

基于改进鲸鱼优化算法的风电消纳调度研究^①

孙鹤旭^② 张 维 雷兆明^③ 张 航

(河北工业大学人工智能与数据科学学院 天津 300130)

摘 要 针对我国风力发电弃风率高、风电消纳受阻等现状,本文提出将高载能负荷作为可调度资源与常规电源共同参与系统调度的调度模式,建立以最大限度地消纳风电、降低系统总调度成本为目标的消纳模型。采用改进鲸鱼优化算法(IWOA)对模型进行优化求解,提出控制参数递减策略,调整算法搜索步长,增强算法全局搜索能力和局部搜索速率;采用随机差分变异扰动策略,增强种群多样性,提高算法收敛精度。通过算例仿真分析验证了该调度模型以及改进鲸鱼优化算法的有效性和优越性。

关键词 风电消纳;源荷协调;高载能负荷;改进鲸鱼优化算法(IWOA)

0 引 言

近年来,中国发电装机容量不断提升,但风电出力具有波动性,且常规机组调节能力有限,为维护系统稳定,不得不适当弃风,而弃风的发生不利于风电系统经济性。因此,促进风电消纳降低弃风率问题亟待解决^[1]。高载能负荷作为可中断、调节容量大、响应速度快的负荷侧资源,可灵活地响应风电波动进行“削峰填谷”,促进受阻风电消纳,降低系统弃风率^[2,3]。

很多国内外学者研究了高载能负荷作为可调节资源参与风电调度的调度方式,而对优化调度模型算法的研究相对较少。源荷协调调度是一种多约束、非线性、多目标的优化问题,随着机组数量或决策变量维数的增加,其面临计算量大、过程复杂、难以做到全局收敛等问题。智能优化算法^[4]具有概念简单、易于实现、设置参数少等特点,被广泛应用于求解源荷协调调度问题。文献[5]采用改进遗传算法求解源荷模型,引入快速非支配排序方法来提高种群多样性,但算法迭代时间较长。文献[6]则

采用模拟退火-逐步优化算法对二层优化模型进行求解,提高了收敛速度,但算法后期内循环易于陷入局部最优。文献[7]设置集群协调层与风电场统一调度,并采用帝国竞争算法求解模型,但是并没有对算法进行改进。

本文充分考虑高载能负荷的可调度效益,建立源荷协调调度的风电消纳优化模型。并采用全局搜索能力强、局部搜索效率高、收敛精度高的改进鲸鱼优化算法(improved whale optimization algorithm, IWOA)对模型进行求解。

1 改进鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)是一种新颖的群智能优化算法^[8],具有原理简单、调整参数少、跳出局部最优能力强的优点,然而在处理复杂的优化问题时存在收敛精度较低且收敛速度缓慢的缺陷。为了克服上述缺陷,本文从两方面改进了鲸鱼优化算法。

1.1 基本鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法是一种新型的启发式群智能算

① 河北省科技计划项目(17214304D),河北省自然科学基金项目(F2018202206)和河北省创新能力提升计划项目(18961604H)资助。

② 男,1956年生,博士;研究方向:新能源系统与控制;E-mail: 965232429@qq.com

③ 通信作者,E-mail: dr_lei@foxmail.com

(收稿日期:2019-01-10)

法,通过模仿鲸鱼捕食行为实现对目标函数的优化求解,分为包围猎物、螺旋捕食、搜寻猎物3部分。

1.1.1 包围猎物

座头鲸识别猎物位置并将他们包围起来,由于搜索空间中的最优位置不是事先已知的,因此 WOA 算法假设当前最优个体位置为目标猎物,其他个体位置以不断靠近猎物的方式进行位置更新,表示如下:

$$\vec{X}_{t+1} = \vec{X}_{\text{best}} - A \times |C \times \vec{X}_{\text{best}} - \vec{X}_t| \quad (1)$$

$$A = 2ar - a \quad (2)$$

$$C = 2r \quad (3)$$

$$a = 2 - 2 \frac{t}{t_{\max}} \quad (4)$$

式中, t 为当前迭代次数, $\vec{X}_{\text{best}}$ 为当前最优位置, $\vec{X}_t$ 为其他鲸鱼个体位置, A 和 C 为随机参数, a 为控制参数,在整个迭代过程中线性地从 2 减小到 0, r 是 $[0,1]$ 区间的随机数, $t_{\max}$ 为最大迭代次数。

1.1.2 螺旋捕食

鲸鱼吐出气泡并以螺旋运动轨迹向最优个体(猎物)游去,其位置更新如下式:

$$\vec{X}_{t+1} = \vec{D}_{\text{best}} \times e^{bl} \times \cos(2\pi l) + \vec{X}_t \quad (5)$$

$$\vec{D}_{\text{best}} = |\vec{X}_{\text{best}} - \vec{X}_t| \quad (6)$$

式中, $\vec{D}_{\text{best}}$ 表示当前个体与猎物之间的距离, b 为决定螺旋形状的常数, l 为 $[-1,1]$ 区间的随机数。

1.1.3 搜寻猎物

从当前种群中随机地选取一个鲸鱼个体位置($\vec{X}_{\text{rand}}$)作导航来寻觅猎物,其位置更新如下式:

$$\vec{X}_{t+1} = \vec{X}_{\text{rand}} - A \times |C \times \vec{X}_{\text{rand}} - \vec{X}_t| \quad (7)$$

1.2 改进鲸鱼优化算法

1.2.1 改进控制参数递减策略调整搜索步长

在 WOA 中, A 的取值决定算法全局搜索能力和局部开发能力之间的转换,即收敛因子 a 的取值变化决定算法寻优质量。但在迭代过程中 a 是线性递减的,不能适应实际的寻优过程,本文对 a 采用一种新的非线性指数递减方式:

$$a = 2 - 2 \left(\frac{1}{e - 1} \times (e^{t/t_{\max}} - 1) \right) \quad (8)$$

如图 1 所示,改进后的 a 前期减小缓慢,全局搜索能力提高;后期阶段 a 减小迅速,寻优速度加快,局部搜索效率得以提高。

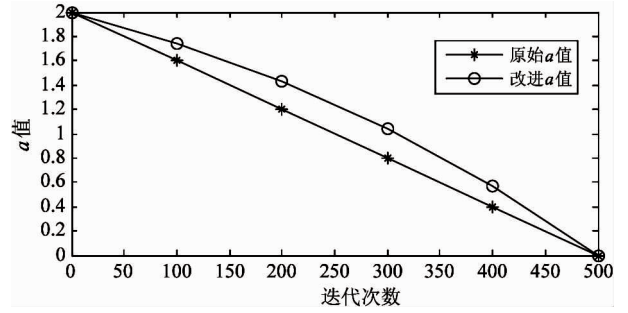


图 1 改进前后 a 值变化

1.2.2 随机差分变异策略

由式(1)和式(5)可知,在 WOA 算法中,种群中其他鲸鱼个体由当前最优个体 $\vec{X}_{\text{best}}$ 引导逐渐向最优区域靠近。如果 $\vec{X}_{\text{best}}$ 是局部最优解,随着迭代次数的增加,群体均聚集在最优解周围,导致群体多样性损失,算法出现早熟现象。本文采用随机差分变异策略,利用当前最优个体和随机个体进行随机差分对群体进行变异扰动。

$$\vec{X}_{t+1} = r \times (\vec{X}_{\text{best}} - \vec{X}_t) + r \times (\vec{X}_{\text{rand}} - \vec{X}_t) \quad (9)$$

式中, r 为分布在 $[0,1]$ 之间的随机数。

在 WOA 的每次迭代中,采用式(9)表示的随机差分变异策略对群体进行变异扰动,产生较好的多样性个体,避免算法陷入局部最优,防止早熟现象的发生,提高了算法收敛精度。

对基本 WOA 算法进行上述两方面改进后得到的 IWOA 算法流程如图 2 所示。

2 考虑高载能负荷的风电消纳模型

在风电充足且负荷需求较小时,常规机组可能运行于深度调峰状态下,此时机组运行效率显著降低,运行风险增大;系统受风电功率波动影响,风电消纳受阻。由于高载能负荷容量大,用电成本占总成本比例高,且在风电场附近,可通过负荷转移参与风电向下调峰过程,在负荷低谷时段增加出力消纳受阻风电。本文提出高载能负荷响应风电功率波动的消纳模型。

2.1 目标函数

本文消纳模型旨在通过调节高载能负荷投切状态,优化常规机组出力计划,达到最大限度地提高风电消纳电量、同时降低系统运行成本的目的。

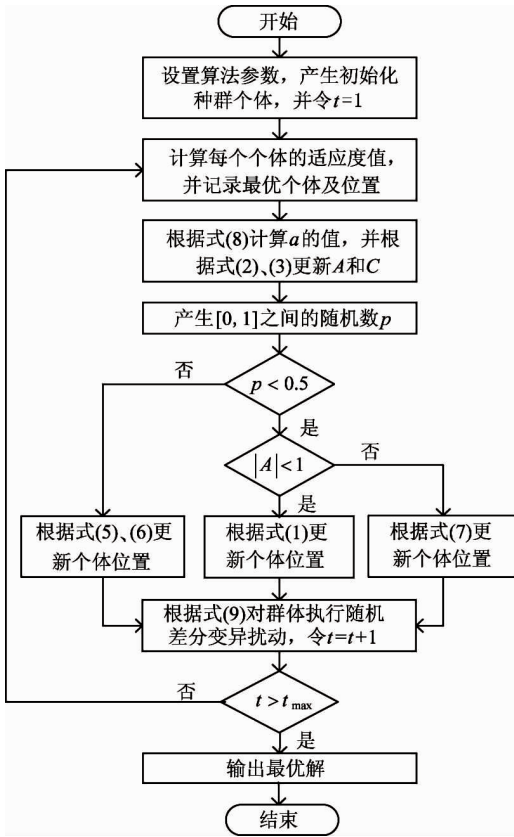


图2 改进鲸鱼优化算法流程图

(1) 风电消纳电量最大

$$\max E_W = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_W} P_{Wi}^t \Delta T \quad (10)$$

式中, T 表示调度期间的时段数, N_W 表示风电场个数, P_{Wi}^t 表示风电场 i 在 t 时段的有功调度出力, ΔT 表示时段 t 的持续时间长度。

(2) 运行成本最小

$$\min C = C_{\text{gen}} + C_{\text{high-load}} \quad (11)$$

$$\begin{cases} C_{\text{gen}} = \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^{N_G} U_{Gj}^t [\alpha_j + \beta_j P_{Gj}^t + \gamma_j (P_{Gj}^t)^2] \\ \quad + U_{Gj}^t (1 - U_{Gj}^t) [\eta_{0j} + \eta_{1j} (1 - e^{\tau/\tau_j})] \\ C_{\text{high-load}} = \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^{N_H} \sigma_{Hk} S_{Hk}^t P_{Hk} \Delta T \end{cases} \quad (12)$$

式中, C_{gen} 表示常规机组发电成本, 包括运行成本和启停成本; $C_{\text{high-load}}$ 表示高载能负荷投切成本; N_G 表示常规机组台数; P_{Gj}^t 、 U_{Gj}^t 分别表示常规机组 j 在 t 时段的有功出力和启停状态变量, $U_{Gj}^t = 0$ 代表停止, $U_{Gj}^t = 1$ 代表开启; τ 表示常规机组停机时间;

α_j 、 β_j 、 γ_j 以及 η_{0j} 、 η_{1j} 、 τ_j 分别表示常规机组 j 的运行成本参数和启停成本参数; N_H 表示高载能负荷组数; σ_{Hk} 表示高载能负荷 k 的单位调节成本; S_{Hk}^t 表示高载能负荷 k 在时段 t 的投切状态, $S_{Hk}^t = 0$ 代表中断运行, $S_{Hk}^t = 1$ 代表投入运行; P_{Hk} 表示高载能负荷 k 的单位投切容量。

2.2 约束条件

(1) 系统约束条件

1) 系统功率平衡约束为

$$\sum_{j=1}^{N_G} U_{Gj}^t P_{Gj}^t + \sum_{i=1}^{N_W} P_{Wi}^t = P_L^t + \sum_{k=1}^{N_H} S_{Hk}^t P_{Hk} = P_L^t + P_{H, \text{total}}^t \quad (13)$$

式中, P_L^t 表示 t 时段系统原有有功负荷, $P_{H, \text{total}}^t$ 表示 t 时段高载能负荷的总计投入容量。

2) 系统旋转备用约束为

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^{N_G} U_{Gj}^t (P_{Gj, \text{up}}^t - P_{Gj}^t) \geq R_{L, \text{up}}^t + R_{W, \text{up}}^t \\ \sum_{j=1}^{N_G} U_{Gj}^t (P_{Gj}^t - P_{Gj, \text{down}}^t) \geq R_{L, \text{down}}^t + R_{W, \text{down}}^t \end{cases} \quad (14)$$

式中, $P_{Gj, \text{up}}^t$ 和 $P_{Gj, \text{down}}^t$ 分别表示在 t 时段常规机组 i 应对负荷预测误差所需的正负旋转备用容量, $R_{W, \text{up}}^t$ 和 $R_{W, \text{down}}^t$ 分别表示在 t 时段为应对风电功率波动所需的正负旋转备用容量。

(2) 风电出力约束

$$0 \leq P_{Wi}^t \leq P_{Wi, \text{forecast}}^t \quad (15)$$

式中, $P_{Wi, \text{forecast}}^t$ 表示风电场 i 在 t 时段的预测出力。

(3) 常规电源运行约束

1) 常规电源输出功率上下限约束为

$$U_{Gj}^t P_{Gj, \text{min}}^t \leq P_{Gj}^t \leq U_{Gj}^t P_{Gj, \text{max}}^t \quad (16)$$

式中, $P_{Gj, \text{max}}^t$ 和 $P_{Gj, \text{min}}^t$ 分别表示机组 j 的输出功率上、下限。

2) 常规电源最小起停时间约束为

$$\begin{cases} (U_{Gj}^{t-1} - U_{Gj}^t) (T_{Gj, \text{on}}^t - T_{Gj, \text{on}}^{\min}) \geq 0 \\ (U_{Gj}^t - U_{Gj}^{t-1}) (T_{Gj, \text{off}}^t - T_{Gj, \text{off}}^{\min}) \geq 0 \end{cases} \quad (17)$$

式中, $T_{Gj, \text{on}}^t$ 和 $T_{Gj, \text{off}}^t$ 分别表示常规机组 j 在时段 t 的运行持续时间和停运持续时间, $T_{Gj, \text{on}}^{\min}$ 和 $T_{Gj, \text{off}}^{\min}$ 分别表示常规机组 j 的最小运行时间和最小停运时间。

3) 常规电源爬坡速度约束为

$$\begin{cases} U_{G_j}^t P_{G_j}^t - U_{G_j}^{t-1} P_{G_j}^{t-1} \leq P_{G_j,up}^t \\ U_{G_j}^{t-1} P_{G_j}^{t-1} - U_{G_j}^t P_{G_j}^t \leq P_{G_j,down}^t \end{cases} \quad (18)$$

式中, $P_{G_j,up}^t$ 、 $P_{G_j,down}^t$ 分别表示机组 j 的上升和下降出力限制。

(4) 高载能负荷约束条件

1) 投入容量约束为

$$P_{H,\min}^t \leq \sum_{k=1}^{N_H} S_{Hk}^t P_{Hk} \leq P_{H,\max}^t \quad (19)$$

式中, $P_{H,\min}^t$ 、 $P_{H,\max}^t$ 分别表示 t 时段高载能负荷的投入容量上、下限。

2) 投切次数约束为

$$0 \leq \sum_{t=1}^T |S_{Hk}^t - S_{Hk}^{t-1}| \leq M_{Hk} \quad (20)$$

式中, M_{Hk} 表示高载能负荷 k 的最大投切次数。

3) 投切时间约束为

$$\begin{cases} (S_{Hk}^{t-1} - S_{Hk}^t)(T_{Hk,on}^t - T_{Hk,on}^{\min}) \geq 0 \\ (S_{Hk}^t - S_{Hk}^{t-1})(T_{Hk,off}^t - T_{Hk,off}^{\min}) \geq 0 \end{cases} \quad (21)$$

式中, $T_{Hk,on}^t$ 、 $T_{Hk,off}^t$ 分别表示高载能负荷 k 在时段 t 的投入和切除时间, $T_{Hk,on}^{\min}$ 、 $T_{Hk,off}^{\min}$ 分别表示高载能负荷 k 的最小投入运行时间和切除持续时间。

2.3 源荷协调多目标优化模型

在多目标优化问题中,各目标函数是相互制约的,多个目标是不可能同时达到最优的。源荷协调消纳数学模型如下:

$$\begin{cases} \min f_i(x) & i = 1, 2, \dots, m \\ \text{s. t.} \begin{cases} h_j(x) = 0 & j = 1, 2, \dots, p \\ g_k(x) \leq 0 & k = 1, 2, \dots, q \end{cases} \end{cases} \quad (22)$$

式中, $f = (-E_w, C)$ 为目标函数, x 为由优化变量组决定的决策向量, $h_j(x)$ 为等式约束函数, $g_k(x)$ 为不等式约束函数。

多目标优化问题的最优解是指在不使其他目标函数劣化的条件下,任何一个目标函数值不可能再进一步优化的一组解,即 Pareto 最优解集。

3 模型求解

3.1 模型求解

本文应用改进鲸鱼优化算法求解风电消纳调度数学模型,具体步骤如下。

首先假设鲸鱼种群个体有 50% 的概率可以在收缩环绕机制或螺旋模型之间进行选择。

步骤 1 设置鲸鱼种群的规模大小为 N_p , 初始种群 X_m , 最大迭代次数 $t_{\max}$, 初始化 A 、 C 、 a 值;

步骤 2 种群中的个体采取混合编码方式: $X_m: [P_{NW}; S_H]$ 。其中,每个个体为一组待优化变量,常规机组出力是连续变量,高载能负荷的投切状态是离散变量。其矩阵表示如下:

$$S_H = \begin{bmatrix} S_{1,1} & S_{2,1} & \cdots & S_{H_K,1} \\ S_{1,2} & S_{2,2} & \cdots & S_{H_K,2} \\ S_{1,3} & S_{2,3} & \cdots & S_{H_K,3} \\ S_{1,4} & S_{2,4} & \cdots & S_{H_K,4} \end{bmatrix}_{4 \times H_K} \quad (23)$$

$$P_{NW} = \begin{bmatrix} P_{1,1} & P_{2,1} & \cdots & P_{N_W,1} \\ P_{1,2} & P_{2,2} & \cdots & P_{N_W,2} \\ P_{1,3} & P_{2,3} & \cdots & P_{N_W,3} \\ P_{1,4} & P_{2,4} & \cdots & P_{N_W,4} \end{bmatrix}_{4 \times N_W} \quad (24)$$

式中, P_{NW} 为实数矩阵, S_H 为 0/1 离散变量矩阵。通过式(10)~(12)计算各个体的适应度值,并记录当前最优个体及位置 $\vec{X}_{\text{best}}$;

步骤 3 利用式(8)计算收敛因子 a , 然后根据式(2)、(3)更新 A 以及 C 值;

步骤 4 当 $p < 0.5$, 且 $|A| < 1$ 时,由式(1)更新当前鲸鱼个体位置, $|A| \geq 1$ 时选择随机鲸鱼个体 X_{rand} , 由式(7)更新当前鲸鱼个体位置;

步骤 5 当 $p \geq 0.5$ 时,由式(5)、(6)更新当前鲸鱼个体位置;

步骤 6 对当前群体中最优个体执行随机差分变异扰动,由式(9)更新当前鲸鱼个体位置;

步骤 7 判断迭代次数 t 是否达到最大值 $t_{\max}$, 如果达到则输出最优解的适应度值,否则返回步骤 3 继续执行。

3.2 最优折衷解的选取

在电网实际运行中,调度人员必须从一组 Pareto 最优解集中选择出最优折衷解,本文采用模糊隶属度函数^[9]分别表示每个 Pareto 最优解中各个目标函数对应的满意度,通过满意度比较找出最优折衷解,即均衡风电消纳电量和系统经济运行的最优调度方案。模糊隶属度函数为:

$$\mu_i = \begin{cases} 1 & f_i < f_{i\min} \\ \frac{f_{i\max} - f_i}{f_{i\max} - f_{i\min}} & f_{i\min} < f_i < f_{i\max} \\ 0 & f_{i\max} < f_i \end{cases} \quad (25)$$

式中, f_i 为第 i 个目标函数值, $f_{i\min}$ 和 $f_{i\max}$ 分别为目标函数的上、下限。

当 $\mu_i = 0$ 时,表示调度人员对某个函数值完全不满意,当 $\mu_i = 1$ 时表示调度人员对目标函数值完全满意。根据式(26)求解 Pareto 最优解集中的各个解的标准化满意度值,其中满意度值最大的解,即为最优折衷解。

$$\mu = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mu_i \quad (26)$$

式中, μ 为标准化满意度值, m 为待优化目标函数的个数。

4 算例分析

算例选取 10 机组 1 风场系统^[10],具体机组参数如表 1 和表 2 所示。高载能负荷投切组数为 4,每组容量为 30 MW,最大投切量为 120 MW,最小投切容量为 0,补偿价格为 1 000 元/(组·h),最小运行时间为 3 h,最小停运时间为 2 h,最大投切次数为 5。IWOA 算法参数为种群规模为 30,迭代次数为 500。结合某地 24 h 负荷数据作为初始负荷进行求解。

表 1 常规机组调节参数 1

	$P_{G_j, \max}^r$	$P_{G_j, \min}^r$	α_j	β_j	γ_j
G1	455	150	1 000	16. 19	0. 00048
G2	455	150	970	17. 26	0. 00031
G3	130	20	700	16. 6	0. 002
G4	130	20	680	16. 5	0. 00211
G5	162	25	450	19. 7	0. 00398
G6	80	20	370	22. 26	0. 00712
G7	85	25	480	27. 74	0. 00079
G8	55	10	660	25. 92	0. 00413
G9	55	10	665	27. 27	0. 00222
G10	55	10	670	27. 97	0. 00173

表 2 常规机组调节参数 2

	τ_j	η_{0j}	η_{1j}	$T_{G_j, on}^{\min}$	$T_{G_j, off}^{\min}$
G1	4	9 000	4 500	8	8
G2	4	10 000	4 500	8	8
G3	2	1 100	550	5	5
G4	2	1 200	560	5	5
G5	2	1 800	900	6	6
G6	2	340	170	3	3
G7	2	520	260	3	3
G8	1	60	30	1	1
G9	1	60	30	1	1
G10	1	60	30	1	1

4.1 风电消纳情况

如图 3 所示,在 0:00 – 8:00 时段负荷低谷期,通过投入高载能负荷耗电使得原始负荷曲线向上平移,而在 16:00 – 21:00 时段负荷高峰期通过降低其耗电使得负荷曲线向下平移,说明在不影响高载能负荷生产效益的前提下,在其调节能力范围内,高载能负荷可以灵活的响应风电波动,起到“削峰填谷”的作用。

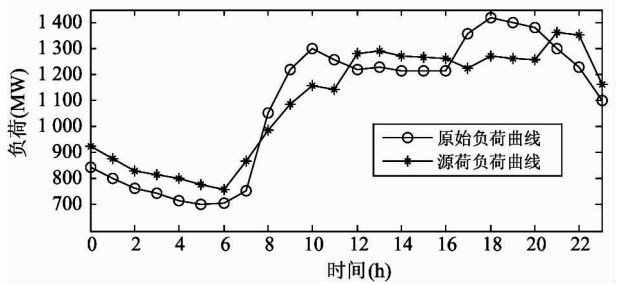


图 3 高载能负荷参与调度前后负荷曲线

由图 4 可知,传统调度模式下消纳的风电为 17 700.3 MW·h,负荷侧加入高载能负荷后消纳风电电量增加至 18 888.5 MW·h;传统模式下风电调度出力有 31 个受限时段,受限电量达到 1 653.25 MW·h,而高载能负荷参与系统调度后风电受限时段减少了 8 个,受限电量也减少至 465.0 MW·h,风电受限时段减少,受限电量明显降低,说明高载能负荷可以有效消纳风电。

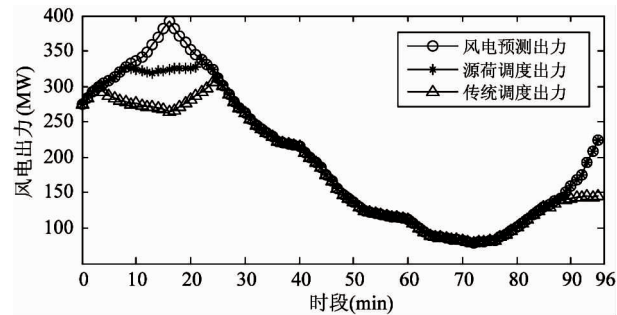


图4 不同优化调度模式下的风电调度出力

4.2 系统运行成本

在负荷高峰时段风电系统需启动新的机组来满足负荷需求的增加,这样势必会增加机组发电负担以及系统调度成本。由图5和图6对比可知,源荷调度模式下,G10在9:00时并没有启动运行,G7在18:00-22:00的出力也相对减少,说明负荷高峰期时段高载能负荷的投入使得高成本发电机启停次数以及运行时间减少,即降低了机组启停与运行成本,从而整体上降低了系统运行成本。

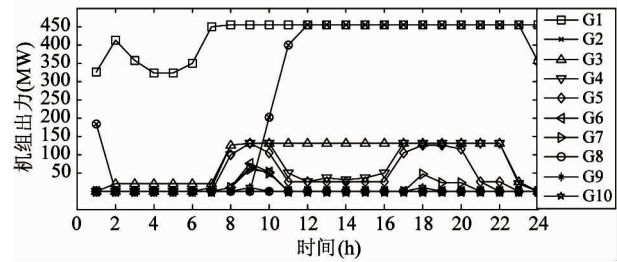


图5 传统调度模式下的常规机组出力

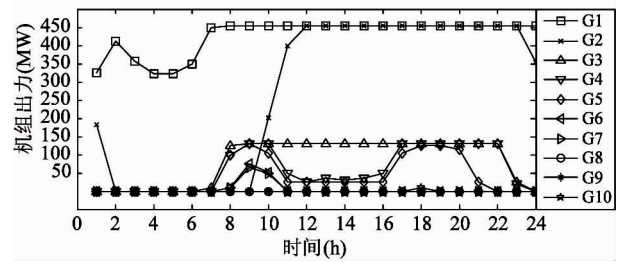


图6 源荷调度模式下的常规机组出力

由IWOA算法求解消纳模型的目标函数,得到了如图7所示的一组分布均匀的Pareto最优解,经计算得到系统运行成本如表3所示,其中投切高载能负荷花费成本5000元,但系统总的调度成本减

少了84236元,说明负荷侧加入高载能负荷后降低了系统调度成本。同时表4给出了IWOA与其他算法优化结果对比,可见本文算法得到优化结果的迭代次数最少,方案调度成本更低,说明改进后的IWOA算法具有更高的局部搜索效率和收敛精度以及更好的实用性。

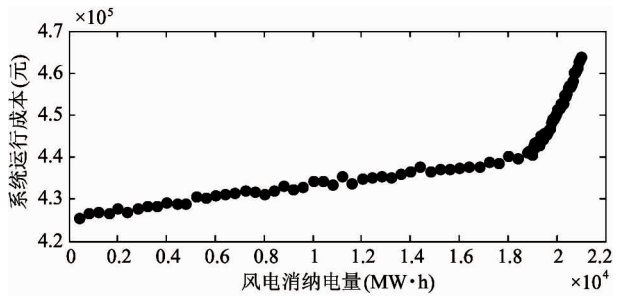


图7 Pareto 最优解集分布

表3 系统调度成本

调度模式	总成本(元)	运行成本(元)	高载能成本(元)
传统模式	533 020	533 020	0
源荷协调	448 784	443 784	5 000

表4 不同算法计算结果比较

算法名称	迭代次数	总调度成本(元)
遗传算法	285	533 020
WOA	179	479 603
IWOA	146	448 784

5 结论

在保证高载能负荷生产效益不受影响的前提下,本文充分考虑其可调节能力对风电消纳的有益影响建立消纳模型。采用IWOA求解模型,通过对比不同算法求解的优化方案可知,IWOA算法的寻优能力更好。

通过对比传统调度模式与考虑高载能负荷的源荷模式下的负荷变化及常规机组出力变化可知,源荷模式下负荷曲线更为平缓,系统受风电波动的影响减小。同时,源荷模式下机组出力时间相对减少,系统运行成本降低。说明负荷侧加入高载能负荷调节可以平抑风电波动且明显促进了风电消纳电量,可解决大规模风电并网时常规电源调节能力不足的

问题。

参考文献

[1] Zhao X, Cai Q, Zhang S, et al. The substitution of wind power for coal-fired power to realize China's CO₂ emissions reduction targets in 2020 and 2030 [J]. *Energy*, 2017, 120:164-178

[2] 王健, 鲁宗相, 乔颖, 等. 高载能负荷提高风电就地消纳的需求响应模式研究[J]. 电网技术, 2017, 41(7):2115-2123

[3] 李亚龙, 刘文颖, 谢昶, 等. 高载能负荷消纳受阻风电的供应链博弈决策方法探究[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(7):135-143

[4] 张水平, 陈阳. 基于进化控制与非均匀变异的花授粉算法研究[J]. 高技术通讯, 2018, 28(5):417-424

[5] 辛晓刚, 王彪, 李昕, 等. 考虑风电消纳能力的含风电场电力系统多目标优化调度研究[J]. 可再生能源, 2016, 34(1):49-55

[6] 郭鹏, 刘文颖, 蔡万通, 等. 基于模拟退火-逐步优化算法的多形态高载能负荷协调降损二层优化模型[J]. 电网技术, 2017, 41(3):759-768

[7] 张晓英, 廖顺, 张蜡宝, 等. 高载能负荷参与的集群风电场并网系统经济调度模式[J]. 兰州理工大学学报, 2018, 44(2):79-85

[8] Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm [J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95:51-67

[9] 赵晶晶, 黄诗扬. 一种风电减载参与系统一次调频的多目标机组组合方法[J]. 可再生能源, 2018, 36(6):875-881

[10] Wang J, Botterud A, Miranda V. Impact of wind power forecasting on unit commitment and dispatch [C] // International Workshop on Largescale Integration of Wind Power Into Power Systems, Bremen, Germany, 2009:1-8

Research on wind power consumption dispatching based on improved whale optimization algorithm

Sun Hexu, Zhang Wei, Lei Zhaoming, Zhang Hang
(School of Artificial Intelligence, Hebei University of Technology, Tianjin 300130)

Abstract

Aiming at the current situation of high wind-abandonment rate and wind power consumption obstruction in wind power generation of China, this paper proposes a dispatching mode that uses high-load energy loads as schedulable resources to participate in system scheduling with conventional power sources, a consumption model with the goal of maximizing wind energy consumption and reducing the total system dispatch cost. The improved whale optimization algorithm (IWOA) is used to solve the model. The strategy of decreasing control parameters is proposed to adjust the search step of the algorithm, and enhance the global search ability and local search rate of the algorithm; the random differential variation perturbation strategy is adopted to enhance the diversity of the population and improve the convergence accuracy of the algorithm. The validity and superiority of the model and IWOA are verified by the simulation.

Key words: consumption of wind power, load and power coordination, high-energy load, improved whale optimization algorithm (IWOA)