

基于诱导有序加权平均算子的风电功率最优组合预测

风电功率预测的准确性对电力系统的调度和稳定运行具有重要意义。为提高预测准确度，弥补现有组合预测方法中单项预测方法在各预测点的加权系数恒定等不足，提出基于诱导有序加权平均算子（IOWA）的风电功率最优组合预测。该方法按照各单项预测方法在不同时刻预测准确度的高低进行有序赋权，实现各种方法的优缺点互补，降低预测结果对某一方法的依赖性，提高预测准确度。基于IOWA算子的组合预测方法，建立相应的确定权系数的优化模型。应用新颖的布谷鸟搜索算法对所提模型进行求解，并同标准粒子群算法及遗传算法进行对比。仿真结果表明，该方法能有效提高组合预测准确度，且计算时间短。

杨家然 王兴成/大连海事大学信息科学与技术学院 蒋 程/国网北京市电力公司 罗晓芬/华能威海发电有限责任公司

0 引言

目前已有大量的方法应用于风电功率预测中，如时间序列、支持向量机和神经网络等^[1-4]。研究发现，由于影响风电功率的随机因素太多，单一预测方法难以取得良好的效果，若能正确地结合多种单项预测方法，将大大降低预测结果对某单个较差预测方法的敏感程度，从而提高风电功率预测的准确度。然而，现有组合预测方法大都与实际的预测情况不符，主要表现在：传统组合预测模型中，同一个单项预测方法在各个时点的加权平均系数是相同的，而实际的情况是同一个单项预测方法在不同时刻的表现并不相同，即在某个时点上预测准确度较高，在另一时点上预测准确度低，因此传统的组合预测模型与实际

情况不相符^[5-7]。针对此，引入诱导有序加权平均算子（Induced Ordered Weighted Averaging Operator, IOWA），依据单项预测方法在样本区间上各个时刻的预测准确度从高到低按顺序赋予权系数，以误差平方和最小为准则建立新的组合预测模型，并给出基于布谷鸟搜索算法的IOWA算子组合预测模型求解方法及步骤，最后通过某风场风电功率预测的仿真结果验证所提模型及方法的有效性。

1 IOWA算子

2003年，美国学者Yager提出了IOWA。IOWA均是介于最大算子和最小算子之间的一种信息集成方法，常规的加权算术平均算子是其特例。IOWA算子的定义如下^[8-10]。

设 $(v_1, a_1), (v_2, a_2), \dots, (v_m, a_m)$ 为 m 个二维数组，令

$$\text{IOWA}[(v_1, a_1), (v_2, a_2), \dots, (v_m, a_m)] = \sum_{i=1}^m \omega_i a_{v_{\text{index}(i)}} \quad (1)$$

式中， $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m)^T$ 为与IOWA有关的加权系数向量，满足 $\sum_{i=1}^m \omega_i = 1, \omega_i \geq 0$ ， $i = 1, 2, \dots, m$ ； $v_{\text{index}(i)}$ 为 $v_1, v_2, \dots, v_m$ 中按从大到小的顺序排列的第 i 个大的数的下标，简称为IOWA算子； v_i 为 a_i 的诱导值。

式（1）表明，IOWA算子是对诱导值 $v_1, v_2, \dots, v_m$ 按从大到小的顺序排序后所对应的 $a_1, a_2, \dots, a_m$ 中的数进行有序加权平均， ω_i 与数 a_i 的大小和位置无关，而与其诱导值所在位置有关。



杨家然/博士研究生

关键词/Keywords

风电功率预测 ·
组合预测 ·
诱导有序加权平均算子 ·
布谷鸟搜索算法 ·

国家自然科学基金资助项目（60574018）。

2 基于IOWA算子的组合预测模型

2.1 预测模型的建立

设有 m 种方法对 t 时刻的预测值为一个 $m \times T$ 阶矩阵, 即

$$\begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1t} & \cdots & x_{1T} \\ \vdots & & & & \vdots \\ x_{i1} & \cdots & x_{it} & \cdots & x_{iT} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mt} & \cdots & x_{mT} \end{pmatrix} \quad (2)$$

式中, $i=1,2,\dots,m$, $t=1,2,\dots,T$, x_{it} 为第 i 种预测方法对 t 时刻的风电功率预测值。设 $\omega=(\omega_1,\omega_2,\dots,\omega_m)^T$ 为 m 种单项预测方法在组合预测中的加权系数, 其

满足 $\sum_{i=1}^m \omega_i=1$, $\omega_i \geq 0$, $i=1,2,\dots,m$ 。

假设 a_{it} 为第 i 种预测方法在 t 时刻的预测准确度, 即

$$a_{it} = \begin{cases} 1 - \left| \frac{x_t - x_{it}}{x_t} \right| & \left| \frac{x_t - x_{it}}{x_t} \right| < 1 \\ 0 & \left| \frac{x_t - x_{it}}{x_t} \right| \geq 1 \end{cases} \quad (3)$$

式中, $i=1,2,\dots,m$; $t=1,2,\dots,T$; x_t 为 t 时刻的风电功率实际值; 显然有 $a_{it} \in [0,1]$ 。

将预测准确度 a_{it} 看成预测值 x_{it} 的诱导值, 这样 m 种单项预测方法 t 时刻预测准确度和其对应的在样本区间的预测值就构成了 m 个2维数组 $\langle \langle a_{1t}, x_{1t} \rangle, \langle a_{2t}, x_{2t} \rangle, \dots, \langle a_{mt}, x_{mt} \rangle \rangle$, 将 m 种单项预测方法第 t 时刻预测准确度序列 $a_{1t}, a_{2t}, \dots, a_{mt}$ 按从大到小的顺序排列, 设 $a-\text{index}(it)$ 是第 i 个大的预测准确度的下标。根据式(1)计算得到 t 时刻由预测准确度序列所产生的IOWA算子组合预测值为

$$\text{IOWA}_\omega \langle \langle a_{1t}, x_{1t} \rangle, \langle a_{2t}, x_{2t} \rangle, \dots, \langle a_{mt}, x_{mt} \rangle \rangle = \sum_{i=1}^m \omega_i x_{a-\text{index}(it)} \quad (4)$$

可见, 组合预测的赋权系数与单项预测方法在各时点上的预测准确度的大小密切相关, 这就是基于IOWA算子组合预测的特点。综上所述, 以误差平方和最小为准则的基于IOWA算子的最优组合预测模型为

$$\begin{aligned} \min f &= \sum_{t=1}^T \left(x_t - \sum_{i=1}^m \omega_i x_{a-\text{index}(it)} \right)^2 \\ \text{s. t. } &\begin{cases} \sum_{i=1}^m \omega_i = 1 \\ \omega_i \geq 0 \quad i=1,2,\dots,m \end{cases} \end{aligned} \quad (5)$$

2.2 布谷鸟搜索算法

布谷鸟搜索算法 (Cuckoo Search, CS) 是由Yang和Deb在结合了布谷鸟的繁殖行为和Lévy飞行的特性后提出的一种新兴的启发式算法^[11]。布谷鸟搜索算法具有参数少、全局搜索能力强、搜索路径优和多目标求解问题等优点^[12]。

布谷鸟是寄生育雏的繁殖形式, 在产卵期间, 会选择将其鸟蛋产于相似鸟类的窝中, 让宿主代为孵化, 且每个寄生巢中只产一枚卵。布谷鸟搜索算法模仿布谷鸟的这种行为, 结合了Lévy飞行搜索机制, 使得算法能有效跳出局部最优解^[13]。

在模拟布谷鸟的寻窝方式时, 需要假定三个理想化的状态^[14]。

1) 一只布谷鸟一次只产一个卵, 并随机选取一个寄生巢来孵化。

2) 在随机选取的寄生巢中, 最好的寄生巢会被保留到下一代。

3) 可以利用的寄生巢数量固定为 n , 被宿主发现的概率为 $P_a \in [0,1]$ 。若卵被宿主发现, 则宿主会将布谷鸟的卵推出巢外, 或抛弃该巢并重新筑巢。故该假设可以简单理解为被新巢替换的概率为 $P_a \in [0,1]$ 。

该算法中, 假定每个寄生巢中有若干个卵, 它们分别代表一种解决方案, 而布谷鸟的卵代表一种新的、潜在比较好的解决方案, 来代替这个原有的、可能没那么好的解决方案。这种情况下, 用下面的公式来改进寄生巢的质量, 即

$$\text{NEST}_i^{(k+1)} = \text{NEST}_i^{(k)} + \alpha \otimes L \quad (6)$$

式中, $\text{NEST}_i^{(k)}$ 为第 i 个寄生巢在第 k 代时的位置; α 为步长控制参数, 其服从标准的正态分布; $\otimes$ 为点对点的乘法; L 为Lévy随机搜索路径。

$$L = 0.01 \times \frac{\mu}{|v|^{1/\beta}} (g_{\text{best}} - \text{NEST}_i^{(k)}) \quad (7)$$

式中, g_{best} 为当前最好的寄生巢^[15]; μ, v 服从正态分布, $\mu N(0, \delta_\mu^2), v N(0, \delta_v^2)$, 且有

$$\begin{cases} \delta_\mu = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta)\sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1+\beta)/2]2^{(\beta-1)/2}\beta} \right\}^{1/\beta} \\ \delta_v = 1 \end{cases} \quad (8)$$

故布谷鸟搜索算法的主要步骤可描述如下。

1) 定义目标函数 $g(\text{NEST})$, 设置容许接受的 $g(\text{NEST})$ 最大值为 $g(\text{tol})$ 和最大迭代次数 K , 并初始化群体。其中, $\text{NEST} = (\text{NEST}_1, \dots, \text{NEST}_n)$, n 表示寄生巢的数量; $\text{NEST}_i = (x_1, \dots, x_m)$, m 表示每个寄生巢中存蛋的个数, 即空间里解的维数。在风电功率组合预测权重系数寻优的问题中, 需要求解的是权重向量 ω , 故设置 $\text{NEST}_i = (\omega_1, \dots, \omega_m)$ 。

2) 计算每个寄生巢的目标函数值 $g(\text{NEST}_i)$, 并记录当前最优解, 即值最小的 $g(\text{NEST}_i)$ 。

3) 按照式 (6) 对其他寄生巢的位置进行更新, 若这一代中比上代的目标函数值更好, 则取代之前的最优解, 成为新的最优解, 即根据 Lévy 飞行的算法更新 NEST_i 的值, 若发现比当前更小的 $g(\text{NEST}_i)$ 时, 取代之。

4) 过程中设置一个随机数 random 与 P_a 进行比较, 若 $\text{random} > P_a$, 则随机改变当前寄生巢的位置, 得到一组新的位置, 即得到一组新的 NEST_i 。

5) 若 $g(\text{NEST}_i) \leq g(\text{tol})$, 则输出最优解, 否则跳回步骤3) 继续迭代, 直至迭代次数 $k = K$, 输出当前 $g(\text{NEST}_i)$ 。

2.3 约束条件的处理

采用罚函数法把模型的约束条件引入到目标函数中, 将约束优化问题转换为无约束优化问题。构建的目标函数为

$$g = \sum_{t=1}^T \left(x_t - \sum_{i=1}^m \omega_i x_{a-\text{index}(it)} \right)^2 + \sigma_p \max \left\{ \begin{array}{l} 0, \max \left| \sum_{i=1}^m \omega_i - 1 \right|, \\ \max_{i=1, \dots, m} (\omega_i - 1), \\ \max_{i=1, \dots, m} (0 - \omega_i) \end{array} \right\} \quad (9)$$

式中, g 为目标函数值; σ_p 为惩罚因子; 大括号中

的约束项对应于式 (5) 中的约束项。

2.4 预测结果的获取

通过求解式 (5) 可获得针对 $t = 1, 2, \dots, T$ 时刻历史样本区间上组合风电功率预测 IOWA 最优权重系数, 设为 $\omega^* = (\omega_1^*, \omega_2^*, \dots, \omega_m^*)^T$, 根据预测连贯性原则, 可以用其来进行预测区间 $[N+1, N+2, \dots]$ IOWA 风电功率组合预测, 计算公式为

$$\text{IOWA}_\omega \left(\langle a_{1t}, x_{1t} \rangle, \langle a_{2t}, x_{2t} \rangle, \dots, \langle a_{mt}, x_{mt} \rangle \right) = \sum_{i=1}^m \omega_i^* x_{a-\text{index}(it)} \quad (10)$$

式中, $t = N+1, N+2, \dots$, 在预测区间 $[N+1, N+2, \dots]$ 上预测准确度序列 $a_{1t}, a_{2t}, \dots, a_{mt}$ 的大小确定原则是依据各个单项预测方法在样本区间上近几期拟合平均准确度的高低。即若要进行未来 k 步的预测, 用第 i 种预测方法最近 k 期拟合平均准确度

$$\frac{1}{k} \sum_{t=N-K+1}^N a_{it}$$

来反映预测区间上 $N+k$ 期的预测准确度。

3 应用实例分析

选择国内某风电场进行算法仿真。选择地理位置相对集中, 周围物理信息 (包括地形、等高线、地表粗糙程度和周围障碍物等) 相对一致的 28 台风电机组作为试验对象 (每台额定功率为 1.5 MW, 总功率为 42 MW)。

为了验证基于 IOWA 的组合预测模型的有效性, 以风电场 2012 年 1 月 1 日 ~ 2012 年 12 月 31 日 96 点风电功率作为测试样本, 2013 年 1 月 1 日 ~ 2013 年 12 月 31 日 96 点风电功率数据作为验证样本, 剔除异常数据后, 数据的总体可用率为 97.2%。测试系统其他参数取值为: $K = 300$; $g(\text{tol}) = 10$; $P_a = 0.25$; $\sigma_p = 0.5$ 。

测试过程中, 运用时间序列法 (方法 1)、模糊神经网络法 (方法 2)、灰色模型预测法 (方法 3)、多元线性回归法 (方法 4) 四种单一方法对测试样本分别建立 96 点预测模型进行预测; 建立基于预测误差平均和最小的线性组合预测模型 (组合预测 1) 和基于 IOWA 算子的组合预测模型 (组合预测 2); 利用布谷鸟搜索算法分别求解组

合预测模型1和组合预测模型2，得到对应的加权系数；最后，将所得权系数和各单一方法的预测准确度代入式（1）即可计算得到各点的IOWA组合预测值。

表1为随机选取某日（2012年5月20日）96点风电功率IOWA算子组合预测情况（由于篇幅原因，只显示部分结果）。

表1 2012年5月20日基于IOWA组合模型预测情况

点数	ω_1^*	ω_2^*	ω_3^*	ω_4^*	实际值 /MW	预测值 /MW	准确 度(%)
1	0.640 7	0.222 8	0.119 5	0.132 2	9.530 0	9.252 7	97.09
2	0.645 3	0.218 8	0.117 4	0.123 1	9.977 5	10.141 1	98.36
3	0.606 3	0.200 5	0.117 9	0.107 3	10.395 0	10.554 0	98.47
4	0.645 7	0.213 5	0.112 3	0.109 6	11.427 2	11.341 4	99.25
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
22	0.601 8	0.239 9	0.209 2	0.156 0	10.911 6	10.904 0	99.93
23	0.542 5	0.303 1	0.233 8	0.176 4	12.492 2	12.504 7	99.90
24	0.546 7	0.317 7	0.207 8	0.170 7	17.159 2	16.994 5	99.04
25	0.533 97	0.304 3	0.209 0	0.188 9	12.247 4	12.082 0	98.65
26	0.537 9	0.338 5	0.206 8	0.176 0	9.033 7	8.728 4	96.62
27	0.537 2	0.300 2	0.209 1	0.182 0	6.373 8	6.245 0	97.98
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
94	0.017 8	0.543 2	0.324 4	0.161 6	30.880 2	31.139 6	99.16
95	0.019 3	0.577 2	0.324 7	0.174 7	27.326 4	26.963 0	98.67
96	0.011 3	0.571 0	0.334 4	0.160 6	24.149 0	23.859 2	98.80

由表1中各种单一方法的最优组合权系数可以看出，所采用的单一预测方法在不同点上互补性差异较大，显示了IOWA算子依据各单一方法预测准确度赋予权系数的特性。从预测准确度看，该天96点的最低预测准确度为96.62%，其出现在第26点，即6：45；最高预测准确度为99.93%，出现在第22点，即5：45。当天96点平均预测准确度为98.2%。

图1为两种组合预测方法对2012年5月20日的96点风电功率预测情况。从图1中可见，在第20~40点时间段内两预测曲线差别较小，在其他时间段内，IOWA组合预测曲线均较传统组合预测曲线更贴近实际风电功率曲线。可见，基于IOWA优化组合模型具有更好的预测效果。

图2显示了各单一预测方法的最优权值曲线（对应于2012年5月20日预测）。可以看出随着时

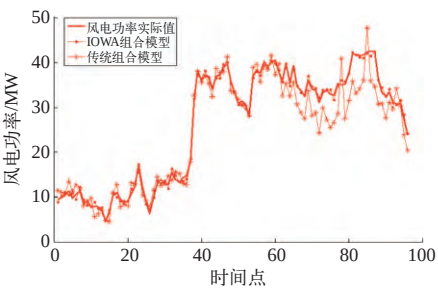


图1 两种组合预测方法预测风电功率曲线对比

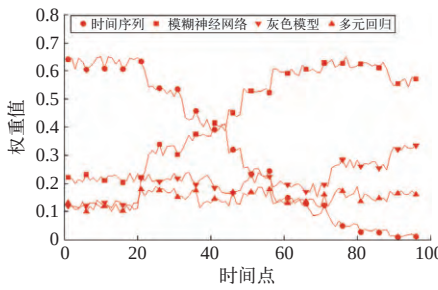


图2 各预测模型权重值变化趋势图

间的增加，方法1的权重逐渐减小，方法3和方法4的权重变化平稳，方法2的权重逐渐加大。这说明当预测时间不长时（如只预测几步），时间序列预测有优势，而随着预测时间的增加，其预测准确度迅速下降，导致其权重值降低。模糊神经网络预测方法要优于其他三种方法，更适合于较长时间内的风电功率预测。

表2为各单项预测方法及两种组合预测方法对风电功率2012年1月1~7日一周内的日平均预测准确度对比情况。从表2中可以看出，两种组合预测模型的预测准确度明显优于各单一方法。此点正体现了组合预测模型能综合各单一方法的优缺点，实现优缺点互补。且基于IOWA算子的组合模型预测准确度大都高于或等于线性组合预测模型，从而验证了所提模型的有效性。

表2 2012年1月1~7日预测准确度对比

日期	方法1 (%)	方法2 (%)	方法3 (%)	方法4 (%)	组合预测1 (%)	组合预测2 (%)
1月1日	95.7	94.8	94.8	97.2	98.0	98.2
1月2日	93.3	98.0	97.9	96.5	97.8	98.3
1月3日	98.5	98.1	97.3	96.9	98.3	98.5
1月4日	95.5	95.9	96.5	98.3	97.8	98.4
1月5日	94.9	95.9	96.7	98.7	97.5	98.8
1月6日	98.4	97.5	99.0	98.2	99.0	99.1
1月7日	98.3	98.1	98.3	98.3	98.3	98.3

图3、图4分别对应于2012年1月2日和2012年1月5日两天的风电功率预测情况。由图3可以看出,该预测方法具有良好的预测结果,预测风电功率曲线与实际功率曲线的形状大致相同,误差平稳。

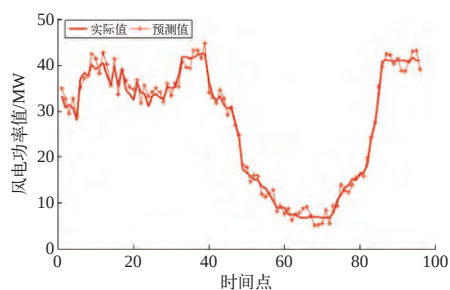


图3 2012年1月2日风电功率预测结果

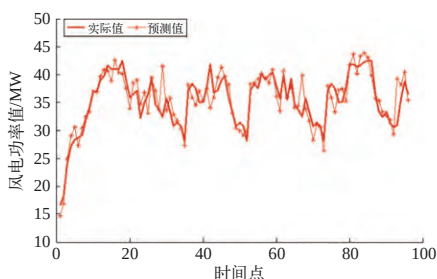


图4 2012年1月5日风电功率预测结果

图5为2013年1月连续30天两种组合预测方法的日平均预测准确度对比图。从图5中可以看出,除2013年1月6日和2013年9月17日传统组合模型的预测准确度略高于本文所提方法外,其余均是IOWA组合模型占优势,且预测准确度更加平稳。

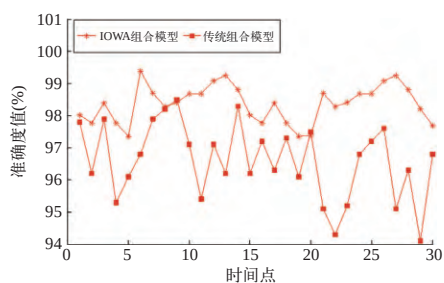


图5 两种组合预测方法准确度对比

如2.4节所述若要进行未来 k 步的预测,用第 i

种预测方法最近 k 期拟合平均准确度 $\frac{1}{k} \sum_{t=N-K+1}^N a_{it}$ 来反映预测区间上 $N+k$ 期的预测准确度。因风速是个连续变化的量,在几个小时内不会出现较大幅度的波动,所以利用最近 k 期拟合平均准确度并随预测时间的延长不断滚动更新,能综合利用各单项

预测方法的优点,使基于IOWA算子的组合预测准确度最大化且变化平稳。

在测试参数选取相同的条件下用较成熟的标准粒子群算法及遗传算法对所提测试系统进行仿真,测试结果表明,布谷鸟搜索算法收敛速度更快,寻优结果的准确度更高。标准粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)及遗传算法(Genetic Algorithm, GA)可参考相关文献,本文不再赘述。图6为三种算法的寻优曲线。

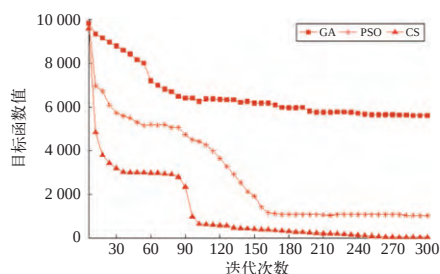


图6 三种算法的寻优曲线

4 结束语

采用基于诱导有序加权平均算子的最优组合预测方法对风电功率进行预测,该方法充分考虑了各单一预测方法在不同时刻的预测准确度,更好地综合各方法的优缺点,弥补传统组合方法考虑过于单一的不足,使所建立的预测模型更贴近实际情况。仿真结果表明,此模型预测准确度高,误差变化平稳。

对于大规模约束优化问题目前较为普遍的方法是利用遗传算法和粒子群算法进行求解,而这两种算法在解决多峰问题时的局限性,容易导致算法效率低且准确度不高。布谷鸟搜索算法引入了Lévy飞行机制,能有效地跳出局部最优解,使算法收敛速度快、准确度高,且结果具有对算法本身的参数变化不敏感的优点。更适合于求解基于IOWA算子的组合预测模型,可提高风电功率预测工作的效率。

参考文献

- [1] 杨秀媛,肖洋,陈树勇.风电场风速和发电功率预测研究[J].中国电机工程学报,2005,25(11):1-5.

- [2] 杜颖, 卢继平, 李青, 等. 基于最小二乘支持向量机的风电场短期风速预测 [J]. 电网技术, 2008, 32 (15): 62-66.
- [3] 范高峰, 王伟胜, 刘纯, 等. 基于人工神经网络的风电功率预测 [J]. 中国电机工程学报, 2008, 28 (34): 118-123.
- [4] 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, 32 (7): 82-86.
- [5] 张国强, 张伯明. 基于组合预测的风电场风速及风电机功率预测 [J]. 电力系统自动化, 2009, 33 (18): 92-95.
- [6] 彭怀午, 刘方锐, 杨晓峰. 基于组合预测方法的风电场短期风速预测 [J]. 太阳能学报, 2011, 32 (4): 543-547.
- [7] 陈宁, 沙倩, 汤奕. 基于交叉熵理论的风电功率组合预测方法 [J]. 中国电机工程学报, 2012, 32 (4): 29-34.
- [8] Yager R R. Induced aggregation operators [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2003, 137 (1): 59-69.
- [9] 陈华友, 蔡正高. 诱导有序加权平均的组合预测模型及其应用 [J]. 安徽大学学报: 自然科学版, 2005, 29 (1): 1-6.
- [10] 陈华友, 陈启明, 李洪岩. 一类基于OWA算子的组合预测模型及性质 [J]. 运筹与管理, 2006, 15 (6): 34-39.
- [11] Yang X S, Deb S. Cuckoo search via Levy flights [C]. Proceedings of World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing, India, IEEE Publications, 2009: 210-214.
- [12] Yang X S, Deb S. Engineering optimisation by cuckoo search [J]. International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation, 2010, 1 (4): 330-343.
- [13] Yoon K J, Kweon I S. Adaptive support-weight approach for correspondence search [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28 (4): 650-656.
- [14] 李煜, 马良. 新型元启发式布谷鸟搜索算法 [J]. 系统工程, 2012, 30 (8): 64-69.
- [15] 柳新妮, 马苗. 布谷鸟搜索算法在多阈值图像分割中的应用 [J]. 计算机工程, 2013, 39 (7): 274-278.

(收稿日期: 2015-04-23) EA

(上接第21页)

参考文献

- [1] 石立宝, 戴世强, 徐政. 大规模双馈型风电场并网的系统暂态稳定仿真 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2009, 21 (4): 1-7.
- [2] 汤蕾, 沈沉. 大规模风电接入对电力系统暂态稳定性影响机理研究 [J]. 电力科学与技术学报, 2014, 29 (4): 25-33.
- [3] 袁义桃, 康积涛, 吴小刚, 等. 含双馈风电机的电力系统电压稳定性分岔分析 [J]. 中国电力, 2014, 47 (3): 42-47.
- [4] 于强, 孙华东, 汤涌, 等. 双馈风电机组接入对电力系统功角稳定性的影响 [J]. 电网技术, 2013, 37 (12): 3400-3405.
- [5] 于辉, 周成, 刘鲁宁. 基于DFIG的风电接入系统对电力系统暂态稳定性的影响 [J]. 沈阳工程学院学报: 自然科学版, 2009, 5 (4): 305-307.
- [6] 陈坚. 交流电机数学模型及调速系统 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1989.
- [7] 廖勇, 杨顺昌. 交流励磁发电机励磁控制 [J]. 中国电机工程学报, 1998, 18 (2): 87-90.
- [8] 章勇高, 龚锦红, 李健. 双馈异步发电机应用于风力发电中的仿真研究 [J]. 华东交通大学学报, 2004, 21 (4): 56-59.
- [9] 郭健. 大规模风电并入电网对电力系统的影响 [J]. 电气自动化, 2010, 32 (1): 47-50.
- [10] 郝元钊, 李培强, 李欣然, 等. 风电机组对电力系统暂态稳定性影响分析 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2012, 24 (2): 41-46.

(收稿日期: 2015-04-23) EA