

硕士论文文献综述

文献综述名称：基于时空相关性的光伏发电预测模型修正方案设计与实现

姓 名：李婧华

学 号：ZF1821140

专业方向：人工智能

学院指导教师：王丽华

企业指导教师：王珏

企业导师单位：中国科学院计算机网络信息中心

论文起止时间：2020年3月 ~ 2020年12月

##### 摘要

太阳能是一种清洁能源，合理有效开发太阳能资源对减少污染、保护环境以及应对气候变化和能源安全具有重要的实际意义。为了实现能源和环境的可持续发展，近年来世界各国都将光伏发电作为太阳能资源开发利用的重点。随着光伏产业的快速发展，光伏发电系统的输出功率受到昼夜、季节和天气等自然因素影响而存在间歇性强、波动性和不确定性大的特点，给发电功率的准确预测带来巨大的挑战，因此对太阳能预报的需求不断增加，对气象预测的订正模型订正后的精度要求也不断提高。

本文对近些年来国内外学者在该研究领域取得的成果进行了系统总结。首先介绍了目前对提高太阳辐照度预测准确率的若干分支;接着,依次总结了这些分支的理论、方法和技术等研究现状;随后,总结了目前关键问题已解决的程度和尚待解决的问题难点；然后,对未来发展趋势进行了展望；最后对文章做了总结

关键词：光伏发电预测，气象预测，订正模型

##### Abstract

Solar energy is a kind of clean energy. The rational and effective development of solar energy resources has important practical significance for reducing pollution, protecting the environment, and responding to climate change and energy security. The focus of the development and utilization of solar energy resources. Through the rapid development of the photovoltaic industry, the output power of the photovoltaic power generation system is affected by natural factors such as day and night, seasons and weather, and has the characteristics of intermittent strong, transient and large uncertainty, which brings huge Challenges, therefore, the demand for solar forecasting is increasing, and the accuracy requirements for the revised model of weather forecasting are also increasing.

This paper systematically summarizes the achievements of some existing scholars in this research field. First, it introduces the current divisions to improve the accuracy of solar decomposition illuminance prediction; then, it summarizes the research status of these alternative theories, methods and technologies in turn; then, it summarizes the degree of the current key problems that have been solved and the problems that have yet to be solved Difficulties; Then, prospects for future development trends; Finally, summarizes the article

**Keywords**: photovoltaic power generation, weather forecast, revised model

# 目录

1. 阅读文献概述…………………………………………………………………………….1

2. 课题研究方向的研究现状与发展趋势………………………………………………….2

2.1 研究方向的若干分支………………………………………………………………2

2.2 每个分支的理论/方法/方案/技术研究的现状……………………………………3

2.2.1气象因素与光伏出力的时空相关性研究现状……………...…………………………3

2.2.2光伏预测数据修正研究现状…………………………………………………………5

2.2.3光伏出力预测研究现状…………………………...…………………………………8

2.3 关键问题已解决的程度与尚待解决的难点………………………………………9

2.4 未来发展的趋势……………………………………………………………………10

3. 结论……………………………………………………………………………………….10

参考文献……………………………………………………………………………………12

1. 阅读文献概述

光伏发电系统的输出功率与多种因素有关，其中主要分为两方面：一方面是光伏发电技术等内部因素的影响；另一方面受自然条件等外部因素的影响，包括时间、地理位置、季节和天气等，其中太阳辐照度是决定光伏功率的主要因素，与光伏功率大致呈线性关系。光伏发电内部因素的影响可通过历史数据来体现，通过改进光伏组件等提高能量转换效率，但是自然因素的影响具有间歇性强、波动性和不确定性大的特点，给发电功率的准确预测带来巨大的挑战。实现对光伏电站的功率进行预测，准确的预测光伏发电功率可以帮助电网调度部门及时调整调度计划，解决光伏发电与负荷预测、电网调度等配合时产生的问题，从而提升电网运行的安全性和经济性以及电网新能源的消纳水平。

目前光伏功率预测的方法有很多，根据预测过程不同，分为直接法和间接法。直接法根据光伏功率历史数据直接预测。但是由于光伏功率受气候、气象、地理等多种因素影响，且不同因素在不同环境下影响程度不同，波动性和随机性强，光伏功率可在数分钟内实现从满功率到零功率变化，因此用于光伏发电功率预测效果较差。间接预测法是首先预测地表太阳辐照度，再由辐照度预测光伏发电功率。根据建模方式的不同,可分为物理方法和统计方法；根据预测时间不同，可分为超短期、短期和中长期；根据预测空间范围大小不同，分为单场预测和区域预测。

为了提高光伏功率预测的准确度，主要通过提高数据质量和深度挖掘数据特性两方面，通过控制输入光伏发电功率预测模型的数据质量提高预测准确度。提高数据质量可以进行数据预处理，包括数据清洗、数据集成，数据变换与数据规约等。深度挖掘数据特性可以进行数据样本筛选、输入参数优选等。

数据质量直接决定了模型的预测和泛化能力的好坏，是深度挖掘数据特性的前提,合理高效的数据预处理可以提高数据质量，提高预测算法的性能，降低学习速度。目前收集到的原始数据存在的不一致、重复、含噪声、序列漏报等问题影响了数据的正常使用，非常不利于算法模型的训练，需要对数据进行预处理，包含数据清洗、数据集成、数据变换和数据归约等，得到标准的、干净的、连续的数据，提供给数据挖掘，模型训练等。

深度挖掘数据特性是控制光伏发电预测输入数据质量的必要环节，主要是深入分析光资源和光伏发电特性。光伏功率具有较强时空相关性和多影响因素特性，可结合地理方位和云层运动，对区域光伏功率数据进行分析，寻找空间相关性规律；通过灵敏度分析等方式，寻找不同天气模态下光伏功率的显著影响因素。结合光伏功率特性，构建分类/聚类特征指标，根据工程要求采用算法，实现精细化光伏数据分类/聚类，提升光伏发电功率输入的数据质量。

本文重点对提升光伏发电预测准确度的已有研究工作进行综述。具体包括光伏发电站气象数据的预处理研究，深度挖掘数据特性的时间与空间的相关性研究。

本文首先介绍了目前对提高太阳辐照度预测准确率的若干分支；接着，依次总结了这些分支的理论、方法和技术等研究现状;随后,总结了目前关键问题已解决的程度和尚待解决的问题难点；然后,对未来发展趋势进行了展望；最后对文章做了总结。

1. 课题研究方向的研究现状与发展趋势

## 2.1研究方向的若干分支

本课题的主要目的是对光伏发电功率预测数据修正，提高光伏发电功率的准确性，因此根据目前不同光伏发电预测的分类方法可以提出不同的数据修正思路。

光伏发电预测根据预测过程不同，分为直接法和间接法，直接法根据光伏功率历史数据直接预测；间接预测法是首先预测地表太阳辐照度，再由辐照度预测光伏发电功率。由于光伏功率受气候、气象、地理等多种因素影响，且不同因素在不同环境下影响程度不同，波动性和随机性强，因此根据间接预测方法提出使用现有数据对太阳辐照度进行修正，而不是直接修正预测功率。

光伏发电功率根据预测空间范围大小不同，分为单场预测和区域预测。单场预测是指单个光伏电站的功率预测，区域预测是指对某个区域范围内的多个光伏电站总出力的预测。由文献知区域光伏功率预测的精度往往高于单场功率预测精度，并且结合本项目实际问题，也将进行区域光伏功率预测。

因此由以上两种光伏功率预测方法，提出对提高光伏功率预测精度的思路：对于太阳光伏出力的预测，通过预测辐照度间接预测出力。光伏电站输出功率数据与相同气象条件下的历史数据具有相似性，与相邻电站输出功率存在空间相关性。结合这一特点，可以对具有历史气象数据的站点直接使用历史数据对辐照度进行修复。而对于没有历史气象的数据可以根据周边相关性高的站点的数据进行预测。

## 2.2每个分支的理论/方法/方案/技术研究的现状

### 2.2.1气象因素与光伏出力的时空相关性研究现状

提升光伏功率预测精度大体有两方面，提升输入数据质量和深度挖掘数据特性。提升数据质量主要是坏数据剔除、缺失数据处理和数据归一化和去趋势化等；深度数据挖掘主要包括数据分类/聚类额预测模型输入参数选择。光资源特性分析可以使用相关性分析和多元回归方法等。目前研究主要集中在对不同指标和聚类方法的选择上。

文献[5]-[8]研究了从分布在较大地理区域的几家超大型太阳能发电厂收集的光伏输出数据的空间相似性和时间相关性。Ruiyuan Zhang探索了位于相对较小地理区域的许多小型光伏系统之间的时空相关性。研究了确定适当的相似性度量以量化位于不同站点的不同PV系统之间的空间相关性的方法。研究了光伏系统之间的物理距离对相似性度量适用性的影响。讨论了最佳相似性度量的选择，并引入了基于形状的距离（SBD）度量，以评估特定地理区域中多个PV系统之间的时间相关性。研究了三种相似性度量标准，包括欧氏距离（Euclidean Distance，ED），动态时间规整（Dynamic Time Warping，DTW）和皮尔逊相关系数（Pearson Correlation Coefficient，PCC），以评估其在不同PV输出时间序列之间的空间相似性。使用两个站点的两个屋顶光伏系统的光伏输出数据来计算这三个相似性度量。结果揭示了两个光伏系统之间的物理距离如何影响其光伏输出模式的相似性。

杨光对比分析光伏发电功率与多元气象影响因子变化规律的基础上，给出了气象影响因子作用程度强弱的科学表示。首先，针对不同的气象因素，通过散点图和相关系数对其与光伏发电功率的相关性进行了分析，并讨论了不同天气类型对相关性的影响。根据相关性的大小，确定辐照度、组件温度、环境温度和风速为光伏发电功率的主气象影响因子。在相关系数的基础上，为了消除不同变量数值差异的影响，并考虑极值信息对关联程度的作用，采用灰色关联分析方法对气象影响因子作用程度进行了趋势分析。计算光伏发电功率与气象影响因子的灰色关联度和因子权重系数用以衡量它们之间的关联程度，并对不同归一化方法的计算结果进行了讨论，指出0~1区间归一化方法更适合。通过不同天气类型下灰色关联度和因子权重系数的对比，分析了气象影响因子作用程度的变化趋势。其次，由于光伏发电功率与气象影响因子之间是多重耦合的非线性关系，利用线性的相关系数和灰色关联度衡量气象影响因子作用程度较难获得满意效果，为此，采用信息熵理论对光伏发电功率与气象影响因子之间的动态关联关系进行量化研究。从信息损失的角度，定义了光伏发电功率与气象影响因子的互信息，选择等间距法近似计算其值，并对不同天气类型下互信息值的大小进行了比较。从信息相对减少的角度，引入统计相关系数的概念，分析了光伏发电功率与气象影响因子的相关性。利用互信息和统计相关系数给出了光伏发电功率与气象影响因子动态关联关系的科学度量，并根据不同数据源的历史数据，验证了量化研究的结果。最后，通过综合对比，对相关分析、趋势分析和量化研究三种不同方法进行了评价。

李瑞青提出一种计及气象因素的超短期光伏电站出力预测方法，针对影响光伏电站出力的不同气象因素进行分析。首先，分析了典型日下的太阳辐照强度、温度、风速、相对湿度和大气压强等气象因素与光伏出力之间的相关性。然后，分析晴天、阴天和雨天条件下光伏电站出力与不同气象因素之间的相关性。经分析得到，光伏电站出力值与不同的气象因素之间存在复杂的、非线性的耦合关系。为了进一步地对光伏电站出力与不同气象特征之间的相关性进行定量分析，引入了皮尔逊相关系数、互信息和条件互信息等特征重要度分析方法。首先，以西北某光伏电站实测数据构建原始特征集合。然后，采用条件互信息等方法对构建的原始特征集合进行特征相关性的定量分析。特征相关性越高，证明该特征对光伏电站出力预测的重要度越高。由实验分析可得：条件互信息在进行特征重要度分析时能够兼顾特征的相关性与冗余性，为后续构造具有低冗余、高精度最优特征子集提供了理论基础。依据光伏电站出力预测的特征重要度分析结果，提出了一种基于条件互信息特征选择的超短期光伏电站出力预测方法。首先，对深度门控循环单元神经网络进行优化，并将其作为特征选择的预测模型。然后，依据条件互信息等特征重要度分析结果，结合优化后的神经网络模型开展特征选择实验，将具有最小预测误差特征子集作为最优特征子集。最后，将最优特征子集配合最优深度神经网络模型开展超短期光伏电站出力预测研究。结果表明：经特征选择构建的最优预测模型与未经特征选择构建的预测模型相比，前者具有更高的预测精度；由条件互信息特征选择得到的最优特征子集在具有较少的特征维度的同时保证了预测模型具有较高的预测精度。

王晶等人提出了一种考虑多光伏电站在地理位置及天气类型上的相关性、适用于电力系统中长期规划及电网运行方式安排的光伏发电时间序列建模方法。首先分析了光伏发电时间序列相关性的影响因素及表达方式，根据地位位置与天气类型两方面影响因素将光伏出力分为净空出力与相对出力两部分，其中净空出力能够准确表达光伏电站间的空间相关性，相对出力的聚类识别及分解能够有效体现各电站天气类型大概率相同前提下波动出力的随机性。在此基础之上，提出了基于空间相关性及天气类型划分的光伏发电时间序列建模方法，建模生成的光伏发电时间序列不仅继承了原始序列的单电站均值、方差、概率分布及波动等出力特性，而且保留了多个场站在不同时间维度上的出力相关性。最后基于某省光伏电站的实测出力数据进行模拟仿真，分析验证了本文建模方法的有效性。

### 2.2.2光伏预测数据修正研究现状

短期预测一般需要数值天气预报（NWP）。NWP可以提供光伏功率的关键气象因素及辐照度的预报。NWP模型由一组根据物理规律建立的、用于预测大气状态的微分方程组成，最大预测时间尺度为10d，可同时给出风功率和光伏功率预测所需的风速和辐照度信息。通过NWP得到的辐照度可能存在较大误差，主要误差来源有NWP模型内辐照转化模型(RTM model)、云量预测模型及其他预报变量的误差，一般误差在非晴空条件下比晴空条件下大。因此可以对NWP的输出结果进行修正来提升光伏功率预测精度。

目前对影响光伏发电站出力的气象预测数据的订正模型的研究可以分为传统的基于统计的方法和基于机器学习的方法。

#### 2.2.2.1传统的基于统计的方法

陈正洪等研究了地表太阳辐射预报的MOS订正方法，建立了相关主分量与清晰度指数的MOS方程，订正后预报误差明显减小。白永清等人利用逐时数据建立统计模型，对WRF模式输出辐射结果的进一步MOS订正，减小了辐射预报误差，其选用的主要订正因子包括到达地表短波辐射、地表温度、2m气温、2m比湿和云水混合比的垂直积分。王佳等应用天津中尺度数值模式（TJ-WRF）的预报产品，提取相关预报因子，建立了基于TJ-WRF预报产品的地面太阳辐射统计预报方程，对预报精度明显改进。孙银川等基于本地化WRF模式预报产品及当地光伏电站提供的发电功率资料，采用EOF与MOS相结合的技术方法进行模式辐射预报的统计订正，订正后可使辐照度平均绝对百分比误差由原来24%降低到15%。苏兆达等人利用2013年1月至2014年12月共两年的BJ-RUC系统模式预报的每天未来24h逐时总辐射以及云量、水汽混合比、云水雨冰雪霰混合比等14个物理量，采用多元逐步回归和T检验等统计方法，初步研究了可根据不同季节进行统计订正模型自变量优选，集观测资料质量控制、自变量选取、滚动订正和效果检验于一体的太阳辐射预报滚定订正方法。首先根据4个季节观测总辐射与上述预报变量的相关性及T检验分析结果，选取不同季节的最优组合订正因子；设计了多种线性非滚动和滚动订正方案分别对4个季节的总辐射预报结果进行订正，重点分析了不同方法、不同季节、不同样本数的订正效果差异，最终确定最优的滚动订正方案。订正后总辐射误差显著减小，而且79%的时刻有改进，明显减小了预报偏大的系统误差，结果表明逐时滚动订正方案的订正效果较好，明显优于非滚动方案。张兰慧等人提出了一种基于统计学的数值预报产品误差订正的方法，该方法根据模式前几个预报时次的误差计算出后面预报时次的误差，通过订正进一步提高了数值预报产品的精度，从而使其能够在日常天气预报中起到更好的作用。胡菊[20]等人一种空间气象数据的订正方法及系统，通过获取气象观测点的观测数据和再分析网格数据，从中确定可订正数据，根据所述气象观测点的气象要素时间序列和所述可订正数据的气象要素时间序列进行构建气象相似性网格，对网格线相连的节点确定数据进行订正。该方法考虑了观测点与网格点之间的距离，通过两次订正条件的筛选，减少了订正误差，并使得参与订正的网格数据减少。

于海鹏在前人工作基础上将其领域向该时间尺度的两极扩展,探索有针对性的利用历史资料订正数值预报的新途径。一方面,瞄准时间尺度更短的中期天气预报,以我国自主研发的中期业务预报模式GRAPES为试验平台,以我国原创性预报策略着力提高我国自身中期数值预报水平。将“误差诊断-误差反演-误差订正”作为研究主线,逐层深入,提出了创新性的反演和订正方法,搭建起相似-动力方法订正中期数值预报的系统框架,取得了令人鼓舞的效果。另一方面,聚焦时间尺度更长的长期气候预估,以当前气候变化评估和预测的主要工具CMIP5为实施对象,着力提高其模拟预估结果的可靠性。以“几何理论-历史模拟-未来预估”作为思路转换,循序渐进,建立起受历史观测约束的长期气候变化预估模型,显著提高了预估能力,为评估气候变化提供了可信度更高的参考依据。

#### 2.2.2.2基于机器学习的方法

目前国内有关太阳辐射预报订正的机器学习的研究相对较少。程文聪[21]等人提出一种基于残差网络的深度学习局地数值天气预报产品订正方法，利用深度学习网络的非线性映射能力和对栅格数据的信息提取能力，基于多个站点实际观探测数据订正数值天气预报产品要素值。具体过程如下：根据历史数值天气预报产品和对应的历史站点观测数据，如气象要素数据、地理位置信息、要得到的观测值等数据，构建训练数据集；使用得到的数据集对深度学习网络模型进行训练，得到订正模型;提取实时数值天气预报产品预报场数据片段作为输入数据输入所述订正模型，并通过所述订正模型输出订正后的数据片段，将输出的订正后的数据片段作为订正结果。该方法更为贴近实际情况，降低了人力消耗，且可实现较大区域的订正。

李虎超等人考虑到预报误差在时间上的相依性，把预报误差作为一个时间序列来处理，即希望由已知的过去预报误差信息来预测未来时刻的预报误差，从而对未来时刻的预报做出订正。由于预报误差在不同区域、不同季节存在较大差异，很难通过统计关系给出有关预报误差的具体表达式。而人工神经网络具有较强的自适应学习和非线性映射能力，在短中期温度预报、雷达降水估测等方面有较好的应用效果。因此，本文利用反向传播算法(BackPropagation,BP)神经网络来建立描述预报误差时间序列的数学模型，该模型对未来24h的非系统性预报误差有较好的预估能力，对大多数样本而言所估测的非系统性预报误差的分布特征和其真值较为一致。BP神经网络模型估测的非系统性预报误差可以在系统性预报误差订正的基础上进一步对预报做出修正,其订正效果好于仅进行系统性预报误差订正的效果。

于若英提出一种考虑天气和空间相关性的光伏电站输出功率数据修复方法，将自身相似数据与空间相关数据结合，对已有方法进行有效补充，扩展光伏电站输出功率数据修复的应用场景，实现利用2种数据修复结果的相互校验。利用应用最为广泛的皮尔逊积矩相关系数计算光伏电站输出功率在天气和空间上的相关性，提出采用“相似日”和“相似电站”相结合的异常数据修复方法。该方法分为三种情况：1)在仅存在“相似日”的情况下，可采用已有方法进行数据修复，即使用传统插值方法。2)若不存在“相似日”，可借助“相关电站”解决数据修复问题，即使用“相关电站”的数据，输入BP神经网络进行修复。3)若“相似日”和“相关电站”同时存在，可借助“相关电站”的数据对原方法的修复数据进行验证。然后利用青海格尔木地区4座光伏电站的实际数据构造算例对所提方法进行验证，算例结果表明考虑了电站输出功率相关性的BP神经网络的修复方法具有良好的修复精度，能够有效提高数据修复结果的可信度。

### 2.2.3光伏出力预测研究现状

Bri-Mathias Hodge等人使用物理方法计算云运动位移矢量，建立基于图像相移不变性的超短期太阳能光伏发电预测模型。高阳等人结合天气和太阳阵的构型布片方式建立三维模型，实现了在建筑物遮挡情况下对复杂光伏发电量的预测。Mellit A等人利用径向基网络建立每日全球太阳辐射模型，根据日照时间和空气温度两个因素预测和评估每日太阳辐射量。Wang等人提出一种基于部分泛函线性回归模型（PFLRM）来预测太阳能输出功率。该模型的预测功率精度高于传统多元线性回归和神经网络模型。

陈志宝等人建立基于地基云图的光伏功率超短期预测模型，以地基云图采集设备提供的实时日间彩色天空状况图像为研究对象，通过数字图像处理技术对时间序列图像进行了处理和分析，运用云团提取算法和跟踪学习算法实现对云团未来运动状况的预估，结合一天中太阳在云图像上的位置计算，预测未来时刻太阳的遮挡情况，进而预测辐照度和光伏功率的变化。

孙锐等人提出了一种基于相似日典型变化趋势的超短期光伏发电预测方法。通过选择相似日，获得光伏发电功率的典型变化趋势，结合线性外推方法，得到超短期发电预测数据。孙锐也提供了一种数据预处理的方法。

常学飞等人采用基于BP-ANN建立光伏发电系统输出功率超短期预测模型，利用输出功率的历史值、过往及预测日气象信息，对输出功率进行预测，并提出适用的预测流程及预测误差评估方法。

朱想等人建立组合数值天气预报与地基云图的光伏超短期功率预测模型，首先基于临近晴空工况光伏超短期功率预测方法实现未来４h预测,接着使用数值天气预报云量信息和地基云图等方法预测未来４h内云团遮挡电站导致的功率衰减,并进行临近校正,以提高光伏超短期功率预测的精度。

基于时间序列模型的光伏发电功率超短期预测专利，通过历史功率数据，拟合方程和自回归滑动平均方程对光伏发电功率超短期预测建立模型。

## 2.3关键问题已解决的程度与尚待解决的难点

目前，中国已实现基本光伏功率预测功能，建立了多个完整的光伏功率预测模型。但光伏功率与气象等因素作用关系复杂多变，对其之间的规律性挖掘不够充分。在一定程度上可准确模拟和预报晴天太阳辐照度，但对多云和阴雨天的太阳辐射模拟和预报误差较大；NWP的预测时间尺度和精度尚未达到高精度光伏功率预测的要求，同时受到光伏数据积累量和限电等原因导致的数据质量问题等制约，预测精度与国际先进水平仍有一定差距。

目前研究主要集中在对不同指标和聚类方法的选择上，有以下两点不足：（1）对特征空间构造的阐述不足。样本划分合理性的关键在于特征空间构造的正确性，特征空间的构造需要联系光伏发电的内部物理规律，选择与光伏功率最显著的变量进行构造。（2）缺少对光伏数据时序特征的描述。光伏数据往往是一系列具有很强周期性和时序规律性的时序数据，但现阶段的研究很少涉及时序特性的描述。现阶段分类/聚类较粗糙，实现精细化分类是提高光伏功率预测精度的关键，也是后续研究的重点。

## 2.4未来发展的趋势

随着电力信息化的推进，电力数据规模开始急剧增长，需要有相应的广域采集、高效存储和快速处理技术予以支撑。而从这些数据中挖掘知识及价值应用则使电力大数据的话题融入大数据的研究热潮。根据数据来源不同，智能电网大数据可分为电网内部数据和外部数据。内部数据来自用电信息采集系统、广域监测系统、配电管理系统、生产管理系统等。外部数据来自气象信息系统、地理信息系统、互联网等。这些数据之间并不完全独立，其相互关联和影响，还会受气象条件、社会经济形势的影响，存在着复杂的关系。

新能源发电是全球能源互联网的重要组成部分，而光伏发电是新能源发电的重要形式之一。大规模光伏发电并网对电网规划、生产和运行等环节均会产生影响。在规划方面，光伏发电运行特性及规律是优化光伏发电及电网规划的重要依据;在调度运行方面，不同时空条件下的光伏发电运行特性及规律会影响发电计划的制定。利用大数据思维深入分析光伏发电运行数据挖掘相关规律，能够为电网规划与运行决策提供必要支撑。

气象的发展也早已融入到政治、经济、民生等各领域发展中，国家防灾减灾救灾体系建设、生态文明建设、一带一路战略以及关乎国家安全的军民融合工程建设，均提出了对气象数据及服务产品的明确需求。大数据成为气象部门重塑竞争优势的新机遇。充分利用气象部门的数据规模优势，实现数据规模、质量和应用水平同步提升，发掘和释放数据资源的潜在价值，有利于更好发挥数据资源的战略作用，有效提升部门竞争力，成为国家大数据平台的重要组成部分，是当前气象业务发展的迫切之举。

1. 结论

随着世界经济的快速发展，越来越多的能源被消耗。据英国石油公司（BP）预测2030可再生能源占全球能源供应的比例将达到30％。太阳能是最理想的可再生能源之一，在太阳能应用中，光伏发电是最重要的形式之一。

2019年1-12月全国[太阳能发电量](http://guangfu.bjx.com.cn/zt.asp?topic=%cc%ab%d1%f4%c4%dc%b7%a2%b5%e7%c1%bf" \t "_blank" \o "太阳能发电量新闻专题)累计1172.2亿千瓦时，累计增长13.3%。随着光伏装机容量的增长，光伏发电系统的输出功率受到昼夜、季节和天气等自然因素影响而存在间歇性强、波动性和不确定性大的特点，给发电功率的准确预测带来巨大的挑战。然而随着科学技术的快速发展，计算力的增长，海量数据积累和算法的进步优化，多学科与计算机已经实现了融合发展，发电功率的准确预测也已经不仅仅只停留在传统的统计学的方法上。对于发电功率预测的研究也已经在机器学习领域有了一定的尝试研究，以后随着电力系统的完善和数据的积累，光伏发电功率预测也会实现快速发展。

参考文献

1. 龚莺飞,鲁宗相,乔颖,等.光伏功率预测技术[J].电力系统自动化,2016,40(4):140-151. DOI:10.7500/AEPS20150711003.
2. 朱文秀,仓思雨,胡中臣,宗恒卿,张兰红. 光伏发电功率预测技术综述[J].电源世界,2019(01):45-48.
3. Pelland, Sophie & Remund, Jan & Kleissl, Jan & Oozeki, Takashi & De Brabandere, Karel. (2013). Photovoltaic and Solar Forecasting: State of the Art.
4. 杜唐.浅谈基于云计算及关联规则挖掘技术的气象数据发掘[J].智能城市,2016,2(10):34.
5. Mathieu David,Faly H. Ramahatana Andriamasomanana,Olivier Liandrat. Spatial and Temporal Variability of PV Output in an Insular Grid: Case of Reunion Island[J]. Energy Procedia,2014,57.
6. M. Lave, J. Kleissl, and J. S. Stein, “A wavelet-based variability model (WVM) for solar PV power plants,” IEEE Trans. Sustain. Energy, vol. 4, no. 2, pp. 501–509, 2013.
7. Joakim Widen. Correlations Between Large-Scale Solar and Wind Power in a Future Scenario for Sweden[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy,2011,2(2).
8. Chen Yang and Le Xie, “A novel ARX-based multi-scale spatio-temporal solar power forecast model,” in 2012 North American Power Symposium (NAPS), 2012, pp. 1–6.
9. R. Zhang, H. Ma, W. Hua, T. K. Saha and X. Zhou, "Data-Driven Photovoltaic Generation Forecasting Based on a Bayesian Network With Spatial–Temporal Correlation Analysis," in IEEE Transactions on Industrial Informatics, vol. 16, no. 3, pp. 1635-1644, March 2020.
10. 杨光. 光伏发电功率与气象影响因子关联关系的分析研究[D].华北电力大学,2014.
11. 李瑞青. 计及气象因素的超短期光伏电站出力预测研究[D].东北电力大学,2019.
12. 王晶,黄越辉,李驰,项康利,林毅.考虑空间相关性和天气类型划分的多光伏电站时间序列建模方法[J].电网技术,2020,44(04):1376-1384.
13. 陈正洪，李芬，成驰，等. 太阳能光伏发电预报技术原理及其业务系统[M].北京：气象出版社，2011.
14. 白永清,陈正洪,王明欢,成驰.基于WRF模式输出统计的逐时太阳总辐射预报初探[J].大气科学学报,2011,34(03):363-369.
15. 王佳,刘寿东,刘爱霞,黄鹤.天津地区地面逐时太阳辐射的模拟计算[J].科学技术与工程,2012,12(36):9805-9809+9832.
16. 孙银川,白永清,左河疆.宁夏本地化WRF辐射预报订正及光伏发电功率预测方法初探[J].中国沙漠,2012,32(06):1738-1742.
17. 苏兆达,程兴宏,杨兴东,王在文,刁志刚,范水勇,黄鹤.太阳辐射预报滚动订正方法研究[J].气象科技,2016,44(02):259-268.
18. 程兴宏,杨云,宋建洋,权继梅,丁蕾.总日射表热偏移订正方法研究进展[J].气象科技,2013,41(01):1-7.
19. 张兰慧,尚可政,程一帆,王式功.数值预报产品的误差订正方法[J].兰州大学学报(自然科学版),2011,47(03):44-49.
20. 胡菊,王姝,冯双磊,王勃,靳双龙,宋宗朋,滑申冰,马振强,刘晓琳,张菲,车建峰,姜文玲,王铮,赵艳青,张周祥,汪步惟. 一种空间气象数据的订正方法及系统[P]. CN110390343A,2019-10-29.
21. 程文聪,王志刚,邢平. 一种基于深度学习的局地数值天气预报产品订正方法[P]. CN109447260A,2019-03-08.
22. 李虎超,邵爱梅,何邓新,王越亚.BP神经网络在估算模式非系统性预报误差中的应用[J].高原气象,2015,34(06):1751-1757.
23. 于海鹏. 利用历史资料订正数值模式预报误差研究[D].兰州大学,2016.
24. 于若英,陈宁,苗淼,党东升.考虑天气和空间相关性的光伏电站输出功率修复方法[J].电网技术,2017,41(07):2229-2236.
25. A. Mellit, A. H. Arab, N. Khorissi and H. Salhi, "An ANFIS-based Forecasting for Solar Radiation Data from Sunshine Duration and Ambient Temperature," 2007 IEEE Power Engineering Society General Meeting, Tampa, FL, 2007, pp. 1-6, doi: 10.1109/PES.2007.386131
26. 陈志宝,李秋水,程序,周海,丁杰.基于地基云图的光伏功率超短期预测模型[J].电力系统自动化,2013,37(19):20-25.
27. 孙锐,汤义勤,马红伟,毛建容.一种实用的超短期光伏发电预测方法[J].电气技术,2013(01):77-80.
28. 常学飞,杨薏霏,王志煜,李德鑫,袁野.基于BP-ANN的光伏发电功率超短期预测方法[J].吉林电力,2014,42(03):24-26+40.
29. 朱想,居蓉蓉,程序,丁宇宇,周海.组合数值天气预报与地基云图的光伏超短期功率预测模型[J].电力系统自动化,2015,39(06):4-10+74.
30. 路亮,汪宁渤,李照荣,赵龙,王有生,刘光途. 基于时间序列模型的光伏发电功率超短期预测方法[P]. CN103473322A,2013-12-25.
31. Fu Sichao,Liu Weifeng,Tao Dapeng,Zhou Yicong,Nie Liqiang. HesGCN: Hessian graph convolutional networks for semi-supervised classification[J]. Information Sciences,2020,514(C).
32. He, Kaiming, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren and Jian Sun. “Identity Mappings in Deep Residual Networks.” *ArXiv* abs/1603.05027 (2016): n. pag