的映射关系来实现功率的准确预测。

### 五、结语

风能和光伏发电系统是可持续发展的重要组成部分,通过利用自然资源来产生清洁能源,为解决能源需求和环境问题提供了可行的解决方案。短期功率预测方法的不断改进和创新,为风能和光伏发电的稳定运行和优化管理提供了有力支持。随着科技的进步和经验的积累,我们相信在未来,风能和光伏发电系统将在能源转型中发挥越来越重要的作用,为实现可持续发展目标做出更大贡献。

### 参考文献

- [1] 罗丹. 短期风电功率预测的现状及其未来发展方向研究[J]. 中文科技期刊数据库(全文版)自然科学, 2023(7): 0139-0142
- [2] 赵海玉, 王向伟, 乔强. 基于深度学习的光伏发电功率预测方法研究[J]. 电工技术, 2023(9): 32-34
- [3] 秦政阳. 基于深度学习的风电发电短期功率区间预测方法[J]. 中文科技期刊数据库(文摘版)工程技术, 2023(3): 0030-0032
- [4] 姜贵敏, 陈志军, 李笑竹, 等. 基于EEMD-ACS-LSSVM的短期风电功率预测[J]. 太阳能学报, 2020, 41(5): 77-84.
- [5] 张涵. 基于空气质量下LSTM神经网络光伏发电功率预测研究[D]. 2020.
- [6] 廖雪超, 陈才圣, 伍杰平. 基于CNN-LSTM及深度学习的风电场时空组合预测模型[J]. 信息与控制, 2022, 51(4): 498-512.