





审查

# 风能、太阳能和光伏可再生能源系统 没有储能优化:一项调查 先进的机器学习和深度学习技术

莱斯·阿布拉加<sup>1,2,\*</sup> , 拉德·阿布·齐塔<sup>3</sup> , 哈立德·H·阿尔莫泰里<sup>4</sup>, Ahmad MohdAziz Hussein<sup>5</sup>,  
穆罕默德·阿卜杜勒·埃拉齐兹<sup>6,7,8,9</sup> , Mohammad Reza Nikoo<sup>10</sup>和 Amir H. Gandomi<sup>11,\*</sup> 

- <sup>1</sup> 安曼阿拉伯大学计算机科学与信息学院, 安曼 11953, 约旦
- <sup>2</sup> 马来西亚理科大学计算机科学学院, 乔治城 11800, 檳城, 马来西亚
- <sup>3</sup> 索邦人工智能中心, 索邦大学阿布扎比分校,  
阿布扎比 38044, 阿拉伯联合酋长国; raed.zitar@sorbonne.ae
- <sup>4</sup> 乌姆古拉大学计算机工程系, 沙特阿拉伯麦加 21955;  
khmotairi@uqu.edu.sa
- <sup>5</sup> 乌姆古拉大学电子学习和远程教育院长, 麦加 21955, 沙特阿拉伯;  
ahmadalmahsiri80@gmail.com 或 amihussein@uqu.edu.sa
- <sup>6</sup> 扎加济格大学理学院数学系, 埃及扎加济格 44519;  
abd\_el\_aziz\_m@yahoo.com
- <sup>7</sup> 阿吉曼大学人工智能研究中心 (AIRC), Ajman 346, 阿拉伯联合酋长国
- <sup>8</sup> 加拉拉大学人工智能科学与工程系, 埃及 苏泽 435611

- <sup>9</sup> 托木斯克理工大学计算机科学与机器人学院, 634050 俄罗斯托木斯克
- <sup>10</sup> 苏丹卡布斯大学土木与建筑工程系, Muscat 123, 阿曼;  
m.reza@squ.edu.om

- <sup>11</sup> 悉尼科技大学工程与信息技术学院,  
最新, 2007 年新南威尔士州, 澳大利亚

\*通讯地址: Aligah.2020@gmail.com (洛杉矶); Gandomi@uts.edu.au (AHG)



引文: 阿布拉加, L.; 齐塔, R.A.;  
阿尔莫泰里, K.H.; 侯赛因, A.M.; 阿卜杜勒  
埃拉齐兹, M.; 尼库先生; 甘多米,

AH 风能、太阳能和光伏

可再生能源系统与

没有储能优化:

先进机器综述

学习与深度学习

技巧, 能源 2022, 15, 578.

<https://doi.org/10.3390/en15020578>

学术编辑: Athanasios I.

帕帕佐普洛斯

收件日期: 2021 年 11 月 20 日

接受日期: 2022 年 1 月 10 日

发布日期: 2022 年 1 月 14 日

出版商: MDPI 保持中立

关于管辖权主张

出版的地图和机构附属机构  
关系。



版权所有: © 2022 作者。

被许可方 MDPI, 瑞士巴塞尔。

本文是一篇开放获取文章

根据条款和

知识共享的条件

归属 (CC BY) 许可证 ([https://](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

[Creativecommons.org/licenses/by/](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

4.0/)

摘要: 如今, 基于学习的建模方法被用来建立精确的预测模型。

用于可再生能源。计算智能 (CI) 技术已被公认为

生成和优化可再生工具的有效方法。这种多样性的复杂性

能量取决于其对大量数据和参数的覆盖范围, 这些数据和参数必须进行研究

彻底。本文涵盖了可再生能源领域最新和最重要的研究人员

使用基于学习的方法解决问题。各种类型的深度学习 (DL) 和机器

给出了太阳能和风能供应中使用的学习 (ML) 算法。性能

文献中给定的方法通过新的分类法进行评估。本文重点讨论进行

对给定技术进行性能评估的综合最先进方法

并讨论了广泛研究的重要困难和可能性。根据结果, 效率、鲁棒性、准确性值和泛化能力的变化是最明显

的

使用学习技巧的困难。在大数据集的情况下, 该方法的有效性

学习技术明显优于其他计算方法。然而, 申请

并产生与其他优化方法的混合学习技术来开发和优化

可选地指出该技术的构造。在所有情况下, 混合学习方法都具有

由于混合方法获得了两种方法的优点, 因此比单一方法取得了更好的成果

或更多提供准确预测的技术。因此, 建议采用混合方式

学习未来处理能源产生问题的技术。

关键词: 风能; 太阳能; 光伏 (PV); 可再生能源系统; 存储系统;  
发电; 机器学习; 深度学习; 优化; 算法; 人工智能

(人工智能); 民意调查

## 一、简介

用于发电的可再生能源系统已在多个发达经济体和新兴经济体得到广泛应用[1,2]。受能源不稳定、环境变化和空气污染等问题的启发,这些系统的应用在许多地区不断增长[3]。能源客观性、温室气体减排和空气性质是推进可再生能源的有力理由[4,5]。然而,政策制定者必须更广泛地反思新体系的经济后果[6]。因此,近年来,包括工业界、学术界、工程师、政府公司、民间团体和私营公司在内的广泛专家,对现代能源发电创造就业机会的潜力已经有了相当大的认识[7-10]。

由于核能和化石能源的损坏率不断上升,新能源系统(即基于风能和太阳能的发电方法)正在获得当地和全球的认识[11-13]。风能和太阳能可再生能源方法的运营商主要是环境优势(由于能源价值和化石能源的有效利用而减少碳排放)、降低成本投资、燃料多样化和能源独立开发的能源绩效(更少的线路)损耗以及电力特性和安全性的可能发展,在某些情况下,由于发电量接近需要的可能性,可能会推迟电网增强[14]。

其他一些挑战值得一提:燃油发电厂的控制规模可能会扩大或缩小[15]。无法 100% 准确地预测可变的可再生能源工厂产量。在某些地区,阳光和风比其他地方更强。

柴油发电机为电网提供电压支持和频率控制,间歇性可再生能源生产商也许能够这样做,但需要更多现金[16]。

可变的可再生能源仅在太阳或风对齐时运行。例如,在加州能源公司的新报告中,该州的目标是到 2020 年由可再生能源出口商生产 33% 的能源需求,其中约 70% 的电力由风能和太阳能发电产生[17]。因此,需要找到适当的方法来处理这些问题,以获得更好的发电效果。通常,优化和人工智能方法用于确定问题的参数,这是这些问题中面临的主要挑战[18-22]。其他挑战包括电力可用性、电能质量问题、资源定位、成本问题等。

世界上一些国家还没有发电,或者发电量很弱[23]。

能源装备是许多国家甚至发达国家各阶层的一大障碍。全球最小用电量为 208 千瓦时/人。2010 年发电量为 5823 兆瓦,其中 96.05% 为火力发电,其余为水力发电,处于控制位置[24]。绿色和不断增长的能源出口商包括太阳能、光伏(PV)、太阳能、风能生物质和地热能[25]。因此,调查孟加拉国的部分能源需求是否可以通过使用替代燃料(即风能和太阳能)以经济实惠的方式得到满足可能具有战略意义[26]。

功率预测一直是将可再生能源(如可再生电力)纳入电网的关键且具有成本效益的策略[27]。尽管绿色能源预测是标准且经常用于中高端生产商的电网,但太阳能预测还是一个非常新的事物。预测太阳能和光伏发电(PV)发电的普及具有挑战性。然而,实时指标和综合静态数据可以做得很好(例如,位置、硬件信息、面板方向等)[28]。

在这篇调查论文中,回顾了最近关于风能和太阳能可再生存储系统的研究,涉及深度学习和机器学习技术。我们打算展示最近吸引研究人员的最关键的想法。因此,对这些研究进行了总结,以向未来的读者展示它们的主要贡献和想法。我们将收集的研究分为两个主要部分:基于深度学习和机器学习方法的风能和太阳能系统。还给出了结论以及一些潜在的热门方向,以帮助未来的研究找到起点和作者可以关注的地方。用于查找本篇相关作品的主要关键词

论文包括风能、太阳能、光伏、能源、机器学习和深度学习谷歌学术搜索引擎。

本次调查的剩余部分安排如下。问题定义第2节介绍了风能和太阳能系统的公式,以给出对相关问题的清晰描述。使用深度学习的相关作品,和机器学习,在风能、太阳能和光伏能源领域,给出了第3节;该领域的有益讨论和进展,强调最关键的问题第4节介绍了未来读者的要点。结论和未来可能的工作方向如第5节所示。

2. 风能、太阳能和光伏系统:问题表述

在本节中,风能、太阳能和光伏能源的问题表述系统被提出[29,30]。本节主要介绍风速分布;问题表述、风力发电和能源;问题表述和优化基于光伏的混合系统的方法:问题表述。本节将帮助新的研究人员和读者理解主要的数学表达给定的问题。本文使用的缩写如表1所示。

表 1.使用的缩写列表。

缩写	意义
光伏发电	光伏
那里	计算智能
机器学习	机器学习
DL	深度学习
在	空气流速
A	转子清洁区域
AEO	年发电量
MC	边际成本
AVC	平均可变成本
空中交通管制	平均总成本
度电成本	平准化能源成本
数字PC	密度峰聚集蛋白
聚丙烯	投资回收期
净现值	净现值
内部收益率	内部收益率
PIβ	盈利指数
	叶片俯仰侧
RP	并联电阻
卢比	串联电阻
NSs	串联电池数
k	曲线的图案
C	风速扩散的变化
rl	千周期
	转子叶尖速率
公吨	工艺成本
和	太阳能和光伏发电产生的电力
CT	最后的现金流入
r	折扣值
CP	功率系数值

2.1.风速分布:问题表述

本部分介绍了风速分配系统,如图1所示及其数学公式[31]。



图 1.风电场[32]。摄影:INGA SPENCE/ALAMY STOCK PHOTO。

风速根据时期、季节（即夏季、秋季等）甚至年份而变化[33]。然而,更重要的是,风从未如此恒定。Wind样本通常会在很长一段时间内（即一年或更长时间）迭代,因此长期波动不明确且无法准确预见[34]。相反,年度和季节性波动更容易被预期[35]。因此,短期风速波动可以通过利用似然分布函数来定义。风速一般用威布尔频率参数来识别,如式（1）[36]所示。

$$f(v) = \frac{k}{c} \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} e^{-\left(\frac{v}{c}\right)^k} \quad (1)$$

k的比率定义了曲线的模式,因此被称为形状参数。对于k = 1,描述的是指数分布值。对于k = 2,描述的是瑞利分布值。当k > 3时,它类似于正态分布值。c的值定义了风速分散的变化。例如,对于较高的c值,轨迹会转换为较高的Wind速率。c是尺度参数。当形状和测量参数被确定为一个最大值时,该方法确定这些参数在不同最大值处的值[37]。

## 2.2.风电和能源:问题表述

本部分介绍了风电和能源系统及其数学公式[38]。

**流动的风中的能量是当前每秒动能的进展速度。**

风能随风千周期( $\rho$ )和转子清洁区域(A) 线性变化。然而,它随着空气速度 ( $v$ )的立方而变化。转子刀获得的确切功率是上游和下游气压之间的差值。

如式（2）所示,旋翼叶片获得的发电功率表示为上游空中功率的一部分,称为旋翼效率系数[39]。

功率系数值( $C_p$ )的理想最高比率为59%,有效最高比率为50%或更低。功率度值通常用转子叶尖速率 ( $\lambda$ )和叶片变桨距 ( $\beta$ )来表示。叶尖速度是转子速度 ( $\Omega$ )与空气速度的比值。俯仰角是桨叶弦与风眩晕水平面之间的角度。对具有给定俯仰目的的移动代码附近移动的风的空气动力学研究设置了眩晕尖端速率和风速之间的关联[40]。

$$P = \frac{1}{2} \rho A v^3 C_p(\lambda, \beta) \quad (2)$$

$$\lambda = \frac{R \cdot \omega}{v} \quad (3)$$

功率系数值以等式(4)和(5)中给出的两种模式执行。  
功率的因子值可以通过操作员数据或风力涡轮机的现场检查来获得[41]。

$$C_p(\lambda) = \sum_{i=1}^n C_{pi} \lambda \quad (4)$$

$$C_p(\lambda, \beta) = C_1 \left( \frac{C_2}{\lambda} - c_3 \beta - c_4 \beta \lambda^5 - C_6 \right) e^{-\frac{C_7}{\lambda}} \quad (5)$$

$$\frac{1}{\lambda_i} = \frac{1}{\lambda + C_8 b} - \frac{C_9}{\lambda^3 + 1} \quad (6)$$

发电量和执行时间计算风力发电[42]。它通常被声明为年能源输出 (AEO)。请注意,发电量是功率值的函数,与风速和眩晕速度具有非线性关联[42]。

在修复运行中涡轮机的转速保持一致,而叶尖速度随风速变化。失速概念用于限制功率输出。因此,当风速超过额定速度时,功率系数值减小。风速和齿轮比决定了固定速度转子每年的发电量。当使用低速涡轮机时,功率输出在低风速时达到峰值[43]。另一方面,高速工作的涡轮机将在高风速下达到其最大功率点。定速风力涡轮机的年发电量可以连续和离散版本计算,如下所示:

$$EFS = 87601 \frac{1}{2} \omega_{\text{转子}}^2 \sum_{v=V_i}^{V_0} C_{PV}^3 f(v) dv \quad (7)$$

$$EFS = 87601 \frac{1}{2} \sum_{V_J=V_i}^{V_0} C_P(\Omega, V_J) V_J^3 f(V_J, k, c) \Delta V \quad (8)$$

风力涡轮机的控制系统通过不断调节转子速度和电站负载来管理转子速度,以在变速性能期间优化输出并减少扭矩负载,从而实现最佳效率。为了获得最佳的功率系数,最佳操作是仅根据风速来调节涡轮机的转速。因此,叶尖速比持续保持。当风速远小于额定风速时,转速被调节并保持在功率水平。当电流超过参考速度时,通过使叶片变桨距来降低最大功率[44]。各种风力涡轮机的年发电量以连续和离散版本计算如下:

$$EFS = 87601 \frac{1}{2} \omega_{\text{转子}}^2 \sum_{v=V_i}^{V_0} v^3 f(v) dv + 8760 PR \sum_{v=V_i}^{V_0} f(v) dv \quad (9)$$

$$EFS = 87601 \frac{1}{2} \omega_{\text{转子}}^2 \sum_{V_J=V_i}^{V_0} V_J^3 f(V_J, k, c) \Delta V + 8760 PR \sum_{V_J=V_i}^{V_0} f(V_J, k, c) \Delta V \quad (10)$$

### 2.3.基于二极管模型的太阳能和光伏系统:问题表述

太阳能和光伏能源系统如图2所示,如图2所示。  
部分及其数学公式[45]。





图 2.太阳能电池板[46]。

设计模拟器的几种最早的方法是二极管模型近似。由于光伏电池板表现出非线性行为,研究调查了基于二极管的近似方法来模拟太阳能和光伏特征[47]。使用最广泛使用的单二极管和基于双二极管的模拟估计方法可以正确复制光伏电池板的 IV 和 PV 属性。因此,文献中已利用面板来开发适当的模拟器[48]。图3给出了单二极管和双二极管设计的概念图。

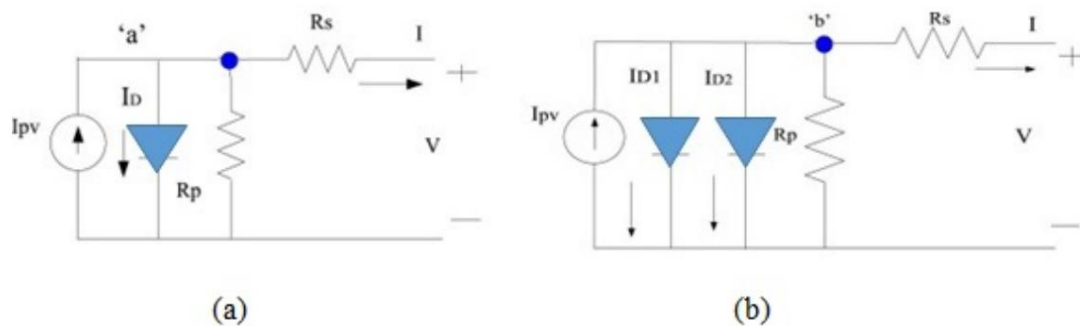


图 3. (a)单二极管模型(b)双二极管模型。

单二极管和双二极管模型的输出方程表示为  
等式 (11)使用节点 “a”和 “b”处的基尔霍夫电流源。

$$I = NPP I_{PV} - I_0 \exp \left( \frac{V + IR}{\alpha V_t N_{ss}} \right) - 1 - \frac{V + IR}{R_P} \quad (11)$$

$$I = NPP I_{PV} - I_{01} \exp \left( \frac{V + IR}{\alpha_1 V_t N_{ss}} \right) - 1 - I_{01} \exp \left( \frac{V + IR}{\alpha_2 V_t N_{ss}} \right) - 1 - \frac{V + IR}{R_P} \quad (12)$$

其中Rs表示串联电阻, RP表示并联电阻, IPV是光伏电压, a1和a2是二极管典型系数。Nss是串联的电池数量, NPP是并联的电池数量[49]。

同时,这两种模型具有一些共同特征,并考虑了实际光伏电池板中发生的实际损耗和重组效应。表2总结了二极管建模中每个组件的重要性。还值得注意的是,这些因素的精度对预期的光伏特性有直接影响。

表 2.二极管建模中的损耗。

SL。不	成分	表示	复制光伏特性
1 2 3	电流源	光损耗	目前的监管
	二极管	重组损失	温度影响
	反抗	欧姆损耗	加载效果

模拟器通常是通过太阳能和光伏发电的真实建模来创建的,主要是如前所述,使用基于单二极管和双二极管的成熟估计方法。基于单个太阳能和光伏模拟的架构利用基于运算放大器的模拟电路有效地实现了引导二极管框架,以正确模拟辐照水平的变化[50]。

在[51]中,使用曲线拟合和电流调节器创建了一个光伏模拟器。图4显示了所使用的方法。尽管使用了低成本元件,系统无法准确预测各种操作环境下的 IV 曲线。此外,模拟器在部分黑暗情况下的性能是没有检查。 [52]中的发明人建议并测试了一种新的模拟器,其中包括 ARM 控制器。然而,前面描述的相同缺点也适用于此以及。

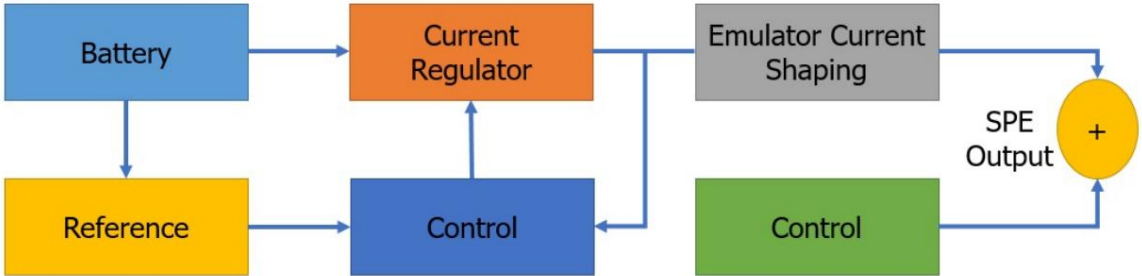


图 4.太阳能和光伏模拟器设计。

2.4.基于光伏的混合系统的优化方法 :问题表述

优化方法的灵活性、弹性和强大的计算智能使它们能够应对基于光伏的混合动力中的复杂挑战系统[53]。光伏混合系统优化目标划分本次调查分为三类 :经济评估、能源评估和融合经济和能源预测如下。

经济目标评估

从[54]中的平均成本曲线来看,太阳能的经济分析并对光伏进行了解释。太阳能光伏统计值（平均值）是图表中的一条线,代表从最低到最高的单位成本,如图所示在图5 中,太阳能和光伏发电的单位价格效应包括边际成本（MC）、平均总成本（ATC）、平均可变成本（AVC)和平均固定成本（AFC） 。AVC是生产更多元素的成本,AFC是直接数量除以结果,ATC 是每单位产出的最终产品价格。 MC是生产价格一个额外的结果单位[55]。

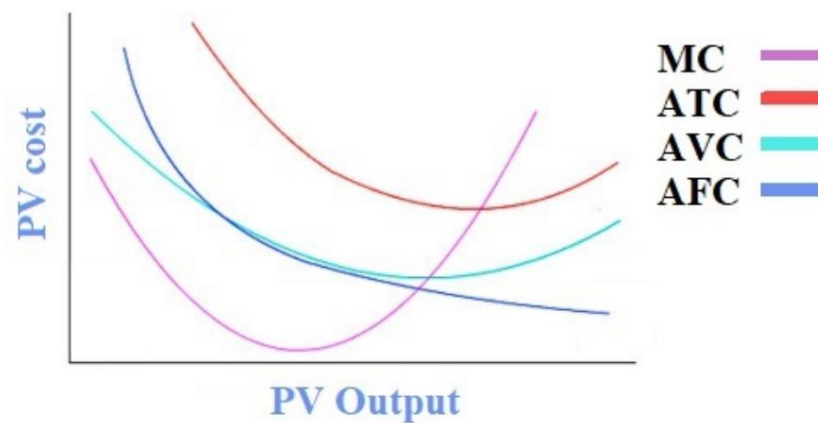


图 5.太阳能和光伏发电的平均成本轨迹。

太阳能和光伏系统的性能使用各种经济矩阵进行评估,包括平准化能源成本 (LCOE)、投资回收期 (PP)、净现值(NPV)、内部收益率 (IRR) 和盈利指数 (PI) [56]。以下是上述指标的数学公式:

$$\text{度电成本} = \frac{\sum_{t=1}^{T} \frac{C_0 + M_t + F_t}{(1+r)^t}}{\sum_{t=1}^{T} \frac{E_t}{(1+r)^t}} \quad (13)$$

$$PP = \frac{\text{二重化}}{CT} \quad (14)$$

$$\text{净现值} = \sum_{t=1}^{T} \frac{CT}{C_0 (1+r)^t} - \quad (15)$$

$$0 = \sum_{t=1}^{T} \frac{CT}{(1 + NRR)^t} - C_0 \quad (16)$$

$$PI = \frac{\text{净现值}}{0} \quad (17)$$

其中,  $C_0$ 是总体利用成本,  $M_t$ 是时间 $t$ 内的过程成本,  $F_t$ 是时间 $t$ 内的燃料成本,  $r$ 是贴现值,  $E_t$ 是太阳能和光伏发电在时间 $t$ 内产生的电量,  $C_t$ 是时间 $t$ 内的最后一次现金流入,  $T$ 是光伏发电方法的预计寿命 [57]。

### 3.基于风能和太阳能系统的学习方法在本节中,相关工作 (基于风能和太阳能

系统的学习方法)根据使用基于风能和太阳能系统的学习方法分为两个主要部分:深度学习技术和机器学习技术[58]。

#### 3.1.深度学习技术

在本节中,详细介绍了基于风能和太阳能系统的深度学习技术[59],如下。

深度学习是一种机器学习方法,它训练计算机自然地像人类一样学习:通过示例进行学习。深度学习是继无人驾驶汽车之后的一项关键技术,使它们能够识别停车标志或从灯柱上识别行人。

为了解决风电问题,本研究提出了一种基于深度学习的解决方案[60]。根据该方法,准备了一个统计控制器,将输入结果 (例如预测的风能寿命和能源价格)直接映射到风电场的控制操作 (例如功能性储能单元的费用表和



储备购买计划。计算结果表明,所提出的策略可以成功应对风险,同时带来高收入。

由于招标如此普遍,人们已经做出了一些努力来使用深度强化学习技术来制定良好的招标政策,以优化盈利能力。

另一方面,这些方法基于无模型技术。这项研究的目标是创建一个风能获取特定的动态模型[61]。在能源和储备市场中,本研究中建立的最佳投标策略可用于实现利润最大化并克服不确定性。

由于可再生能源供应和负载需求的不可预测性,运营商在为此类系统开发能源管理控制系统时面临着障碍[62]。

本研究的目标是开发一种考虑系统风险的实时动态电源管理方法。为了做到这一点,混合能源系统的功率控制被提出为最优控制目标,并考虑到多目标和限制[63]。与其他方式相比,仿真结果表明,声音代理可以更好地控制并节省高达14.17%的费用。

由于复杂的建筑遮阳影响和不同的屋顶资源可用性,这项工作提出了一种独特的 3D-GIS 和深度学习集成解决方案来解决这个难题[64]。构建了基于 3D-GIS 的日常太阳能分析仪,用于预测动态太阳能辐照度,同时考虑邻近结构的遮阳影响。根据调查结果,加上遮阳和屋顶可达性造成的相应太阳能潜力下降往往会夸大总体减少量 26%。

全面了解未来的可再生能源对于风电场的选址和开发分析至关重要。这项工作使用耦合模型小数据集项目第六阶段的模拟数据和基于双向深度神经单元的新建议的降尺度方法来研究中国潜在的海上风能资源[65]。在两种说明性情景下,多模型综合研究结果显示,二十一世纪中叶,东海海上长期风能输出略有下降,而南海相同参数则有所上升。

在一种运行状态下基于广义线性仿真模型校准的普通配电稳定器可能无法成功抑制该设置下的低频振荡,从而对系统的稳定性造成重大问题。为此,这项工作提出了一种新的序列自适应控制机制,用于PSS 系统参数的在线自调整[66]。与现有技术相比,仿真结果表明,所提出的方法可以帮助 PSS 实现优异的阻尼波动和对风电变化的弹性。

深度学习在各种应用中的相对成功引起了学术界的兴趣,从建议方法的广度和论文数量的不断增加就可以看出。本文对去年发表在期刊上的基于深度学习的太阳能和风能预测研究进行了回顾,广泛描述了回顾工作中使用的数据和数据集、条件表征方法、随机和确定性方法以及可用的分析和信息促进该领域的进一步研究和进步[67]。

正确预测基本特征对于工业材料和系统的高效和生产设计至关重要。为了预测有机太阳能电池的转换效率,本研究提出了一种结合短期记忆系统、注意力方法和反向传播神经网络的深度学习设计[68]。建议的方法负责识别关键分子元素,可用于对有机太阳能电池进行逆向工程。

风电供应商在电力领域面临的难题是:如何在应对风能不可靠性的同时优化其收入。这项工作提出了一种将风电预测与电池存储决策相结合的综合规划模型,防止可再生能源电力预测丢失决策知识[69]。其次,一种称为深度 Q 网络的进化编程技术

用于构建端到端控制器。在整个优化过程中立即考虑风能的不可预测性,不做任何假设。最后,通过对假设的风力发电机的检查证明了所建议方法的效率。

这项研究提出了多种深度学习方法来使用高分辨率预测数据并探索各种时间和地理连通性,以捕获云运动模式及其对太阳能发电厂太阳能发电预测的影响[70]。

与最先进的预测错误率相比,作者能够将持久模型的失败率从大约 21% 降低到 SVR 模型的 15.1% 和深度神经网络的 11.8%。这些改进对可再生能源行业的积极增长产生了重大影响。此外,它们还为美国公司节省了数十亿美元。

提出了一种受 ResNet 启发的系统,利用天气照片来预测太阳能和风能输出,以寻找能源市场的独特预测技术。

该模型的创建是为了捕获高频特征,同时生成真正平滑的发电曲线[71]。通过展示模型在估计时间之前的时间段如何优于经典的深度学习方法和其他最先进的计算机视觉算法,证明了添加几张天气照片的重要性。最后,建议未来研究一些与动机相关的主题。

许多生产商和系统集成商都提供微型太阳能电池。因此,选择合适的面板是一项复杂的任务,也是一项有风险的投资。本文在[72]中提出并分析了一种新方法,该方法基于将观察测试程序与短期事实和人工神经相结合,以测量微尺度光伏发电的有效性及其在动态环境中特定应用的能力,以应对这一问题并协助生产者。与传统数据相比,神经网络输出的标准偏差为 23%。先前工作的系数值在 87.3% 到 91.9% 之间。

提出了一种混合深度学习系统,将聚类算法、卷积神经网络、长短期记忆和注意力机制与无线传感器网络相结合,以解决当前光伏发电量估计问题。

聚类、训练和预测是总体建议策略的三个步骤[73]。与之前的方法(例如计算模型、长短注意力深度学习以及长失败心态神经网络和注意力机制相结合的算法)相比,实验结果表明所有频率范围的预测测试精度都大大提高。

这项研究提出了一种风能发电模型,称为多目标可再生电力[74]。特别是,该框架有五个不同的主要阶段:第一个过程收集和准备数据以使其适合结果;第二个过程侧重于为每个数据集建立限制,并开发一种名为 cuckoo 的优化器,它基于水平混合和非线性和非优化;第三阶段侧重于开发每个数据集的约束,并改进一种称为布谷鸟的进化算法,该算法基于水平混合和多目标优化。建议的战略的特点是可大幅节省成本并扩大电力部的职责。

本文研究了深度学习方法在光伏预测中的应用,即循环神经网络、长短期记忆和门控循环单元[75]。建议的预测算法基于2016年至2018年准确的埃拉契迪亚省气象数据。RNN 和 LSTM 由于能够保留时间序列中的长期关系,因此略胜 GRU。

通过在风力发电机内放置数十个传感器,本研究利用深度学习来预测能源消耗并找到对能源支出影响最大的区域,以最大限度地减少能源使用并提高生产效率[76]。

因此,在开发未来风电机组内部能耗预测模型时,标签数据应占总体数据的15%~20%。

到这项研究。因此,这不仅是训练模型最准确的技术,也是决定修订数据数量最经济有效的方法。

这项研究通过采用机器学习方法的一些见解,为风电场提供了一种独特的风速预测方法[77]。首先,密度峰值聚类(DPC)将大量分布式风电场划分为数量少得多的组,这些组被视为单个实体。根据分组中每个指示的决策,使用各种权重进行预处理。中国的一个在役风电场被用来证明所建议方法的有效性。

可再生能源电力预测对于高效运行和可靠性至关重要。物理规则用于计算太阳光束的路径和能量[78]。在人工智能领域,太阳能发电的计算机评估尤其困难。

根据之前的研究,错误率为21%。错误率降低10%对太阳能行业以更可持续的方式发展产生了有利影响,降低了成本(以美元计)并减少了对碳排放的依赖。

本研究使用混合整数非线性回归技术来降低电力系统的日常发电费用,同时提高其弹性,其中包括风力涡轮机、存储和传统电网[79]。建立并利用监督学习和数学分析以及独特的混合模型来预测未来三天的负载需求和可再生能源发电。该研究有助于指导对城市微电网的实际理性判断,提高城市可再生能源的并网和利用水平。

本研究引入了一种基于长短期记忆深度网络的监督神经策略[80]。该系统试图提前一小时预测容量为1.15 MW的太阳能光伏发电厂的电能输出。两种独立的数据驱动方法,即具有模糊c均值的自适应AFIS和具有网格划分的AFIS,与建议的深度网络相结合。测量数据用于验证模型产生的数据。比较结果表明,所提出的方法产生了最佳结果。

总传输能力是通过物理模型计算的,需要很长时间。这项研究提出了一种基于深度信念网络的快速数据驱动的TTC预测器,可以准确、及时地了解传输限制,从而解决这一不足[81]。第一步,使用网络样本创建方法来模拟许多操作场景样本,以利用年度负载需求电力数据对网络进行深度置信训练。之后,训练有素的学习者用于预测关键传输通道的整体传输能力。最后,使用标准系统验证所建议的技术。

本研究提出了混合动力系统的数学建模,并使用新的深度学习技术实现了控制器设计。在所提出的方法中使用PID控制器来控制变速发电机扭矩[82]。PID控制器的增益使用深度学习模型进行微调。

就产生的模拟结果而言,所提出的风能转换控制系统的机器学习原型控制器的功效已得到证明,并且优于早期文献中提出的其他方法。

这项研究提出了电力线、储能系统和风站开发共同规划的多阶段模型,该模型考虑了极端天气的发生[83]。描述了基于两个长选择性记忆系统的深度学习解决方案来估计年度峰值负载。建议模型的混合整数线性规划公式使用Wielders变换求解。使用修改后的IEEE RTS实验装置评估建议模型的功效。

随着城市区域电力互联网的出现,清洁能源在未来能源系统中发挥着重要作用[84]。然而,由于风能等可再生能源具有间歇性和波动性,其在能源供应中的主要作用受到限制。因此,准确预测风电出力对于电力系统的安全运行至关重要。为了解决上述问题,本工作提出了一种基于BiLSTM的时间

风电系列框架。它分析来自城市地区的准确风数据能源网。其他几种技术可用于预测功率值[85-87]。深度学习技术在可再生能源中的应用概述表3。

表 3.将深度学习技术应用于可再生能源的概述。

不。文学岁月		能量来源	方法
1	[70]	2018年 太阳能	使用深度学习方法的太阳能预测方法。
2	[59]	2019年风能和太阳能	一项关于深度学习方法在应用中的新调查风能和太阳能资源。
3	[69]	2019年 风能	将预测与管理融为一体,深度强化基于学习的风电场电池储能控制策略
4	[82]	2019年 风能	风电场中的感应发电机采用优化的新型深度学习模型。
5	[60]	2020年 太阳能	一种控制风电场储能的深度学习系统控制器
6	[68]	2020年 太阳能	QSPR 具有用于太阳能电池热交换的深层网络业绩预测。
7	[72]	2020年 光伏太阳能活力	微尺度光伏太阳能方法的快速评估采用与深度学习神经网络相结合的经验方法。
8	[74]	2020年 风能	电气机器学习架构的创新集成来自太阳能和风能的可再生能源。
9	[76]	2020年 风能	使用以下方法预测风力涡轮机的机构能源使用情况半监督分类技术。
10	[77]	2020年 风能	改进集群和深度训练短期可再生能源功率预测。
11	[81]	2020年 风能	基于深度学习的风能电力系统预测器
12	[62]	2021年风能和太阳能	风能和太阳能预测系统综述深度学习
13	[65]	2021年 风能	基于深度学习的海上风电预测方法能源资源。
14	[66]	2021年 风能	一种新颖的基于深度学习的功率稀疏性开发方法风能运营。
15	[67]	2021 风能和太阳能基于机器学习的风力发电回归方法。	
16	[71]	2021年风能和太阳能	天气图像的计算机视觉深度学习。
17 号	[73]	2021年 太阳能	太阳能的深度学习和人工智能方法物联网预测
18	[75]	2021 太阳能	基于深度学习的太阳能预测方法。
19	[78]	2021 太阳能	基于深度学习的太阳能预测方法。
20	[79]	2021 风能	电荷和风力发电的深度学习方法。
21	[80]	2021 太阳能	太阳能光伏发电预测的深度学习程序。
22	[83]	2021年 风能	基于深度学习的传输、电池电源区域和风能。
23	[84]	2021 风能	基于物联网的风能出力预测深度学习方法
24	[61]	2022 能源招标	风能预测的深度学习强化方法。
25	[88]	2021年 智能微电网	电力容量深度学习技术综述能源预测。
26	[89]	2021年 光伏能源	光伏发电模式识别的深度学习。
27	[90]	2021年 风力	使用新颖的深度学习系统进行风电预测。
28	[91]	2021年 风力	用于短期风电预测的深度学习结构。
29	[64]	2022年 太阳能	高精度太阳能深度学习组合方法。

3.2.机器学习技术

在本节中,基于风能和太阳能系统的机器学习方法是现详细介绍如下。机器学习是一种数据分析方法,可以训练计算机自然地执行任务人类和动物:从实践中学习。机器学习算法使用计算无需使用预定义方程即可从数据中快速 “学习”信息的技术作为指导。

本研究根据国家数据浮标中心提供的数据,采用数据挖掘和机器学习方法来识别美国的区域[92]。

目标是构建一个早期评估工具,对所获得的数据进行分析,以促进波浪-风混合系统设计过程中的决策,在每个地点都具有极大的灵活性。此外,每个簇都给出了完整的统计数据。

这项研究提供了一种经过实验验证的基于模拟的技术,用于计算由于典型前沿磨损而导致的风电场能源输出损失[93]。使用叶片单元动量理论的机器神经网络和风电场设计算法将二维纳维-斯托克斯数值模拟的预测精度与人工神经网络提供的运行时间节省相结合。所描述的技术允许在几分钟内消耗相当于多涡轮风电场侵蚀的功率。它是预测的重要工具。

基于标准机器学习方法,本研究提出了一种估计太阳能的方法[94]。该模型对实时和短期太阳能预测的适用性进行了评估,以满足该领域的最佳管理和安全需求,同时采用依赖于个人工具和可接受的分类器的集成解决方案。将获得的初步结果与巴西热带气候地区皮拉波拉进行了比较,以证明该研究的质量和信誉。

能源公司可以通过更好、更令人兴奋的预测来规划这些过度行为,从而提供可靠的战略管理见解。本文提供了一种基于高斯随机的深度学习过程模型,用于简单电力、可再生能源和风电预测,除了优化量化不确定性之外,还利用两种不同的数据时间分辨率[95]。所提出的方法被证明能够解决特定的挑战。

由于仪器成本高昂,我国月平均太阳辐射地理格局复杂,监测点位仍缺失。这项研究利用机器学习方法,针对中国大片地区复杂的空间格局建立了独特的估计策略来解决这些问题[96]。

建议的独特策略旨在使用插值技术进行扩展,使决策者能够决定光伏系统实施的最佳位置、规模和结构。

本研究描述了两种用于日常太阳能预测的学习算法[97]。从原始数据中删除冗余数据后,将研究图像处理到确定的范围,选择最佳特征选择技术,根据不同的天气创建四种不同的天气特征,并选择完美的时间序列机器学习技术,太阳能预测算法对于可再生能源预测变得有效且准确。

在过去的几年中,评估整个能源生产过程中收集的数据已成为电力行业提高能源生产效率的一个关键问题。根据2015年从风力发电机收集的温度、风速和风向测量结果,本研究使用机器学习方法计算了最佳量[98]。我们发现一种数学公式可以正确预测90%的发电价值。其他用户可以通过计算机应用程序检查该数学方程的结果。

这项研究通过自适应数据预处理、复杂的算法、基于内核的模型和最佳模型选择程序创建了更好的电价预测模型。为了提供有吸引力的数据转换结果,[99]提出了一种基于自适应参数的变分模式分解技术。此外,提出了一种依赖于混沌正弦余弦算法的留一元启发式方法,并将其应用于经济增长和基于人口核的人工神经机器模型。所提出的模型是现实电力市场中一种有前景、实用且成功的电力预测分析工具。

本文探讨了这三个国家的太阳能和风能输出、煤炭使用、经济发展和二氧化碳排放之间的因果关系[100]。为了解决这个问题



为了解决这个问题,应用了尖端的机器学习方法来验证变量之间预测的因果关系。作为不断崛起的可持续能源领导者,印度应该在电力供应中增加有限可再生资源的使用,并减少对煤炭的依赖。

利用七种机器学习技术来预测可再生能源并捕获更高的发电组合,以开发与能源指标相关的分析和分类模型,其中随机森林显示出最高的预测潜力[101]。

因此,随机森林可以为高效技术并结合多组件组合提供成功的国际应用程序开发人员。

这项研究提出了一种太阳能预测新技术,该技术将机器学习与多个公开可用的数据源相结合,以估计特定地点的温度和太阳辐射[102]。将新方法与之前估算太阳能发电量的方法进行比较时,初步数据显示新策略的错误率较低。随着太阳能使用量的增长,电网中断的可能性也随之增加。这些初步发现证明了将个别地点的预测汇总到区域级别以评估邻近可再生能源电力中断和预测电网优化进展的可行性。

每日太阳能预测是利用机器学习算法的力量来记录和评估大特征的复杂行为而产生的。为了实现这一目标[103],从美国气象学会的能源竞赛中获得了包含 98 个太阳能站的数据集,用于估算每日太阳能。与所有其他建议的方法相比,随机森林和岭回归已被发现可以提高两种网格大小的准确性。建议的方法的稳定性和可靠性在光伏电池站和许多独立运行中进行了测试。

本研究检查了几种评估可再生能源的技术,特别关注太阳能光伏发电作为CAISO 市场替代电力来源的平准化电力成本评估[104]。电价预测的增加将立即转化为在决定过渡到太阳能光伏选项时的更多信心,特别是对于规划者而言。

太阳能和光伏发电的随机特性会对电力系统的稳定性和可靠性产生重大影响。因此,准确预测光伏发电输出至关重要。在本研究[105]中,为短期太阳能预测提供了一种基于预测区间方法的计算智能方法。

模拟结果表明,PI 比基于测试指标的确定性方法更可信、更正确。

本研究研究了机器训练方法预测每日太阳能总输出的可能性。该时间序列首先使用著名的传统自回归积分日平均值的季节变体进行模拟[106]。然后将结果与其他著名的深度学习方法、支持向量分类器和人工神经网络性能进行比较。尽管支持向量机在预测太阳能发电方面相对有效,但准确率仍需提高。

因此,未来应该研究实现这一目标的技术。

当前新加坡的整个天空成像分离数据库使用网络摄像头 Waggle 传感器节点拍摄的雾天和多云照片进行更新,以在不同的天空环境下训练每种机器学习技术[107]。U-Net 架构是已使用的深度网络之一,它是分离云像素最正确的网络之一。

这种地面技术是一种测量太阳强度和预测光伏太阳能设施发电的低成本方法。

在本文中,九州学院风筝技术被用来展示如何使用测试结果来训练计算线性回归[108]。该技术使用带有悬挂风筝监测系统的充气机翼,该系统绑在固定地锚上或连接到移动的汽车上,以创建受控的比较流动条件。为了收集数据,风筝上安装了一个测量装置。我们模型的质量测量有望正确预测新颖输入/特征配对的系绳力,并指导新设计以实现最佳发电。



由于对气候变化的担忧,许多国家正在努力重新配置其能源结构。因此,全球正在转向可再生能源作为电力来源。

在这方面[109],太阳能已成为大规模发电最有前途的替代能源之一。因此,为了提高准确性并为全球提供多种金融和环境优势,寻求更相关、针对具体领域的方法至关重要。本文讨论了这种情况下机器学习技术的基本概念。

流动模拟是流动建模的一个问题,并且跨小面积域的广泛涡流研究经常使快速经历理想化。然而,应用更准确的大规模强迫和耦合微尺度和微尺度模型来风力发电的相关性正变得越来越被人们所认识[110]。使用机器学习方法研究重要输出变量的因素脆弱性,同时考虑混合模型反应和算子关系。

这种设置提供了对神经网络、支持向量分析、随机树和随机森林的系统和完整的检查,以及采用前面提到的方法的优点和缺点[111]。这项研究还指导风能从业者,通过制定特定的设计和模型参数,弥合学术研究和现实企业用例之间的差距。随着石油产品的枯竭,关注可再生能源并充分利用它们比以往任何时候都更加重要。在印度的一些地方,气流能是主要的电力来源[112]。能源发电、生物质能源和其他可再生能源都是例子。这项研究的主要目标是预测近期风向,以帮助风电场有效引导风能并从风力涡轮机获得大带宽。

为了整合基分类器的预测输出,人们探索并比较了三种堆叠策略:前馈人工神经网络、支持向量回归器和 k-近邻回归器[113]。大多数研究的叠加模型被认为能够预测太阳辐射。然而,那些涉及采用神经元模型的同质模型组合的表现更好。

此外,还将混合模型的性能与循环模型的性能进行了比较。因此,在一年多的时间里,对所检查模型的太阳辐射预测进行了审查和比较。现在已经探索了每个不同乐团表演的好处。

本文研究了 2017 年至 2020 年期间常规发电厂、核电厂和水力发电厂的发电量。总的来说,本研究着眼于光伏电池和光伏功率反射系数[114]。依靠大量收集的低空和对地静止传感器数据,机器学习现在可以生成云下的虚拟海洋表面气流场,由全球定位系统记录,即使没有观察到这些风[115]。然后,该数据库可用于研究空中位置的气候相关性。通过每隔几分钟部署对地静止卫星,可以使用相同的方法来即时监控可再生能源设施。

这项研究对风能系统中的机器学习进行了完整的分析,检查了各种情况下最广泛使用的研究,并得出结论认为,在许多情况下,人工神经网络可能是比传统方法更可持续的策略[116]。自2015年以来,关于这个问题的大量研究文章已经发表。它们可以根据应用分为五类:不同的风预测、设计优化、缺陷检测、优化技术和维护计划。对于当前和未来的发展,数据通常是ANN在各个领域的应用。表 4 概述了将深度学习技术应用于可再生能源。更多详细信息还可参见[117-120]。

表 4.将机器学习技术应用于可再生能源的概述。

不。文学岁月		能量来源		方法
1	[96]	2019年	太阳能	一种新颖的太阳传输和预测估计方法 使用机器学习程序。
2	[97]	2020	太阳能	用于太阳能预测的机器学习技术。
3	[102]	2020	太阳能	一种新颖的机器学习方法来估计太阳能电网变化。
4	[103]	2020年	太阳能	基于新型机器的太阳能预测方法 学习技术。
5	[104]	2020年	太阳能	一种评估可再生能源系统的新颖机器学习方法。
6	[105]	2020年风能和太阳能		用于光伏预测的新机器学习系统 预测区间。
7	[106]	2020年	太阳能	机器学习预测方法的比较 每周最大光伏系统。
8	[108]	2020年	风能	使用 nve 机器进行机载风力发电运行的功率预测 学习方法。
9	[109]	2020年	太阳能	使用新的机器学习算法的太阳能预测系统。
10	[110]	2020年	风能	使用新颖的机器学习方法利用风能。
11	[92]	2021年	风能	Wave-Wind的无监督机器学习规划技术 海上电动工具。
12	[93]	2021年风力涡轮机能源		风力发电机功率机器学习预测技术。
13	[94]	2021年	太阳能	机器学习用于预测可再生电力 皮尔逊连接。
14	[95]	2021年风能和太阳能		一种新颖的货币和权力机器学习方法 政策应用。
15	[98]	2021年	风能	风力涡轮机发电的评估 机器学习方法。
16	[100]	2021 风能和太阳能 太阳能和风能发电的新机器学习方法。		太阳能电池规格和能量的新机器学习方法 调整优化。
17 号	[101]	2021年	太阳能	基于云覆盖评估机的光伏太阳能发电 学习方法。
18	[107]	2021年	太阳能	一种基于利用机的新型风电功率预测 学习方法。
19	[111]	2021年	风能	基于利用机的能源风速预测系统 学习方法。
20	[112]	2021年	风能	利用天气进行简单预报的比较分析 知识和监督学习集成。
21	[113]	2021年	太阳能	太阳能机械发电研究 学习程序。
22	[114]	2021年	太阳能	一种用于治疗 and 监测的混合机器学习方法 海洋风力发电。
23	[115]	2021年	风能	一种用于预测风力发电参数的新型机器学习。
24	[116]	2021年	风能	最近依靠纳米流体热变化机器学习用于 可再生能源。
25	[121]	2021纳米流体传热		一种关于太阳与太阳之间关系的新型机器学习方法 风力发电。
26	[100]	2021年太阳能和风能		基于机器学习的卓越能量控制 可再生能源。
27	[122]	2021 年可再生微电网		预测混合动力车能量输出的特征选择技术 光伏-风能可再生系统。
28	[123]	2021年	光伏-风能	一种新颖的光伏电池使用机预测能量控制方法 学习方法。
29	[124]	2021年	并网 光伏电池	一种新的机器学习方法,用于预测最佳风和 太阳能系统。
30	[99]	2022年风能和太阳能		

4. 讨论和进展

在本节中,我们介绍了风能领域的讨论和进展  
太阳能和光伏可再生能源存储系统与先进的调查  
机器学习和深度学习技术。

从广泛的推荐方法和不断增加的文章数量可以看出,深度培训在各种应用中的相对优势引起了学术界的关注。机器学习和深度学习是太阳能和风能领域预测模型中最成功的方法[125]。我们还强调了该领域先前研究人员提出的主要问题。

使用单一学习方法是该领域公认的问题之一[126]。

与其他混合方法相比,它的性能最差。此外,研究人员在之前的论文中面临的最关键的问题之一是如何调整生成技术的参数和因子并找到其最优值[127]。

主要的、必要的和强大的基于人工智能学习的方法是机器学习和深度学习。这些技术为未来的研究人员在该领域进行进一步研究打开了大门,以找到风能和太阳能问题的更好解决方案。

一些研究仅使用先前的输出电流数据和天气数据进行精确预测[128]。相比之下,其他方法通过使用先前的值或气象站来预测风速和太阳辐照度来进行中间预测。大多数学者都认为合并数据集可以提高预测性能;然而,这些要素与预测输出之间的关系因地区而异。总之,需要进行进一步的对比实验来说明整合某些气象信息对模型性能的影响。

不可能为每个区域创建一个预测模型。一些研究推荐了整个区域的预测模型[129]。相比之下,其他人提供迁移学习,通过快速训练在对新地点进行预测之前建立的模型来节省精力。基于自适应过程的方法也可以在这方面使用。未来,该领域将进行进一步的研究。

由于缺乏模型开发和参数选择的指导规则,深度学习发现最佳答案仍然具有挑战性且耗时[130,131]。

研究的质量和研究人员之前在该领域的专业知识通常决定着这一决定。为了获得接近最佳的答案,大多数研究人员依靠反复试验。

此外,多项研究已记录了应用优化技术和方法来调整参数数量并防止过载和异常值等困难。

此外,从另一个角度来看,优化方法证明了它们解决各种问题尤其是能源问题的能力[132]。一般来说,优化算法比任何其他方法都能更有效地确定能源问题的参数,值得考虑。

图6-10显示了影响力可视化学术事物之间的引用关系,包括论文、作者、组织和研究主题。图6显示了影响力可视化作者之间的出版物和引用联系。

图7显示了影响力可视化出版物和论文之间的引用关系。图8显示了影响力可视化组织之间的出版物和引用联系。图9显示了影响力可视化研究主题之间的出版物和引用联系。图10显示了风能和太阳能领域使用深度学习和机器学习技术的72年出版物。这些数字可以促进未来研究人员的搜索,并且它们突出显示了该领域最重要的研究人员和论文。请注意,蓝色曲线表示传入的影响,其宽度与给出的参考文献数量成正比。红色曲线表示向外影响,其宽度与获得的引用数量成正比。

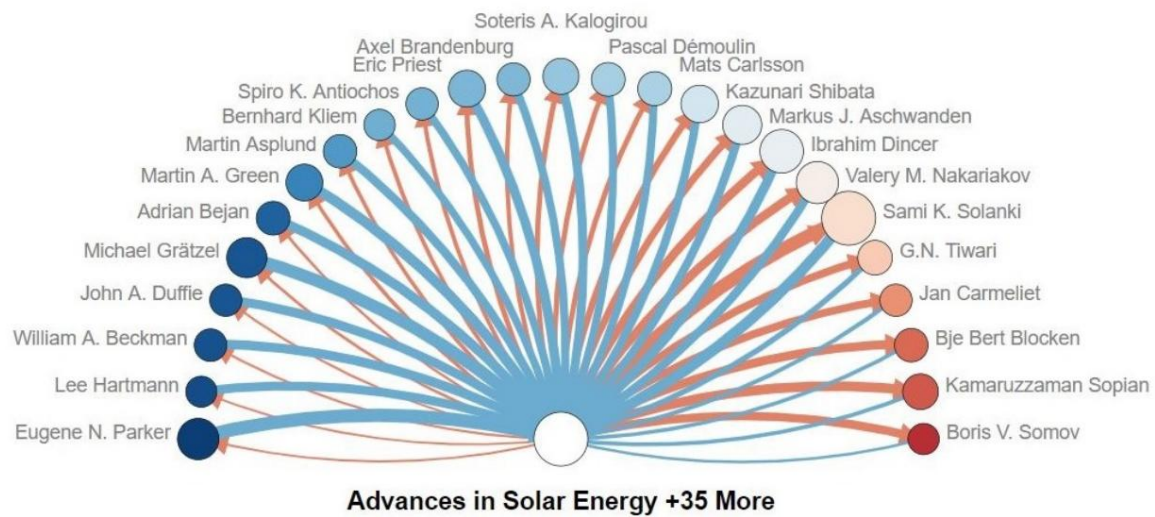


图 6.影响力花可视化作者之间的出版物和引用联系。

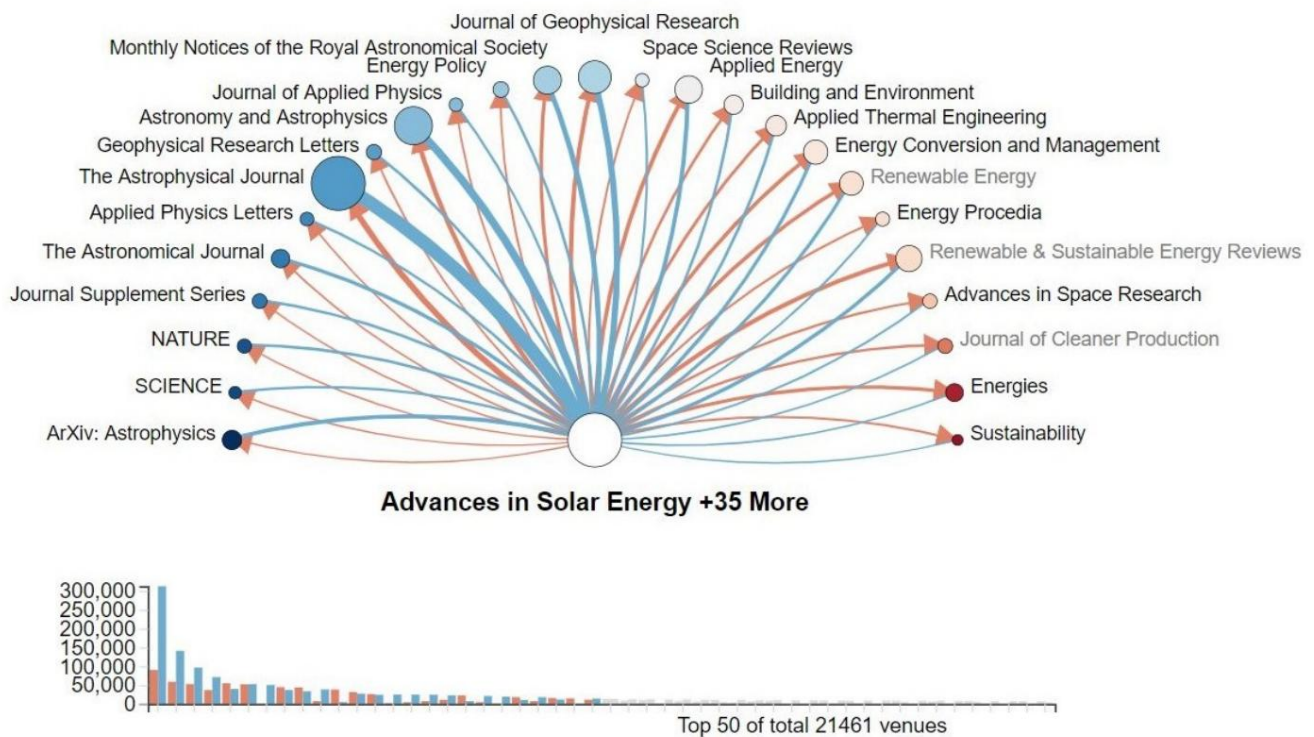


图 7.影响力花可视化出版物和论文之间的引用关系。

与其他类似调查相比,2019 年的这项调查提出了深度学习用于可再生能源预测的调查[133],该调查仅关注特定问题的深度学习。因此,我们利用深度学习和机器学习方法对涉及太阳能和风能问题的相关论文进行了调查。



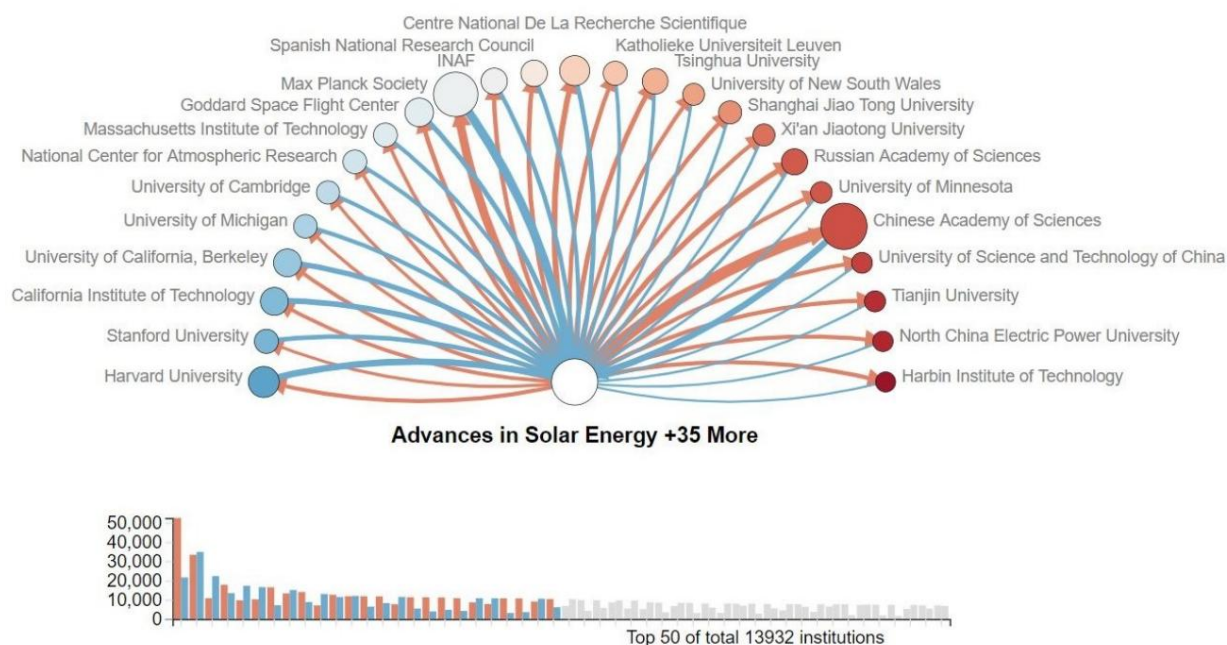


图 8.影响力花可视化组织之间的出版物和引用联系。

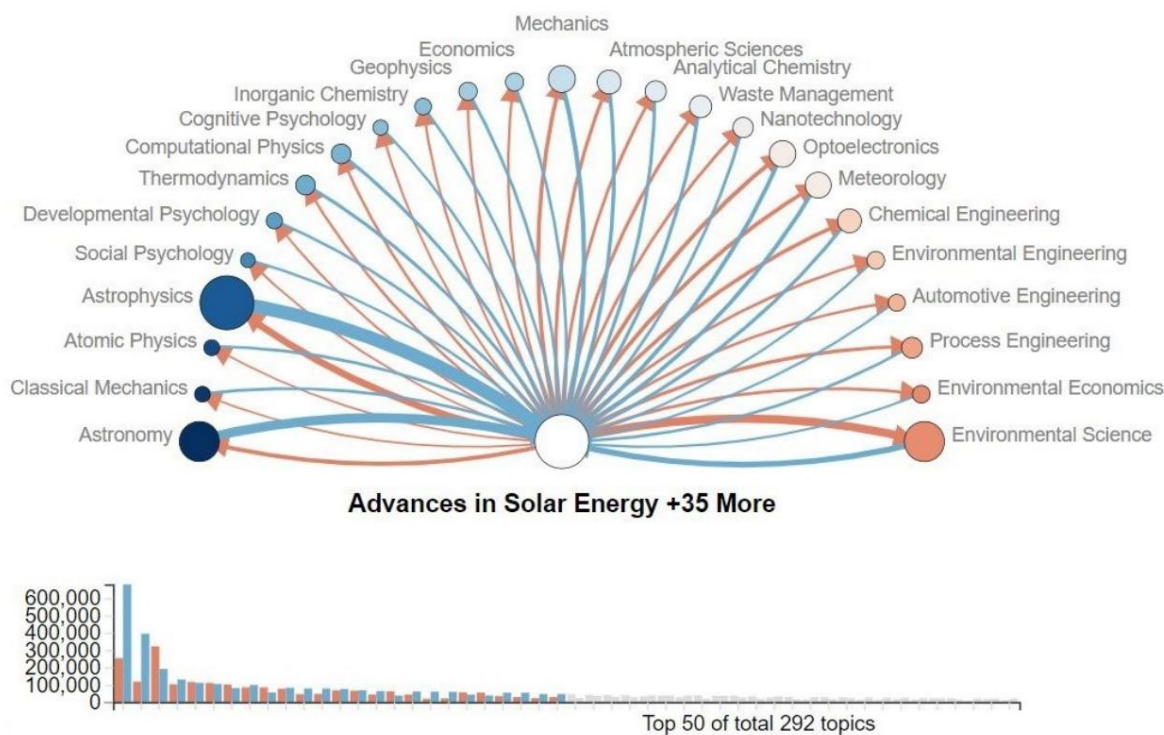
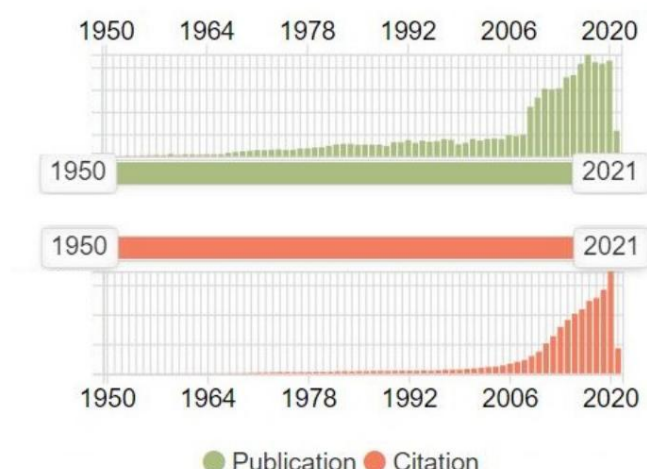


图 9.影响力花可视化研究主题之间的出版物和引用联系。

在这篇论文[134]中,作者发表了一份关于可持续能源机器学习的调查,他们只关注机器学习在可持续能源上的应用。本文研究了涉及深度和机器学习方法的几个能源问题。此外,我们还提出了主要问题的定义和程序,因为上述工作没有定义和程序。

[135]中的另一篇论文对使用深度学习模型的能源预测进行了综述。此外,本次调查重点关注基于深度学习模型的预测方法,缺乏该领域的其他问题。因此,我们提出了更多问题的相关方法,并重点关注深度学习和机器学习模型以及优化技术。



#### Statistics: Total 72 years of publication 1950~2021

134561 papers total, average 1868.9 per year

3218765 references total, average 23.9 per paper

2799344 citations total, average 20.8 per paper

图 10.使用深度学习和机器学习技术在风能和太阳能领域发表的 72 年文章。

这项工作评估并展示了之前未经审查的 2021 年研究以及我们组织、分析、呈现和比较数据的研究方法。建议的分类法将其与该领域的其他调查出版物区分开来。我们认为,我们在这项研究中所做的工作对于更好地理解、分类和分析该主题的研究至关重要,从而促进该领域的更快发展。

这项调查背后的主要动机是涵盖该领域发表的最新且重要的论文。此外,还给出了评论问题的数学公式,以方便未来读者的理解。还对给定领域的不同论文进行了一些分类,以突出该领域的领先研究

这个域。

#### 5. 结论和未来潜在的工作方向

最近,基于人工智能学习的建模方法已经证明了其解决各种基准和现实问题的能力,特别是它已成功用作处理可再生能源及其参数的精确预测模型。计算智能 (CI) 技术已众所周知,并被认为是生成和优化可再生能源工具的有益工具。

风能和太阳能资源的复杂性取决于其覆盖的大量数据、参数和影响过程的其他因素,必须对其进行彻底的检查和调查。本调查论文提出了一项针对太阳能和风能供应中使用的各种类型的深度学习 (DL) 和机器学习 (ML) 算法的研究。此外,还通过新的分类法对文献中提出的方法的性能进行了分析和评估。它还提供了针对给定技术的性能评估的综合最先进的方法。

讨论了重要的困难和可能性,以便为未来的读者进行广泛的研究和补充说明。根据结果,效率、鲁棒性、准确性值和泛化能力的变化是使用基于人工智能的学习技术的最明显的困难。在大数据集和日志数据场景的情况下,所提出的学习技术的有效性明显优于其他计算方法,特别是在应用基于混合学习的模型时。此外,还指出应用和产生混合学习技术与其他优化方法来改进和优化能源系统的建设。



我们的结论是,在处理风能和太阳能系统的预测问题时,混合学习方法比单一方法具有更好的成就和结果,因为混合方法获得了两种或多种方法提供准确预测的好处。建议未来使用混合人工智能学习技术来处理能源发电问题。在未来的工作中可以通过使用机器学习、深度学习、优化算法等新的改进方法来进一步研究能源问题。还可以考虑更多地关注问题建模。

目前可再生能源的局限性是发电能力仍然不够大,可再生能源可能不可靠,可再生能源对市场来说仍然相对较新,这意味着它们缺乏良好的效率,建立可再生能源设施需要大量的资金投入。

可再生能源的广泛实施仍面临重大障碍。有些与太阳能和风能有关,而另一些则与当前的市场限制、立法和运输有关。目前,采用可再生能源的最大和众所周知的障碍是成本,即开发和部署太阳能或风电场等设施的费用。为了充分利用可再生能源,需要大量额外的输电基础设施。尽管行业欣欣向荣,但面板产量的大幅增长导致了库存过剩的问题。

作者贡献: LA:概念化、监督、方法论、形式分析、资源、数据管理、写作-初稿准备。 RAZ、KHA、AMH、MAE、MRN和 AHG:概念化、监督、写作审查和编辑、项目管理。所有作者均已阅读并同意稿件的出版版本。

资助:这项研究没有获得外部资助。

利益冲突:作者声明不存在利益冲突。

## 参考

- 卡梅伦, L.; Van Der Zwaan, B. 风能和太阳能技术的就业因素:文献综述。更新。维持。能源评论, 2015 年, 45, 160–172。 [交叉参考]
- 开斋节, A.; 卡梅尔, S.; Abualigah, L. 海洋捕食者算法, 用于优化分配有功和无功功率资源分销网络。神经计算。应用。 2021, 33, 14327–14355。 [交叉参考]
- 范德兹万, B.; 卡梅伦, L.; 中东可再生能源就业机会的潜力。能源政策 2013, 60, 296–304。 [交叉参考]
- Connolly, K. 苏格兰海上风能开发的区域经济影响。更新。能源 2020, 160, 148–159。 [交叉参考]
- 阿尔考西, G.; 巴沙尔, Y.; 阿尔卡塔尼, AA; 林, CW; 张, SK; Khudari, M. 马来西亚家庭小型并网风力发电机的可行性评估。能源 2021, 14, 3391。 [交叉引用]
- 哈桑, MH; 卡梅尔, S.; 阿布利加, L.; Eid, A. 最优经济性粘菌算法的开发与应用排放调度。专家系统。应用。 2021, 182, 115205。 [交叉引用]
- 王, S.; 贾, H.; 阿布利加, L.; 刘, Q.; 郑, R. 改进的混合 Aquila 优化器和 Harris Hawks 算法解决工业工程优化问题。进程 2021, 9, 1551。 [交叉引用]
- 齐亚德, A.; 阿布利加, L.; 埃拉齐兹, 马萨诸塞州; , 沙辛, CB; 阿尔马兹罗伊, AA; Omari, M. 通过差分进化增强的蜚蜉优化算法:智能家居中的电力调度应用。多媒体。工具应用 2021, 80, 31569–31597。 [交叉参考]
- 瓦蒂, R.; 瓦蒂, N.; 马亨德, K.; 华帝, PL; Krishnaveni, B. 利用纳米材料和机器学习收集太阳能用于智能农业。IOP 会议系列论文集:材料科学与工程, 印度钦奈, 2020 年 9 月 16–17 日; 第 981 卷, 第 11 页。 032009。
- 刘, H.; 陈, C.; Lv, X.; 吴, X.; Liu, M. 确定性风能预测:智能预测器和辅助工具的回顾方法。能量转换器。马纳格。 2019, 195, 328–345。 [交叉参考]
- 斯佩, R.; 博米克, S.; Enslin, JH 变速双馈风力发电系统的新颖控制策略。更新。能源 1995, 6, 907–915。 [交叉参考]
- 阿布利加, L.; 迪亚巴特, A.; 苏马里, P.; Gandomi, 无人机互联网 (IoD) 的 AH 应用程序、部署和集成:回顾。IEEE Sens. J. 2021, 21, 25532–25546。 [交叉参考]
- 阿卜杜勒·埃拉齐兹, M.; 阿布利加, L.; 易卜拉欣, RA; Attiya, I. 使用智能算术优化的物联网工作流程调度云计算中的算法。计算。英特尔。神经科学。 2021, 2021, 9114113。 [交叉引用] [考研]

- 14.坎布拉特,S.;巴尔奇,K.;坎布拉特,O.; Bayram,I.S 对现场储能装置进行技术经济分析,以减轻风能削减:苏格兰的案例研究。能源2021, 14, 1691. [\[交叉引用\]](#)
- 15.乔斯,M.; Staffell, I. 可变可再生能源的短期整合成本:英国和英国的弃风和平衡德国。更新。维持。能源评论2018, 86, 45–65。 [\[交叉参考\]](#)
- 16.埃拉,E.;柯比,B.;纳维德,N.; Smith, JC 高风电渗透率系统的有效辅助服务市场设计。2012 年 IEEE 电力与能源协会大会记录,美国加利福尼亚州圣地亚哥,2012 年 7 月 22-26 日;第 1-8 页。
- 17.Qi ,W.;刘,J.;陈X.; Christofides,PD 独立风能/太阳能发电系统的监督预测控制。IEEE 传输。控制系统。技术。2010, 19, 199–207。 [\[交叉参考\]](#)
- 18.贾梅,M.;卡尔巴西,M.;莫沙拉夫-德科迪,M.;爱荷华州奥卢梅邦;阿布拉加,L.;说,Z. Asadi, A. 估计热能应用中混合纳米流体的密度:非参数和进化多项式回归数据智能技术的应用。测量2021, 110524。 [\[交叉引用\]](#)
- 19.纳迪米-沙赫拉基,MH;法塔希 A.;扎马尼,H.;米尔贾利利,S.; Abualigah, L. 一种改进的飞蛾火焰优化算法,具有适应机制,可解决数值和机械工程问题。熵2021, 23, 1637。 [\[交叉引用\]](#)
- 20.齐塔尔,RA;阿布拉加,L.; Al-Dmour,NA 红鹿算法回顾和分析。J.环境。英特尔。人性化。计算。2021 年, 1-11。 [\[交叉参考\]](#) [\[考研\]](#)
- 21.阿布拉加,L.;迪亚巴特 A.;马萨诸塞州 Elaziz 通过基于反对的学习和 Levy 飞行分布改进了粘菌算法,以实现全局优化和现实世界工程问题的进展。J.环境。英特尔。人性化。计算。2021 年, 1-40。 [\[交叉参考\]](#)
- 22.郑R.;贾,H.;阿布拉加,L.;刘,Q. Wang, S.用于全局优化的粘菌算法和算术优化算法的深度集成。进程2021, 9, 1774。 [\[交叉引用\]](#)
- 23.南迪,SK;明尼苏达州霍克;戈什,人力资源; Chowdhury, R. 孟加拉国风能和太阳能资源评估。阿拉伯。J。科学。工程师。2013, 38, 3113–3123。 [\[交叉参考\]](#)
- 24.席林斯,C.;迈耶,R.; Trieb, F. 太阳能和风能资源评估最终报告 (SWERA);尼泊尔政府环境、科学和技术部替代能源促进中心 Khumaltar:尼泊尔拉利特普尔, 2004 年。
- 25.尤斯里,D.;阿卜杜·埃拉齐兹,M.;奥利瓦,D.;阿布拉加,L.;马萨诸塞州阿尔卡内斯; Ewees,AA 使用现代元启发法识别简单和详细光伏模型的可靠应用目标:比较研究。能量转换器。马纳格。2020, 223, 113279。 [\[交叉参考\]](#)
- 26.新墨西哥州纳萨布;基尔比,J.; Bakhtiaryfard, L. 具有微电网供电的混合风力和潮汐涡轮机系统案例研究为新西兰一个偏远的离网社区供电。能源2021, 14, 3636。 [\[交叉引用\]](#)
- 27.莫汉蒂,S.;帕特拉,PK;萨胡,党卫军; Mohanty, A. 太阳能在印度等经济增长中的应用预测:调查和启示。更新。维持。能源评论2017, 78, 539–553。 [\[交叉参考\]](#)
- 28.Jurasz ,J.;米库利克,J.; D abek,PB;盖兹古兹,M.; Ka ´zmierczak, B.波兰太阳能和风能的互补性和“资源干旱”:基于 ERA5 的分析。能源2021, 14, 1118。 [\[交叉引用\]](#)
- 29.Kongnam ,C.; Nuchprayoon, S. 风能控制问题的粒子群优化。更新。能源2010, 35, 2431–2438。 [\[交叉参考\]](#)
- 30.杨,R.;袁,Y.英,R.沉B.; Long, T. 船舶混合太阳能发电的新型能源管理策略系统采用粒子群优化算法。能源2020, 13, 1380。 [\[交叉引用\]](#)
- 31.蒙特斯,总经理; Martín, EP 风能盈利能力:短期风险因素和可能的改进。更新。维持。能源评论,2007 年, 11,2191–2200。 [\[交叉参考\]](#)
- 32.风能。在线提供: <https://www.nationalgeographic.org/encyclopedia/wind-energy/> (于 10 月 30 日访问)直到 2021 年)。
- 33.贾米尔,M.;帕尔萨,S.; Majidi, M. 风力发电统计和风能密度评估。更新。能源1995, 6, 623–628。 [\[交叉参考\]](#)
- 34.阿克皮纳尔,EK; Akpınar, S. 风力涡轮机特性和发电风能特性的评估。能源 A 部分2006, 28, 941–953。 [\[交叉参考\]](#)
- 35.范阿尔芬,K.;范萨克,WG; Hekkert, MP 马尔代夫的可再生能源技术 确定潜力。更新。维持。能源Rev. 2007, 11, 1650–1674。 [\[交叉参考\]](#)
- 36.Genc ,A.;埃里索格鲁,M.;佩克戈尔,A.;奥图兰克,G.;赫巴斯利,A.; Ulgen, K.使用威布尔分布估计风电潜力。能源2005, 27, 809–822。 [\[交叉参考\]](#)
37. Weisser, D. 格林纳达的风能分析:使用“Weibull”密度函数的估计。更新。能源2003, 28, 1803–1812。 [\[交叉参考\]](#)
- 38.赛迪,D.;塞达加特 A.;阿拉姆达里,P.; Alemrajabi,AA 特定场地小型飞机的空气动力学设计和经济评估垂直轴风力涡轮机。应用。能源2013, 101, 765–775。 [\[交叉参考\]](#)
- 39.曼韦尔,JF;麦高恩,JG;罗杰斯,阿拉巴马州风能解释:理论、设计 and 应用;约翰·威利父子:霍博肯,美国新泽西州,2010 年。
- 40.艾哈迈德,H.; Abouzeid, M. 埃及偏远地区风能的利用。更新。能源2001, 23, 595–604。 [\[交叉参考\]](#)
- 41.穆贾迪,E.;尼克斯,G.; Bialasiewicz, J. 风力涡轮机抽水系统的动力学分析。2000 年电力工程学会夏季会议论文集(目录号 00CH37134),美国华盛顿州西雅图,2000 年 7 月 16-20 日;第 4 卷,第 2506–2519 页。

42. Bhowmik, S.; 斯佩, R.; Enslin, J.H. 双馈风力发电系统的性能优化。IEEE 传输。工业应用。1999, 35, 949–958。[交叉参考]
43. Georgilakis, P.S. 将风力发电集成到电力系统中的技术挑战。更新。维持。活力。修订版2008, 12, 852–863。[交叉参考]
44. 苏马蒂, S.; 库马尔, 路易斯安那州; Surekha, P. 风能转换系统。在太阳能光伏和风能转换系统中; 施普林格: 德国柏林/海德堡, 2015 年; 第 247–307 页。
45. Rajasekar, N.; 库马尔, N.K.; Venugopalan, R. 基于太阳能光伏参数估计的细菌觅食算法。索尔。能源2013, 97, 255–265。[交叉参考]
46. 太阳能。在线提供: <https://www.britannica.com/science/solar-energy> (2021 年 10 月 30 日访问)。
47. 西冈, K.; 崎谷, N.; 浦冈, Y.; Fuyuki, T. 通过考虑外围漏电流的改进 3 二极管等效电路模型对多晶硅太阳能电池进行分析。索尔。能源材料。索尔。细胞2007, 91, 1222–1227。[交叉参考]
48. 巴布, T.S.; 拉姆, 太平绅士; 桑吉塔, K.; 劳达尼, A.; Rajasekar, N. 使用 Fireworks 算法提取两个二极管太阳能光伏模型的参数。索尔。能源2016, 140, 265–276。[交叉参考]
49. 拉姆, 太平绅士; 曼加尼, H.; 皮莱, D.S.; 巴布, T.S.; 宫武, M.; Rajasekar, N. 太阳能光伏模拟器分析: 综述。更新。维持。能源评论2018, 81, 149–160。[交叉参考]
50. Marenholtz, P.E. 可编程太阳能电池阵列模拟器。IEEE 传输。气溶胶。电子。系统。1966, 6, 104–107。[交叉参考]
51. 萨那乌拉, A.; Khan, H.A. 低成本太阳能电池板模拟器的设计和实现。2015 年 IEEE 第 42 届光伏专家会议 (PVSC) 会议记录, 美国路易斯安那州新奥尔良, 2015 年 6 月 14–19 日; 第 1–5 页。
52. 永东, L.; 建业, R. Min, S. 太阳能电池阵列模拟器的设计和实现。2008 年国际会议论文集。电机与系统会议, 中国武汉, 2008 年 10 月 17–20 日; 第 2633–2636 页。
53. 巴赫拉马拉, S.; 莫加达姆, 议员; Haghighat, M. 使用 HOMER 混合可再生能源系统的优化规划: 综述。更新。维持。能源评论2016, 62, 609–620。[交叉参考]
54. 艾特曼, W.J.; Guthrie, G.E. 平均成本曲线的形状。是。经济。修订版1952, 42, 832–838。
55. 乌切, J.; 阿塞维多, L.; 塞雷斯, F.; 乌松, S.; 马丁内斯-格拉西亚, A.; 巴约德-鲁朱拉, A.A. 国内混合可再生能源和脱盐技术三联供方案分析。J. 清洁。产品。2019, 212, 1409–1422。[交叉参考]
- [交叉引用] [PubMed] 56. Zeraatpisheh, M.; 阿拉巴迪, R.; Saffari Pour, M. 基于不同需求的住宅太阳能光伏系统的经济分析。收取关税。能源2018, 11, 3271。[交叉引用]
57. 班达里, B.; 李, K.T.; 李, G.Y.; 曹, Y.M.; Ahn, S.H. 混合可再生能源电力系统的优化: 综述。国际。J. 恰恰。工程师。制造商-绿色科技。2015, 2, 99–112。[交叉参考]
58. 科斯拉, A.; Aggarwal, M. 可再生能源优化、规划和控制。过程。ICRTE 2021, 1。[交叉引用]
59. Shamshirband, S.; 拉布祖克, T.; Chau, K.W. 深度学习技术调查: 在风能和太阳能资源中的应用。IEEE 访问2019, 7, 164650–164666。[交叉参考]
60. 杨, J.; 杨, M.; 王, M.; 杜, P. 一种通过储能系统控制和外部储备购买来管理风电场不确定性的深度强化学习方法。国际。J. 电气。电力能源系统。2020, 119, 105928。[交叉引用]
61. 萨奈哈, M.; Vateekul, P. 基于模型的风能招标深度强化学习。国际。J. 电气。电力能源系统。2022, 136, 107625。[交叉引用]
62. Alkhayat, G.; Mehmood, R. 基于深度学习的风能和太阳能预测方法的回顾和分类。能源人工智能2021, 4, 100060。[交叉引用]
63. 张, G.; 胡, W.; 曹, D.; 刘, W.; 黄, R.; 黄 Q.; 陈, Z.; Blaabjerg, F. 使用深度强化学习方法对风能-太阳能-柴油-电池-反渗透混合能源系统进行数据驱动的最佳能源管理。能量转换器。马纳格。2021, 227, 113608。[交叉引用]
64. 任, H.; 徐, C.; 马, Z. Sun, Y. 一种新颖的 3D 地理信息系统和深度学习集成方法, 用于高密度城市的高精度建筑屋顶太阳能潜力表征。应用。能源2022, 306, 117985。[交叉参考]
65. 张, S.; Li, X. 使用 CMIP6 模拟和基于深度学习的降尺度方法对中国海上风能资源的未来预测。能源2021, 217, 119321。[交叉引用]
66. 张, G.; 胡, W.; 曹, D.; 黄 Q.; 陈, Z.; Blaabjerg, F. 一种新颖的深度强化学习使稀疏性促进自适应控制方法能够提高风能渗透电力系统的稳定性。更新。能源2021, 178, 363–376。[交叉参考]
67. 辛格, 美国; 里兹万, M.; 阿拉杰, M.; Alsaidan, I. 基于机器学习的风电生产预测梯度提升回归方法: 迈向智能电网环境的一步。能源2021, 14, 5196。[交叉引用]
68. 吴, J.; 王, S.; 周, L.; 吉, X.; 戴, Y.; 党, Y. Kraft, M. 用于预测的 QSPR 建模中的深度学习架构。太阳能电池的能量转换效率。工业工程化学。资源。2020, 59, 18991–19000。[交叉参考]
69. 杨, J.; 杨, M.; 杜, P.; 严, F.; 于, Z. 一种基于深度强化学习的风电场预测决策一体化储能系统控制方法。2019 年 9 月 7 日至 9 日在中国北京举行的 2019 年 IEEE 第三届国际电气与能源会议 (CIEEC) 会议记录; 第 568–573 页。
70. 张, R.; 冯, M.; 张, W.; 卢, S. Wang, F. 太阳能产量预测 - 深度学习方法。2018 年 IEEE 大知识国际会议 (ICBK) 会议记录, 新加坡, 2018 年 11 月 17 日至 18 日; 第 73–82 页。

- 71.博斯马,S.; Nazari, N. 使用天气图像的计算机视觉深度学习技术估算加州的太阳能和风能产量。arXiv 2021, arXiv:2103.08727。
- 72.Almeshaiei ,E.;哈拜贝,A.; Shakmak, B. 使用经验方法结合深度学习神经网络快速评估微型光伏太阳能系统,为系统制造商提供支持。J.清洁。产品。2020, 244, 118788。  
[\[交叉参考\]](#)
- 73.周H.;刘,Q.严K.; Du, Y. 利用人工智能驱动的物联网深度学习增强太阳能预测。威雷尔。交流。暴民。计算。2021, 2021, 9249387。[\[交叉引用\]](#)
- 74.阿尔贾纳比,S.;阿尔凯姆,AF; Adel, Z. 深度学习技术 (DCapsNet 和 DCOM)的创新综合,用于从风能中产生可再生电力。软计算。2020, 24, 10943–10962。
- 75.杰卜利,J.;贝卢阿达,FZ;密歇根州卡巴杰; Tilioua, A. 基于深度学习的太阳能预测模型。科学进展。2021 年6月 349–355。[\[交叉参考\]](#)
- 76.许,SS; Lin,CC 使用半监督深度学习预测风力涡轮机的内部能耗。  
2020 年普适人工智能国际会议 (ICPAI) 论文集,台湾台北, 2020 年12月3-5日;第223–228页。
- 77.黄,Y.;李,J.侯W.;张,B.张,Y.李,Y. Sun, L. 基于短期风的改进聚类和深度学习  
大型风电场的能量预测。J.更新。维持。能源2020, 12, 066101。[\[交叉引用\]](#)
- 78.古普塔,阿拉斯加;潘迪,V.;夏尔马,A.; Kazmi,SA 太阳能预测深度学习方法。太阳能应用软计算和嵌入式系统应用; CRC Press:美国佛罗里达州博卡拉顿,  
2021年;第161–185页。
- 79.希尔扎迪,N.;纳西里,F.;埃尔-巴耶,C.; Eicker, U. 使用深层可再生能源的城市微电网的优化调度  
电力负荷和风电预测的学习方法。国际。J.能源研究。2021。[\[交叉引用\]](#)
- 80.奥兹别克,A.;耶尔德勒姆,A.; Bilgili, M. 提前一小时预测太阳能光伏发电的深度学习方法  
植物。能源A部分回收利用。环境。有效。2021年, 1–16。[\[交叉参考\]](#)
- 81.邱,G.;刘,Y.刘,J. Xu, L. 基于深度学习的风能集成电力系统 TTC 预测器。2020 年 IEEE PES 欧洲创新智能电网技术 (ISGT-Europe)会议记录,荷兰海牙,  
2020 年10月26-28日;第439–443页。
- 82.拉贾辛加姆,N.;拉西,D.; Deepa, S. 风力双馈感应发电机的优化深度学习神经网络模型  
能量转换系统。软计算。2019, 23, 8453–8470。[\[交叉参考\]](#)
- 83.莫拉迪-塞帕万德,M.;阿姆拉伊,T.; Gougheri,SS 基于深度学习的飓风抗灾输电线路联合规划,  
电池储能和风力发电场。IEEE 传输。工业信息通报。2021, 18, 2120–2131。[\[交叉参考\]](#)
- 84.翁,G.;佩,C.;任,J.江,H.徐,J.郑W.刘,Y.高涛。基于深度学习的城市区域能源互联网风电出力建模与预测。发表于《物理学杂志:会议系列》; IOP 出版:英国布  
里斯托尔,2021年;第1732卷,第173页。012190。
- 85.阿布利加,L.;迪亚巴特,A.;米尔贾利利,S.;阿卜杜·埃拉齐兹,M.; Gandomi,AH 算术优化算法。计算。方法  
应用。我。工程师。2021, 376, 113609。[\[交叉引用\]](#)
- 86.阿布利加,L.;尤斯里,D.;阿卜杜·埃拉齐兹,M.;伊威斯,AA;马萨诸塞州阿尔卡内斯; Gandomi,AH Aquila 优化器:一种新颖的元启发式算法  
优化算法。计算。工业工程2021, 157, 107250。[\[交叉引用\]](#)
- 87.阿布利加,L.;阿卜杜·埃拉齐兹,M.;苏马里,P.;吉姆,ZW; Gandomi,AH 爬行动物搜索算法 (RSA):一种受自然启发的算法  
元启发式优化器。专家系统。应用。2021, 191, 116158。[\[交叉引用\]](#)
- 88.阿斯拉姆,S.;希罗多图,H.;莫辛,SM;贾维德,N.;阿什拉夫,N.; Aslam, S. 关于智能微电网中电力负荷和可再生能源预测的深度学习方法的调查。更新。维持。能  
源修订版2021, 144, 110992。[\[交叉引用\]](#)
- 89.科达亚尔,M.;缅甸州霍达亚尔; Jalali,SMJ 用于光伏发电模式识别的深度学习。电。J。  
2021, 34, 106882。[\[交叉引用\]](#)
- 90.王L.;陶,R.胡,H. Zeng, YR 使用新颖的深度学习网络进行有效的风电预测:独立堆叠  
循环自动编码器。更新。能源2021, 164, 642–655。[\[交叉参考\]](#)
- 91.梅卡,R.;阿拉丁尼,A.; Bhaganagar, K. 用于短期风力发电预测的强大深度学习框架  
使用大气变量的风电场。能源2021, 221, 119759。[\[交叉引用\]](#)
92. Masoumi, M. 使用无监督机器学习进行海洋数据分类:波浪-风混合海上能源规划  
设备。海洋工程。2021, 219, 108387。[\[交叉引用\]](#)
- 93.卡普吉,L.;卡斯托里尼,A.;邦飞利,A.;米尼西奇,E.; Campobasso,MS 通过机器学习预测由于一般叶片前缘腐蚀而导致的风力涡轮机发电量损失。能量转换  
器。马纳格。2021, 245, 114567。[\[交叉引用\]](#)
- 94.杰卜利,J.;贝卢阿达,FZ;密歇根州卡巴杰; Tilioua, A. 使用机器学习以皮尔逊相关性为指导的太阳能预测。  
能源2021, 224, 120109。[\[交叉引用\]](#)
- 95.艾哈迈德,T.;张,D. Huang, C.使用基于随机的机器学习方法进行货币和能源政策应用的短期和中期能源、太阳能和风能预测的方法框架。能源2021, 231,  
120911。  
[\[交叉参考\]](#)
- 96.Koo ,C.;李,W.查,SH;张,S.一种复杂空间格局的太阳辐射势估计新方法  
通过机器学习技术。更新。能源2019, 133, 575–592。[\[交叉参考\]](#)
- 97.内斯,N.; Sae-Tang,W.; Pirak, C. 基于机器学习的太阳能预测。J.苏克。汽车。工程师。马来人。2020年4月  
307–322。



- 98.阿克索伊,B.; Selba, S, R. 使用机器学习算法估算风力涡轮机能源生产价值并制定实施计划。能源 A 部分恢复。实用程序。环境。有效。 2021, 43, 692–704。[交叉参考]
- 99.杨,W.;孙,S.;郝,Y. Wang, S. 一种基于最优模型选择策略的新型机器学习电价预测模型。能源2022, 238, 121989。[交叉引用]
- 100.马加齐诺,C.;梅莱,M.; Schneider, N. 关于太阳能和风能之间关系的机器学习方法生产、煤炭消耗、GDP 和二氧化碳排放。更新。能源2021, 167, 99–115。[交叉参考]
- 101.郝T.;冷,S.;杨,Y.;钟W.;张,M.;朱L.;宋,J.;徐,J.;周,G.;邹,Y.等人。通过机器学习辅助的能级对准优化,捕获高效非富勒烯三元有机太阳能电池配方。图案2021, 2, 100333。[交叉引用]
- 102.使用机器学习评估太阳能电网干扰。在线提供: <https://www.semanticscholar.org/paper/使用机器学习评估太阳能电网-Ramirez-Soto/fcbcd2f5263e3a836f53d5b02778d4744e71d84d> (2021 年 11 月 18 日访问)。
- 103.沙希德,F.;扎米尔,A.;阿夫扎尔,M.; Hassan, M. 通过机器学习算法进行短期太阳能预测。 arXiv 2020, arXiv:2012.00688。
104. Ng, BSH 评估可再生能源技术的机器学习方法:太阳能的替代 LACE 研究光伏 (PV)。博士论文,麻省理工学院,美国马萨诸塞州剑桥,2020 年。
- 105.库马尔,DS.;特奥,W.;科,N.;夏尔马,A.; Woo, WL 基于预测间隔技术的机器学习框架,用于短期太阳能预测。 2020 年 IEEE 国际女性工程师 (WIE) 电气和计算机工程会议 (WIECON-ECE) 会议记录,印度布巴内斯瓦尔,2020 年 12 月 26–27 日;第 406–409 页。
- 106.阿提克,S.;努林,S.;罗伊,V.;贝恩,S.; Macfie, J. 每日太阳能发电总量的时间序列预测: ARIMA 和机器学习技术之间的比较分析。 2020 年 IEEE 绿色技术会议 (GreenTech) 会议记录,美国俄克拉荷马城,2020 年 4 月 1–3 日;第 175–180 页。
- 107.帕克,S.;金,Y.;新泽西州费里尔,科利斯,SM.;桑卡兰,R.; Beckman, 使用机器学习方法基于云覆盖估计的太阳辐照度和光伏太阳能产品的 PH 预测。气氛2021, 12, 395。[交叉引用]
- 108.马萨诸塞州拉什迪;拉什迪,AA.;田纳西州迪夫;哈拉瓦,上午;吉田,S.; Schmehl, R. 机载风能系统的功率预测使用多元机器学习。能源2020, 13, 2367。[交叉引用]
- 109.杰卜利,J.;贝卢阿达,FZ.; Kabbaj, 密歇根州 基于机器学习的太阳能预测。 2020 年电气和信息技术国际会议 (ICEIT) 会议记录,摩洛哥拉巴特,2020 年 3 月 4–7 日;第 1–8 页。
- 110.使用机器学习方法对风能应用进行中尺度耦合大涡模拟的灵敏度分析。在线提供: <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2020AGUFMGC0590003K/abstract> (2021 年 11 月 18 日访问)。
- 111.布图拉奇,AN.; Stancu, S. 使用机器学习进行风能预测。低碳经济。 2021 年12月1日。[交叉引用]
- 112.桑卡尔,S.;阿穆达,S.;马达万,P.; Lamba,DK 使用机器学习模型的节能中期风速预测系统。 IOP 会议系列:材料科学与工程; IOP 出版:英国布里斯托尔,2021 年;第 1130 卷,第 113 页。 012085。
- 113.Al -Hajj,R.;阿西,A.; Fouad, M. 利用天气数据和机器对全球太阳辐射能进行短期预测学习集成:比较研究。 J·索尔。能源工程。 2021, 143, 051003。[交叉引用]
114. Giroh, H. 利用机器学习技术对太阳能发电进行调查和分析。德斯。工程师。 2021, 1834–1849。
- 115.梅杰尔,C.;啦,电视; Remi, S. LEO 和 GEO 卫星的机器学习组合,用于海洋风能的设计和监测。 2021 年 IEEE 国际地球科学与遥感研讨会 IGARSS 会议记录,比利时布鲁塞尔,2021 年 7 月 11–16 日;第 685–686 页。
- 116.Elyasichamazkoti ,F.; Khajehpoor, A. 风能机器学习从设计到能源-水关系的应用:A 民意调查。能源联系2021, 100011。[交叉引用]
- 117.基于 PSO 的多目标优化,通过可再生能源满足电能需求。在线提供: <https://www.springerprofessional.de/en/a-pso-based-multi-objective-optimization-to-satisfy-the-electric/17988224> (2021 年 11 月 18 日访问)。
- 118.瓦格,M.; Kulkarni, V. 通过综合建模和优化来满足 Kolhapur 的热能需求可再生能源系统。更新。能源焦点2019, 29, 114–122。[交叉参考]
119. Acharya,PS 可再生能源系统发电和集成的智能算法多目标优化问题:回顾。国际。 J.更新。能源研究。 (IJRER) 2019, 9, 271–280。
- 120.瓦格,M.; Kulkarni, V. 近年来可再生能源 (RER) 整合的建模和优化,以实现最低能源成本、最低二氧化碳排放和可持续发展:综述。马特。今天程序。 2018 年5月 11–21 日。[交叉参考]
- 121.马,T.;郭,Z.;林,M. Wang, Q. 纳米流体传热机器学习研究应用于可再生能源的最新趋势活力。更新。维持。能源修订版2021, 138, 110494。[交叉引用]
- 122.兰,T.;刘,W.;王,S.;杰姆西蒂帕塞特,K.;阿拉斯胡德,ST;雷扎伊,M.;阿尔-古赛因,L.; Mohamed, MA 基于先进机器学习的可再生微电网能源管理,考虑混合动力电动汽车的充电需求。能源2021, 14, 569。[交叉引用]

- 123.卡迪尔,Z.;汗,SI;卡拉吉,E.;穆纳瓦尔,HS;阿尔-图吉曼,F.;马哈茂德,议员;亚利桑那州库扎尼; Le,K.使用智能电网特征选择技术预测混合光伏-风能可再生能源系统的能量输出。能源报告2021, 7, 8465–8475。[交叉参考]
- 124.Shivam ,K.;邹,JC; Wu,SC基于机器学习技术的住宅并网光伏电池混合系统的多目标预测能源管理策略。能量转换器。马纳格。 2021, 237, 114103。[交叉引用]
- 125.罗X.;张,D.朱旭. 基于深度学习的光伏发电融合域预测知识。能源2021, 225, 120240。[交叉引用]
- 126.洛克,A.; Sweller, J. 使用不明确问题的示例效果:学习识别设计师的风格。学习。仪器。 2009, 19, 185–199。[交叉参考]
- 127.阿里,M.; Ahn,CW 一种基于 DWT-SVD 变换域自适应 DE 的优化水印技术。信号处理。 2014, 94, 545–556。[交叉参考]
- 128.布罗迪,SD;扎赫兰,S.;维德利茨,A.; Grover, H. 检查身体脆弱性与公众看法之间的关系美国的全球气候变化。环境。行为。 2008, 40, 72–95。[交叉参考]
129. Seaman, B.零售预测从业者的考虑。国际。 J. 预测。 2018, 34, 822–829。[交叉参考]
- 130.郭,J.;程,J.; Cleland-Huang, J. 使用深度学习技术在语义上增强软件可追溯性。 2017 年 IEEE/ACM 第 39 届国际软件工程会议 (ICSE) 会议记录,阿根廷布宜诺斯艾利斯,2017 年 5 月 20-28 日;第 3-14 页。
- 131.刘H.; Lang, B. 用于入侵检测系统的机器学习和深度学习方法:一项调查。应用。科学。 2019 年9月 4396。[交叉参考]
- 132.卡博利,SHA;塞尔瓦拉杰,J.; Rahim, N. 降雨优化算法:基于种群的约束求解算法优化问题。 J. 计算机。科学。 2017 年, 19,31-42。[交叉参考]
- 133.王H.;雷,Z.;张X;周,B.; Peng, J. 可再生能源预测深度学习综述。能量转换器。马纳格。 2019, 198, 111799。[交叉引用]
- 134.兰格尔-马丁内斯,D.;尼加姆,K.; Ricardez-Sandoval,洛杉矶 可持续能源机器学习:可再生能源系统、催化、智能电网和能源存储的回顾和展望。化学。工程师。资源。德斯。 2021, 174, 414–441。[交叉参考]
- 135.德瓦拉吉,J.;马杜赖·埃拉瓦拉斯,R.;沙菲乌拉,G.;贾马尔,T.; Khan,I.使用大数据和深度学习模型进行能源预测的整体回顾。国际。 J.能源研究。 2021。[交叉引用]