

基于 NSGWO 的火电厂负荷优化分配研究

李涛,曹越,司风琪

(东南大学 能源热转换及其过程测控教育部重点实验室,江苏 南京 210096)

摘要:针对传统多目标灰狼优化算法易出现局部最优和稳定性差的问题,提出了一种改进的多目标灰狼算法。引入基于顺序查找策略(ENS)的非支配排序方法提高算法的速率,采用基于参考点的选取策略以均衡算法优化结果分布,并通过模拟二进制交叉进化机制改善算法跳出局部最优解的能力。结合多目标算法的评价指标,开展基准函数仿真试验,验证了改进算法的优越性和有效性。将改进算法应用于电厂多目标负荷优化分配中,优化结果表明,改进灰狼算法可以有效解决电厂的多目标优化分配问题。

关键词:多目标负荷分配;灰狼算法;基于参考点的筛选策略;非支配排序

中图分类号:TM62 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2022.01.003

[引用本文格式]李涛,曹越,司风琪.基于 NSGWO 的火电厂负荷优化分配研究[J].热能动力工程,2022,37(1):21-27. LI Tao, CAO Yue, SI Feng-qi. Research on optimal load distribution of thermal power plants based on NSGWO[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2022, 37(1): 21-27.

Research on Optimal Load Distribution of Thermal Power Plants based on NSGWO

LI Tao, CAO Yue, SI Feng-qi

(Key Laboratory of Energy Thermal Conversion and Control of Ministry of Education, Southeast University,
Nanjing, China, Post Code: 210096)

Abstract: Aiming at the issues of local optimum and poor stability of traditional multi-objective grey wolf algorithm, this study proposed a modified multi-objective grey wolf algorithm, which introduced the ENS-based non-dominated sorting method to improve the speed of the algorithm, adopted the selection strategy-based on reference points to balance algorithm and optimize the distribution of results, and simulated the binary crossover evolution mechanism to improve the ability of the algorithm to jump out of local optimum solution. Combined with the evaluation index of the multi-objective algorithm, the benchmark function simulation experiment was carried out to verify the superiority and effectiveness of the modified algorithm. The modified algorithm is applied to the multi-objective optimal load distribution of thermal power plants, the optimization results indicate that the modified grey wolf algorithm can effectively solve the problems of the multi-objective optimal load distribution of thermal power plants.

Key words: multi-objective load distribution, grey wolf algorithm, reference point-based filtering strategy, non-dominance sorting

引言

考虑经济、快速和环保多个指标的火电厂负荷分配是一个复杂的具有多种约束的多目标优化问题。传统算法一般求解时间长、对目标函数的性态有要求,智能优化算法在此问题上更具优势。曾德良等人^[1]研究了兼顾环保性与经济性的火电机组负荷优化分配,采用不同目标权重将多目标问题转化为单目标问题,利用遗传算法进行求解。刘吉等人^[2]利用多目标遗传算法 NSGA II 解决 2 台机组的环保性和经济性的负荷分配问题。陈贵林等人^[3]提出了一种基于量子粒子群的多目标优化算法用于 4 台机组多目标负荷优化调度,该算法通过将改进后的量子进化算法融合到粒子群中,采用量子位对粒子的当前位置进行编码,用量子旋转门实现对粒子最优位置的搜索,用量子非门实现粒子位置的变异以避免早熟收敛。汪佳等人^[4]提出了结合禁忌搜索思想的小生境遗传算法,此算法以小生境遗传算法为主体,并结合禁忌搜索思想,使用禁忌交叉算子进行交叉操作。黄松等人^[5]在多目标粒子群算法中引入多目标解集更新策略和变邻域搜索策略。

多目标电厂负荷分配是一个比较复杂的问题,随着机组数目的增加,对多目标优化算法的要求会越来越高,还需要开展提高算法精确性和解的分布特性的研究。本文首先建立考虑机组经济性、快速性和环保性指标的多目标负荷分配模型。然后,引入基于(ENS)的非支配排序方法、基于参考点的选择策略及模拟二进制交叉机制,提出一种适用于火电厂负荷优化分配的改进多目标灰狼优化算法(NSGWO)。为验证改进算法的有效性,通过两类基准函数进行测试,进而将改进算法应用于火电厂多目标负荷分配中,通过对比分析验证改进算法的工程应用价值。

1 火电厂负荷分配模型

考虑经济性的火电厂负荷分配是指在满足电力需求的情况下,最小化全厂供电煤耗成本。供电煤耗特性方程一般可以表示为^[6]:

$$f_i(P_i) = a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i \quad (1)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, N$ —机组编号; P_i —机组负荷, MW; a_i, b_i, c_i —煤耗特性系数。

在机组实际运行过程中,随着汽轮机进汽阀的顺序开启会产生“阀点效应”^[7],使得蒸汽损失增加,机组的特性曲线发生变化。当考虑阀点效应时,煤耗特性曲线方程可以表示为:

$$f_i(P_i) = a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i + |d_i \sin\{e_i(P_i^{\min} - P_i)\}| \quad (2)$$

式中: d_i, e_i —阀点效应系数; $P_i^{\min}$ —机组的负荷下限。

经济性负荷分配的数学模型目标函数表示为:

$$\min F = \min \sum_{i=1}^N f_i(P_i) \quad (3)$$

式中: F —全厂的煤耗。

污染物排放量与机组负荷之间的关系可以表示为二次函数:

$$g_i(P_i) = \alpha_i P_i^2 + \beta_i P_i + \gamma_i \quad (4)$$

式中: $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$ —机组排放特性系数。

考虑环保性时负荷分配的目标函数定义为:

$$\min G = \min \sum_{i=1}^N g_i(P_i) \quad (5)$$

式中: G —全厂的污染物排放量, t/h。

电网对于火电机组的负荷响应速率有一定的要求,在火电厂实际负荷分配时还应考虑快速性的要求:

$$T_{\text{ideal}} = |P_D - \sum_{i=1}^N P_{i,\text{now}}| / \sum_{i=1}^N v_i \quad (6)$$

$$T(P) = \sum_{i=1}^N ((P_i - P_{i,\text{now}})/v_i - T_{\text{ideal}})^2 \quad (7)$$

式中: P_D —电网调度指令, MW; $P_{i,\text{now}}$ —第 i 台机组的实时负荷; v_i —第 i 台机组的负荷升降速率, MW/min; $T(P)$ —各台机组完成负荷分配时间与理想状态下最小时间差值的平方和。

火电厂多目标负荷分配一般是考虑上述 3 个目标的 2 个或者全部:

$$\min(F, G, T), \min(F, G), \min(F, T) \quad (8)$$

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^N P_i - P_D \\ P_i^{\min} \leq P_i \leq P_i^{\max} \\ |P_i - P_{i,\text{now}}| / t_i \leq v_i \end{cases}$$

式中: $P_i^{\max}$ —机组的负荷上限。

2 改进的多目标灰狼算法

多目标灰狼算法(MOGWO)^[8]是仿照多目标粒子群算法(MOPSO)^[9]提出的,在灰狼算法的基础上加入了两个策略。预先设置了一个固定大小的外部种群 Archive,每次迭代过程后对 Archive 进行更新,将 Archive 种群中所有个体按照目标函数值划分区间,采取轮盘赌的方式选取前 3 等级的狼。每个个体被选择的概率与其所在区间的个体数成反比, $P_i = (\frac{1}{N_i})^c$ (c 为常数),其值根据实际情况选取。进化机制为:

$$D_p = C \cdot X_p(t) - X(t) \quad (9)$$

$$X(t+1) = \frac{1}{3} \sum_p (X_p(t) - A \cdot D_p) \quad (10)$$

式中: X_p —前 3 等级狼的位置; A, C —系数向量,计算为:

$$A = a(2r_1 - 1) \quad (11)$$

$$C = 2r_2 \quad (12)$$

式中: a —收敛因子; r_1, r_2 —区间 $[0, 1]$ 上的随机数。

MOGWO 存在易出现局部最优、稳定性不足的问题^[10]。此外,个体在头狼的影响下会快速集中到一处,导致解的分布性不好,且算法迭代过程中传统的非支配排序以及 Archive 种群的更新耗时会更长。

2.1 算法改进

改进的灰狼算法(NSGWO)引入了基于顺序查找策略(ENS)的非支配排序方法,以及基于参考点的选择策略及模拟二进制交叉机制。

2.1.1 基于 ENS 的非支配排序

传统的非支配排序依次确定每个前沿面的所有个体。实际上,每个个体所在前沿面的编号由支配它的个体的前沿面的编号决定,即:

$$\text{front}(p) = 1 + \max_{q \in Q} \text{front}(q) \quad (13)$$

其中, $\text{front}(p)$ 表示个体 p 所在的前沿面编号, q 是支配个体 p 的所有的个体组成的集合。

基于 ENS 的非支配排序首先按照种群的第 1 维目标值进行升序排列,若第 1 维的目标值相同,则比较它们的第 2 维目标值,以此类推。排序后的种群中,顺序在后的个体不可能支配排在它前面的个

体,即在对 p 进行考察时,支配 p 的个体一定已经被分配到前沿面中,于是可以根据式(13)确定 p 所在的前沿面的编号。此外,取消了外部种群 Archive 的设置,直接在新种群中选择前 3 等级的狼。

2.1.2 基于参考点的选取策略

改进的多目标灰狼算法中,子代和父代结合 $R_t = P_t \cup Q_t$ (大小为 $2N$),并从中选出 N 个个体(N 为种群大小)。此过程中首先将 R_t 通过非支配排序分为多个非支配层 ($F_1, F_2, \dots, F_k$),然后从 F_1 开始构造一个新的种群 S_t ,直到其大小为 N 或者第 1 次超过 N 。假设满足条件的最后一层为第 L 层,那么第 $L+1$ 层以上的解均会被淘汰。在大多数情况下,第 L 层只有部分解被接受,另一部分解会被淘汰从而使种群大小保持为 N 。改进算法中,采用基于参考点的选取策略来选取这部分个体, $n_L = N - \sum_{i=1}^{L-1} N_i$, N_i 为第 i 个前沿面的个体数, n_L 为需要从第 L 个前沿面选择出的个体数。采用基于参考点的选取策略需要一组分布均匀的权重向量,采用常规边界交叉法(NBI)^[11]来产生一组均匀的权重向量 $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$ 。接着将各维目标值进行自适应归一化。定义种群 R_t 的理想点为 $\cup_{\tau=1}^t R_\tau$ 的最小值 ($z_i^{\min}, i = 1, 2, \dots, m$),构造出一个理想点 $\bar{z} = (z_1^{\min}, z_2^{\min}, \dots, z_m^{\min})$ 。通过理想点将目标函数转化, $f'_i(x) = f_i(x) - z_i^{\min}$, f_i 为第 i 维的值。然后求每个目标函数对应的额外点,额外点生成公式为:

$$\text{ASF}(x, w) = \max_{i=1}^m f'_i(x) / w_i, x \in R_t \quad (14)$$

$$Z^{i, \max} = s; \arg \min_{s \in R_t} \text{ASF}(s, w), w = (\tau, \dots, \tau), \tau = 10^{-6} \quad (15)$$

对于第 i 个目标,产生一个额外目标向量 $z^{i, \max}$ 。这 m 个额外向量构成一个 m 维的线性超平面,进而求出截距 $a_i (i = 1, 2, \dots, m)$,那么目标函数可以被归一化为:

$$f_i^n(x) = (f'_i(x) - z_i^{\min}) / (a_i - z_i^{\min}) \quad (16)$$

构造过程中,截距可能不存在,这种情况下设置截距为此目标下的最大值。最后利用参考点生成一系列参考线,找到与归一化个体距离最近的参考线。参考点和种群个体的关系可以是一对多、一对一或者没有对应。那些对应更少个体的参考点所对应的个体越容易被保留,保留的概率与参考点对应的个

体的个数成负相关。

2.1.3 模拟二进制交叉

GWO 算法在前 3 等级狼的影响下容易陷入局部最优,为此引入模拟二进制交叉算子(SBX)。在进化初期,较大概率以 SBX 产生新个体增加算法的探索能力。随着迭代次数增加,按照灰狼狩猎机制生成个体的几率增加,以此增强算法的开发能力和收敛性。控制参数 a 可以保证算法探索能力和开发能力的平衡。原算法中 a 是按照线性规律从 2 递减到 0。使用非线性递减策略以平衡算法的探索 and 开发能力:

$$a = 2(1 - (t/t_{\max})^2)$$

(17)

式中: t —当前迭代的次数; $t_{\max}$ —最大迭代次数。

2.2 改进多目标灰狼算法求解过程

改进多目标灰狼算法求解过程如图 1 所示。

该改进算法的具体步骤为:

(1) 设置灰狼种群个体数 N , 最大迭代次数 $t_{\max}$ 。初始化参数 a, A 和 C ; 初始化灰狼种群 P , 生成参考点 Z 。

(2) 计算种群中每个个体的各维目标值, 采用基于 ENS 的非支配排序策略选取前 3 等级狼的 α, β, δ 。

(3) 更新种群 P_t , 生成子代 Q_t 。当随机数小于设置的概率阈值时, 进行二进制交叉变异, 反之按照 GWO 的进化机制进行更新。

(4) 在合并后的种群 $R_t = \{P_t \cup Q_t\}$ 中按照基于参考点的选取策略选择前 N 个个体生成新种群 S_t 。

(5) 若没有达到最大迭代次数, 则重复步骤 2, 3 和 4, 否则输出种群的全部个体即为算法的优化结果。

3 算例分析

采用基准函数测试验证改进多目标灰狼算法

(NSGWO) 的有效性, 并将改进算法应用于火电厂多目标负荷分配。

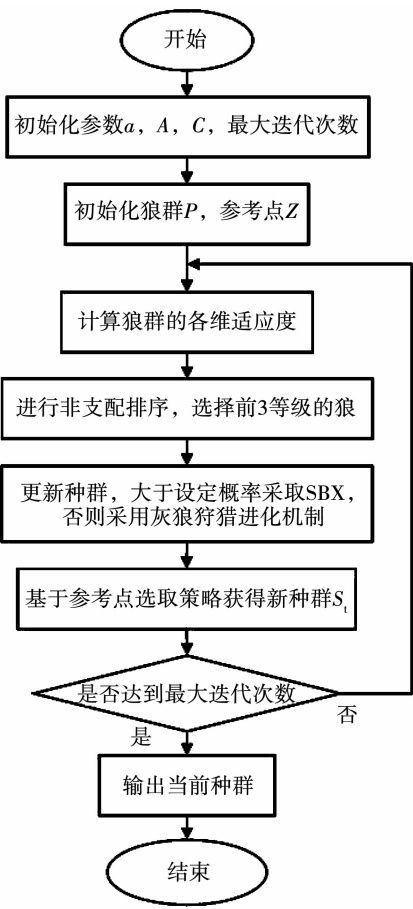


图 1 NSGWO 算法流程图

Fig.1 Flowchart of NSGWO algorithm

3.1 NSGWO 算法验证

选取多目标优化算法基准测试函数 ZDT1、UF2 和 UF4^[10] 进行改进算法的准确性与分布性校验。其中, ZDT1 函数的迭代次数和测试次数分别为 50 次和 100 次, UF 系列函数的迭代次数和测试次数分别为 1 500 次和 10 次。选取世代距离 (GD)^[12] 和逆世代距离 (IGD)^[13] 作为算法性能评价指标。改进算法的优化测试结果如表 1 和表 2 所示。

表 1 NSGWO 算法的 GD 指标评价结果

Tab.1 Evaluation results of GD index of NSGWO algorithm

GD	UF2				UF4				ZDT1			
	NSGWO	AS-MOGWO	MOGWO	MOPSO	NSGWO	AS-MOGWO	MOGWO	MOPSO	NSGWO	AS-MOGWO	MOGWO	MOPSO
均值	0.005 00	0.002 57	0.059 49	0.104 20	0.041 60	0.052 11	0.057 56	0.079 10	0.004 90	0.007 54	0.021 01	0.061 50
最差值	0.006 00	0.005 52	0.110 78	0.151 10	0.042 60	0.055 17	0.062 30	0.088 00	0.012 50	0.014 61	0.061 44	0.360 40
最优值	0.004 20	0.001 96	0.021 78	0.065 70	0.040 00	0.050 02	0.051 98	0.070 30	0.000 90	0.001 59	0.001 19	0.003 70

表 2 NSGWO 算法的 IGD 指标评价结果

Tab. 2 Evaluation results of IGD index of NSGWO algorithm

IGD	UF2				UF4				ZDT1			
	NSGWO	AS-MOGWO	MOGWO	MOPSO	NSGWO	AS-MOGWO	MOGWO	MOPSO	NSGWO	AS-MOGWO	MOGWO	MOPSO
均值	0.016 00	0.027 00	0.069 61	0.095 80	0.034 30	0.056 39	0.062 00	0.077 33	0.006 90	0.011 15	0.208 24	0.063 10
最差值	0.019 80	0.048 28	0.083 07	0.111 90	0.035 30	0.057 35	0.068 90	0.089 44	0.013 40	0.030 75	0.696 15	0.340 60
最优值	0.012 50	0.013 93	0.055 42	0.081 90	0.032 20	0.055 65	0.058 61	0.066 82	0.003 90	0.007 26	0.013 91	0.008 20

对于 ZDT1 函数,NSGWO 优化结果的 IGD 值明显优于其他算法,说明改进算法跳出局部最优的能力较强。UF 系列函数均是多模函数,存在大量的局部最优解。无论是 IGD 值还是 GD 值,改进算法的结果在 UF4 函数上均优于其他算法,仅在 UF2 函数的 GD 值上大于 AS-MOGWO 算法,但在 IGD 值上改进算法效果最好,并且 GD 值的峰值之间相差较小,说明了改进算法的稳定性较好。测试结果均表明,改进算法都表现出了良好的稳定性和跳出局部最优解的能力。图 2 为 NSGWO 和 MOGWO 针对基准函数的寻优结果,横纵坐标 f_1, f_2 分别表示基准函数的某个目标值,真实 PF 表示函数真实的帕累托前沿。对于 ZDT1 函数,两个算法的寻优结果均接近真实帕累托前沿,但是 NSGWO 解的分布性更好,对于 UF2 和 UF4 函数,NSGWO 的解基本上都可以支配 MOGWO 的解。

3.2 火电厂多目标负荷优化分配

将 NSGWO 算法应用于火电厂多目标负荷分配中。针对负荷优化分配模型中的等式约束,采用罚函数 $\max(0, | \sum_{i=1}^N P_i - P_d |)$ 进行处理。某厂 6 台机组的负荷总指令为 283.4 MW,采用 NSGWO 算法对其进行分配,并与文献[1]结果进行比较。

仿真过程种群规模为 200,最大迭代次数为 500。结果如表 3 与表 4 所示, P 表示机组的负荷。无论是考虑阀点效应还是不考虑阀点效应,改进算法在降低电厂煤耗和减少电厂污染排放的性能方面均优于其他算法,证明了改进算法在多机组经济环保负荷优化分配中的优势。表 3 和表 4 还表明,阀点效应对分配结果影响较大,两种模型中 1 号机组和 6 号机组的优化结果相差较多。在考虑阀点效应时两个机组分配的结果分别是 21.4 和 41.0 MW,不考虑阀点效应时分配结果是 15.7 和 35.2 MW。图 3 给出了 NSGWO 和 MOGWO 算法得到的帕累托前沿,NSGWO 的解的分布性更广,并且 MOGWO 的

解基本都被 NSGWO 的解所支配。对比结果说明,NSGWO 算法具有一定的工程应用前景。

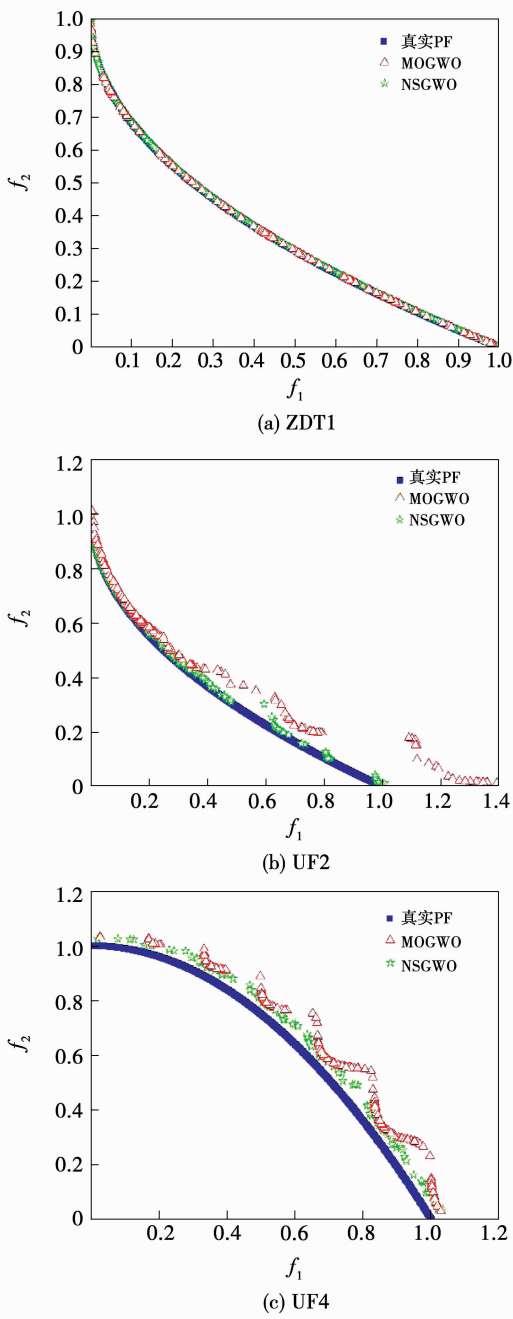


图 2 基准函数优化结果

Fig. 2 Optimization results of benchmark functions

表 3 不考虑阀点效应的火电厂经济性最优的负荷分配结果

算法	P_1/MW	P_2/MW	P_3/MW	P_4/MW	P_5/MW	P_6/MW	煤耗总成本/ $\text{元}\cdot\text{h}^{-1}$	污染物排放量/ $\text{t}\cdot\text{h}^{-1}$
NSGWO	15.7	33.0	58.4	94.4	46.7	35.2	601.045 6	0.232 1
算法 1 ^[1]	11.6	30.5	59.7	98.2	51.2	35.6	608.124 0	0.220 0
RCGA	11.5	30.6	59.9	98.2	51.3	35.5	608.125 0	0.219 9
PSO	12.8	27.0	55.5	100.5	45.4	44.5	609.660 0	0.220 7

表 4 考虑阀点效应的火电厂多目标负荷优化分配结果

参数	经济性最优				环保性最优			
	NSGWO	算法 1 ^[1]	RCGA	PSO	NSGWO	算法 1 ^[1]	RCGA	PSO
燃料成本/ $\text{元}\cdot\text{h}^{-1}$	605.369 4	611.057 0	611.057 0	629.960 0	640.586 7	643.421 4	645.713 9	648.000 0
排放/ $\text{t}\cdot\text{h}^{-1}$	0.228 9	0.219 8	0.214 0	0.213 9	0.193 0	0.194 2	0.194 2	0.194 5
P_1/MW	21.4	11.6	11.5	9 不胜数.9	40.5	35.8	41.1	37.1
P_2/MW	30.9	30.7	30.6	36.3	40.7	46.5	46.3	46.7
P_3/MW	50.5	59.4	59.9	48.4	50.2	54.1	54.4	56.4
P_4/MW	93.0	98.2	98.2	87.4	37.7	39.2	39	36.5
P_5/MW	46.7	51.6	51.3	66.4	58.8	57.6	54.4	52.2
P_6/MW	41.0	35.4	35.5	39.0	55.5	56.4	51.5	57.8

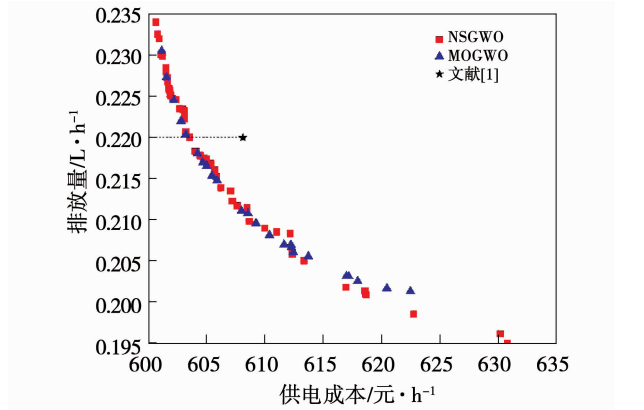


图 3 火电厂多目标负荷优化帕累托前沿

Fig.3 Pareto fronts of multi – objective optimal load distribution of thermal power plants

4 结 论

提出了改进的多目标灰狼优化算法 NSGWO，并将其用于火电厂厂级多目标负荷分配中。基于 ENS 的非支配排序方法提高算法的速率，采用了基于参考点的选取策略均衡算法优化结果分布，并通过引进模拟二进制交叉进化机制改善了算法跳出局

部最优的能力。将改进算法应用于 6 台机组的经济环保负荷分配计算，证明了改进算法在火电厂负荷分配中的有效性。分配结果表明：不考虑阀点效应时，改进算法在考虑经济最优时供电煤耗成本为 601.045 6 元/h，相比于其他算法的分配结果节省了煤耗约 7 元/h；考虑阀点效应时，NSGWO 算法结果比其他算法节省约 6 元/h；在考虑环保性时，改进算法的最优结果为 0.193 0 t/h，优于其他算法。

参考文献：

[1] 曾德良,简一帆. 火电厂负荷分配的多目标优化算法[J]. 热力发电,2017,46(5):98–104.

ZENG De-liang, JIAN Yi-fan. Multi objective optimization algorithm for load distribution in thermal power plants[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2017, 46 (5) : 98 –104.

[2] 刘 吉,刘炳含,张 月,等. 基于大数据技术的火电厂节能环保多目标负荷优化分配[J]. 工程热物理学报,2020,41(1): 29–38.

LIU Ji,LIU Bing-han,ZHANG Yue,et al. Multi objective optimal load distribution for energysaving and environmental protection of thermal power plants based on big data technology[J]. Journal of

Engineering Thermophysics,2020,41(1):29-38.

[3] 陈贵林,宋明厚,吴忠强. 基于量子粒子群算法的电力系统负荷多目标优化分配[J]. 数学的实践与认识,2019,49(22):1-8.

CHEN Gui-lin,SONG Ming-hou,WU Zhong-qiang. Multi objective quantum particle swarm optimization algorithm for power system load distribution[J]. Journal of Mathematics in Practice and Theory,2019,49(22):1-8.

[4] 汪 佳,姚建刚,孙 谦,等. 改进算法在电力系统多目标负荷分配中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报,2013,25(1):107-111.

WANG Jia,YAO Jian-gang,SUN Qian, et al. Application of improved algorithm in multi objective load distribution of power system[J]. Journal of Power System and Automation,2013,25(1):107-111.

[5] 黄 松,王 艳,纪志成. 多目标粒子群算法的动态多燃料经济环境负荷分配[J]. 控制与决策,2018,33(7):1255-1263.

HUANG Song,WANG Yan,JI Zhi-cheng. Dynamic multi fuel economic environment load distribution based on multi objective particle swarm optimization[J]. Control and Decision,2018,33(7):1255-1263.

[6] 李 勇,王建君,曹丽华. 基于 BP 神经网络的火电厂实时负荷优化分配[J]. 继电器,2011,39(17):87-92.

LI Yong,WANG Jian-jun,CAO Li-hua. Real time optimal load distribution of thermal power plant based on BP neural network[J]. Power System Protection and Control,2011,39(17):87-92.

[7] HOSSEINNEZHAD V,BABAEI E. Economic load dispatch using θ -PSO[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems,2013,49(7):160-169.

[8] MIRJALILI S,SAREMI S,MIRJALILI S M, et al. Multi-objective grey wolf optimizer;a novel algorithm for multi-criterion optimization[J]. Expert Systems with Applications,2016,47:106-119.

[9] COELLO C A C,PULIDO G T,LECHUGA M S. Handling multiple objectives with particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2004,8(3):256-279.

[10] 崔明朗,杜海文,魏政磊,等. 多目标灰狼优化算法的改进策略研究[J]. 计算机工程与应用,2018,54(5):156-163.

CUI Ming-lang,DU Hai-wen,WEI Zheng-lei, et al. Research on-improvement strategy of multi objective grey wolf optimization algorithm[J]. Computer Engineering and Applications,2018,54(5):156-163.

[11] DAS I,DENNIS J E. Normal-boundary intersection;a new method for generating the Pareto surface in nonlinear multicriteria optimization problems[J]. SIAM Journal on Optimization,1996,8(3):631-657.

[12] VAR VELDHUIZEN D A,LAMONT G B. Evolutionary computation and convergence to a Pareto front[J]. Stanford University California,1999:221-228.

[13] BOSMAN PAN,THIERENS D. The balance between proximity and diversity in multiobjective evolutionary algorithms[J]. IEEE Transactionson Evolutionary Computation,2003,7(2):174-188.

(丛 敏 编辑)