

风电场功率预测水平的多指标综合评价方法研究

姚 琦¹, 柳 玉², 白 恺², 孙荣富³, 刘吉臻¹

(1. 华北电力大学控制与计算机工程学院, 北京 102206; 2. 华北电力科学研究院有限责任公司, 北京 100045;

3. 国网冀北电力有限公司, 北京 100053)

摘 要: 考虑现有评价指标的单一化和扁平化,该文旨在构建一种风电功率预测综合评价指标体系。首先,将传统的单一评价指标扩展至功率预测多元评价体系,大大扩展了原有评价指标;其次,提出一种基于离差最大化和灰色关联分析的风电场功率预测评价综合指标,在较大程度上消除多评价指标权重分配的人为因素;最后以某风电汇集区域的风电场为实例进行预测评价,结果表明综合评价指标一方面实现了对风电场功率预测水平科学且全面的评价,另一方面能够指导功率预测的优化方向,具有较好的应用价值和推广前景。

关键词: 风电; 性能评价; 预测; 离差最大化; 灰色关联分析

中图分类号: TK513.5

文献标识码: A

0 引 言

风电功率预测(wind power prediction, WPP)是含风电的新能源电力系统经济、安全运行的核心问题。风电作为一种随机性、波动性的自然资源,当其渗透率超过一定比例后,电能质量和电力系统的运行安全可能受到严重影响^[1]。

风电功率预测水平直接关系到电网调峰、机组组合、机组经济运行等问题^[2]。近些年,国内外各机构和学者对风电功率预测开展了大量研究工作,研究成果主要集中在物理模型和统计模型 2 方面。物理模型主要成果有 Troen 和 Landberg 开发的丹麦 RLS 国家实验室的预测模型 Prediktor^[3],冯双磊等^[4,5]利用解析原理分析的风电场局地效应与风电机组尾流影响;统计模型主要成果有持续性模型^[6],时序分析法和卡尔曼滤波模型^[7],基于人工神经网络和空间相关性的模型^[8,9],前向神经网络和自回归移动平均(ARMA)模型^[10],基于最小二乘支持向量机的模型^[11]等。

然而,相对于日益复杂和精确的风电功率预测模型,用来检验预测水平的风电场功率预测评价指标依然停留在单一片面的水平上,工程实践中大多评价方式仍停留在准确率和合格率的层面,不能充

分表征功率预测特性和预测水平对系统的影响,缺乏对新能源电力系统运行的指导^[12]。基于这一现状,郁琛等^[13]提出一种基于风险概念的评估指标,将风电场功率预测水平与运行的稳定性和经济性挂钩并以此构造出一个标量指标,评价结果更直观,但是该方法需要明确的成本核算,在实际使用中具有一定的局限性。徐曼等^[14]综合多项统计指标并进一步细分为横向指标和纵向指标进行单独分析,从多个侧面对风功率预测水平进行分析,但未得出一个综合的评价结果。魏爱雪等^[15]提出使用多指标融合的方法将多项评价指标综合,在选取指标时不够全面,未考虑到峰谷时刻的评价等。

本文针对目前风功率预测评价领域存在的缺陷和问题,提出一种基于离差最大化和灰色关联分析的风电场功率预测综合评价策略。首先,综合分析多尺度多层面的评价指标,除常用的准确率和合格率外,加入峰谷时刻评价指标以及峰度、偏度等指标,对风电场功率预测水平的评价更全面。其次,借助离差最大化理论求取多指标评价体系中各指标的权重,并利用灰色关联分析将多指标评价结果统一为一个综合评价得分。通过对实际风电场预测水平的评价证明,本文提出的策略能够很好地考虑风电功率预测的各方面预测水平,并最终可得

收稿日期: 2016-09-28

基金项目: 国家电网公司科技项目

通信作者: 姚 琦(1994—), 男, 博士研究生, 主要从事新能源发电技术方面的研究。yq15811415015@163.com

到一个明确且有效的评价结果。

1 风电场功率预测评价指标体系

目前,风电场功率预测评价指标多采用均方根误差和合格率 2 项指标,这 2 项指标在一定程度反映了预测值和实际值的离散程度和可靠程度,具有一定的科学性,但无法全面评价风功率预测结果,预测结果也不适宜直接为电网调度机构所用。

本文结合风功率预测实际要求,总结归纳出适用于评价风功率预测预测水平的多层次评价指标体系,包括基础指标、长期指标、重点时段指标 3 类,涵盖了不同时间窗口的多方面特性。其中,基础指标关注的是预测误差的统计学常用特性,长期指标关注的是大时间尺度内的误差特性,重点时段指标关注的是电网重点时段的误差特性。

1.1 基础指标

为满足中国风力发电行业的现状与前景,Q/GDW 588—2011《风电功率预测功能规范》^[16]建议了 4 项误差计算方法:

1)均方根误差:

$$E_{\text{rms}} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (P_{\text{Mi}} - P_{\text{Pi}})^2}}{\text{Cap} \cdot \sqrt{n}} \quad (1)$$

2)平均绝对误差:

$$E_{\text{av}} = \frac{\sum_{i=1}^n |P_{\text{Mi}} - P_{\text{Pi}}|}{\text{Cap} \cdot n} \quad (2)$$

3)相关性系数:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n [(P_{\text{Mi}} - \bar{P}_{\text{M}})(P_{\text{Pi}} - \bar{P}_{\text{P}})]}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^n (P_{\text{Mi}} - \bar{P}_{\text{M}})^2\right) \left(\sum_{i=1}^n (P_{\text{Pi}} - \bar{P}_{\text{P}})^2\right)}} \quad (3)$$

4)最大预测误差:

$$\delta_{\text{max}} = \max(|P_{\text{Mi}} - P_{\text{Pi}}|) \quad (4)$$

式中, P_{Mi} —— i 时刻的实际功率, MW; P_{Pi} —— i 时刻的预测功率, MW; \bar{P}_{M} —— 所有样本实际功率的平均值, MW; \bar{P}_{P} —— 所有预测功率样本的平均值, MW; Cap —— 风电场的开机总容量, MW; n —— 所有样本数量。

基于文献[16]中定义的误差计算方法,本文定义以下 4 项风电场功率预测误差基础评价指标。

1)极大误差率:

$$EV = \max\left(\frac{|P_{\text{Pi}} - P_{\text{Mi}}|}{\text{Cap}_i}\right) \times 100\% \quad (5)$$

极大误差率考察的是风电场在极端情况下预测出现的最大误差的大小。若风电场经常出现最大误差过大的情况,则需要较高的备用容量,既影响经济性也影响电网安全。

2)准确率:

$$CR = \left(1 - \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{P_{\text{Mi}} - P_{\text{Pi}}}{\text{Cap}_i}\right)^2}\right) \times 100\% \quad (6)$$

准确率考察的是风电场全部时段的平均误差的大小,这一指标是传统风电功率预测误差评价最主要的参数,体现了风电场预测水平在全时段的整体稳定性。

3)合格率:

$$QR = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n B_i \times 100\%$$

$$B_i = \begin{cases} 1, & \left(1 - \frac{|P_{\text{Mi}} - P_{\text{Pi}}|}{\text{Cap}_i}\right) \geq 0.75 \\ 0, & \left(1 - \frac{|P_{\text{Mi}} - P_{\text{Pi}}|}{\text{Cap}_i}\right) < 0.75 \end{cases} \quad (7)$$

合格率考察的是风电场预测准确率达到国家规定的 75% 的时段占总全部时段的概率。合格率越高,风电场功率预测达到电网要求的时间段越长。

4)相关系数:

$$r_{\text{power}} = \left[1 + \frac{\sum_{i=1}^n [(P_{\text{Mi}} - \bar{P}_{\text{M}})(P_{\text{Pi}} - \bar{P}_{\text{P}})]}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^n (P_{\text{Mi}} - \bar{P}_{\text{M}})^2\right) \left(\sum_{i=1}^n (P_{\text{Pi}} - \bar{P}_{\text{P}})^2\right)}}\right] / 2 \quad (8)$$

相关系数考察的是预测功率与实际功率变化趋势的一致性强弱。这一指标体现出风电场在功率预测时,预测值随真实值变化的灵敏性。相关系数越高,预测功率的变化趋势与实际功率的变化趋势拟合越好。

由式(5)~式(8)可知,上述 4 项基础指标的理论取值范围均为[0,1]。

1.2 长期指标

以上参考文献[16]定义的 4 项基础评价指标一般均以日为单位获取评价结果,为了获得更长时间尺度内的评价内容,本文将需要更多数据支撑的

偏度和峰度纳入风功率预测评价指标体系中:

1) 偏度:

$$SK = \frac{\sum_{i=1}^n [(P_{Mi} - P_{Pi}) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_{Mi} - P_{Pi})]^3}{n \left(\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n [(P_{Mi} - P_{Pi}) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_{Mi} - P_{Pi})]^2} \right)^3} \quad (9)$$

偏度反映了误差序列在均值两侧的非对称性。正态分布呈对称状, 偏度为 0。若分布右偏(或左偏), 即右侧(或左侧)拖尾更长, 则偏度为正(或为负)。根据实际数据实验可知, 风电预测的误差序列一般呈右偏分布, 为正值且一般小于 4, 其右拖尾部分对应于小概率大误差的预测结果, 其值越小越好, 本文实例中将偏度的理论取值范围设为 $[0, 4]$ 。

2) 峰度:

$$KU = \frac{\sum_{i=1}^n [(P_{Mi} - P_{Pi}) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_{Mi} - P_{Pi})]^4}{n \left\{ \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n [(P_{Mi} - P_{Pi}) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_{Mi} - P_{Pi})]^2} \right\}^4} - 3 \quad (10)$$

峰度度量了误差序列的非平坦程度。正态分布的峰度为 0; 若峰度大于(或小于)0, 则比正态分布“高瘦”(或“矮胖”)。根据实际数据实验可知, 风电预测的误差序列的峰度一般大于 0 小于 8, 其值越大越好。本文实例中将峰度的理论取值范围设为 $[0, 8]$ 。

1.3 重点时段指标

1.1 和 1.2 节中定义的 6 项误差计算指标均为全时段指标, 而电力系统实际运行中, 重点时段的误差如每日的高峰低谷区间误差对系统的安全运行有着更重要的影响, 因而需要单独进行评价。

本文对短期预测功率中系统负荷高峰区间的最大正向误差和负荷低谷区间的最大负向误差进行计算, 以确定电场在重点时间段的预测水平。计算方法为: 根据实际出力曲线确定高峰、低谷区间, 以高峰、低谷时刻前后 1.5 h 以内的区间作为高峰、低谷评价区间, 取区间内的实际功率和预测功率, 分别统计高峰区间正向误差的最大值和低谷区间负向误差的最大值:

1) 最大正向误差:

$$E_{\text{surplus}} = \frac{\max(\max(P_{Pi} - P_{Mi}), 0)}{Cap_i} \times 100\% \quad (11)$$

2) 最大负向误差:

$$E_{\text{deficit}} = \frac{\max(\max(P_{Mi} - P_{Pi}), 0)}{Cap_i} \times 100\% \quad (12)$$

由式(11)、式(12)可知, 最大正向误差和最大负向误差的理论取值范围为 $[0, 1]$ 。

2 基于离差最大化和灰色关联分析的风电场功率预测评价方法

本文所提风电场功率预测评价体系包含式(5)~式(12)这 8 项风电场短期预测评价指标, 通过分析可知, 以上定义的各项指标均能对风电场预测水平进行评价, 但各自只针对某一方面的优劣程度, 为了全面客观的评价各风电场预测水平, 本文利用离差最大化和灰色关联分析构造综合指标对风功率预测水平进行评价, 避免多指标评价带来的结果不一致问题。

2.1 离差最大化客观赋权

离差最大化理论是根据指标波动程度对不同指标进行客观赋权的方法。在评价过程中, 取值波动较大的指标对评价结果的影响较大, 而取值波动较小的指标则对评价结果的影响较小。基于离差最大化理论的指标赋权法中, 各指标所提供的信息量是赋权的原始信息的直接来源, 并由其决定相应指标权重, 减少主观因素的影响, 其具体步骤为: 对原始数据进行标准化处理:

正向指标:

$$X_{ij} = \frac{X_{ij} - \min\{X_j\}}{\max\{X_j\} - \min\{X_j\}} \quad (13)$$

负向指标:

$$X'_{ij} = \frac{\max\{X_j\} - X_{ij}}{\max\{X_j\} - \min\{X_j\}} \quad (14)$$

式中, X_{ij} ——第 i 个样本的第 j 个指标值; X_j ——所有样本的第 j 个指标值组成的数组; X'_{ij} ——标准化后的第 i 个样本的第 j 个指标值; $j=1, 2, \dots, 8$ 。

在式(5)~式(12)指标中, 准确率、相关系数、合格率、峰度这 4 个指标的属性值越大, 预测水平越高, 为正向指标; 极大误差率、偏度、最大正向误差、最大负向误差这 4 个指标的属性值越小, 预测水平越高, 为负向指标。

假设第 j 个指标在评价时的权重为 ω_j , 并满足约束条件:

$$\sum_{j=1}^8 \omega_j^2 = 1 \quad (15)$$

则第 i 个样本的评价得分可记为:

$$S_i = \sum_{j=1}^8 S_{ij} = \sum_{j=1}^8 \omega_j X'_{ij} \quad (16)$$

由离差最大化确定权重的原理可知, 某一指标对所有样本产生的差异越大, 越能在排名和评价中起到重要的作用, 计算可得第 j 个指标与其他指标之间的离差为:

$$De_j = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n |S_{ij} - S_{kj}| = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n \omega_j |X'_{ij} - X'_{kj}| \quad (17)$$

式中, n —— 样本数量。

为了获得离差最大化条件下的指标权重, 需要求解以下最优化问题:

$$\begin{cases} \max De = \sum_{j=1}^8 De_j = \sum_{j=1}^8 \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n \omega_j |X'_{ij} - X'_{kj}| \\ \sum_{j=1}^8 \omega_j^2 = 1 \end{cases} \quad (18)$$

求解结果为:

$$\omega_j = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n |X'_{ij} - X'_{kj}|}{\sqrt{\sum_{j=1}^8 (\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n |X'_{ij} - X'_{kj}|)^2}} \quad (19)$$

最后, 为了符合常用习惯, 对 ω_j 进行归一化处理:

$$\omega'_j = \frac{\omega_j}{\sum_{j=1}^8 \omega_j} \quad (20)$$

2.2 灰色关联分析确定排名

对于 2 个系统之间的因素, 其随时间或不同对象而变化的关联性大小的量度, 称为关联度。若某一样本与分析中设置的正理想样本关联度越大, 则可认为其越优秀, 同理, 越接近负理想样本的则可认为越差。因此, 灰色关联分析方法可以作为通过衡量因素间关联程度, 亦即“灰色关联度”, 进行风功率预测水平评价的一种方法。其具体步骤如下:

根据第 1 节中对各单项指标理论取值范围的分析, 构造指标的正理想样本 S^+ 和负理想样本 S^- :

$$\begin{cases} S^+ = \{X_{\max, j} | j = 1, 2, \dots, 8\} \\ S^- = \{X_{\min, j} | j = 1, 2, \dots, 8\} \end{cases} \quad (21)$$

式(21)中, 单项指标的正理想样本 $X_{\max, j}$ 取其理论取值范围的最优值, 负理想样本 $X_{\min, j}$ 取其最差值。如极大误差率的正理想样本为 0, 负理想样本为 1。

将原始数据和正负理想样本一起进行标准化处理。计算第 i 个样本与正理想样本和负理想样本的灰色关联系数:

$$R_i^+ = \sum_{j=1}^8 \omega_j \frac{m^+ + \rho M^+}{\Delta_{ij}^+ + \rho M^+} \quad (22)$$

$$R_i^- = \sum_{j=1}^8 \omega_j \frac{m^- + \rho M^-}{\Delta_{ik}^- + \rho M^-} \quad (23)$$

式中, ω_j —— 2.1 节中计算得到的第 j 个指标的权重; ρ —— 分辨系数, 一般取 0.5。

$$\Delta_{ij}^+ = |S_j^+ - X'_{ij}|;$$

$$\Delta_{ij}^- = |S_j^- - X'_{ij}|;$$

$$m^+ = \min_{1 \leq i \leq n} \{\min_{1 \leq j \leq 8} \Delta_{ij}^+\};$$

$$m^- = \min_{1 \leq i \leq n} \{\min_{1 \leq j \leq 8} \Delta_{ij}^-\};$$

$$M^+ = \max_{1 \leq i \leq n} \{\max_{1 \leq j \leq 8} \Delta_{ij}^+\};$$

$$M^- = \max_{1 \leq i \leq n} \{\max_{1 \leq j \leq 8} \Delta_{ij}^-\}。$$

计算每个样本的灰色关联相对贴近度:

$$C_i = \frac{R_i^+}{R_i^+ + R_i^-} \quad (24)$$

最后, 根据灰色关联相对贴近度的大小对各方案进行排序。相对贴近度越大的风电场, 可认为样本预测水平越高; 反之, 贴近度越小, 认为样本预测水平越差。

2.3 预测评价方法总结

为了获得科学有效的风电功率预测评价综合指标, 本文采用离差最大化和灰色关联分析结合的数据处理方法, 步骤为:

1) 计算上节所定义的 8 项单项预测评价指标在评价时所具有的权重, 建立矩阵: $X = \{x_1, x_2, \dots, x_8\}$, 其中 $x_1 \sim x_8$ 分别为各被评价风电场的预测准确率、极大误差率、合格率、相关系数、峰度、偏度、最大正向误差率和最大负向误差率;

- 2)对矩阵 X 进行标准化,计算得到离差最大化条件下各指标的权重值;
- 3)根据各指标的理论取值范围得到正理想样本和负理想样本,并利用灰色关联分析计算各个样本相对于正理想样本和负理想样本的关联度;
- 4)得到各样本的灰色关联相对贴近度。根据相对贴近度即可计算得各个样本的功率预测水平排名。

3 实例研究

3.1 算例介绍

本文采用某风电汇集区域同一变电站下 7 个风电场某一大风月的实际数据,包括实际功率和预测功率,采样时间为 15 min,共 2976 个采样点。以风电场 A 作为示例,本文算例中使用到的实际数据如图 1 所示。

3.2 基于传统的多指标评价方法

利用如图 1 所示的风电场 A 及其他 6 个风电场预测功率与实际功率作为原始数据,根据上文定义的单项预测评价指标式(5)~式(12),各传统单项指标评价所得结果如表 1 所示。

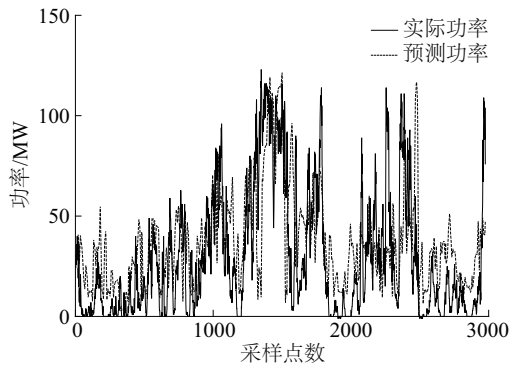


图1 算例中风电场 A 的功率曲线
Fig. 1 Wind power curve of wind farm A in study case

表 1 不同风电场的单项预测评价指标结果
Table 1 Single prediction evaluation results of different wind farms

风电场	极大误差率/排名	准确率/排名	合格率/排名	相关系数/排名	峰度/排名	偏度/排名	最大正向误差率/排名	最大负向误差率/排名
A	34.7%/5	84.0%/5	88.8%/3	63.1%/5	2.393/1	0.817/6	22.6%/1	19.6%/5
B	32.8%/3	87.4%/1	90.2%/1	69.7%/3	2.255/2	1.349/7	28.3%/6	11.6%/1
C	32.4%/2	85.4%/2	89.2%/2	76.8%/1	0.129/7	0.311/2	25.1%/3	14.2%/2
D	36.4%/6	83.7%/6	84.7%/4	72.2%/2	0.667/5	0.662/5	31.4%/7	15.9%/3
E	39.0%/7	80.8%/7	79.5%/7	65.8%/4	0.707/4	0.531/4	27.0%/4	20.4%/6
F	31.4%/1	85.0%/3	84.3%/5	51.4%/7	0.302/6	0.015/1	24.0%/2	21.7%/7
G	33.6%/4	84.2%/4	83.2%/6	53.6%/6	0.830/3	0.387/3	27.6%/5	18.2%/4

表 1 中,A 至 G 分别代表某区域主站下的 7 个不同子风电场,对各子风电场计算本文所提风电功率预测评价指标体系的各指标值,各指标值后由斜线隔开的数字表示该风电场在该项评价指标下的排名情况。

由表 1 中的单项指标评价排名可看出,在使用准确率作为评价指标时 B 风电场为最佳风电场,而在使用极大误差率作为评价指标时 F 风电场为最佳。同理,使用其他指标又可得到不同的排名情况。显而易见,每个指标都代表了该电场预测水平的一个特定的侧面,具有一定代表性,但同时也都

有其片面性。

3.3 基于本文策略的综合评价指标

基于本文策略的综合评价指标是在客观赋权的基础上,将传统的多项指标评价体系转化为单一标量评价得分,可全面有效评价风电场功率预测水平。

对各风电场对应的单项预测评价指标建立矩阵:

$$X=\{x_1,x_2,\dots,x_8\}$$

对矩阵 X 标准化后根据式(19)和式(20)算出

各个指标在评价时的权重：

$$\omega=[0.123\ 0.105\ 0.130\ 0.135\ 0.123\ 0.132\ 0.138\ 0.114]$$

X 的正理想样本和负理想样本分别为：

$$X'=\begin{bmatrix}0.653&0.840&0.888&0.631&0.774&0.804&0.299&0.837\\0.672&0.874&0.902&0.697&0.717&0.884&0.282&0.730\\0.676&0.854&0.892&0.768&0.749&0.858&0.016&0.938\\0.636&0.837&0.847&0.722&0.686&0.841&0.083&0.868\\0.610&0.808&0.795&0.658&0.730&0.796&0.088&0.894\\0.686&0.850&0.843&0.514&0.760&0.783&0.038&0.997\\0.664&0.842&0.832&0.536&0.724&0.818&0.104&0.923\\1.000&1.000&1.000&1.000&1.000&1.000&1.000&1.000\\0&0&0&0&0&0&0&0\end{bmatrix}$$

矩阵 X' 的前 7 行分别对应 7 个子风电场,第 8 行和第 9 行分别对应正理想样本和负理想样本。各子风电场相对于正理想样本和负理想样本的关联度为：

$$R^+=[0.654\ 0.661\ 0.685\ 0.647\ 0.630\ 0.659\ 0.642]$$

$$R^-=[0.428\ 0.429\ 0.463\ 0.459\ 0.464\ 0.472\ 0.461]$$

根据式(24)计算各风电场的相对贴进度并以此评价预测水平得分和排名,结果如表 2 所示。

表 2 各风电场预测得分排名表

风电场	评价得分	排名
A	0.998	3
B	1.020	1
C	1.014	2
D	0.911	5
E	0.856	7
F	0.921	4
G	0.893	6
正理想样本	3.000	—
负理想样本	0.111	—

3.4 评价结果分析

表 3 将本文评价策略获得的最终预测水平排名与现在工程中常用的指标(准确率和合格率)排名做对比。由表 3 所示排名可看出,B 风电场在准确率和合格率排名中均为第 1,本文策略中预测水平得分同样最高,而 E 风电场在几项方法中得分均为最低。因而可看出,本文所提综合评价指标计算出的结果与单项指标得出的结果基本均能吻合,不失科学性。

$$S^+=[0\ 1\ 1\ 1\ 0\ 0\ 8\ 0]$$

$$S^-=[1\ 0\ 0\ 0\ 1\ 1\ 0\ 4]$$

将原评价指标与正负理想样本再次标准化得到：

同时,对于其他几个风电场,如 A 风电场,准确率排名仅为第 5 名,但综合整个评价体系里的其他项排名可看到,其峰度和关键时段最大正向误差率均为第 1,因而在本文所得综合评价得分中获得第 3。

相比于传统预测评价方法与多个单项预测评价方法,本文提出的基于离差最大化和灰色关联分析的风电场功率预测评价综合指标解决了传统预测评价方法片面性的问题,更科学而全面地对风电场预测水平进行了评价,且由于仅使用一种标量值就可反映所有单项评价指标对整体预测水平的影响,不会产生不同排名带来的混淆。

表 3 不同评价策略下排名表

风电场	准确率	合格率	本文策略
A	5	3	3
B	1	1	1
C	2	2	2
D	6	4	5
E	7	7	7
F	3	5	4
G	4	6	6

同时,为了使评价结果更易进行标准化,本文对灰色关联分析的理想样本取值方法作了改进,通过对各指标的理论取值范围进行分析,使用各指标理论上的最优值和最劣值作为正负理想样本,为评价结果提供了固定的参考值,对照传统指标评价情况可进一步设定作为参考的标准范围,如设： $C_i\geq 1$,优秀； $1>C_i\geq 0.9$,合格； $C_i<0.9$,不合格。其中, C_i 为第 i 个风电场灰色关联相对贴进度,即

本文综合评价策略评价得分。

4 结 论

针对目前风电功率预测评价方法存在的问题, 本文建立一个包含多项评价指标的风电功率预测评价体系, 并提出基于离差最大化和灰色关联分析的综合评价方法, 获得了一个以客观赋权得到的预测误差综合评价指标。本文成果主要有以下优势:

1) 相对于传统单一评价策略, 如准确率、合格率等, 本文所提预测评价指标体系消除了评价的片面性, 从更多方面评价了风电预测水平, 更加全面而有效。同时, 峰谷时段误差等使得评价结果更加突出电力系统实际运行的需求。

2) 相对于简单的多指标评价策略, 本文提出的综合评价指标一方面避免了多重指标带来的不同排名而产生的不确定, 另一方面, 由于采用了离差最大化和灰色关联分析的方法, 有效避免了人为定义权重值带来的主观因素和不科学, 得到一个合理的描述风电场预测水平的综合指标, 充分表征功率预测特性和预测水平对系统的影响, 在实际运用中将可对新能源电力系统的运行的提供科学合理的指导。

[参考文献]

- [1] 汪宁渤. 甘肃酒泉千万千瓦风电基地面临的挑战及应对措施[J]. 电网与清洁能源, 2009, 25(7): 43—47.
- [1] Wang Ningbo. Challenges and countermeasures of Jiuquan 10 million kilowatts of wind power base in Gansu[J]. Power System & Clean Energy, 2009, 25(7): 43—47.
- [2] 刘吉臻. 大规模新能源电力安全高效利用基础问题[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(16): 1—8.
- [2] Liu Jizhen. Basic issues of the utilization of large-scale renewable power with high security and efficiency[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(16): 1—8.
- [3] Troen L, Landberg L. Short-term prediction of local wind conditions[A]. Proceedings of European Community Wind Energy Conference[C], Madrid, Spain, 1990, 76—78.
- [4] 冯双磊, 王伟胜, 刘 纯, 等. 风电场功率预测物理方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(2): 1—6.
- [4] Feng Shuanglei, Wang Weisheng, Liu Chun, et al. Study on the physical approach to wind power prediction[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(2): 1—6.
- [5] 冯双磊, 王伟胜, 刘 纯, 等. 基于物理原理的风电场短期风速预测研究[J]. 太阳能学报, 2011, 32(5): 611—616.
- [5] Feng Shuanglei, Wang Weisheng, Liu Chun, et al. Short term wind speed prediction based on physical principle[J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2011, 32(5): 611—616.
- [6] Wegley H, Formica W. Test applications of a semi-objective approach to wind forecasting for wind energy applications[R]. PNL-4403, Pacific Northwest Laboratory, 1983.
- [7] 潘迪夫, 刘 辉, 李燕飞. 基于时间序列分析和卡尔曼滤波算法的风电场风速预测优化模型[J]. 电网技术, 2008, 2(7): 82—86.
- [7] Pan Difu, Liu Hui, Li Yanfei. A wind speed forecasting optimization model for wind farms based on time series analysis and Kalman filter algorithm[J]. Power System Technology, 2008, 32(7): 82—86.
- [8] Mehmet B, Besir S, Abdulkadir Y. Application of artificial neural networks for the wind speed prediction of target station using reference stations data[J]. Renewable Energy, 2007, 32(14): 2350—2360.
- [9] 彭怀午, 刘方锐, 杨晓峰. 基于人工神经网络的风电场短期功率预测[J]. 太阳能学报, 2011, 32(8): 1245—1250.
- [9] Peng Huaiwu, Liu Fangrui, Yang Xiaofeng. Short term wind power forecasting based on artificial neural network[J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2011, 32(8): 1245—1250.
- [10] 刘瑞叶, 黄 磊. 基于动态神经网络的风电场输出功率预测[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(11): 19—22, 37.
- [10] Liu Ruiye, Huang Lei. Wind power forecasting based on dynamic neural networks[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(11): 19—22, 37.
- [11] 曾 杰, 张 华. 基于蚁群优化的最小二乘支持向量机风速预测模型研究[J]. 太阳能学报, 2011, 32(3): 296—300.
- [11] Zeng Jie, Zhang Hua. Wind speed forecasting model study based on least squares support vector machine and ant colony optimization[J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2011, 32(3): 296—300.
- [12] 郑婷婷, 王海霞, 李卫东. 风电预测技术及其性能

- 评价综述[J]. 南方电网技术, 2013, 7(2): 104—109.
- [12] Zheng Tingting, Wang Haixia, Li Weidong. A review of the wind power forecasting technology and its performance evaluation[J]. Southern Power System Technology, 2013, 7(2): 104—109.
- [13] 郁琛, 薛禹胜, 文福拴, 等. 风电功率预测误差的风险评估[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(7): 52—58.
- [13] Yu Chen, Xue Yusheng, Wen Fushuan, et al. Risk assessment of wind power prediction errors[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(7): 52—58.
- [14] 徐曼, 乔颖, 鲁宗相. 短期风电功率预测误差综合评价方法[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(12): 20—26.
- [14] Xu Man, Qiao Ying, Lu Zongxiang. A comprehensive error evaluation method for short-term wind power prediction[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(12): 20—26.
- [15] 魏爱雪, 田建艳, 王芳, 等. 风电功率预测模型的多指标融合评价方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2016, 28(6): 26—30.
- [15] Wei Aixue, Tian Jianyan, Wang Fang, et al. Multi-index fusion evaluation method of wind power prediction models[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2016, 28(6): 26—30.
- [16] Q/GDW 588—2011, 风电功率预测功能规范[S].
- [16] Q/GDW 588—2011, Function specification of wind power prediction system[S].

STUDY OF MULTI-INDEX COMPREHENSIVE EVALUATION METHOD FOR WIND FARM POWER PREDICTION LEVEL

Yao Qi¹, Liu Yu², Bai Kai², Sun Rongfu³, Liu Jizhen¹

(1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

2. North China Electric Power Research Institute Co., Ltd., Beijing 100045, China;

3. State Grid Jibei Electric Power Company, Beijing 100053, China)

Abstract: Considering the simplification and flattening of the existing evaluation index, the paper aims to construct a comprehensive evaluation index system for wind power prediction. Firstly, the traditional single evaluation index will be extended to comprehensive evaluation system for power prediction which greatly extends the original evaluation index. Secondly, a comprehensive evaluation index for wind farm power prediction based on maximizing deviation and gray relational analysis is proposed to eliminate the human factors of the weight distribution for multiple evaluation indexes to a large extent. Finally, taking a wind farm in a wind power collection area as an example for forecast and evaluate. The results show that the comprehensive evaluation index achieves the scientific and comprehensive evaluation of the wind farm power forecast level, and can guide the optimization direction of power prediction, has good application value and promotion prospects.

Keywords: wind power; performance evaluation; forecasting; maximizing deviation; gray relational analysis