

# 基于运行数据的风电机组发电性能 画像建模及评价方法

杨伟新<sup>1</sup>, 张扬帆<sup>1</sup>, 沈欣宴<sup>2</sup>, 沈小军<sup>2</sup>

(1.国网冀北电力有限公司电力科学研究院(华北电力科学研究院有限责任公司), 北京 100045; 2.同济大学电气工程系, 上海 200092)

**摘要:** 针对风电机组性能下降的问题, 构建一套客观、全面、准确的风电机组发电性能动态建模方法, 对于设备运行工况辨识、运维检修、并网性能评估等意义重大。文章建立了风电机组发电性能画像建模框架, 基于风资源特性、出力特性和运行特性3类准则建立风电机组发电性能层次化“输入-输出”指标体系; 利用模糊层次聚类分析法和融合数据特征法构建多指标主、客观组合赋权方案, 构建机组发电性能的绝对性能评价模型; 利用数据包络分析法构建风电机组相对发电性能标尺评价模型, 表征机组的运行效率; 引入信息熵和时间度计算动态时序加权矩阵, 实现风电机组绝对性能与相对性能的动态评价, 分析其运行工况和演化趋势。某风电场风电机组运行数据案例验证了文章提出的体系的有效性和合理性。

**关键词:** 风电机组; 发电性能; 运行数据; 建模评价

**中图分类号:** TK81 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5292(2025)05-0646-08

## 0 引言

在“双碳”目标的推动下, 我国风电装机容量持续增长, 已经多年领跑全球<sup>[1]</sup>。然而, 风电机组的实际运行环境复杂, 影响因素众多, 不同投运年份、不同容量、不同地理位置的机组性能均存在差异<sup>[2]</sup>。开展风电机组的性能评估工作不仅能为业主提供价值信息, 同时也为电网调度制定发电计划提供重要参考。

目前, 基于运行数据对风电机组的性能进行评估已开展了大量研究<sup>[3]</sup>。一类是面向业主检修的风电机组部件性能评估, 如文献[4]利用高斯过程回归评估了机组部件性能。文献[5]基于自动编码器对风电机组的叶片状态进行了监测评估。文献[6]对风电机组的振动信号进行特征提取, 从而完成对齿轮箱的状态性能评估。另一类是面向电网调度的风电机组发电性能评估, 如文献[7]通过风电机组的风速-功率曲线波动性对风电机组的发电性能进行刻画。文献[8]设计了一种评价指标, 实现了对日拟合功率曲线的评级。文献[9]以正常运行数据构建马氏参考空间, 以参考空间的相对位置对机组的发电性能进行评价。

在风电机组发电性能评估的现有研究中, 已经建立了不少评价指标, 同时也采用了多种评价方法, 但是还存在以下缺陷: 一是指标体系系统性不足, 大部分指标只考虑了风电机组的输出特性, 却忽略了不同机组风资源特性的差异, 若只考虑风电机组的输出特性, 则有失评价的客观性与全面性; 二是评价策略动态性较弱, 大多数评价方法只针对一个时间窗口的运行数据, 此类方法只能计算一个周期内风电机组的发电性能, 却忽视了历史评价周期对当前评价周期的影响, 评价结果局限在某一时间段, 时间覆盖性不足。

本文在现有研究的基础上, 针对以上两种缺陷对风电机组发电性能的画像建模展开研究。首先, 介绍了风电机组发电性能画像建模方法的框架, 并围绕风资源特性、出力特性和运行特性3类准则构建描述风电机组发电性能的基本评价指标体系以及量化计算方法; 利用主观经验与客观数理模型构建多准则组合赋权优选方案, 以绝对发电性能揭示机组的实际运行状态; 构建基于数据包络分析算法的风电机组相对发电性能标尺排序模型, 以提升发电性能评价的客观性; 为

收稿日期: 2024-01-24。

基金项目: 国家电网科技项目(52018K220016)。

作者简介: 杨伟新(1987-), 男, 正高级工程师, 研究方向为新能源发电及并网技术。E-mail: 18510511136@163.com

通信作者: 沈小军(1979-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为新能源高效利用与储能技术。E-mail: xjshen79@163.com

实现多周期动态滚动评估,引入“信息熵”和“时间度”的概念计算动态时序加权矩阵;最后,以区域风电机组为研究对象,实现风电机组多准则横向、纵向以及相对量、绝对量的动态评价,旨在准确、客观、全面地量化描述风电机组的发电性能,为决策者对风电场运检工作计划的制定提供理论参考。

### 1 风电机组发电性能画像建模框架

风电机组的发电性能涉及多方面的性能参数和质量评估,难以通过单一静态指标对机组发电性能进行刻画,因此对评价方法的客观性、系统性、动态性具有较高要求。本文以“指标-融合-滚动”的画像建模方法对风电机组的发电性能进行系统全面的评估。指标体系作为画像的核心,直接关系画像建模的全面性与客观性。本文从能量传递输入、输出以及运行水平出发,构建机组的发电性能表征体系。不同于单一考虑机组的输出性能,风资源特性被纳入输入指标进行建模量化评价,有效解决了输入特性考虑不充分的问题。融合是指将零散的指标整合成直观的画像结果,本文采用绝对性能直观揭示机组的实际运行状态,采用相对性能表征机组的相对效率,从而完成指标体系的融合。在绝对性能评价中,结合专家经验与数学模型,提出主客观权重融合赋权方法,以此进行绝对性能的计算;在相对性能评价中,采用数据包络分析法,建立机组的标尺排序模型。滚动体现的是画像的动态特性,本文引入信息熵与时间度的概念对窗口评价结果进行动态时序加权,综合考虑历史评价对当前评价周期的影响,有效解决了时间局限性的问题。风电机组的发电性能画像建模框架如图 1 所示。

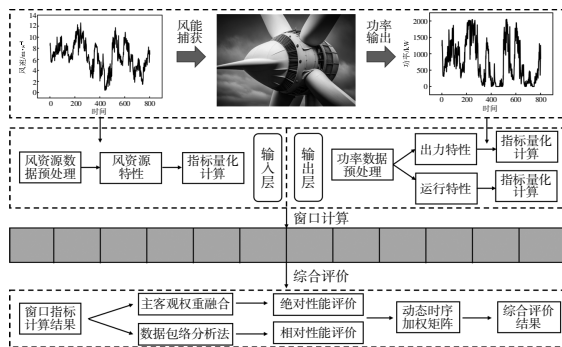


图 1 风电机组发电性能描述框架

Fig.1 The framework for describing the quality of wind turbine generation performance

## 2 风电机组发电性能评价指标体系

### 2.1 机组风资源特性评价指标

若仅将产出作为评价的依据,则忽略了风资源差异所造成的发电性能差异。为避免上述现象,本文从风速的分布特征与变化特征两个维度构建指标,对风电机组的风资源进行评价。其中,平均风速( $v_{avg}$ )、有效风速概率( $\epsilon_{ESP}$ )、优质风速概率( $\epsilon_{QSP}$ )用以量化风资源的分布特征,风速标准差( $\epsilon_{WSD}$ )、风速大幅变化概率( $\epsilon_{PCS}$ )用以描述风资源的稳定程度。

$$v_{avg} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i \quad (1)$$

$$\epsilon_{ESP} = \frac{\sum t_e}{T_{total}} \quad (2)$$

$$\epsilon_{QSP} = \frac{\sum t_q}{T_{total}} \quad (3)$$

$$\epsilon_{WSD} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (v_i - v_{avg})^2} \quad (4)$$

$$S_{i,eq} = \begin{cases} 1, & v_{i+1} - v_i \geq v_{th} \\ 0, & v_{i+1} - v_i < v_{th} \end{cases} \quad (5)$$

$$\epsilon_{PCS} = \frac{\sum_{i=1}^{N-1} S_{i,eq}}{N-1}$$

式中: $v_i$ 为*i*时刻的风速; $N$ 为采样点的个数; $t_e$ 为风速处于切入风速与切出风速之间的时间; $T_{total}$ 为采样总时长; $t_q$ 为风速处于优质风速区间的时间; $S_{i,eq}$ 为*i*时刻的风能变化水平; $v_{th}$ 为风能极端变化的阈值。

### 2.2 机组出力特性评价指标

波动性、随机性、间歇性是风电机组出力的典型特性。波动性是指在风速的不稳定作用下,机组功率不能保持在一个稳定水平,本文以功率波动率( $\epsilon_{PFR}$ )对出力波动性进行刻画;随机性是指无法对机组的功率输出进行准确预计,本文以发电可信度( $\epsilon_{PGC}$ )对出力随机性进行刻画;间歇性是指风电机组的有功输出处在发电与停机的转换过程中,本文以启停频次( $\epsilon_{SSF}$ )对风机的出力间歇性进行刻画。

$$\epsilon_{PFR} = \frac{\sum_{i=1}^N (P_i - P_{avg})}{P_N \cdot N} \quad (6)$$

$$m_{i,eq} = \begin{cases} 1, & P_i \in [P_{j,1}, P_{j,u}] \\ 0, & P_i \notin [P_{j,1}, P_{j,u}] \end{cases} \quad (7)$$

$$\varepsilon_{\text{PCC}} = \frac{\sum_{i=1}^N m_{i,\text{eq}}}{N} \quad (8)$$

$$\begin{cases} n_i = \begin{cases} 1, & P_i \neq 0 \\ 0, & P_i = 0 \end{cases} \\ \varepsilon_{\text{SSF}} = \sum_{i=1}^{N-1} |n_{i+1} - n_i| \end{cases} \quad (9)$$

式中： $P_i$  为风电机组  $i$  时刻输出的有功功率； $P_{\text{avg}}$  为风电机组的平均有功功率； $P_N$  为风电机组的额定输出功率； $m_{i,\text{eq}}$  为风电机组  $i$  时刻输出的可信水平； $P_{j,l}, P_{j,u}$  分别为第  $j$  个风速区间的可信功率上、下限； $n_i$  为风电机组  $i$  时刻的发电状态，发电状态标记为 1，非发电状态标记为 0。

### 2.3 机组运行特性评价指标

机组的运行特性是指机组在一段时间内的运行水平，包括机组的时间利用水平、电力产出水平以及风能利用程度等。本文采用时间利用率 ( $\varepsilon_{\text{TUR}}$ )、发电容量可信度 ( $\varepsilon_{\text{GCC}}$ ) 以及风速跟踪能力 ( $\varepsilon_{\text{WTC}}$ ) 3 个指标对以上属性进行刻画。3 个指标的具体量化规则为

$$\varepsilon_{\text{TUR}} = \frac{\sum t_g}{T_{\text{total}}} \quad (10)$$

$$\varepsilon_{\text{GCC}} = \frac{W_g}{P_N T_{\text{total}}} \quad (11)$$

$$\begin{cases} C_{vj} = \frac{\sqrt{\frac{1}{N(j)-1} \sum_{i=1}^{N(j)} \left[ v_{i,j} - \frac{1}{N(j)} \sum_{i=1}^{N(j)} v_{i,j} \right]^2}}{\frac{1}{N(j)} \sum_{i=1}^{N(j)} v_{i,j}} \\ C_{pj} = \frac{\sqrt{\frac{1}{N(j)-1} \sum_{i=1}^{N(j)} \left[ p_{i,j} - \frac{1}{N(j)} \sum_{i=1}^{N(j)} p_{i,j} \right]^2}}{\frac{1}{N(j)} \sum_{i=1}^{N(j)} p_{i,j}} \\ \varepsilon_{\text{WTC}} = \text{corrcoef}(C_{vj}, C_{pj}) \end{cases} \quad (12)$$

式中： $t_g$  为风电机组的发电时长； $W_g$  为采样周期内风机所发出的可用电量； $v_{i,j}$  为第  $j$  个风速区间的风速采样值； $p_{i,j}$  为第  $j$  个风速区间的功率采样值； $N(j)$  为第  $j$  个风速区间采样点的个数； $C_{vj}$  为第  $j$  个风速区间的风速变异系数； $C_{pj}$  为第  $j$  个风速区间的有功输出变异系数。

### 2.4 评价指标归纳及其标准化

由于构建指标的物理含义不同、量纲不同，难以通过指标数值直接反映风电机组的发电性能，因此须要对指标进行规范化处理。所建指标分为两类，一类是正向指标，即指标值越大评价结果越好，另一类是负向指标，即指标值越大评价结果越差。两类指标的标准化方法分别为

$$\varepsilon_i(j) = \frac{\max_i \varepsilon_i^0(j) - \varepsilon_i^0(j)}{\max_i \varepsilon_i^0(j) - \min_i \varepsilon_i^0(j)} \quad (13)$$

$$\varepsilon_i(j) = \frac{\varepsilon_i^0(j) - \min_i \varepsilon_i^0(j)}{\max_i \varepsilon_i^0(j) - \min_i \varepsilon_i^0(j)} \quad (14)$$

式中： $\varepsilon_i(j)$  为风电机组  $j$  的第  $i$  类指标的标准化值； $\varepsilon_i^0(j)$  为风电机组  $j$  的第  $i$  类指标的评价值。

所有指标的整理与分类如表 1 所示。

## 3 风电机组发电性能动态评价模型

### 3.1 基于主、客观权重融合赋权的绝对性能评价方法

绝对性能评价方法是将指标计算结果利用权重进行融合得出最终评价结果，若融合过程只采用主观评价法，则评价结果易受专家主观意愿影响；若只采用客观评价法，则过于依赖数学模型，缺少历史经验的引导。因此，本文采用模糊层次聚类法与融合数据特征法相结合的主、客观赋权法，既能体现专家历史经验的作用，又能考虑事物发

表 1 评价指标体系汇总

Table 1 Summary of the evaluation indicator system

指标属性	指标名称	指标类型	指标意义
风资源特性	平均风速	正向	表征采样周期内机组周围的平均风力大小
	有效风速概率	正向	表征采样周期内风速处于切入、切出风速之间的时间占比
	优质风速概率	正向	表征采样周期内风速处于优质风速区间的时间占比
	风速标准差	负向	表征采样周期内风速的波动大小
	风速大幅变化概率	负向	表征采样周期内相邻风速大幅变化的占比
出力特性	功率波动率	负向	表征采样周期内有功功率的波动程度
	发电可信度	正向	表征采样周期内有功输出落在可信区间的占比
	启停频次	负向	表征采样周期内风机的启动与停机次数

续表 1

指标属性	指标名称	指标类型	指标意义
运行特性	时间利用率	正向	表征采样周期内风机运行时间占比
	发电容量可信度	正向	表征采样周期内单位时间所发电量的可信水平
	风速跟踪能力	正向	表征采样周期内机组的风速跟踪水平

展的客观事实规律。

### 3.1.1 基于模糊层次聚类的主观赋权法

模糊层次分析法将模糊数学的概念引入层次分析法,是一种有效的多指标权重分配方法。设模糊互补矩阵  $F=(f_{ij})_{n \times n}$  ( $f_{ij} \in [0, 1]$ ),  $f_{ij}$  采用 0.1~0.9 给予数量标度,数量标度采用文献[10]标准。

假定风电机组发电性能指标权重分配由  $N$  个专家完成,设专家决策权重向量  $\{U_1, U_2, \dots, U_Z, \dots, U_N\}$ ,  $U_Z$  表示第  $Z$  个专家对指标的权重决策向量,  $u_{zi}$  为  $U_Z$  的元素,表示专家  $Z$  对指标  $i$  的权重决策结果,由文献[10]可推理得出风电机组各指标权重为

$$u_{zi} = \frac{\alpha \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n f_{ij}}{\sum_{k=1}^n \alpha \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n f_{kj}}, i=1, 2, \dots, n \quad (15)$$

式中:  $n$  为指标数量;  $\alpha$  为决策者的分辨能力。

由于不同专家可能在针对同一对象的决策过程中产生差异,为了综合多个专家的决策结果,须建立一个统一的决策权重向量,以此降低决策的主观性。本文引入 K-means 聚类算法,首先确定权重决策向量的聚类数  $k$ ,将所有专家的权重决策向量进行聚类,得到  $k$  个聚类的中心值  $\{p_1, p_2, \dots, p_k\}$ 。假设聚类中心  $p_i$  的类别包含决策向量数量为  $n_i$  个,则利用该类别向量数量与向量总数的比值作为该类向量的权重  $\eta_i$ 。

$$\eta_i = \frac{n_i}{\sum_{q=1}^k n_q} \quad (16)$$

由此得到指标  $i$  的主观权重向量为

$$\omega_{\text{sub},i} = \sum_{l=1}^k \eta_l p_l \quad (17)$$

聚类数  $k$  对后续的结果具有一定影响,轮廓系数是度量聚类结果好坏的常用指标,本文采用遍历算法计算不同聚类数的轮廓系数以此来确定最佳聚类数。

### 3.1.2 基于多特征参数的客观赋权法

客观赋权法依据指标的多元统计特征参数确定,本文同时考虑了指标的标准差、熵值和皮尔逊相关系数 3 种特征参数,分别体现指标间的对比程度、离散程度和冲突程度<sup>[11]</sup>。

假定风电机组  $j$  标准化后的指标为  $\varepsilon_1(j), \varepsilon_2(j), \dots, \varepsilon_n(j)$ 。经过  $m$  个周期计算得到评价指标矩阵  $\varepsilon_{m \times n}, \varepsilon_{li}$  表示指标  $i$  第  $l$  次计算得到数值。则该指标的客观权重为

$$\omega_{\text{ob},i} = \frac{(\sigma_i - E_i) \sum_{j=1}^n (1 - \text{COR}_{ij})}{\sum_{p=1}^n (\sigma_p - E_p) \sum_{j=1}^n (1 - \text{COR}_{pj})} \quad (18)$$

式中:  $E_i$  为指标  $\varepsilon_i$  的熵值;  $\sigma_i$  为指标  $\varepsilon_i$  标准差;  $\text{COR}_{pj}$  为指标  $\varepsilon_p$  与指标  $\varepsilon_j$  的皮尔逊系数。

### 3.1.3 基于矩阵估计理论的组合赋权法

为融合上述主观权重和客观权重,本文基于矩阵估计理论计算组合权重。

$$\left\{ \begin{aligned} \omega_i &= \frac{\alpha_i \omega_{\text{sub},i} + \beta_i \omega_{\text{ob},i}}{\sum_{l=1}^n (\alpha_l \omega_{\text{sub},l} + \beta_l \omega_{\text{ob},l})} \\ \alpha_i &= \frac{\omega_{\text{sub},i}}{\omega_{\text{sub},i} + \omega_{\text{ob},i}} \\ \beta_i &= \frac{\omega_{\text{ob},i}}{\omega_{\text{sub},i} + \omega_{\text{ob},i}} \end{aligned} \right. \quad (19)$$

式中:  $\omega_i$  为指标  $i$  的组合权重;  $\alpha_i, \beta_i$  分别为主观权重和客观权重相对于指标  $i$  的重要程度。

### 3.2 基于数据包络分析的相对性能评价方法

相对性能评价方法是利用数据包络分析(DEA)对众多的决策单元(DMU)进行相对标尺排序。本文的 DMU 即为风电机组发电性能,以“输入层”与“输出层”的权重为变量,以输出-输入比值最大化为目标函数,计算出所有风电机组的有效发电性能沿面,从而以 DEA 效率对参评风电机组进行相对标尺排序<sup>[12]</sup>。

CCR 模型为评价对象标尺排序的 DEA 经典模型。假设有  $h$  台风电机组同时进行评价,第  $j$  台风电机组的原始输入指标和输出指标分别为

$\varepsilon_{in}^0(j) = [\varepsilon_{1,in}^0(j), \varepsilon_{2,in}^0(j), \dots, \varepsilon_{s,in}^0(j)]^T > 0$  和  $\varepsilon_{out}^0(j) = [\varepsilon_{1,out}^0(j), \varepsilon_{2,out}^0(j), \dots, \varepsilon_{z,out}^0(j)]^T > 0, j=1, 2, \dots, h$ , 即每台风电机组发电性能有  $s$  个输入指标和  $z$  个输出指标。设  $v_i$  为第  $i$  个输入指标的权系数变量,  $f_r$  为第  $r$  个输出指标的权系数变量, 定义输出量与输入量之比为风电机组在第  $t$  个评价周期的相对发电效率指数。

$$\theta_t(j) = \frac{\sum_{r=1}^z f_r \varepsilon_{r,out}(j)}{\sum_{i=1}^s v_i \varepsilon_{i,in}(j)} \quad (20)$$

以第  $j_0$  台机组的发电效率指数为目标, 所有机组的发电效率指数的上、下边界为约束, 构建机组发电性能 CCR 模型[式(21)], 其中  $\theta_t(j_0)$  越接近 1, 表明该机组发电性能越好。

$$\begin{cases} \max \theta_t(j_0) = \frac{\sum_{r=1}^z f_r \varepsilon_{r,out}(j_0)}{\sum_{i=1}^s v_i \varepsilon_{i,in}(j_0)} \\ \text{s.t. } 0 \leq \frac{\sum_{r=1}^z f_r \varepsilon_{r,out}(j)}{\sum_{i=1}^s v_i \varepsilon_{i,in}(j)} \leq 1 \\ V = [v_1, v_2, \dots, v_s] \\ F = [f_1, f_2, \dots, f_z] \end{cases} \quad (21)$$

### 3.3 动态时序加权方法

为实现风电机组发电性能的多周期动态滚动评价, 本文引入“信息熵”和“时间度”<sup>[13]</sup>的概念, 并由此计算动态加权向量。将每个评价周期内风电机组发电性能赋予对应动态权重, 以此建立风电机组发电性能的动态滚动评价模型。

动态加权向量矩阵和时间度  $\beta$  的计算方法为

$$\begin{cases} I = - \sum_{t=1}^T \tau_t \ln \tau_t \\ \sum_{t=1}^T \tau_t = 1 \\ \beta = \sum_{t=1}^T \frac{T-t}{T-1} \tau_t \end{cases} \quad (22)$$

式中:  $\tau = [\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_T]$  为动态加权向量, 反映不同评价周期评价结果对动态评估的贡献差异性,  $\tau_t \in [0, 1]$ ;  $I$  为动态加权向量的信息熵, 熵值越小,

表示所包含的信息量越大;  $\beta \in [0, 1]$ , 其值越小, 表示对近期的评价数据越重视<sup>[10]</sup>。

本文采用内点法求解动态加权向量。

$$\begin{cases} \max \left( -\tau_t \sum_{t=1}^T \ln \tau_t \right) \\ \text{s.t. } \beta = \sum_{t=1}^T \frac{T-t}{T-1} \tau_t \\ \sum_{t=1}^T \tau_t = 1 \\ t = 1, 2, \dots, T \end{cases} \quad (23)$$

## 4 算例分析

### 4.1 数据集

实验数据来源于我国某风电场风电机组实际运行数据, 该风电场所有风电机组型号一致, 额定功率均为 2 000 kW, 额定风速、切入风速、切出风速分别为 11, 3 m/s 和 25 m/s。随机选取 2016 年 02 月 01 日-2017 年 01 月 31 日共计 12 个月 6 台机组的测量数据, 分别对应于 #3, #4, #8, #9, #11, #12 机组, 机组拓扑结构见图 2。

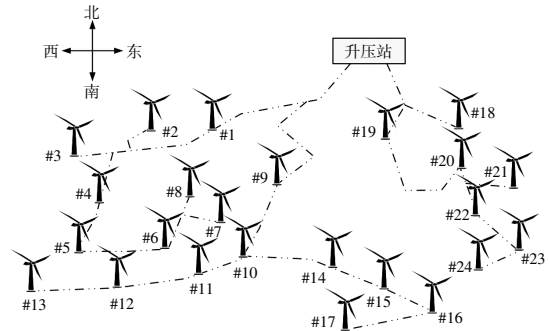


图 2 风电机组拓扑结构

Fig.2 Topology of wind turbines

数据的时间分辨率为 10 min, 绝对发电性能与相对发电性能的评价周期均选择 1 个月, 动态滚动评价风电机组在 12 个月内的发电性能。

### 4.2 权重分配

#### 4.2.1 主、客观权重融合结果

根据文中构建的输入、输出指标权重分配模型, 主观权重邀请 10 位专家对指标的相对重要程度进行打分, 形成模糊判断矩阵, 选取决策者的分辨能力  $\alpha=e$ , 由式(15)计算对应指标权重, 再利用式(16), (17)对多个专家的决策权重进行聚类分析, 得到统一主观决策向量。客观权重的分配融合了指标的熵值、相关性系数和标准差, 指标的计算次数  $m$  设置为 10, 由式(18)计算得到客观权重指

标、主、客观指标的融合由式(19)计算得到。融合主、客观因素的指标权重分配方案如表 2 所示。

表 2 指标权重综合分配方案  
Table 2 Distribution scheme of indicator

准则层		指标层			
准则	权重	指标	权重	指标	权重
风资源特性	1	平均风速	0.22	有效风速	0.23
		优质风速	0.18	概率	0.22
		概率			
		风速大幅变化概率	0.15		
出力特性	0.45	功率波动率	0.35	发电可信度	0.35
		启停频次	0.30		
运行特性	0.55	时间利用率	0.35	发电容量可信度	0.30
		风速跟踪能力	0.35		

4.2.2 动态时序加权向量计算

在  $\beta=0.40$  时,由式(23)计算动态时序加权向量,计算结果如表 3 所示。

表 3 动态时序加权向量分配方案  
Table 3 Distribution scheme of dynamic weights

月份	权重	月份	权重
2016-02	0.030 3	2016-09	0.100 7
2016-05	0.041 8	2016-12	0.140 2
2016-08	0.078 1	2016-04	0.036 6
2016-11	0.131 3	2016-07	0.060 3
2016-03	0.030 4	2016-10	0.112 5
2016-06	0.051 1	2017-01	0.186 7

4.3 评价结果及分析

本文以切入风速、切出风速为上、下界限定义有效风速区间,以 1 000 kW 所对应风速 8 m/s,以切入风速、切出风速为上、下界限定义优质风速区间,以 3 m/s 设定为风速大幅变化阈值,以 0.5 m/s 划分风速区间,发电可信功率上、下界限采用四分位法进行确定。为实现对风电机组发电性能的动态评价,采用上述指标权重和动态时序向量对层次化指标体系进行融合。

4.3.1 横向比较

结合主、客观融合权重与动态时序加权向量,6 台风电机组的输入指标和输出指标量化结果如图 3 所示。

定义风电机组绝对发电性能为

$$S_j = S_{out,j} / S_{in,j} \quad (24)$$

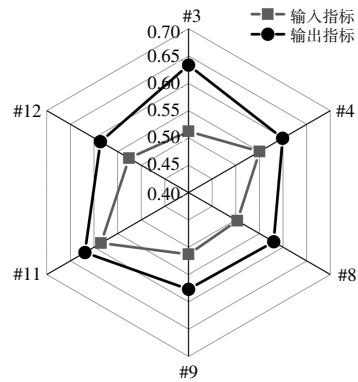


图 3 风电机组评价指标结果  
Fig.3 Results of wind turbine evaluation indicators

式中:  $S_j$  为  $j$  时刻的风电机组输出的绝对发电性能;  $S_{out,j}$  为输出指标加权量化结果;  $S_{in,j}$  为输入指标加权量化结果。

同时,将风电机组输入指标、输出指标的计算结果作为 CCR 模型的输入,可以得到 6 台机组的相对发电性能。6 台机组绝对发电性能与相对发电性能排序如图 4 所示。

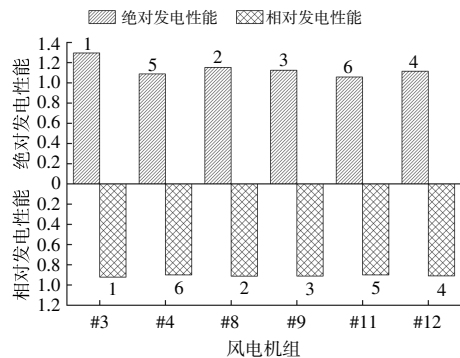


图 4 绝对发电性能与相对发电性能排序  
Fig.4 Absolute and relative performance ranking

由图 4 可知:绝对发电性能与相对发电性能的排序结果大致相同,且更加灵敏,同场站内最优发电性能风机与最差发电性能风机的绝对发电性能指标相差 18%;这 6 台风电机组的发电性能大致分为 3 个水平,在风能资源较差的输入条件下, #3 号机组输出性能指标最优,绝对发电性能处于 (1.2, 1.3),发电性能优秀; #8, #9, #12 机组绝对发电性能处于 (1.1, 1.2),发电性能良好; #4, #11 机组的全年输出性能指标均处于较高水准,然而,这 2 台机组的风资源水平位于前 2 名,却不能将优质的风资源转换为优质的输出,因此这 2 台机组的绝对发电性能处于 1.1 以下,表明这 2 台风电

机组运行工况不太理想, 可以结合对比数据制定后期维护计划。

#### 4.3.2 纵向比较

为研究风电机组在一年内发电性能的演化趋势, 本文以月份为单位对 6 台机组的发电性能展开分析。采用 6 台机组的平均发电性能作为研究对象, 其绝对发电性能与相对发电性能演化趋势如图 5 所示。

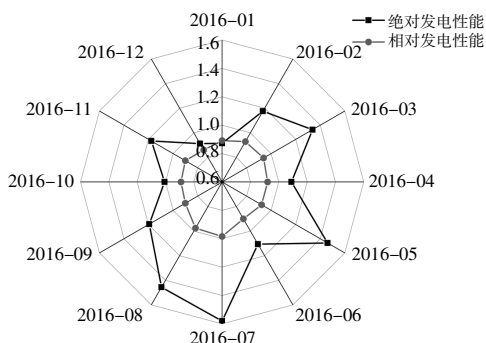


图 5 风电机组发电性能演化趋势

Fig.5 Trends in the evolution of wind turbine power generation performance

由图 5 可知, 机组发电性能的整体趋势为夏季较高、冬季较低, 最优月份与最差月份的绝对发电性能相差 44%。分析可知, 该风电场季风气候较为明显, 尤其是冬季, 机组覆雪、覆冰情况时有发生, 导致机组发电性能下降, 而在夏季, 气候环境相对温和, 外界对设备的干扰相对较小, 因此发电性能可以维持较高水准。

## 5 结论

本文对风电场风电机组发电性能评估展开研究, 提出了一种“指标-融合-滚动”风电机组发电性能画像建模方法, 并对我国某风电场风电机组运行工况评价进行了分析, 得到以下结论。

①本文所构建指标体系涵盖了风电机组实际运行维护所关注的核心问题, 综合考虑了风电机组的风资源特性、出力特性以及运行特性, 所构建的指标体系可基于实际运行数据进行计算, 弥补了传统专家打分方法指标过多、指标范围不全面等不足。多指标赋权方案融合了主观赋权和客观赋权方法的优点, 提升了模型的准确性和客观性, 评价结果能够准确、全面、客观地表征风电机组的实际发电性能。

②本文所构建的模型从风电机组的绝对发电性能和相对发电性能分别进行量化评价, 能够有

效揭示风电场内广域分布的风电机组运行工况及空间分布情况, 针对所研究的风电场, 场站内机组全年发电性能最大相差 18%, 受季候条件影响, 年内最优月份与最差月份发电性能相差 44%。

#### 参考文献:

- [1] 佚名. 中国风电产业发展报告 (2023)[J]. 电气时代, 2023(5): 14-19.
- [2] 林涛, 张丽, 蔡睿琪, 等. 基于改进果蝇算法优化支持向量机的风电机组性能评估[J]. 可再生能源, 2019, 37(1): 132-137.
- [3] Yang L, Zhang Z. Wind turbine gearbox failure detection based on SCADA data: A deep learning-based approach [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 70: 1-11.
- [4] 程诗雨, 刘航, 曾天生, 等. 基于 SCADA 参数关系的风电机组部件重要度分析[J]. 可再生能源, 2021, 39(10): 1335-1341.
- [5] Yang L, Zhang Z. A conditional convolutional autoencoder-based method for monitoring wind turbine blade breakages [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(9): 6390-6398.
- [6] He Q, Pang Y, Jiang G, et al. A spatial-temporal multiscale neural network approach for wind turbine fault diagnosis with imbalanced SCADA data [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(10): 6875-6884.
- [7] 霍娟, 唐贵基, 张穆勇, 等. 基于输出功率波动性的风电机组性能分析方法[J]. 可再生能源, 2015, 33(12): 1809-1815.
- [8] Hu Y, Xi Y H, Pan C Y, et al. Daily condition monitoring of grid-connected wind turbine via high-fidelity power curve and its comprehensive rating [J]. Renewable Energy, 2020, 146: 2095-2111.
- [9] Jin X H, Xu Z W, Qiao W. Condition monitoring of wind turbine generators using SCADA data analysis [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2021, 12(1): 202-210.
- [10] 李阳, 刘友波, 黄媛, 等. 配电网中长期动态规划投资的标尺激励评价方法[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(6): 95-102.
- [11] 王廷涛, 苗世洪, 张松岩, 等. 基于状态评估的多类型储能系统检修优化策略[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(10): 234-243.
- [12] 陈磊, 王应明. 基于不同决策情境的 DEA 交叉效率目标设置方法[J]. 系统工程理论与实践, 2021, 41(10): 2683-2695.

## Portrait modeling and evaluation method of wind turbine power generation performance based on operation data

Yang Weixin<sup>1</sup>, Zhang Yangfan<sup>1</sup>, Shen Xinyan<sup>2</sup>, Shen Xiaojun<sup>2</sup>

(1.State Grid Jibei Electric Power Co.,Ltd. Research Institute (North China Electric Power Research Institute Co., Ltd.), Beijing 100045, China; 2.Department of Electrical Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China)

**Abstract:** In view of the declining performance of wind turbines, it is of great significance to construct a set of objective,comprehensive and accurate dynamic modeling methods of wind turbine power generation performance for the identification of equipment operating conditions, operation and maintenance, and assessment of grid-connected performance. This paper establishes a framework for modeling the power generation performance of wind turbines, and establishes a hierarchical "input-output" index system for wind turbine power generation performance based on three types of criteria,namely,wind resource characteristics, output characteristics and operation characteristics; and utilizes the fuzzy hierarchical clustering analysis method and fusion data characterization method to construct a subjective and objective combination of multi-indicator empowerment scheme, and constructs an absolute performance evaluation model for the power generation performance of the turbine. The absolute performance evaluation model of power generation performance is constructed; the relative power generation performance scale evaluation model of wind turbine is constructed by using the data inclusion analysis method to characterize the operation efficiency of the turbine; the information entropy and temporal degree are introduced to calculate the dynamic time-sequence weighting matrix, so as to realize the dynamic evaluation of absolute and relative performance of wind turbine, and to analyze the operation condition and evolution trend; the operation data of wind turbine in a wind farm verify the effectiveness and reasonableness of the proposed system. A case study of wind turbine operation data from a wind farm verifies the effectiveness and rationality of the proposed system.

**Keywords:** wind turbine; generation performance; operational data; modeling evaluation