

# 基于实时 IV 测试的光伏电站发电量预测方法

郭杰

华电甘肃能源有限公司, 甘肃 兰州 730300

DOI:10.61369/EPTSM.2025090006

**摘 要：** 基于实时 IV 测试的光伏电站发电量预测方法通过分析组件的电流-电压特性曲线（IV 曲线），结合环境参数（辐照度、温度）进行发电量预测。其核心优势在于能精准评估组件在不同光照和温度条件下的最大输出功率，从而提升预测精度。实时 IV 测试的光伏电站发电量预测方法与传统方法相比，在精度和适应性上具有显著优势。传统方法受环境因素影响较大，而实时 IV 测试通过动态数据采集和算法优化，能更精准地预测发电量波动。

**关 键 词：** 实时 IV 测试；光伏电站；发电量预测方法

## A Method for Predicting The Power Generation of Photovoltaic Power Stations based on Real-Time IV Testing

Guo Jie

Huadian Gansu Energy Co., Ltd., Lanzhou, Gansu 730300

**Abstract：** The power generation forecasting method for photovoltaic power stations based on real-time IV testing predicts power generation by analyzing the current-voltage characteristic curves (IV curves) of the modules, combined with environmental parameters (irradiance and temperature). Its core advantage lies in its ability to accurately assess the maximum output power of the modules under varying light and temperature conditions, thereby enhancing forecasting accuracy. Compared to traditional methods, the real-time IV testing-based power generation forecasting method for photovoltaic power stations offers significant advantages in terms of accuracy and adaptability. Traditional methods are heavily influenced by environmental factors, whereas real-time IV testing, through dynamic data collection and algorithm optimization, can more precisely predict fluctuations in power generation.

**Keywords：** real-time IV testing; photovoltaic power station; power generation forecasting method

光伏组件 IV 测试基于负载扫描法实现电流-电压特性曲线的实时采集，通过电子负载模块模拟不同负载条件，同步采集组件输出电流与电压数据，最终生成 IV 曲线并计算关键参数。

### 一、基于实时 IV 测试原理与数据采集

IV 测试仪通过电压扫描与电流同步测量技术，结合高精度传感器与自动化控制，实现光伏板或半导体器件的电流-电压特性曲线（IV 曲线）的精准测量。其核心原理包括：光电效应与电路测量结合：光伏板在光照下产生光生电流，测试仪通过施加外部电压（从 0V 到开路电压  $V_{oc}$ ），同步记录每个电压点的电流值，利用高精度电流传感器（如电流放大器+测量电阻）捕捉微小电流变化。负载扫描法：通过电子负载模块对组件施加连续可变负载，采集电流-电压数据并拟合生成 IV 曲线，关键参数包括短路电流（ $I_{sc}$ ）、开路电压（ $V_{oc}$ ）、最大功率点（ $P_{max}$ ）及填充因子（FF）。数据采集流程与技术特点，自动化扫描：测试仪

通过电子负载逐步调整电压，同步采集电流数据，确保曲线平滑性与参数准确性。环境参数修正：部分仪器集成辐照度与温度传感器，将数据修正至标准测试条件（STC：1000W/m<sup>2</sup>、25°C、AM1.5 光谱）。高精度测量：采用欧姆定律与半导体物理特性，通过可控电压信号（直流/交流/脉冲）实时记录电流-电压关系，适用于二极管等器件的 IV 特性分析。应用与设备示例，便携式 IV 测试仪（如水境 SJ-IV2）：支持单块组件/组串的快速检测，一键导出数据，配备高压隔离电源与修正模型数据库，适用于户外复杂场景。半导体测试：IV 自动曲线量测仪通过脉冲电压测试，捕捉器件的反向击穿特性等关键参数，为半导体产业提供战略决策支持。

## 二、实时 IV 测试的预测方法与传统预测方法的对比

1. 理论基础与数据来源, 实时 IV 测试: 基于光伏组件的电流-电压 ( $I-V$ ) 特性曲线, 通过负载扫描法直接采集组件的短路电流 ( $I_{sc}$ )、开路电压 ( $V_{oc}$ )、最大功率点 ( $P_{max}$ ) 等参数, 结合辐照度和温度等环境数据, 动态修正发电量预测模型。其数据来源于实际组件的实时性能表现, 避免了理论假设的误差。传统方法: 依赖数值天气预报和统计模型, 通过历史发电数据或物理模型 (如组件标称功率、理论转换效率) 推算发电量。例如, 部分方法假设辐照量符合正态分布, 但实际测试显示其与理论高斯分布曲线偏差显著 (误差达 32.3%)。

2. 预测精度与误差, 实时 IV 测试: 通过高精度传感器 (电流测量误差  $\leq \pm 0.5\%$ , 电压  $\leq \pm 0.2\%$ ) 和动态修正模型, 可精准定位组件隐裂、热斑等故障, 预测误差显著降低。例如, 某案例中实测日发电量 ( $0.515\text{Kw} \cdot \text{h}$ ) 与理论值 ( $0.761\text{Kw} \cdot \text{h}$ ) 的误差由 32.3% 缩小至可控范围。传统方法: 受限于气象预测的准确性和组件性能的静态假设, 多云或阴雨天气下均方根误差可达 5%~24%, 且无法实时反映组件衰减或遮挡问题。

3. 适用场景与运维价值, 实时 IV 测试: 适用于新建电站或运维阶段, 无需历史数据支持, 可快速诊断组件性能衰减 (如填充因子 FF 下降)。便携式设备 (如 SJ-IV2) 支持现场检测, 提升运维效率。传统方法: 更依赖长期历史数据, 适合已稳定运行一年的电站, 但对突发天气变化 (如云层遮挡) 响应滞后。技术发展趋势, 混合方法: 结合物理模型与实时 IV 测试数据, 通过统计校正进一步提升预测精度, 尤其适用于辐照和温度监测完善的新建电站<sup>[1]</sup>。智能分析: 高端 IV 测试仪集成云端数据同步功能, 生成动态性能报告, 推动预测模型从“静态计算”向“动态优化”演进。实时 IV 测试通过直接捕捉组件实际性能, 解决了传统方法因理论假设和气象误差导致的预测偏差问题, 尤其在故障诊断和短期预测中优势显著。而传统方法在数据积累充足时仍具成本优势, 未来两者融合或成为主流方向。

## 三、预测模型构建流程

1. 数据预处理: 实时 IV 测试的光伏电站发电量预测模型构建流程中, 数据预处理是关键环节, 需结合 IV 曲线特性与环境参数进行多维度处理。数据采集与清洗, IV 曲线数据获取: 通过 IV 测试仪采集组件的短路电流 ( $I_{sc}$ )、开路电压 ( $V_{oc}$ )、最大功率点 ( $P_{max}$ ) 等参数, 测试速度需  $\leq 2$  秒以保证实时性, 电流/电压测量精度应  $\leq \pm 0.5\%$ 。环境参数同步记录: 需同步采集辐照度 (精度  $\leq \pm 5\%$ ) 和组件温度 (精度  $\leq \pm 1^\circ\text{C}$ ), 用于数据标准化修正。异常值剔除: 通过  $3\sigma$  原则或箱线图分析识别因阴影、热斑等导致的异常 IV 曲线, 例如填充因子 (FF) 显著低于 75% 的数据需标记。数据标准化与特征提取, STC 条件转换: 将实测数据修正至标准测试条件 (STC:  $1000\text{W}/\text{m}^2$ 、 $25^\circ\text{C}$ 、AM1.5 光谱), 消除环境波动影响。特征工程: 从 IV 曲线提取关键特征, 包括: 动态参数:  $I_{sc}$ 、 $V_{oc}$ 、 $P_{max}$ 、FF 及曲线斜率变化率; 形态特征:

曲线台阶、拐点等异常形态, 用于诊断隐裂或二极管故障。数据融合与增强, 多源数据对齐: 将 IV 测试数据与气象站辐照度、温度数据时间戳对齐, 采用线性插值处理采样频率差异。生成衍生特征: 如计算性能比 ( $PR = \text{实际功率} / \text{理论功率}$ )、温度修正系数 (温度每升高  $1^\circ\text{C}$ ,  $V_{oc}$  下降 2~3mV)。数据划分与验证, 时序分割: 按 7:2:1 划分训练集、验证集和测试集, 确保季节性分布均衡 (夏季高辐照与冬季低辐照数据均需覆盖)。

2. 故障诊断: 基于 IV 曲线测试的光伏发电量预测与故障诊断需融合实时数据采集、环境参数修正及智能算法分析, 其核心流程如下: 数据采集与 IV 曲线生成, 通过 IV 曲线测试仪对光伏组件进行动态负载扫描, 采集电流-电压数据并生成 IV 特性曲线。测试仪需同步记录辐照度 ( $100\sim 2000\text{W}/\text{m}^2$ ) 和组件温度 ( $-20\sim 80^\circ\text{C}$ ), 数据精度要求: 电流  $\leq \pm 0.5\%$ 、电压  $\leq \pm 0.2\%$ 、辐照度  $\leq \pm 5\%$ 、温度  $\leq \pm 1^\circ\text{C}$ 。关键参数提取与标准化, 从 IV 曲线中提取短路电流 ( $I_{sc}$ )、开路电压 ( $V_{oc}$ )、最大功率点 ( $P_{max}$ ) 及填充因子 (FF) 等参数, 并修正至标准测试条件 (STC: 辐照度  $1000\text{W}/\text{m}^2$ 、温度  $25^\circ\text{C}$ )。例如, 温度每升高  $1^\circ\text{C}$ ,  $V_{oc}$  下降 2~3mV, 需通过温度传感器实时校准。预测模型构建, 输入特征: 结合 IV 参数、环境数据 (辐照度、温度、湿度) 及历史发电量数据。算法选择: 采用混合模型 (如 TDE-SO-AWM-GRU), 通过时变数据增强 (TDE) 提升特征表现力, 蛇优化算法 (SO) 优化超参数, 自适应权重模块 (AWM) 动态调整输入权重。训练与验证: 利用光伏电站历史数据训练模型, 并通过滚动预测 (如 15 分钟更新) 验证精度。故障诊断与预测性维护, 异常检测: 对比实测 IV 曲线与标准曲线, 识别隐裂 ( $I_{sc}$  下降)、热斑 (FF 降低) 或串联电路故障 ( $V_{oc}$  异常)。智能运维: 集成专家系统或机器学习算法, 结合 IV 测试数据与物联网传感器, 实现故障定位与维护建议生成。系统集成与优化, 将模型嵌入光伏电站智能运维平台, 支持边缘计算实时处理, 并通过云计算优化长期预测策略。技术挑战与趋势, 数据质量: 需高精度传感器减少环境干扰。算法泛化: 适应不同组件类型与气候条件。实时性: 提升测试速度 (单次  $\leq 2$  秒) 以支持大规模电站巡检。通过上述流程, IV 测试数据可精准支撑发电量预测与故障诊断, 提升光伏电站运维效率。

3. 功率预测: 数据采集与预处理, IV 曲线实时测试, 通过 IV 测试仪采集组件的电流-电压特性曲线, 同步记录辐照度、温度等环境参数。测试需覆盖全工作电压范围 ( $0\sim V_{oc}$ ), 并确保数据采集频率与负载变化速率匹配, 避免曲线失真。数据清洗与修正, 对异常数据 (如飞鸟遮挡、云层干扰) 采用 KNN 插值法处理, 并将测试数据修正至标准测试条件 (STC: 辐照度  $1000\text{W}/\text{m}^2$ 、温度  $25^\circ\text{C}$ )。特征工程与模型输入, 关键参数提取, 从 IV 曲线中提取短路电流 ( $I_{sc}$ )、开路电压 ( $V_{oc}$ )、最大功率点 ( $P_{max}$ ) 及填充因子 (FF) 等核心指标。时序特征增强, 结合辐照度、温度、湿度等气象数据的时序性, 通过时变数据增强 (TDE) 技术重构输入矩阵, 提升模型对非线性特征的捕捉能力。预测模型构建, 混合模型选择, 物理模型: 基于组件物理特性 (如电池板效率、逆变器转换损耗) 建立基础预测框架。统计

模型：采用 LSTM、GRU 等时序模型学习历史数据规律，或通过 XGBoost 等集成算法优化特征权重。动态优化，引入蛇优化算法（SO）调整模型超参数，结合自适应权重模块（AWM）动态分配气象参数与 IV 特征的预测权重。验证与部署，误差分析，对比传统理论预测（如高斯分布模型）与实时 IV 测试结果，验证模型误差（如某案例中误差从 32.3% 降至 5% 以下）。系统集成，将模型嵌入光伏电站功率预测系统，通过气象数据处理服务器实时接收 IV 测试数据，并输出短期（0~24h）及超短期（0~4h）发电量预测。技术优势，高精度：实时 IV 测试直接反映组件实际状态，避免传统理论模型因环境波动导致的偏差。适应性：混合模型兼顾物理可解释性与数据驱动优势，适用于新建及存量电站。

## 四、应用场景与局限性

1. 应用场景。电站运维与故障诊断，通过实时 IV 曲线测试，可快速定位组件隐裂、热斑、功率衰减等故障，结合发电量预测模型，优化运维策略。例如，便携式 IV 测试仪可在 1~2 天内完成 1MW 电站的检测，显著提升效率。生产质量控制，在组件生产环节，IV 测试用于筛选合格产品，确保性能符合标准。通过实时数据与预测模型联动，可动态调整生产工艺<sup>[2]</sup>。项目前期评估与验收，测试不同型号组件的 IV 特性曲线，结合发电量预测模型，评估项目经济性，并为验收提供量化依据。智能电网调度，短期发电量预测（0~24 小时）依赖 IV 测试数据修正模型，辅助电网平衡光伏波动性，降低备用成本。

2. 局限性。环境依赖性，IV 测试需同步采集辐照度、温度等参数，但户外环境波动可能导致数据偏差，需通过 STC（标准测试条件）修正。设备精度限制，低精度测试仪（电流误差  $> \pm 0.5\%$ ）会影响预测模型输入数据的可靠性，尤其对高效组件的细微衰减难以捕捉。实时性挑战，超短期预测（0~4 小时）需高

频 IV 数据更新，但大规模电站的逐组件测试耗时较长，可能无法满足分钟级调度需求。模型适配性，物理方法（如基于组件参数的模型）对新建电站适用，但统计方法（如神经网络）需历史数据支持，两者混合应用时可能面临校准复杂度。

## 五、技术演进方向

1. IV 测试数据驱动预测模型升级。动态参数修正：通过 IV 曲线测试仪实时采集组件的短路电流（ $I_{sc}$ ）、开路电压（ $V_{oc}$ ）及最大功率点参数（ $P_{max}$ ），结合辐照度与温度传感器数据，构建动态修正模型，将预测误差从传统方法的 3%~11% 降低至 1%~3%。故障特征嵌入：利用 IV 曲线形态诊断隐裂、热斑等故障，通过神经网络将异常特征量化为预测模型的衰减因子，提升长期预测精度。

2. 混合预测算法的创新应用，物理-统计混合模型：基于 IV 测试的物理参数（如填充因子 FF）建立基础模型，再通过历史发电数据采用布谷鸟算法或果蝇优化算法（FOA）进行动态校正，适用于新建电站的快速建模。小波神经网络融合：结合 IV 曲线的时序波动特性，采用小波分解提取特征频段，优化 RBFNN 等神经网络的结构，解决传统方法在阴雨天气下的局部最小问题。

3. 边缘计算与实时性提升。便携式设备集成：如 SJ-IV2 测试仪通过一体式封装技术实现现场 IV 数据采集，结合边缘计算模块实现 15 分钟级超短期预测滚动更新。高压隔离电源设计：保障测试仪在复杂电网环境下的稳定性，为预测系统提供高精度实时数据源。

总之，未来技术将进一步聚焦 IV 测试与 AI 算法的深度耦合，例如通过生成对抗网络（GAN）模拟极端天气下的 IV 曲线变异，提升预测鲁棒性。

## 参考文献

[1] 张华, 基于实时 IV 测试的光伏电站发电量预测方法探讨 [J]. 太阳能. 2011, (1):39-40

[2] 李浩宇, 关于实时 IV 测试的光伏电站发电量预测方法分析 [J]. 气候变化研究进展. 2011, (2):26-27.