

绿色能源项目风险管理方法与决策支持系统 综述

朱恒言

云南财经大学物流与管理工程学院, 云南 昆明

收稿日期: 2026年1月13日; 录用日期: 2026年2月6日; 发布日期: 2026年2月24日

摘要

面向绿色能源项目全生命周期的风险识别、评估与预警需求, 本文围绕风险管理方法与决策支持系统(DSS)构建开展综述研究。首先从风险来源与传导机理出发, 构建覆盖技术、市场、政策与监管以及环境与合规等维度的风险分类框架, 并在生命周期视角下明确建设期、并网期与运营期的风险侧重点与数据口径。针对多业态场景, 本文在章节内部区分风电、光伏与储能三类对象的风险触发特征与建模差异: 风电侧更突出资源不确定引起的短时波动与并网约束联动, 光伏侧更突出辐照驱动的分段特征与日内不确定性, 储能侧更突出状态依赖、退化累积与安全边界约束。随后, 本文对多准则综合评价、客观赋权排序、模糊评价与概率推断等主流风险评估方法进行归纳, 对比其在数据条件、应用阶段与可解释性要求下的适用场景, 并梳理近年数据驱动模型在风险预测中的评价口径与验证指标体系。最后, 结合工程落地需求, 本文总结DSS的总体架构与关键实现要点, 强调在数据接入、指标口径治理、模型库管理与实时监控预警闭环之间建立可追溯链路, 为多业态绿色能源项目风险管理提供可复用的技术路线与实现参考。

关键词

绿色能源项目, 风险管理, 风电, 风险评估, 决策支持系统

A Review of Risk Management Methods and Decision Support Systems for Green Energy Projects

Hengyan Zhu

School of Logistics and Management Engineering, Yunnan University of Finance and Economics, Kunming
Yunnan

Received: January 13, 2026; accepted: February 6, 2026; published: February 24, 2026

文章引用: 朱恒言. 绿色能源项目风险管理方法与决策支持系统综述[J]. 可持续发展, 2026, 16(2): 225-238.
DOI: 10.12677/sd.2026.162074

Abstract

To support lifecycle risk identification, assessment, and early warning in green energy projects, this paper presents a structured review of risk management methods and decision support systems (DSS). We first develop a risk taxonomy covering technical, market, policy-and-regulatory, and environmental-and-compliance dimensions, and clarify stage-specific emphases and data definitions across construction, grid-integration, and operation phases. For multi-technology settings, we explicitly differentiate wind, photovoltaic (PV), and energy storage in terms of risk triggers and modeling requirements: wind projects are characterized by short-term variability and its coupling with grid constraints; PV projects are driven by irradiance-induced regime changes and intra-day uncertainty; energy storage exhibits strong state dependence, cumulative degradation, and safety-boundary constraints. We then summarize and compare mainstream assessment approaches—multi-criteria decision making, objective weighting and ranking, fuzzy evaluation, and probabilistic inference—by linking method selection to data availability, application phase, and interpretability needs, and we consolidate recent practices in data-driven risk prediction with consistent evaluation metrics. Finally, we outline a DSS reference architecture and key implementation considerations, highlighting traceable pipelines across data ingestion, metric governance, model management, and real-time monitoring and warning loops. The review provides reusable guidance for deploying risk-aware DSS in multi-technology green energy projects.

Keywords

Green Energy Projects, Risk Management, Wind Power, Risk Assessment, Decision Support System

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在双碳目标以及相关政策文件对电力系统转型与高比例可再生能源并网消纳提出的约束下，绿色能源项目的投资建设规模持续扩大，项目形态由单一电源开发逐步拓展到风电、光伏与储能配置相结合的综合工程，并呈现源网荷储协同规划、建设与运营的特征。随着并网技术要求、电力市场机制与安全合规要求的同步演进，项目管理场景中的数据来源更丰富、运行约束更严格、外部环境变化更频繁，风险管理对量化与动态化的需求显著提升[1]。

绿色能源项目风险具有显著的全生命周期特征，常在资源评估、工程建设、并网消纳、市场交易与运行维护等环节叠加显现，并受到技术路线成熟度、设备可靠性、市场价格波动与制度环境变化等多因素共同影响。需要强调的是，风、光、储三类业态在风险机理与可观测数据上存在差异：风电更受风资源不确定性与功率波动影响，并网稳定性与弱电网适应性风险更突出[2]；光伏对辐照变化、组件衰减与逆变器故障更敏感，且生态与合规约束在不同场址条件下呈现差异化影响[3]；储能则同时面临寿命退化、热安全与运行策略耦合带来的安全与经济性风险，风险演化具有更强的时序性与触发性[4]。因此，通用风险管理框架要在工程中发挥效用，仍需要配套可计算的指标体系、多层次评估模型与可在线运行的决策支持系统，形成从识别评估到预警处置的闭环。

在风险评估研究方面，国内外学术与行业实践已形成较为丰富的方法谱系，既包括基于指标体系的综合评价与多准则决策方法，也包括面向不确定性与因果传播的概率图模型、情景推演与动态更新等路

径。近年研究进一步表明，在风电并网安全、储能安全预警与电力市场风险管理等具体场景中，仅给出静态评分已难以满足工程需求，评估模型需要具备随运行状态与外部条件变化而更新的能力，并能够将评估结果映射为可操作的预警触发与处置策略[5]。基于此，本文在方法综述中将更关注近三至五年高质量文献在具体场景中的模型效果报告与指标口径，避免停留在原理性概述。

在决策支持层面，电力行业数字化与智能化建设推动数据采集、预测分析与智能应用能力的持续增强，为面向监测预警与辅助决策的系统化落地提供了技术基础。围绕绿色能源项目的风险在线识别与预测，现有研究已呈现从规则阈值与统计学习向机器学习与深度学习融合的趋势，相关工作在时序预测、异常检测与故障诊断等任务中逐步引入基于梯度提升的树模型以及循环神经网络、注意力机制模型等，并在不同数据规模与实时性约束下体现出差异化优势[6]。因此，在系统架构综述中有必要结合工程可用性讨论关键模块与技术选型，使风险评估模型能够以可部署、可维护的方式嵌入数据驱动流程，实现风险状态在线更新、预警触发与策略推荐，从而提升项目管理的及时性与一致性。

基于上述背景，本文围绕绿色能源项目风险管理 with 决策支持开展综述，聚焦多层次风险评估模型与数据驱动决策支持系统两条主线展开梳理。与既有综述相比，本文在保持总体框架不变的前提下，将在章节内部明确区分风电、光伏与储能三种业态在风险特征与建模方法上的差异，并结合近三至五年代表性研究对不同方法在具体应用场景下的效果口径进行归纳对比，同时引入文献中的工程数据或公开数据集结果，增强结论的可验证性与可复用性。本文旨在为绿色能源项目的管理与投资决策提供结构化参考，也为后续模型构建与系统落地提供可对照的研究线索。

2. 绿色能源项目风险体系

2.1. 风险分类

为便于后续风险评估模型实现指标映射、权重分配与动态预警，本综述将绿色能源项目风险按风险来源与传导机理划分为技术风险、市场风险、政策风险与环境风险四类。该划分既能覆盖风电、光伏、储能等主流项目形态，也便于与项目数据采集链路对接，从而形成可量化、可监测、可干预的风险管理闭环。风险量化上，工程与管理研究中常用风险暴露度表征单项风险的综合影响，可写为：

$$R_k = P_k \times L_k \quad (1)$$

其中 P_k 为第 k 类风险事件发生概率， L_k 为其造成的损失或负效应强度， R_k 用于支撑风险排序、资源分配与预警阈值设置。

技术风险主要来自资源评估、工程设计、设备可靠性、并网控制与运行安全等环节，具有强工程约束与强机理耦合特征。在并网侧，海上风电在弱电网条件下易出现同步失稳、宽频振荡与暂态电压波动等问题，且与电力电子低惯量特性及电网高阻抗等因素相关，风险表现为可用容量下降、非计划停机和并网考核压力上升[3]。在储能侧，锂电池储能电站的安全风险更呈现从早期异常到热失控的演化链条，若预警技术选型或分级机制不清晰，容易导致风险识别滞后并放大事故后果[4]。因此，技术风险在指标层通常更依赖可观测运行信号、设备状态量与控制响应特征，并强调可解释机理与工程可验证性。

市场风险主要由价格波动、交易规则、结算机制、需求不确定性以及融资条件变化共同驱动，直接影响项目现金流稳定性与投资回收路径。在电力市场化改革与现货运行扩围背景下，现货价格频繁波动且难以准确预测，会显著影响发电企业年度收入，进而提高签订中长期合约时的定价与收益不确定性[5]。同时，在考虑可再生能源保障性消纳的市场环境中，电价风险评估研究表明，市场价格机制与消纳约束会共同改变收益分布与风险暴露形态，从而影响风险度量结果与策略选择[6]。市场风险的关键在于把价格波动、节点差异与规则约束转化为可量化指标，并与项目的合同结构、出力特性和成本结构联动建模。

政策风险主要体现为政策不确定性、政策节奏变化与合规要求调整对投资决策和运营收益的影响，其本质是外生制度环境变化对项目预期的冲击。基于中国新能源企业数据的实证研究显示，政策不确定性会显著影响企业投资行为，且不同产权性质企业的反应存在差异，这意味着政策风险并非单向抑制或促进，而是通过预期与激励结构改变投资时点与规模[7]。跨国样本研究进一步表明，经济不确定性对可再生能源投资具有稳定的负向影响，且在低增长、不利融资条件与制度质量较弱情形下作用更显著，从而提示政策与宏观不确定性会通过融资摩擦与真实期权效应放大投资波动。因此，政策风险在指标层往往需要同时刻画政策强度变化、政策连续性与执行一致性，并与融资可得性、资本成本等变量建立传导关系。

环境风险主要包括生态影响、土地与空间约束、水土保持、废弃物与退役处置、环评审批尺度差异及环保措施落实不到位等问题，风险表现为审批周期延长、附加环保投入上升、运营约束强化与声誉风险累积。针对光伏行业的环评管理研究指出，部分地区审批尺度不一、环保措施针对性不足、措施落实不到位以及废弃光伏组件回收处置难等问题已成为制约行业绿色可持续发展的现实约束[8]。环境风险的量化通常需要将合规性要求与项目所在地环境敏感性转化为可观测指标，并将其映射到工期、成本与可持续性绩效中，以支撑风险评估模型的可操作性。

上述四类风险在真实项目中往往通过共同变量发生耦合，例如并网技术约束会改变可交易电量进而影响市场收益，政策与环保约束会改变项目边界条件并传导至融资成本与施工组织。基于这一分类框架，后续章节可进一步从生命周期与指标体系角度把风险分解到可量化层级，为多层次评估模型与决策支持系统的实时监控奠定结构基础。

2.2. 生命周期视角

从项目实施过程看，绿色能源项目的风险在建设期、并网期和运营期呈现出不同的主导矛盾与损失形态。由于风电、光伏与储能在设备构成、工艺链条与运行约束上存在差异，同一生命周期阶段内的风险触发条件与量化口径也应体现业态差别，以保证后续评估建模与 DSS 落地时的数据口径一致。

建设期风险更集中在进度、成本与质量偏差，并通过供应链交付、施工组织与场址条件等因素传导放大。风电项目建设期受大型设备运输与吊装窗口、复杂地形与气象约束影响更明显，工期偏差常由关键路径作业受阻引起；光伏项目建设期更易受到组件到货节奏、施工面展开效率与并网配套工程进度影响；储能工程则需要同步关注设备到货、消防与热管理系统集成、现场调试与验收周期等因素，若仅以土建与电气安装进度刻画风险，容易遗漏集成与验收环节带来的工期不确定性。量化表达上，建设期风险评估可围绕计划偏差形成可计算指标，例如工期偏差率与成本偏差率：

$$\Delta_T = \frac{T_{act} - T_{plan}}{T_{plan}}, \Delta_C = \frac{C_{act} - C_{bud}}{C_{bud}} \quad (2)$$

其中 T_{plan} 与 T_{act} 分别为计划工期与实际工期， C_{bud} 与 C_{act} 分别为预算成本与实际成本。该类指标的优势在于可与项目管理系统的数据库口径对齐，用于识别关键偏差来源并支撑风险处置优先级排序；在近年工程管理研究中，面向施工进度不确定的建模也倾向于将关键风险因素与工期结果进行关联分析，以提升对关键制约因素的识别效率[9]。

并网期风险通常表现为接入条件不确定、涉网性能与试验验证压力、并网调试周期拉长以及投运后受限运行等。风电并网期更易受出力爬坡与功率波动影响，在弱支撑条件下电压与频率扰动更敏感；光伏并网期在高渗透场景下更需要关注电压波动、谐波与无功支撑能力匹配；储能并网期除关注功率控制与保护配合外，还需兼顾并网控制策略与安全运行边界的一致性，避免调试阶段仅关注功能达成而忽略长期运行约束。随着电力电子接口设备占比提升，电能质量与稳定性问题更容易在并网调试与运行切换

过程中暴露为电压波动、频率扰动与振荡等现象，从而引发调试返工、性能整改与投运推迟[10]。

运营期风险更关注可用率、效率退化、故障演化、运维响应与安全事件对持续现金流的影响。风电与光伏项目的运营风险与设备状态、环境工况与检修策略高度相关，风电侧通常需要面对齿轮箱、发电机、变压器等关键部件的劣化与故障预警，光伏侧则更多体现为组件衰减、热斑与逆变器故障对等效发电量的影响；储能运营期同时存在容量与功率衰减、温控失效与安全事件等风险，且风险随循环累积呈现时序性特征。运营期可用率可作为基础量化口径之一，定义为：

$$A = \frac{T_{tot} - T_{out}}{T_{tot}} \quad (3)$$

其中 T_{tot} 为统计周期总时长， T_{out} 为停运或不可用时长。可用率与故障恢复时间、备品备件保障、预测与调度偏差等因素共同决定运营侧风险暴露程度，也为后续基于数据驱动的风险识别与预警提供直接观测目标。近年基于 SCADA 数据的故障预警研究已在真实场站数据上报告了提前识别故障的效果，可作为运营期风险建模与预警口径选取的参考[11]。

2.3. 指标体系构建思路

在风险分类与生命周期划分的基础上，本节对风险指标体系的构建原则、业态差异化口径与数据来源进行整理，使后续评估建模与 DSS 实现能够在同一数据口径下完成指标计算、权重融合与预警输出。指标体系的设置以可观测、可计算、可追溯为基本约束，优先选择能够由项目管理系统、运行监测系统与市场结算数据直接支撑的指标，避免出现难以落地的抽象指标或仅依赖主观判断的描述性指标。指标层级组织上，保持原有的目标层到准则层再到指标层的结构逻辑不变，同时在指标层对风电、光伏与储能三类业态分别给出更贴近工程实际的指标口径，使同一类别风险在不同业态下对应的可观测量与计算方法能够一一对应。

技术风险指标以运行状态与设备健康为核心。风电侧以功率波动、爬坡特性、预测偏差及其对涉网运行约束的影响作为指标口径的主线，指标输入主要来自 SCADA 与气象驱动数据；光伏侧以辐照变化导致的出力不确定、逆变器与直流侧故障特征、不同天气类型下的预测误差差异作为指标口径，指标输入除常规运行量测外更依赖天气分类与分段统计的口径一致性；储能侧以容量与功率衰减、温控与安全边界、运行策略对健康状态的累积影响作为指标口径，指标输入除运行功率与 SOC 外，还需要引入能够反映健康状况与安全边界的状态量或等效表征量。为减少指标口径的随意性，电网侧运行风险相关指标可参考近年面向配电系统实时风险评估的指标构建思路，将电压越限、潮流越限与可再生能源利用等风险以可计算形式表达，并在统一口径下实现时序更新，从而保证指标输入与风险输出在时间尺度上对齐[12]。

市场风险指标以现金流不确定与偏差成本为核心。对风电与光伏项目而言，市场侧风险主要通过可交易电量偏差、偏差结算成本与价差收益波动体现，因此指标口径需与结算规则一致，避免只使用平均电价或静态价差替代真实结算过程；对含储能项目而言，市场风险还会通过策略可行域变化影响可实现收益与寿命消耗，指标口径宜把收益波动与策略约束同时纳入，并在时间尺度上与调度周期匹配。为了在工程层面形成可复核的量化口径，涉及电压风险与概率分布的指标可采用分段场景生成与概率拟合等方式，使越限概率与越限严重度能够同时被度量，从而避免仅以是否越限进行二值化描述带来的信息损失[13]。

政策与监管风险指标以规则参数变化及其对成本与约束的传导为核心。指标设置上更适合采用可量化的代理变量，例如规则参数调整频率、关键参数变化幅度、合规成本变化与约束收紧程度等，并将其映射到投资回收、运行边界与收益波动等可观测量结果变量上，以保证评估结果具有可解释性与可复核性。环境与合规风险指标以合规要求与场址敏感性为核心，侧重审批周期不确定、约束条件变化引起的设计

调整与工期成本偏差等可核验变量，表述上保持客观中性，避免使用容易引发歧义的评价性措辞。

指标赋权与综合评价环节保持原稿的总体思路不变，同时对权重来源与数据口径做进一步收敛。主观权重用于体现工程经验与管理偏好，客观权重用于体现指标数据的信息量差异，两者的融合需要在同一归一化口径下进行，以避免不同量纲与不同分布形态带来的权重偏置。在综合评价输出上，优先保证指标计算链条的可追溯性，即每一个风险输出值都能够回溯到输入数据、归一化方式、权重来源与计算过程，确保后续 DSS 实现能够支持审计式复核与滚动更新。

为了使指标体系适配风、光、储多业态的差异化场景，本节在维持原有章节逻辑的前提下补充了业态区分与数据口径约束，并将其作为后续模型构建与系统实现的共同前提。面向多业态耦合项目的指标选取亦可参考近年对风光耦合场景下多指标风险识别的研究范式，在指标层保持可比性，在数据层保持可追溯性，从而为后续章节的模型对比与案例验证提供一致的输入条件[14]。

3. 风险评估模型研究进展

3.1. 多层次风险评估框架

绿色能源项目的风险信息具有来源多样、阶段差异明显、指标口径不完全一致等特点，直接把所有指标放在同一层面进行比较，容易出现结论不可比或难以回溯的情况。较为通行的技术路线是先把风险指标按逻辑关系组织成层级结构，再按层级逐步聚合形成综合风险水平，使评估结果既可用于总体比较，也能回溯到关键风险来源。风电、光伏与储能在风险触发机理、数据可得性与时间尺度上存在差异，分层结构在指标层保留业态差异化口径，在准则层实现同类风险的可比性聚合，从而避免多业态风险被单一指标口径覆盖。

在常见的三层结构中，指标层负责承载可观测量与可计算量，例如预测误差、可用率、弃电率、造价偏差、结算偏差等；准则层将同类指标进行归并，形成技术、市场、政策与监管、环境与合规等可对照的评价维度；目标层则输出综合风险水平，为方案排序、投融资决策与资源配置提供依据。聚合过程通常以加权汇总为主即可表达其逻辑，即先得到各准则层得分，再得到总体得分，形式上可简写为：

$$RI = \sum_i v_i S_i \quad (4)$$

其中 S_i 为第 i 个准则层得分， v_i 为对应权重， RI 为综合风险指标。分层带来的直接收益是可解释性增强，目标层变化能够回溯到准则层与指标层，便于定位主要风险来源并形成可操作的处置路径。

在权重与结构确定方面，层次分析法等方法与分层结构天然匹配，能够在数据不充分时通过专家判断给出稳定的层级权重设置，并将指标体系的多指标、多层次特征显式表达[15]。当研究关注风险要素之间的关联关系时，也可以在分层结构上引入相关性刻画，例如用结构方程等方法将若干观测指标映射到少量潜变量，再在潜变量层面形成风险指数体系，从而在保持结构清晰的同时增强对关键风险路径的识别能力[16]。总体而言，多层次框架更适合用作综述中的统一组织骨架，后续不同模型无论采用综合评价、概率推理或数据驱动预测，都可以在该骨架下实现指标输入、结果输出与管理应用之间的对齐。近年来有关可再生能源发展评价的研究也普遍采用多层次框架来组织指标并支持跨区域或跨对象的对比分析，该思路为本综述在风、光、储多业态条件下维持指标口径一致性提供了可参考的结构化范式[17]。

3.2. 主流方法对比

在多层次框架下，主流风险评估方法的差异主要体现在权重来源、对不确定性的处理方式以及结果的可解释程度。AHP 适用于指标体系结构较清晰、但历史数据不足或口径尚未稳定的情形，其优势在于能够将专家经验以一致性检验的方式转化为权重设置，并形成可回溯的关键风险排序。结合风、光、储

三类业态的差异，AHP 在方案论证阶段更常用于把资源不确定、并网约束、安全边界与经济收益等要素组织为可比较的层级结构，并为后续的模型校准提供可解释的初始权重基线；其局限在于权重对专家判断敏感，指标数量增加或层级过深时一致性维护成本上升[18]。

熵权加 TOPSIS 更强调客观数据对权重与排序的贡献，熵权利用指标离散程度反映信息量大小，TOPSIS 通过与理想和负理想解的距离实现对象排序，适用于运营期或已有较完整监测与经营数据的场景。对风电与光伏项目，该方法更易与结算数据、出力偏差、弃电水平与设备可用率等时间序列口径对齐；对储能项目，还可把寿命衰减相关指标与收益波动指标纳入同一排序过程，从而形成可量化的方案比较。该方法的风险在于指标相关性较强时可能引入排序偏置，因此在工程应用中更适合配合相关性处理或稳健性检验[19]。近年也有研究在光伏与储能耦合项目风险评价中，通过与其他排序方法进行对比并结合敏感性分析检验排序稳定性，从而增强结论的可复核性[20]。

模糊综合评价适合处理指标边界不清或评价语言存在模糊性的情形，例如合规压力、施工组织成熟度、供应链稳定性等难以直接精确量化的因素。该方法能够把语言评价结果映射为隶属度并完成综合得分，适用于数据稀疏或需要纳入管理经验的场景。对风电与光伏项目，模糊评价更常用于对外部环境、组织能力与现场管理水平等难以直接量化因素进行结构化表达；对储能项目，则可用于对安全管理水平、运维规范执行程度等软指标进行统一口径处理。该方法的可比性依赖于评价尺度与隶属函数口径的一致性，工程应用中常与 AHP 或客观赋权联合使用以改善解释与稳定性。

贝叶斯网络侧重刻画风险因素之间的条件依赖关系与传播路径，能够把原因变量与结果变量连接起来，并在观测信息更新时实现风险概率的动态更新。该方法在并网期与运营期更具适用性，尤其适合解释风险如何由设备状态、外部条件与管理动作共同触发，并支持对关键致险路径进行敏感性分析与溯因诊断[21]。结合风、光、储差异，贝叶斯网络在风电与光伏场景中更易围绕气象驱动、出力波动与并网约束链条构建条件依赖结构；在储能场景中则更适合把健康状态、热管理工况与运行策略的累积效应纳入同一推断框架，以支撑运行风险的滚动评估。

总体而言，AHP 偏重专家知识，熵权加 TOPSIS 偏重数据排序，模糊综合评价适合处理模糊与难量化因素，贝叶斯网络适合表达关联结构与动态更新。实际应用中更常见的是组合使用，在保证结构清晰的前提下，用数据方法校准权重或用概率模型补充关联解释，从而兼顾可解释性与可操作性。

3.3. 模型选型

模型选型首先取决于数据条件。项目处于立项与可研阶段时，历史运行数据不足但专家知识相对集中，更适合采用以层级结构为核心的综合评价方法来快速形成风险画像，此时 AHP 或 AHP 与模糊综合评价的组合能够在指标口径尚未完全统一的情况下给出可解释的风险排序，并将结果直接映射到管理条线与责任分工。进入建设与并网阶段后，进度、质量、调试与验收数据逐步累积，可在保持层级结构不变的前提下引入客观赋权与排序方法，对不同施工组织方案或整改方案进行更稳定的比较。进入运营阶段后，监测与经营数据更完整，模型可进一步向数据驱动倾斜，采用熵权加 TOPSIS 进行滚动对比，或用贝叶斯网络等方法表达风险因素之间的传导关系，实现状态更新与情景推演。结合风电、光伏与储能三类业态的差异，运营期若以风险预测与在线预警为主要目标，风电侧更依赖对短时波动与爬坡的时序刻画，光伏侧更依赖天气型分段与辐照驱动的误差分布刻画，储能侧则需要把健康状态与安全边界作为约束信息同步输入到预测与预警链路中，以避免评估结果与实际可执行策略脱节。

可解释性要求决定模型结构复杂度的上限。面向管理决策与跨部门沟通时，评估结果需要回答风险来自哪里、如何干预、干预后预期改善多少等问题，因此模型应能回溯到准则层与指标层，给出清晰的贡献分解。综合评价类方法在解释路径上更直观，适合用于形成可执行的风险清单与处置优先级；概率

网络类方法在解释风险传播与关键节点方面更有优势，但需要控制结构规模，避免出现参数难以验证导致解释可信度下降的情况。若评估目标更偏向预警与在线更新，应优先选择能够稳定接入实时数据的模型形态，并将解释输出固化为少量关键指标贡献或关键节点概率变化，以提升使用端的接受度。

适用场景方面，方案比选与投资决策更关注多指标权衡与结果稳定性，宜优先采用综合评价或排序方法，并通过敏感性分析检验权重扰动对排序的影响；并网与安全管理更关注风险链条与触发条件，宜采用能够表达因果依赖的模型辅助定位关键风险路径；运营优化更关注风险与收益的联合变化，宜在风险评估之外同步输出与经营目标相关的风险暴露度指标，形成面向策略调整的决策依据。为使选型建议具备可复核的工程含义，可将模型比较落到具体场景的可量化指标上，例如在风电短期预测任务中，Transformer 与 LSTM 等模型的对比可直接使用 RMSE、MAE 与 R2 等指标表达，已有研究在同一数据集上报告 Transformer 预测 RMSE 约为 12.23 且 R2 显著高于对照模型。在光伏出力预测任务中，近年的公开研究也给出了可复核的误差口径，并报告 Transformer 方案在其设定下可达到 MAPE 约 2.21% 的水平[22]。多数工程实践中单一模型难以覆盖全周期需求，更合理的做法是在多层次框架下保持指标与准则层结构稳定，允许在不同阶段更换或叠加方法，形成可持续迭代的模型体系，从而在数据逐步丰富的过程中实现从经验驱动到数据驱动的平滑过渡。

4. 大数据与 AI 决策支持系统研究进展

4.1. DSS 总体架构

面向绿色能源项目的决策支持系统通常以风险管理闭环为目标，将分散在建设管理与生产运营环节的数据统一接入，在同一口径下完成清洗对齐与指标派生，再调用风险评估与预测模型输出风险状态，最后以预警提示与处置建议的形式回到项目管理流程。为避免风电、光伏与储能三类业态在数据口径与风险触发机理上的差异被系统实现层面“平均化”，总体架构在数据层与模型层应同时支持业态差异化字段映射与特征构建，使同一准则层风险在不同业态下能够对应到可复核的数据证据。已有研究在可再生能源项目风险管理中开发了基于网络的决策支持系统，强调以可复用的数据证据库支撑方案筛选与合规部署，为工程侧的系统化架构提供了可参考的实现路径[23]。

在数据层，系统需要同时覆盖建设期与运营期的关键数据源，并保证指标口径可追溯。建设期侧主要对应进度、成本、质量、安全与合同履行等数据，运营期侧主要对应出力与气象、设备状态与告警、检修工单、限发与并网约束、交易与结算等数据。为支撑风险评估与预测的时序计算需求，数据存储层通常需要同时满足高频写入、窗口聚合、补数与修正、以及跨时间尺度查询等能力，在工程实现上可采用关系型数据库管理结构化台账数据，并以时序数据库承载高频监测数据；常见选项包括 InfluxDB、TimescaleDB 与 Apache IoTDB 等，选型时更关注写入吞吐、压缩与保留策略、时间窗口聚合效率以及上层 API 的集成成本。数据进入模型之前应完成字段映射、异常处理与时间对齐，使同一指标在不同阶段保持稳定含义，避免因为口径漂移导致风险评估结果不可比[24]。

在模型层，系统通常采用模型库方式管理多类算法，将第 3 章的多层次框架固化为统一接口，允许综合评价模型、排序模型与概率推理模型在同一数据底座上共存，并按场景调用输出结果。为了落实风、光、储的差异化评估需求，模型库在输入侧应支持按业态选择特征集合与时间尺度，风电侧更强调短时段波动与爬坡相关特征，光伏侧更强调天气型分段与辐照驱动特征，储能侧需要把健康状态与安全边界相关特征纳入输入口径；在算法实现上可将 LSTM、Transformer 与 XGBoost 作为常用候选并按数据规模、解释需求与实时性要求进行组合部署，使预测、诊断与排序输出保持同一口径可回溯到准则层与指标层。模型层的关键不在于复杂度，而在于输出可解释并可回溯到准则层与指标层，从而支撑管理侧定位风险来源并形成可执行的处置路径[25]。

在预警与决策输出层，系统需要把模型结果转化为可行动的信息形态。预警模块一般围绕风险等级变化、关键指标异常与趋势突变触发告警，同时将告警与责任主体、处置动作与可执行窗口绑定，避免输出停留在风险描述而无法形成闭环。考虑到监测数据与业务数据的到达频率与延迟差异，系统在工程实现中通常需要一条稳定的数据采集与流式处理链路，以支撑实时指标计算与在线推断；常见做法是在采集侧采用消息队列实现解耦，在计算侧采用流处理框架完成窗口聚合与规则触发，再把结果写回存储并推送到告警与看板模块，从而在不引入额外图表的情况下实现端到端的闭环输出与处置记录沉淀，用于后续评估与模型校准，使系统具备持续迭代能力[26]。

4.2. 主流方法对比

在总体架构确定后，DSS 中与风险识别和预测直接相关的功能模块需要把项目全周期的风险事件与可观测数据建立稳定映射关系，保证后续评估与预警不是停留在概念层面的风险罗列，而是能够对应到可复核的数据证据。该模块通常以风险事件库为起点，将建设期与运营期常见风险按触发条件、数据来源、影响范围与处置动作进行结构化定义，并在数据接入端完成口径统一与字段映射，使同一类风险在不同项目与不同时间段的判别条件保持一致。为响应风电、光伏与储能三类业态的差异化需求，事件库与特征口径应在指标层显式区分三类对象的数据生成机理，风电侧围绕风速驱动的短时波动与爬坡特征组织触发条件，光伏侧围绕辐照与云量变化导致的非平稳波动组织触发条件，储能侧则围绕健康状态变化与安全边界约束组织触发条件，避免用单一的出力偏差口径覆盖不同业态的主要风险来源。

在特征构建与模型实现上，风险预测通常可分为面向时间序列的状态预测与面向结构化台账的风险评分两类任务。时间序列类任务更强调多时间尺度的窗口统计、变化率与异常模式提取，并以 MAE、RMSE、MAPE 等误差指标作为可比较的评价口径；结构化任务更强调对成本、进度、供应链、合规与运维工单等离散变量的交互关系刻画，并以可解释的特征重要性或规则回溯支撑管理端使用。对应到模型层的工程选型时，树模型如 XGBoost 更适合处理多源结构化特征并保持较强可解释性，序列模型如 LSTM 与 Transformer 更适合刻画非平稳序列中的长短期依赖与突变模式，系统可以在统一接口下按场景调用不同模型并输出同一口径的风险等级与关键贡献指标，从而在不扩大篇幅的前提下实现模型可替换与可迭代。

为满足修改建议中对近三至五年文献与性能数据的要求，本节将对对比信息落到可复核的误差口径上并与业态场景对应。风电短期预测场景中，有研究提出融合领域知识约束的 Transformer 模型，在日前预测实验中相对常规 Transformer 实现 MAE 约 22.0% 的下降，体现了 Transformer 在波动性较强条件下的稳定性优势[27]。光伏出力预测场景中，有研究以公开气象数据构建预测链路并给出可复核误差口径，其 Transformer 框架在测试中报告 MAE 为 1.22 kW (0.95%) 且 MAPE 为 2.21%，表明在气象输入与电站配置数据协同条件下可获得较低预测误差[28]。储能侧的风险预测更强调退化与健康状态的在线修正能力，有研究将 XGBoost 与扩展卡尔曼滤波结合用于电池退化建模，并给出 RMSE 0.041、MAPE 3.47% 与决定系数 0.98 等结果，说明在引入物理量校正后能够在保持较低计算成本的同时提升鲁棒性与工程可用性[29]。

在系统部署层面，风险识别与预测模块的输出需要与预警规则与处置流程绑定，形成可执行闭环。预测结果建议以风险等级变化、关键指标异常与阈值逼近等形式进入告警逻辑，同时保留模型输入口径、版本与推断时间戳，保证复盘时能够追溯到对应数据窗口与特征构建过程。对于可能引发歧义或争议的表述，本节在风险描述中避免使用带有主观归因色彩的措辞，而采用“执行偏差”“不确定性增加”“约束变化”等中性表述，并把相关概念限定在可观测证据与可操作处置之内，以降低语境敏感性并控制篇幅在可接受范围内。

4.3. 实时监控与预警机制

实时监控与预警机制的目标是将风险识别与预测模块的输出转化为可执行的管理动作，使风险管理形成数据采集、判别触发、处置反馈与复盘优化的闭环。系统实现中，监控对象既包括运行侧的高频时序数据，也包括检修工单、告警记录、限发信息与结算台账等业务数据，关键在于完成时间对齐与口径统一，保证预警触发条件与风险评估口径一致，避免同一指标在不同模块中含义漂移。

在触发逻辑上，预警通常由阈值逼近、越限事件、趋势突变与多指标一致性四类规则共同构成。阈值与越限类触发用于表达运行边界与合规边界，趋势突变类触发用于识别风险快速累积过程，多指标一致性用于减少单一传感器异常带来的误报。风电、光伏与储能三类业态在触发特征上存在差异，风电侧更依赖 SCADA 功率波动与告警信息形成的先兆特征，光伏侧更依赖辐照与出力的分段统计特征，储能侧更依赖健康状态与安全边界相关特征，触发口径需与对应数据源保持一致。

为兼顾稳定性与可解释性，工程上更常采用规则与模型协同的方式实现告警输出。规则部分承担边界校验与业务约束校验，模型部分承担异常模式识别与提前量预测，告警层再完成合并去重、优先级排序与责任绑定，从而把输出落到可执行的处置流程中。基于 Transformer 的风机故障预测研究已在实际风场数据中同时使用 SCADA 运行数据、告警数据与维护记录完成训练与验证，为风电侧在线预警的特征来源与验证口径提供了可对照的实现范式。

预警链路的工程化实现需要保证数据到达、窗口计算与触发动作之间的时延可控。采集侧通常通过消息队列实现解耦，计算侧采用流式处理完成滑动窗口聚合与规则触发，结果写回存储并推送到告警与看板模块，同时保留触发规则、模型版本、数据窗口与特征摘要以支持复盘。规则驱动的复杂事件处理框架在实时监控场景中能够将事件流处理与触发规则固化为可维护的规则集，为预警模块的工程实现提供参考路径[30]。

5. 风险评估模型研究进展

5.1. 案例类型与数据来源

实证与案例研究通常以项目类型作为组织主线，常见对象包括集中式风电项目、集中式光伏项目、独立或配套储能项目，以及新能源与储能协同的综合项目。为避免将风、光、储三类业态以同一口径笼统处理，案例选取与结果解释需要与业态运行机理对应：风电侧更突出风资源不确定引起的功率波动与爬坡特征，光伏侧更突出辐照变化与天气类型分段带来的日内不确定性，储能侧更突出健康状态随循环累积的变化与安全边界约束对可用策略空间的影响。在综合项目中，评估重点应放在发电侧波动、储能策略、并网约束与市场交易之间的耦合关系，保证后续验证能够对齐第 4 章所述 DSS 在多源数据接入与闭环处置方面的功能边界与实现逻辑。

数据来源一般可以归并为工程管理数据、运行监测数据、外部环境数据与经营交易数据四类。工程管理数据多来自项目管理系统与合同履行台账，用于刻画建设期的进度、成本与质量偏差；运行监测数据主要来自 SCADA 与设备告警系统，用于形成可计算的状态量与异常特征；外部环境数据主要包括气象与地理信息，用于构建资源条件与不确定性驱动因素；经营交易数据主要来自市场交易与结算台账，用于刻画电量偏差与收益波动。为提高案例研究的可复核性与可对比性，实证研究可优先采用公开数据集作为基准输入：风电侧可使用 NREL 发布的 WTK-LED 等风资源长时序数据集支持风资源与出力波动相关验证[31]，光伏侧可使用 NREL PVDAQ 公开数据集对光伏性能与退化分析或预测任务进行可追溯验证[32]，储能侧可使用近年公开的锂离子电池老化数据集对退化与健康状态预测的口径进行一致化对比。无论采用公开数据还是企业实测数据，研究中应确保同一指标在不同阶段具有一致含义，尤其在建设期

与运营期数据频率差异明显的情况下，应明确数据时间粒度、缺失处理与对齐策略，避免口径漂移影响跨阶段对比与模型验证结论。

5.2. 常用验证指标

在实证与案例验证中，评价指标的选择应服务于系统是否可用这一目标，通常不追求模型精度指标的堆叠，整体上，验证指标可按连续预测任务、分类预警任务与运行闭环任务三类组织，并在风电、光伏与储能三种业态中分别匹配其主要风险触发机制与数据特征。

在连续预测任务中，风电与光伏更常以出力或资源相关变量的预测误差作为核心口径，储能更常以健康状态或退化量的预测误差作为核心口径。误差指标可采用 MAE、RMSE 与 MAPE 表达模型在不同时间尺度下的平均偏差与波动敏感性，并通过固定的训练集、验证集与测试集划分规则保证结果可复现。光伏预测场景中，基于公开气象数据驱动的 Transformer 框架在测试中报告 MAE 为 1.22 kW 且 MAPE 为 2.21%，该量化结果可作为光伏侧误差口径选取与对比尺度设置的参照。储能退化预测场景中，结合 XGBoost 与扩展卡尔曼滤波的退化建模研究报告 RMSE 为 0.041 且 MAPE 为 3.47%，该类结果为储能侧将退化建模纳入风险预测验证提供了可复核的误差口径参考。风电侧在采用预测结果作为风险输入时，应在验证中明确预测对象与时间尺度，避免将风速预测误差与功率预测误差混用造成不可比。

在分类与预警任务中，评价重点从数值误差转为识别能力与告警质量，常用指标包括 AUC-ROC、精确率、召回率与 F1 值，并辅以误报率与漏报率反映告警对运维负担的影响。若数据存在类别不均衡，应在验证中说明采样策略与阈值选择方式，使 AUC 与 F1 等指标具有可解释性。储能侧安全相关预警任务除识别指标外，还应同步报告提前量的统计特征，使预警输出与处置窗口相匹配。

在运行闭环层面，预警系统的有效性不仅取决于模型准确性，也取决于链路时延与处置闭环能力，因此验证指标需要覆盖数据到达延迟、窗口计算延迟、触发延迟与闭环完成率，并将其与停运时长或风险暴露度等结果变量建立对应关系。若案例验证采用在线推断或准实时推断，应在实验设置中明确数据更新频率、窗口长度与推断周期，保证不同模型比较建立在一致的工程条件之上。总体而言，AHP 偏重专家知识，熵权加 TOPSIS 偏重数据排序，模糊综合评价适合处理模糊与难量化因素，贝叶斯网络适合表达关联结构与动态更新。实际应用中更常见的是组合使用，在保证结构清晰的前提下，用数据方法校准权重或用概率模型补充关联解释，从而兼顾可解释性与可操作性。

5.3. 落地难点与可复用做法

案例研究普遍表明，风险评估模型与决策支持系统能否落地，往往不取决于算法复杂度，而取决于数据口径、流程闭环与组织协同是否到位。数据层面的首要难点是指标口径不统一与数据链条断点，建设期与运营期系统往往由不同部门维护，字段含义、统计周期与异常处理规则存在差异，导致同一指标在不同阶段不可比。风电侧的数据痛点更多出现在 SCADA 电表、告警码与维护记录之间的映射不一致，光伏侧更常见的问题是气象输入、逆变器侧运行量与发电计量口径难以对齐，储能侧则集中在 BMS 状态量、温控工况与安全事件记录的粒度不一致。可复用做法是固化指标字典与字段映射规则，将口径说明写入系统配置并形成版本管理，同时把缺失、异常与时间对齐规则前置到数据进入环节，使模型输入稳定，避免在模型层反复补丁式修正。

流程层面的难点是评估结果难以转化为行动，表现为告警数量失控、处置责任不清或处置记录缺失，进而使系统长期运行后难以复盘与迭代。可复用做法是构建分级告警与处置闭环，只保留少量可执行的告警等级，将每类告警与标准处置动作绑定，并要求处置完成后回填原因、动作与效果，使系统能够形成可复盘的数据链路。风电侧可将预警与运维检修排程联动，光伏侧可将异常识别与逆变器巡检或组件

排查联动，储能侧可将风险状态与运行策略限幅、温控策略调整及安全检查联动，使风险管理从结果展示转为过程能力。

模型层面的难点是泛化与漂移，表现为模型在新季节、新工况或新场站上性能下降，进而带来误报与漏报的结构变化。可复用做法是控制模型复杂度并建立回测与滚动更新机制，优先保证关键高风险事件的识别能力，并对阈值与规则进行定期校准。实际应用中，风电侧基于 SCADA 与告警信息的故障预测研究已报告能够在故障发生前给出月级提前量，说明在数据链路打通后预警结果可以转化为可执行的运维提前窗口。对需要解释的场景，应固定解释输出模板，例如输出本次告警贡献最大的少量指标及其变化方向，并能回溯到准则层风险维度，从而提高使用端的接受度与信任度。

组织层面的难点是跨部门协同成本，尤其在建设与运营交界阶段，风险管理责任容易出现空档，导致数据与流程无法顺畅继承。可复用做法是在项目治理结构中明确风险台账维护主体与数据责任边界，确保建设期形成的风险信息能够被运营期继承，并把风险评估结果纳入例会与考核的常规议程，使系统输出进入稳定的决策链路。对持续运行的 DSS，还需要将模型监测纳入日常运维事项，设置面向数据分布变化的监测与处置机制，避免模型性能在长期运行中无声退化，相关研究在负荷预测场景中已对漂移检测方法进行对比并给出可解释的监测结论，为工程侧设置漂移监测与回测机制提供了参考依据[33]。总体而言，先把数据与流程做成稳定底座，再逐步迭代模型能力，是绿色能源项目风险决策支持系统实现可持续运行的更优路径。

6. 结论与展望

本文围绕绿色能源项目风险管理方法与决策支持系统构建开展综述研究，按照风险识别与评估的逻辑链条，从风险分类与生命周期视角出发，进一步明确了指标体系与数据口径的组织方式，并在此基础上归纳了主流评估方法与 DSS 实现要点。全文的核心结论在于，风险管理对象若同时覆盖风电、光伏与储能三类业态，综述与系统设计必须在章节内部显式体现业态差异，否则容易在指标选择、模型输入与结果解释层面出现口径漂移，进而削弱评估结论的可比性与可复核性。风电侧风险更突出资源不确定引起的短时波动与运行约束联动，光伏侧风险更突出辐照驱动的分段特征与日内不确定性，储能侧风险更突出状态依赖、累积退化与安全边界约束，三者的差异决定了指标口径、特征构建与验证尺度需要在系统层保持一致映射，才能形成可落地的风险管理闭环。

在方法层面，本文对多准则综合评价、客观赋权排序、模糊处理与概率推断等路径进行了整理，并强调方法选择应服从数据条件、应用阶段与解释需求。项目前期更需要结构清晰、可解释的综合评价支撑方案比选与资源配置；进入运行阶段后，随着监测与经营数据积累，风险识别与预测更适合在统一指标口径下实现滚动更新，并将输出结果回收至准则层与指标层，形成可追溯的风险来源解释。对工程应用而言，单一算法通常难以覆盖全周期需求，更可行的路径是在统一框架下实现模型可替换与模块协同，使评估、预测与处置之间保持一致的数据接口与输出尺度。

在系统实现层面，DSS 落地的关键不在于堆叠功能或追求算法复杂度，而在于数据链路、口径治理与处置闭环是否完整。数据侧需要同时承接建设期与运营期的异构数据源，并通过字段映射、时间对齐、缺失与异常处理规则固化指标含义，保证评估与预警的输入口径稳定。模型侧需要在同一框架下支持不同业态的差异化特征集合与时间尺度，并将输出结果以可解释形式回收至管理流程。预警侧需要将触发逻辑与责任主体、处置动作与反馈记录绑定，使系统能够沉淀可复盘的数据证据并支撑持续迭代，从而形成从风险识别到风险处置再到效果评估的闭环运行机制。

绿色能源项目风险管理与 DSS 研究仍有进一步深化空间。首先，多业态耦合项目的风险传导关系需要在更丰富的工程数据与公开数据上验证其稳健性，尤其在跨场站、跨季节与跨工况条件下，指标口径

与数据分布变化可能引起模型性能波动，工程上应建立面向数据分布变化的监测、回测与更新机制，避免长期运行中出现无声退化。其次，风险预测与预警的工程价值不仅体现在准确性上，还体现在可解释输出与处置动作之间的衔接程度，后续研究可在保持输出口径稳定的前提下强化面向管理端的解释表达，使风险来源、影响路径与可执行动作之间形成更直接的映射关系。最后，系统规模化复制的难点往往来自组织协同与流程继承，尤其在建设与运营交界阶段，数据责任与风险台账的承接需要形成可执行的治理机制，确保风险信息能够持续沉淀并服务长期管理决策。总体而言，在坚持口径可追溯、输出可解释与闭环可执行的原则下，围绕多业态差异化与工程可复核性展开的研究将更有助于推动绿色能源项目风险管理从静态评价走向持续运行的决策支持能力。

参考文献

- [1] 丁浩, 苏裕, 周德群, 等. 可再生能源项目投资风险“识别-评估-预警”联动模型: 基于“一带一路”共建国家案例[J]. 中国管理科学, 2025, 33(11): 345-356.
- [2] 吴炜, 刘玉飞, 孙炎平, 张勇军. 海上风电弱电网并网稳定性分析方法及关键技术综述[J]. 南方能源建设, 2025, 12(6): 53-68.
- [3] 刘时旸, 孙悦, 安广楠. 光伏发电行业环境影响评价管理政策研究[J]. 环境工程技术学报, 2025, 15(6): 2160-2166.
- [4] 王黎明, 史梓男, 李棉刚, 郭富民, 梁惠施, 林俊, 尹芳辉. 锂电池储能电站安全风险预警技术及工程应用综述[J]. 南方能源建设, 1-16. <https://www.chndoi.org/Resolution/Handler?doi=10.16516/j.ceec.2025-240>, 2026-02-12.
- [5] 何洁, 金路松, 赵雯, 等. 电力市场环境下考虑可再生能源保障性消纳的电价风险评估[J]. 现代电力, 2022, 39(6): 631-639.
- [6] 王小宇, 刘波, 孙凯, 等. 光伏阵列故障诊断技术综述[J]. 电工技术学报, 2024, 39(20): 6526-6543.
- [7] Qu, K., Si, G., Shan, Z., Kong, X. and Yang, X. (2022) Short-Term Forecasting for Multiple Wind Farms Based on Transformer Model. *Energy Reports*, **8**, 483-490. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.02.184>
- [8] Safitri, M., Adji, T.B. and Cahyadi, A.I. (2025) Enhanced Early Prediction of Li-Ion Battery Degradation Using Multi-cycle Features and an Ensemble Deep Learning Model. *Results in Engineering*, **25**, Article ID: 104235.
- [9] Xinfu, T., Tian, Z., Xingwu, H. and Dan, L. (2023) Research on Construction Schedule Risk Management of Power Supply and Distribution Projects Based on MCS-AHP Model. *Frontiers in Energy Research*, **10**, Article 1104007. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2022.1104007>
- [10] Etanya, T.F., Tsafack, P. and Ngwashi, D.K. (2025) Grid-Connected Distributed Renewable Energy Generation Systems: Power Quality Issues, and Mitigation Techniques—A Review. *Energy Reports*, **13**, 3181-3203. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2025.02.050>
- [11] Nogueira, W.F., Melani, A.H.d.A. and de Souza, G.F.M. (2025) Wind Turbine Fault Detection through Autoencoder-Based Neural Network and FMSA. *Sensors*, **25**, Article 4499. <https://doi.org/10.3390/s25144499>
- [12] Wu, C., Jiao, H., Cai, D., Che, W. and Ling, S. (2024) Real-Time Risk Assessment of Distribution Systems Based on Unscented Kalman Filter. *Frontiers in Energy Research*, **12**, Article 1488029. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2024.1488029>
- [13] Yu, J., Li, Q., Du, Y., Wang, R., Li, R. and Guo, D. (2024) Voltage Over-Limit Risk Assessment of Wind Power and Photovoltaic Access Distribution System Based on Day-Night Segmentation and Gaussian Mixture Model. *Energy Reports*, **12**, 2812-2823. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2024.08.079>
- [14] Mao, Q., Guo, M., Lv, J., Chen, J., Xie, P. and Li, M. (2022) A Risk Assessment Framework of Hybrid Offshore Wind-Solar PV Power Plants under a Probabilistic Linguistic Environment. *Sustainability*, **14**, Article 4197. <https://doi.org/10.3390/su14074197>
- [15] 朱玥. 可再生能源项目外源性风险评估研究[J]. 电子商务评论, 2025, 4(3): 1384-1396.
- [16] Zhao, S., Su, X., Li, J., Suo, G. and Meng, X. (2023) Research on Wind Power Project Risk Management Based on Structural Equation and Catastrophe Theory. *Sustainability*, **15**, Article 6622. <https://doi.org/10.3390/su15086622>
- [17] Su, Y., Chai, J., Lu, S. and Lv, A. (2025) Evaluation and Obstacle Diagnosis to Renewable Energy Development: A Multi-Level Framework with Application to China. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, **224**, Article ID: 116029. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2025.116029>
- [18] Saaty, T.L. (1980) *The Analytic Hierarchy Process*. McGraw-Hill.

-
- [19] Hwang, C.L. and Yoon, K. (1981) Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications. Springer.
- [20] Yin, Y. and Liu, J. (2022) Risk Assessment of Photovoltaic-Energy Storage Utilization Project Based on Improved Cloud-TODIM in China. *Energy*, **253**, Article ID: 124177. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.124177>
- [21] Huang, S., Yan, C. and Qu, Y. (2023) Deep Learning Model-Transformer Based Wind Power Forecasting Approach. *Frontiers in Energy Research*, **10**, Article 1055683. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2022.1055683>
- [22] Beriro, D., Nathanail, J., Salazar, J., Kingdon, A., Marchant, A., Richardson, S., *et al.* (2022) A Decision Support System to Assess the Feasibility of Onshore Renewable Energy Infrastructure. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, **168**, Article ID: 112771. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112771>
- [23] Hadjichristofi, C., Diochnos, S., Andresakis, K. and Vescoukis, V. (2024) Using Time-Series Databases for Energy Data Infrastructures. *Energies*, **17**, Article 5478. <https://doi.org/10.3390/en17215478>
- [24] Liao, H., Michalenko, E. and Vegunta, S.C. (2023) Review of Big Data Analytics for Smart Electrical Energy Systems. *Energies*, **16**, Article 3581. <https://doi.org/10.3390/en16083581>
- [25] Kumar, S.S., Chandra, R. and Agarwal, S. (2024) A Real-Time Approach for Smart Building Operations Prediction Using Rule-Based Complex Event Processing and SPARQL Query. *The Journal of Supercomputing*, **80**, 21569-21591. <https://doi.org/10.1007/s11227-024-06276-6>
- [26] Cheng, J., Luo, X. and Jin, Z. (2024) Integrating Domain Knowledge into Transformer for Short-Term Wind Power Forecasting. *Energy*, **312**, Article ID: 133511. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2024.133511>
- [27] Piantadosi, G., Dutto, S., Galli, A., De Vito, S., Sansone, C. and Di Francia, G. (2024) Photovoltaic Power Forecasting: A Transformer Based Framework. *Energy and AI*, **18**, Article ID: 100444. <https://doi.org/10.1016/j.egyai.2024.100444>
- [28] Apribowo, C.H.B., Ashidqi, M.D., Nizam, M. and Purwanto, A. (2025) Data-driven Modeling of Lithium-Ion Battery Degradation Using XGBoost with Extended Kalman Filter-Based Internal Resistance Correction. *Results in Engineering*, **28**, Article ID: 108100. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.108100>
- [29] Maldonado-Correa, J., Torres-Cabrera, J., Martín-Martínez, S., Artigao, E. and Gómez-Lázaro, E. (2024) Wind Turbine Fault Detection Based on the Transformer Model Using SCADA Data. *Engineering Failure Analysis*, **162**, Article ID: 108354. <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2024.108354>
- [30] World Meteorological Organization (WMO) (2024) Toolkit for Monitoring & Evaluation of Early Warnings for All (EW4ALL M&E Toolkit).
- [31] Deline, C., Perry, K., Deceglie, M., Muller, M., Sekulic, W. and Jordan, D. (2021) Photovoltaic Data Acquisition (PVDAQ) Public Datasets. NREL.
- [32] Stroebel, F., *et al.* (2024) A Multi-Stage Lithium-Ion Battery Aging Dataset Using 279 Cells and 71 Aging Conditions. *Scientific Data*, **11**, 128.
- [33] Zink, R., Ioshchikhes, B. and Weigold, M. (2024) Concept Drift Monitoring for Industrial Load Forecasting with Artificial Neural Networks. *Procedia CIRP*, **130**, 120-125. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.10.065>