

基于自适应引力搜索算法的定日镜场优化布置

高 博, 刘建兴, 孙 浩, 刘二林

(兰州交通大学机电工程学院, 兰州 730070)

摘 要: 针对塔式太阳能热发电电站中定日镜场优化布置问题, 提出一种基于自适应引力搜索算法的定日镜场优化布置方法。以 Campo 布置规则为基础建立比目标定日镜场大 1.5 倍的密集型初始镜场, 将定日镜所在环的半径作为输入变量并将年均效率作为镜场优化布置的评价标准。通过在引力搜索算法中引入动态调整因子 α , 可提高算法在高维搜索问题方面的求解能力。最后以塞维利亚 Gemasolar 电站的定日镜场为例进行优化布置, 证明使用自适应引力搜索算法优化后的定日镜场具有更高的年均效率。

关键词: 塔式太阳能热发电; 定日镜; 优化设计; 自适应引力搜索算法

中图分类号: TK513.1

文献标志码: A

0 引 言

塔式太阳能热发电电站的定日镜场建设成本占整个电站投资总额的 30%~50%, 因此如何布置高效率、低成本的定日镜场成为时下的研究热点^[1]。定日镜场作为整个系统的能量输入单元, 其聚光效率直接影响整个系统的发电量, 因此定日镜在镜场中如何排布显得尤为重要。为了设计出更加合理的镜场, 一些学者将定日镜场优化布置问题与智能优化算法结合起来, 提出多种灵活高效的排布方法。例如 Atif 等^[2]采用差分进化算法, 以镜场年均效率为目标对径向交错布置的定日镜场进行优化。Arrif 等^[3]则结合人工蜂群算法对镜场进行优化并搜索最优解。李超等^[4]结合遗传算法和粒子群算法提出一种 PSO-GA 混合算法, 通过对拉萨地区定日镜场进行优化布置验证了此方法的有效性。

本文以 Campo 布局方式^[5]为基础, 结合自适应引力搜索算法提出一种新的定日镜场布置方法。镜场的布置过程先从大于目标镜场 1.5 倍的密集型初始镜场开始, 将定日镜所在环的半径作为输入变量, 并以镜场年均综合效率为镜场优化布置的评价标准。利用改进的引力搜索算法寻找最佳行间距组合, 直至镜场中的能量收益达到最大。然后根据设计要求剔除效率低下的定日镜后得到最终的镜场布置方案。最后以 20 MW 的 Gemasolar 塔式光热发电站定日镜场为例对该方法进行实例验证, 验证了该方法的可行性。

1 定日镜场的效率

太阳光经由定日镜场一次反射后传播到集热器表面或

吸热腔口, 低能量密度的太阳光被定日镜场汇集为高能量密度的光束后在集热器表面由太阳辐射能转换为热能, 其中能被集热器接收到的能量与入射光线的总能量的比值称为定日镜场的光学效率。定日镜场的光学效率受太阳位置、定日镜排布规则、大气条件、定日镜材质、镜场的地理位置、集热器的形状等因素的影响, 是衡量一个定日镜场聚光能力的重要标准。

1.1 定日镜场的效率组成

一般来说, 定日镜场的光学效率由 6 部分组成: 余弦效率 η_{\cos} 、大气衰减效率 η_{atm} 、溢出效率 η_{int} 、阴影遮挡效率 η_{sh} 、镜面反射率 η_{ref} 和镜面清洁度 η_{cle} ^[6]。在任意时刻, 镜场的瞬时光学效率由以上 6 个部分相乘计算得出^[7-10]:

$$\eta_{\text{field}, t} = \eta_{\cos} \cdot \eta_{\text{atm}} \cdot \eta_{\text{int}} \cdot \eta_{\text{sh}} \cdot \eta_{\text{ref}} \cdot \eta_{\text{cle}} \quad (1)$$

在计算时通常将镜面反射率和镜面清洁度视为常数而将计算重点放在其余 4 个部分。

1.2 定日镜场效率的评价准则

受太阳位置的影响, 定日镜场的瞬时光学效率在每个时间点都不同。为了综合评价定日镜场的聚光性能, 可采用“典型日平均法”或“月平均法”作为定日镜场的评价指标^[11]。“典型日平均法”指分别在典型日(春分日、夏至日、秋分日、冬至日)内的各时间点计算定日镜场的瞬时光学效率再求平均值以近似代表定日镜场的年均光学效率, 计算公式为:

$$\bar{\eta}_{\text{field}, t} = \sum_{k=1}^4 \int_{t_1}^{t_2} \eta_{\text{hel}, k}(t) dt / \left(\sum_{k=1}^4 \int_{t_1}^{t_2} dt \right) \quad (2)$$

式中: k ——典型日序号; t_1 、 t_2 ——镜场的开闭时间。

收稿日期: 2021-04-14

基金项目: 国家重点研发计划(SQ2020YFF0413296)

通信作者: 高 博(1979—), 男, 博士、副教授, 主要从事塔式光热电站定日镜的研制和布置方面的研究。gaobo@mail.lzjtu.cn

“月平均法”指按一定的方式在典型年的 12 个月中分别选出 1 天作为本月的代表日。在代表日内分别计算各时间点的瞬时光学效率再求平均值以近似代表定日镜场的年均光学效率,计算公式为:

$$\bar{\eta}_{\text{field},m} = \frac{\sum_{m=1}^{12} \int_{t_1}^{t_2} \eta_{\text{hel},m}(t) dt}{\left(\sum_{m=1}^{12} \int_{t_1}^{t_2} dt \right)} \quad (3)$$

式中: m ——月序号。

“典型日平均法”和“月平均法”均能代表定日镜场的综合聚光效率,不同之处在于“月平均法”计算的样本天数更大,其计算结果更接近真实情况,因此本文中采用“月平均法”计算定日镜场的年均光学效率。

2 引力搜索算法的改进

引力搜索算法是 Esmat 等^[12]于 2009 年提出的一种随机性启发式搜索算法。该算法受万有引力定律的启发,将搜索个体之间的相互作用力作为信息传递的工具,使整个种群在引力的作用下进行迭代寻优。在算法中每个个体的位置 and 问题的解——对应,并将个体的质量作为评价个体优劣的标准。在搜索最优解的过程中,质量较大的个体占据最优位置并吸引质量较小的个体产生速度和加速度。引力的大小则由个体之间的距离和质量及引力常数 G 决定。在每一次迭代过程中,单个个体在 d 维空间中移动的距离会受到引力常数的直接影响。

2.1 引力搜索算法

设种群数量为 N , 则粒子 i 在 d 维空间中的位置为 $X_i = [x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d]$, 其中 $i = 1, 2, \dots, N$ 。在第 t 次迭代时, 粒子 i 和粒子 j 在 d 维空间中相互之间的引力为:

$$F_{ij}^d(t) = G(t) \frac{M_i(t) \cdot M_j(t)}{R + \varepsilon} (x_i^d(t) - x_j^d(t)) \quad (4)$$

式中: $G(t)$ ——第 t 次迭代时的引力常数; $M_i(t)$ 、 $M_j(t)$ ——惯性质量; R ——2 个个体之间的欧式距离; ε ——保证分母不为零的极小数。

$G(t)$ 的计算公式为:

$$G(t) = G_0 e^{-\alpha \frac{t}{I_{\max}}} \quad (5)$$

式中: G_0 ——引力常量初值; α ——常数; I_{\max} ——最大迭代次数。

d 维空间中粒子 i 受到的合力 $F_i^d(t)$ 为:

$$F_i^d(t) = \sum_{j \in \text{best}} \text{rand}_1 \cdot F_{ij}^d(t) \quad (6)$$

式中: best ——对粒子 i 有引力作用的粒子的集合。

粒子 i 在引力的作用下产生的加速度 $a_i^d(t)$ 为:

$$a_i^d(t) = \frac{F_i^d(t)}{\text{Mass}_i(t)} = \frac{\sum_{j \in \text{best}} \text{rand}_1 \cdot F_{ij}^d(t)}{\text{Mass}_i(t)} \quad (7)$$

式中: $\text{Mass}(i)$ ——粒子 i 的惯性质量。

$$m_i(t) = \frac{\text{fitness}_i(t) - \text{fitness}_{\text{worst}}(t)}{\text{fitness}_{\text{best}}(t) - \text{fitness}_{\text{worst}}(t)} \quad (8)$$

$$\text{Mass}_i(t) = \frac{m_i(t)}{\sum_{j=1}^n m_j(t)} \quad (9)$$

式中: $\text{fitness}_{\text{best}}(t)$ 、 $\text{fitness}_{\text{worst}}(t)$ ——最好的适应度值和最差的适应度值。

粒子 i 的速度和位置更新公式为:

$$\begin{cases} v_i^d(t) = \text{rand}_2 \cdot v_i^d(t) + a_i^d(t) \\ x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \end{cases} \quad (10)$$

式中: rand_1 、 rand_2 —— $[0, 1]$ 的随机数。

2.2 改进的自适应引力搜索算法

在引力搜索算法中, 引力常数 G 在每一次迭代过程中的取值各不相同。 G 随迭代次数的增加而减小, 呈单调递减趋势。引力常数在搜索前期的取值较大, 使粒子以较大步长向全局最优解靠拢, 可提高搜索效率且避免陷入局部最优; 搜索后期的取值较小可使粒子缓慢逼近最优解, 保证了算法的精度。在定日镜场的优化布置问题中, 粒子在多维空间中移动, 其结果往往呈多样性和复杂性, 容易导致结果陷入局部最优。为了增强算法的优化能力, 本文提出对引力搜索算法中引力常数 G 中的衰减因子 α 进行自适应调整。通过改变在不同搜索时期的引力常数 G 并结合相应的约束条件, 使算法可有效收敛于全局最优解并保证一定的搜索精度。使改进后的引力搜索算法更适用于定日镜场的优化布置问题。修改后的衰减因子的计算公式为:

$$\alpha(t) = \beta \cdot e^{-\left|1 - \frac{t}{I_{\max}}\right|} \quad (11)$$

式中: t ——当前迭代的次数; β ——初始参数。

经过多次试验, 在定日镜场的优化布置问题中, 当 $\beta = 40$ 时, 算法的寻优效果最优, 且该初始参数的取值具有普适性, 不受镜场规模和所选模型的影响。

2.3 自适应引力搜索算法可行性分析

为了验证算法的可行性, 本文选取遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 和引力搜索算法 (gravitational search algorithm, GSA) 与自适应引力搜索算法 (adaptive gravity search algorithm, AGSA) 通过 3 种类型的测试函数从多个方面进行比较。其中, Shubert 测试函数是 2 维测试函数, 而 Sphere 和 Zakharov 是 10 维测试函数。考虑到算法的随机性, 在测试过程中采用相同的设置: 种群大小和迭代次数均为 50、遗传算法中变异概率为 0.7 并采用轮盘赌选择和精英策略。每个算法重复计算 30 次以排除偶然性, 最后计算最小值、平均值、方差这 3 个指标的平均值, 对比结果如表 1 所示。

表1 3种算法寻优结果对比
Table 1 Comparison of GA, GSA and AGSA

测试函数	算 法	最小值	平均值	方 差	全局最小值
Shubert	GA	-186.73	-185.98	40.98	-186.73
	GSA	-186.71	-175.15	54.47	
	AGSA	-186.73	-185.81	37.86	
Sphere	GA	5.51×10^{-2}	2.99×10^{-1}	6.62×10^{-2}	0
	GSA	1.66×10^{-4}	6.85×10^{-3}	7.57×10^{-3}	
	AGSA	7.45×10^{-6}	8.22×10^{-5}	1.57×10^{-4}	
Zakharov	GA	8.74	40.88	297.49	0
	GSA	2.06	2.14	1.12×10^{-1}	
	AGSA	1.31	1.42	8.48×10^{-2}	

从对比结果来看,3种算法对低维问题的求解都是有效的,均能在50次迭代内收敛到全局最小值。但对于高维寻优问题,引力搜索算法相对于遗传算法具有更高的精度且最终种群中粒子的离散程度也更小。此外,改进后的引力搜索算法相较于未改进前也有更好的寻优能力和搜索精度。因此改进后的引力搜索算法可应用在类似于定日镜场的优化布置这类高维寻优问题当中。

3 定日镜场的优化布置

3.1 Campo 布置方法

Campo 是由 Collado 等^[5]提出的一种圆形定日镜场布置方式,可生成灵活且规则的径向交错定日镜场。Campo 规则布置径向交错的定日镜场首先从第一个布置区域的第一行开始。第一行的半径 R_1 由第一行的定日镜数量 N_{hel_1} 计算得出。令第一个定日镜放置在首行的正北处,其余定日镜以不发生机械碰撞为原则进行周向均匀布置。若定日镜以最密集的方式排列时,定日镜间的几何关系如图1所示。

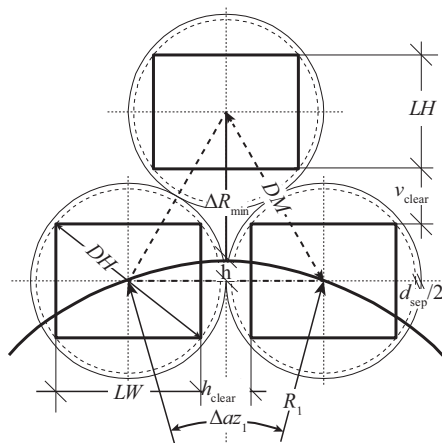


图1 定日镜最密集排布方式下的几何关系
Fig. 1 Geometric relationship under densest layout of heliostats

$$R_1 = (DM \cdot N_{hel_1}) / 2\pi \quad (12)$$

$$\Delta \alpha_{z_1} = 2 \arcsin[DM / (2R_1)] \quad (13)$$

式中: DM ——定日镜的名义圆直径, m。

若定日镜的长为 LW 、宽为 LH , 考虑到定日镜之间的安全距离 d_{sep} , 则 DM 可由式(14)计算:

$$DM = DH + d_{sep} \quad (14)$$

式中: DH ——定日镜的对角线长度, m。

在同一个区域内, 每行的定日镜数量相同, 奇数行与偶数行交错布置且连续行之间的径向间距保持不变。最密集的排列方式下, 相邻行之间的最小增量为 ΔR_{min} 。

$$\Delta R_{min} = DM \cos 30^\circ - h \cong DM \cos 30^\circ = 0.866 \cdot DM \quad (15)$$

$$h = R_1 - \sqrt{R_1^2 - (DM^2/4)} \quad (16)$$

由于同一区域内各行上的定日镜数量保持不变, 同一行上相邻定日镜之间的方位间距随半径的增加逐渐增大。当布置区域最后一行上2个相邻定日镜之间允许放置一个额外的定日镜时, 开始进行下一区域的布置, 其排布原理同第一个区域相同。因为下一区域内各行的定日镜数量为上一区域内各行定日镜数量的2倍, 故各区域内每行的定日镜数量 N_{hel_n} 与各区域首行的行半径 R_1^n 可由式(17)、式(18)计算:

$$N_{hel_n} = N_{hel_1} \cdot 2^{n-1} \quad (17)$$

$$R_1^n \cong R_1 \cdot 2^{n-1} \quad (18)$$

式中: n ——被布置区域的序号。

由于同一区域内相邻行之间的径向增量保持不变, 因此可根据这种特殊的布置关系计算出各区域所能允许布置的最大行数 N_{rows_n} 。

$$N_{rows_n} = \frac{R_1}{\Delta R_{min}} = \frac{DM \cdot N_{hel_1}}{2\pi \cdot DM \cdot \cos 30^\circ} \cong \text{round} \left(\frac{N_{hel_1}}{5.44} \right) \quad (19)$$

$$N_{rows_n} = \frac{2^{n-1} \cdot R_1}{\Delta R_{min}} \approx \text{round} \left[\frac{2^{n-1} \cdot DM \cdot N_{hel_1}}{2\pi(DM \cdot \cos 30^\circ - h)} \right] \quad (20)$$

从 Campo 布置方式的过程来看, 密集排布的镜场中的其

余参量均可看作近塔区首行定日镜数目 N_{hel} 的因变量。因此可根据电站设计点的需求,选择合适的首行定日镜数目,再计算预期镜场中每个区域的行数、每个区域行上的镜子数量、每一行的行半径即可得到由 Campo 布置方法生成的密集型定日镜场。通过软件仿真可知,这种密集型镜场的阴影遮挡效率很低,但其余光学效率却很高。因此可通过改变定日镜所在各环的半径来调节各相邻行之间的距离,以达到阴影遮挡效率与其余效率之间的平衡。基于以上原理,本文将由 Campo 布置方法生成的密集型定日镜场作为优化前的初始镜场,使用自适应引力搜索算法,以年均效率为评价标准并将镜场各环的半径当作优化变量来搜索最佳的行间距组合。这在很大程度上减少了输入变量数量,降低了计算量。

3.2 定日镜的编码方式

引力搜索算法很适合应用于连续性函数的优化问题当中,对高维寻优问题也有较好的求解能力。定日镜场的优化布置正是基于坐标的高维优化问题。但镜场中的定日镜数量从 1000 到 20000 面不等,所以很难将每一面定日镜都作为输入变量。因此需将定日镜场中的定日镜进行统一的编码以适应算法并减小计算量。考虑到 Campo 布置规则的灵活性与简洁性,本文以此为参照对定日镜场进行编码。

由 Campo 布置方式生成的镜场可知,该布置方法生成的镜场由各区域的行数 N_{rows_n} 、各区域内每行的镜子数 N_{hel_n} 、镜场内每一行的行半径 R_n 这 3 个部分组成。其中, N_{rows_n} 和 N_{hel_n} 可由 N_{hel} 计算得出,而 R_n 将作为输入变量被优化。经由此种编码方式编码后的某一定日镜场如表 2 所示。

表2 镜场编码结果

Table 2 Heliostat field encoding result

变量名称	数值					
N_{rows_n}	[4	4	8	8	9	9]
N_{hel_n}	[29	43	60	88	125	179]
	[72.5	86.1	99.7	113.3	126.9	140.5
	154.1	167.7	181.3	194.9	208.5	222.1
	235.7	249.3	262.9	276.5	290.1	303.7
R_n	317.3	330.9	344.5	358.1	371.7	385.3
	398.9	412.5	426.1	439.7	453.3	466.9
	480.5	494.1	507.7	521.3	534.9	548.5
	562.1	575.7	589.3	602.9	616.5	630.1]

从表 2 可知,编码后的定日镜场由 3 组数据组成,前 2 组为固定值(由电站的设计参数决定),第 3 组为输入变量。在优化过程中通过改变 R_n (各环半径)进行寻优求解。例如表 2 中的镜场共有 6 个布置区域。第 1 个区域内有 4×29 面定日镜;第 2 个区域内有 4×43 面定日镜;第 3 个区域内有

8×60 面定日镜。依次类推,故此镜场中有按径向交错布置的定日镜共 4208 面。

4 模型验证

为了验证上述方法的有效性,本文以西班牙 Gemasolar 19.9 MW 塔式电站为例,采用基于 AGSA 算法的方法对目标镜场进行优化布置,同时以 GA 算法为参照,证明 AGSA 算法在定日镜场优化布置问题上的优越性。该电站的部分设计参数如表 3 所示^[13]。

表3 目标镜场的设计参数

Table 3 Design parameters of target heliostat field

参数	数值	参数	数值
经度/(°)	37.46	定日镜宽度/m	12.31
纬度/(°)	5.33	定日镜长度/m	9.75
中心塔高度/m	140	定日镜数目	2650
集热器高度/m	10.5	有效反射面积/m ²	115.60
集热器直径/m	23	基座高度/m	6
镜面反射率	0.95	镜面清洁度	0.90

4.1 建立初始镜场

根据 Gemasolar 电站的设计参数可知,整个镜场中共有定日镜 2650 面,因此初始镜场中的定日镜数量应为目标镜场中的 1.5 倍(约 4000)。通过 Campo 布置规则对初始镜场进行编码时,为了获得更加密集的初始镜场,本文中规定当上一布置区域的最后一行定日镜之间的方位间距达到定日镜名义直径的 2/3 时,立即进行下个区域定日镜的布置。因此在此种排布方式下,初始镜场中的布置区域为 6 个、总行数为 42 行、近塔区首行定日镜的数目为 29 面、定日镜总数为 4208 面。假定不考虑定日镜之间的安全距离,即 $d_{esp}=0$,则由式(15)计算可得相邻行之间的最小增量 $\Delta R_{min}=13.6$ m (初始镜场的编码结果见表 2)。基于以上参数生成的密集型初始镜场如图 2 所示。

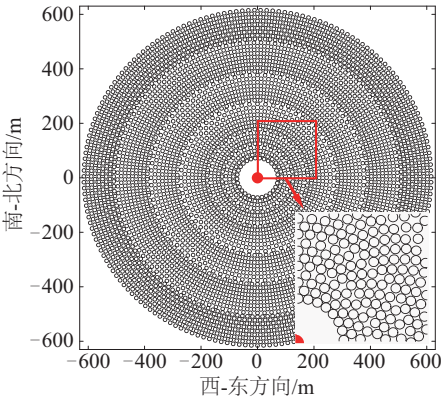


图2 初始镜场

Fig. 2 Initial heliostat field

4.2 自适应引力算法布置方案

将定日镜场各环的半径作为输入变量,以年均效率为适应度函数,使用 AGSA 算法对初始镜场进行优化布置。设定种群数量 $N=100$,即每次迭代运算中将有 100 种不同的布置方案。以初始镜场为参照生成初始种群,规定每个粒子所对应的镜场中连续行之间的间距 $\Delta R = \Delta R_{\min} + \text{rand} \cdot \Delta R_{\max}$ 。设置最大迭代次数 $I_{\max}=100$ 、衰减因子初始参数 $\beta=40$ 、引力常数 $G_0=100$ 。用相同参数使 AGSA 算法重复运行 30 次排除偶然性,并以同样参数使 GA 算法运行 30 次作为对照。在每次迭代后,记录 2 种算法在当前种群中最优的 2650 个粒子的适应度的最优值、平均值的均值,绘制迭代曲线如图 3 所示。

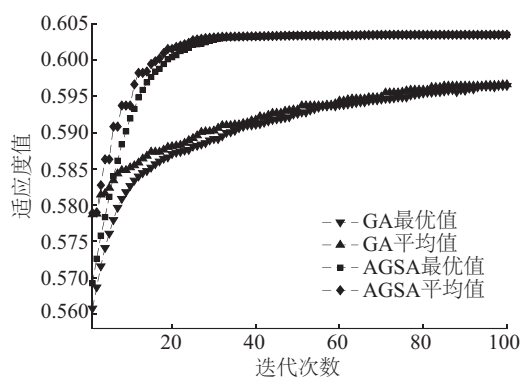


图3 算法迭代曲线

Fig. 3 Algorithm iteration curve

从图 3 可看出,AGSA 算法的收敛速度明显更快,大概在 40 次迭代后就可收敛于全局最优解,而传统的 GA 算法在解决定日镜场优化布置此类的高维寻优问题上常常不能很好地收敛,甚至无法收敛。从最终结果来看,自适应引力搜索算法所布置的定日镜场的年均效率为 60.49%,该结果高于传统遗传算法所布置的定日镜场。因此本文提出的采用自适应引力搜索算法进行定日镜场的优化布置是有效且占优的。

4.3 优化布置结果分析

将自适应引力搜索算法迭代的最终种群中的最优粒子解码后生成最终的布置方案。通过计算相邻两行之间的间距,即 $\Delta R_n = R_{n+1} - R_n (n=1, 2, 3, \dots)$,绘制行间距变化示意图(图 4)。从图 4 可看出,越靠近中心塔的定日镜环之间的间距越小,几乎以最密集的方式排列,这种排布方式允许近塔区的高效率区域布置更多的定日镜来聚焦光线。从第 14 行开始行间距逐渐增加,因为行间距的增加可减少因定日镜之间发生阴影遮挡而造成的能量损失。另外,第 4、8、16 这几个行间距的异常增大是区域变化而导致的定日镜数目增加不连续造成的。但随着定日镜所在环半径的增大,为保证相邻行定日镜之间不发生干涉而增加的行间距吸收了因区

域行变化对方定日镜的影响,因此后方定日镜行间距变化较为平稳。

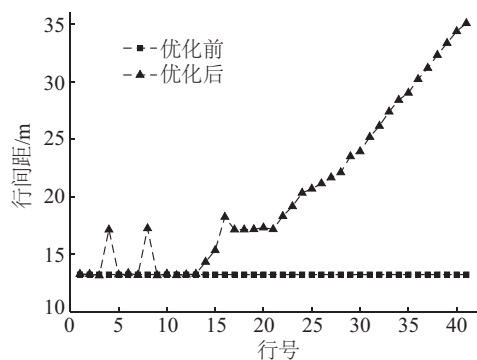


图4 优化前后行间距对比

Fig. 4 Comparison of each row span before and after optimization

在 2020 年 4 个典型日对优化前后的定日镜场进行仿真计算,仿真时间间隔为 1 h,开闭场太阳高度角 15° ,分别统计优化前后 4280 面定日镜的日均效率并绘制箱线图(图 5)。从图 5 中可看出,算法优化的效果明显,在 4 个仿真时间段内优化后的镜场中的中位数分别从优化前 0.54/0.56/0.54/0.42 提升到优化后的 0.63/0.64/0.63/0.54。优化后镜场的中位数变大也意味着镜场整体聚光性能有所提升。另外优化后的镜场中四分位距明显变大,数据更为分散。原因是优化后的镜场半径从优化之前的 630 m 增加到 918 m;边缘区域定日镜的大气衰减效率和溢出效率的下降使部分定日镜的效率降低。优化前的镜场中出现较多异常值,因为优化前的镜场中密集的排列方式在太阳高度角较低时发生严重的阴影遮挡,导致大部分定日镜效率很低,统计数据整体呈现右偏态。算法优化后的镜场中几乎不发生阴影遮挡,所以优化后的镜场获得了更高的综合效率。

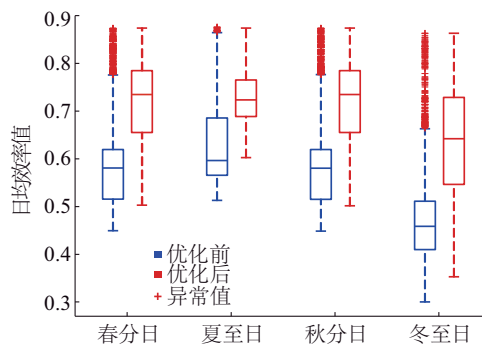


图5 镜场效率分布对比

Fig. 5 Heliostat field efficiency distribution comparison

4.4 择优

由于目标镜场的定日镜数目为 2650,而最终镜场中的定日镜数目为 4208,因此需从中选择合适的定日镜作为最终布置方案。本文以年均效率最高为原则,采用月平均法,选取近 5 年中每月的 15 日为仿真时间点,利用 SPA (Solar

position algorithm)算法^[14]模拟太阳位置并计算镜场中所有定日镜的年均效率值。最后剔除效率较低的定日镜,保留效率较高的 2650 面定日镜作为最终布局并绘制年均效率云图如图 6,图中黑色空心圆圈代表被剔除的定日镜。

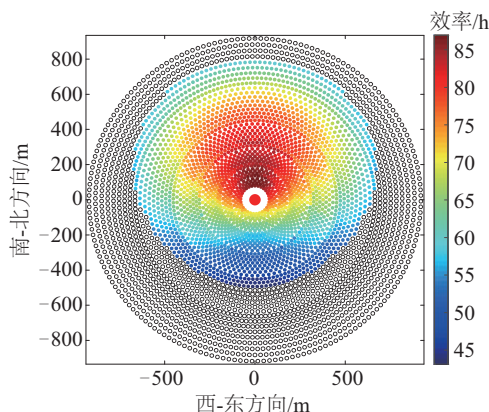


图6 镜场最终布置结果

Fig. 6 Final layout of heliostat field

从择优结果来看,镜场的最终布置结果是一个明显向北部倾斜的椭圆。镜场中的效率分布左右对称,但北部的效率明显高于南部,因为目标镜场位于北半球。相较于目标镜场的年均效率值为 56.87%^[13],优化后的定日镜场在设计点的瞬时光学效率和年日照加权效率均显著提高,分别达到 66.51% 和 60.49%。另外,优化后镜场中离塔最近的定日镜行的半径为 80.13 m,与实际中工程案例中的 79.96 m^[14]基本一致,这也证明了该方法的可靠性。

5 结 论

针对塔式光热电站定日镜场优化布置问题提出了基于自适应引力搜索算法的布局方案,以西班牙 Gemasolar 电站为例进行优化布置,得到以下主要结论:

1)针对 GSA 算法搜索效率和寻优精度不高,本文提出的 AGSA 算法对引力常量 G 中的衰减因子 α 进行了改进。使算法能在不同搜索时期进行全局搜索和局部精细搜索,提高了算法的整体搜索能力。经 3 个测试函数验证,AGSA 算法更适用于高维寻优问题,其收敛速度和寻优精度均高于传统的遗传算法。

2)为了使 AGSA 算法适用于定日镜场优化布置问题,本文参照 Campo 布置规则提出了相对应的编码方式。经过编码后的镜场以定日镜所在环的半径作为输入变量,不仅减少了变量数量,还简化了算法流程。该方法同样也适用于更大的定日镜场,但输入变量数量不会明显增加,因此具有一定的普适性。

3)以西班牙 Gemasolar 电站为例,采用 AGSA 算法与 GA 算法对该电站的定日镜场进行优化布置。计算结果表明,基于 AGSA 算法的定日镜布置方案的综合聚光能力更好。在相同定日镜数目下,优化后的定日镜场的年均效率值为

60.49%,使镜场年均效率提升 3.62%,所以该方法可有效应用到塔式光热电站的定日镜场优化设计当中。

[参考文献]

- [1] 张茂龙,卫慧敏,杜小泽,等.塔式太阳能镜场阴影与遮挡效率的改进算法[J].太阳能学报,2016,37(8): 1998-2003.
ZHANG M L, WEI H M, DU X Z, et al. Modified algorithm of shadow and blocking efficiency for heliostat field of solar power tower[J]. Acta energiae solaris sinica, 2016, 37(8): 1998-2003.
- [2] ATIF M, AL-SULAIMAN F A. Optimization of heliostat field layout in solar central receiver systems on annual basis using differential evolution algorithm[J]. Energy conversion and management, 2015, 95(1): 1-9.
- [3] ARRIF T, BENCHABANE A, GERMOUI M, et al. Optimisation of heliostat field layout for solar power tower systems using iterative artificial bee colony algorithm: a review and case study[J]. International journal of ambient energy, 2021, 42(1): 65-80.
- [4] LI C, ZHAI R R, LIU H T, et al. Optimization of a heliostat field layout using hybrid PSO-GA algorithm[J]. Applied thermal engineering, 2018, 128(8): 33-41.
- [5] COLLADO F J, GUALLAR J. Campo: generation of regular heliostat fields[J]. Renewable energy, 2012, 46(3): 49-59.
- [6] ABATUT J L, ACHAIBOU A. Analysis and design of a field of heliostats for a solar power plant[J]. Pergamon, 1978, 21(6): 453-463.
- [7] BESARATI S M, YOGI G D. A computationally efficient method for the design of the heliostat field for solar power tower plant[J]. Renew energy, 2014, 69(2): 226-232.
- [8] SASSI G. Mathematical model for a noniterative optimization of each system for exploiting solar energy[J]. IL nuovo cimento C, 1982, 5(1): 99-111.
- [9] LIPPS F W. A numerical approach to the flux density integral for reflected sunlight[J]. Solar energy, 1980, 24: 461-469.
- [10] COLLADO F J, GOMEZ A, TUREGANO J A. An analytic function for the flux density due to sunlight reflected from a heliostat[J]. Solar energy, 1986, 37(3): 215-234.
- [11] 程小龙,尹延国,马少波.塔式电站定日镜场布局的优化设计研究[J].能源与环境,2018(2): 64-66, 70.
CHENG X L, YIN Y G, MA S B. Research on the optimal design of the layout of the heliostat field of tower power station[J]. Energy and environment, 2018(2): 64-66, 70.

- [12] ESMAT R, HOSSEIN N, SAEID S, et al. GSA: a gravitational search algorithm[J]. Information sciences, 2009, 179(13): 2232-2248.
- [13] LATA J, Alcalde S, FERNANDEZ D, et al. First surrounding field of heliostats in the world for commercial solar power plants, Gemasolar[J]. Proceedings of solarpaces, 2010, 56(3): 236-245.
- [14] REDA I, ANDREAS A. Solar position algorithm for solar radiation applications[J]. Solar energy, 2004, 76(5): 577-589.

OPTIMIZATION OF A HELIOSTAT FIELD LAYOUT USING ADAPTIVE GRAVITY SEARCH ALGORITHM

Gao Bo, Liu Jianxing, Sun Hao, Liu Erlin

(School of Mechanical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: To solve the problem of heliostat field layout optimization in tower CSP (Concentrating Solar Power) station, a method based on AGSA (Adaptive Gravity Search Algorithm) is proposed. According to the Campo layout rules, a dense initial heliostat field 1.5 times larger than the target heliostat field is established, and the radius of each row of heliostats is used as an input variable and the annual average efficiency is used as the evaluation criterion for the optimal layout of the heliostat field. In addition, a dynamic adjustment factor α is introduced into the gravitational search algorithm, which improves the algorithm's ability to solve high-dimensional search problems. Finally, taking the heliostat field of Gemasolar in Sevilla as an example to optimize the layout, and the results have suggested that the heliostat field optimized by the AGSA has a higher average annual efficiency.

Keywords: tower solar thermal power; heliostats; optimization; adaptive gravity search algorithm