

## 无人机基站三维空间位置部署方法设计与验证

李朋, 曹江, 平洋, 梁东晨\*  
(军事科学院战争研究院, 北京 100091)

**摘要:**针对无人机基站三维空间部署动态性强、时效性高、约束因素多、耦合性强等特点导致的计算量大、仿真周期长等问题,提出利用高效全局优化(efficient global optimization, EGO)算法来确定无人机基站三维空间部署位置。考虑到 EGO 算法主要通过最优化改善期望(expectation improvement, EI)函数来获取新的采样点,提出利用改进的差分进化(differential evolution, DE)算法来优化 EI 函数,改进 DE 算法通过引入亲本选择框架、后代种群生成策略自适应选择框架来提高寻优能力及收敛速度。利用 3 个典型的工程问题对改进 EGO 算法的性能进行测试,结果表明改进后的 EGO 算法在寻优能力、寻优速度以及稳定性方面都有明显提升。在此基础上,给出了利用改进 EGO 算法进行无人机基站三维空间部署的应用示例。

**关键词:**无人机基站;位置部署;高效全局优化算法

中图分类号:TN92 文献标志码:A 文章编号:1001-2486(2025)02-193-09



论  
文  
拓  
展

## Design and verification of three-dimensional spatial location deployment method for unmanned aerial vehicle base station

LI Peng, CAO Jiang, PING Yang, LIANG Dongchen\*  
(War Research Institute, Academy of Military Sciences, Beijing 100091, China)

**Abstract:** In order to overcome the problems of high computational complexity and long simulation cycle caused by the characteristics of strong dynamics, high timeliness, multiple constraints, and strong coupling during the three-dimensional spatial deployment of UAV-BS (unmanned aerial vehicle base station), an EGO (efficient global optimization) algorithm was proposed to determine the three-dimensional spatial deployment location of UAV-BS. Considering that the EGO algorithm mainly obtains new sampling points by optimizing the EI (expectation improvement) function, the improved DE (differential evolution) algorithm was proposed to optimize the EI function. The improved DE algorithm improves the optimization ability and convergence speed by adopting the successful parent selecting framework and the offspring generation strategy self-adaptive selection framework. Three typical engineering problems were selected to test the performance of the improved EGO algorithm. The results show that the optimization ability, optimization speed, and stability of the improved EGO algorithm are significantly improved. On this basis, an application example of using the improved EGO algorithm to deploy a UAV base station in three-dimensional space was given.

**Keywords:** UAV-BS; location deployment; efficient global optimization algorithm

以空中无人机基站(unmanned aerial vehicle base station, UAV-BS)构建通信网络被视为下一代通信技术的重要发展方向之一。其中,能够实现三维空间灵活部署是以无人机基站构建通信网络的最大优势之一。从本质上来讲,无人机基站位置部署问题是综合考虑基站续航能力、发射功率、网络带宽以及自然环境、电磁环境等因素,将无人机基站部署到指定的区域,在某个或多个层

面满足用户的通信需求。从追求效果的角度来看,目前的研究大致可以分为四个方向:一是面向无人机基站发射功率最小化的部署策略,该策略主要考虑无人机载荷有限,试图通过控制发射功率来延长无人机基站空中组网时间<sup>[1-4]</sup>;二是面向无人机基站数量最小化的部署策略,该策略主要考虑服务人群相对固定的情况,通过合理部署基站位置来减少组网所需基站数量<sup>[5-6]</sup>;三是面

收稿日期:2022-11-04

基金项目:国家自然科学基金资助项目(62222121)

第一作者:李朋(1988—),男,河南周口人,助理研究员,博士,E-mail:lp\_academy@163.com

\*通信作者:梁东晨(1991—),男,北京人,助理研究员,博士,E-mail:liangdongchen@foxmail.com

引用格式:李朋,曹江,平洋,等. 无人机基站三维空间位置部署方法设计与验证[J]. 国防科技大学学报, 2025, 47(2): 193-201.

Citation: LI P, CAO J, PING Y, et al. Design and verification of three-dimensional spatial location deployment method for unmanned aerial vehicle base station[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2025, 47(2): 193-201.

向覆盖用户数最大化的部署策略,该策略假定无人机基站数量固定,通过合理部署基站位置尽可能覆盖更多用户<sup>[7-9]</sup>;四是面向提供最佳服务质量的部署策略,该策略主要考虑到不同用户对通信服务质量要求不同,通过提供差异化服务最大化发挥无人机基站效用<sup>[10-13]</sup>。可以看出,不管是哪种部署策略,本质都是将位置部署问题转换为多约束条件下最优化求解问题。

无人机基站三维空间位置部署的制约因素涉及通信、控制、气象、电磁等多个学科,不同约束条件之间存在紧密耦合关系。在实际应用中,部分约束条件表达式十分复杂,有的甚至没有显示表达式。当使用遗传算法、蚁群算法等进化算法进行位置求解时,需要频繁评估各类约束条件,这将会导致位置解算的计算代价大、周期长。而基于代理模型的优化算法,可以依据少量初始样本建立代理模型,而后用基于某种采样准则得到的数据不断修正代理模型。当代理模型的精度满足要求时,再用代理模型来近似真实模型,从而降低算法复杂度。高效全局优化 (efficient global optimization, EGO) 算法作为一种基于 Kriging 代理模型的全局优化算法,由 Jones 等于 1998 年提出<sup>[14]</sup>。由于该算法能够很好地平衡全局搜索与局部寻优的关系,一经提出便在工程优化领域获得广泛应用。

鉴于此,本文提出利用 EGO 算法来实现无人机基站三维空间部署。主要做了三个方面的工作:一是提出了利用 EGO 算法进行无人机基站三维空间部署的思路;二是对 EGO 算法中的改善期望 (expectation improvement, EI) 函数寻优策略进行了改进,提出了基于改进差分进化 (differential evolution, DE) 算法的 EI 函数寻优方法;三是构建了无人机基站三维空间部署模型,并搭建仿真环境对所提算法及部署模型进行了验证。

## 1 系统模型

如图 1 所示,在某个通信基础设施被破坏的区域内随机分布  $M$  个用户,需要  $K$  架无人机基站提供通信服务。由于用户所处高度相比于无人机基站是一个很小的数,为简化考虑,假设所有用户都处于地平面上。因此,任意用户  $m$  的坐标位置可表示为  $l_m = \{x_m^r, y_m^r, 0\}$ ,  $m \in \{1, 2, \dots, M\}$ , 上标  $r$  表示接收端。任意无人机基站  $k$  的坐标位置可表示为  $u_k = \{x_k^u, y_k^u, z_k^u\}$ ,  $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ , 上标  $u$  表示无人机基站。无人机基站通过低轨卫星与区域外核心网连接,组成回程链路。同一时刻每个用户只与一个无人机基站保持连接。

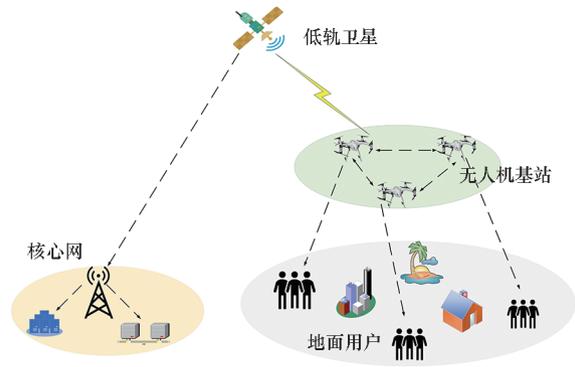


图 1 基于无人机基站的组网模型

Fig. 1 Network model based on UAV-BS

### 1.1 空对地信号传输路径损耗信道模型

信号从发射基站到用户终端,可以分为视距 (line-of-sight, LoS) 传播和非视距 (non-line-of-sight, NLoS) 传播两种传播模式。对于非视距传播,由于电磁信号存在反射或者衍射,会在链路中引入额外的路径损耗,即过度路径损耗。从统计学角度来看,其具备高斯分布特性<sup>[15-17]</sup>。为方便分析,常以过度路径损耗均值作为分析对象,数学表达式为:

$$P_{L_\xi} = F_{\text{SPL}_\xi} + \eta_\xi \quad (1)$$

$$P_L = \sum_{\xi} P_{L_\xi} \cdot P_\xi \quad (2)$$

$$P_{\xi, \text{NLoS}} = 1 - P_{\xi, \text{LoS}} \quad (3)$$

其中,  $F_{\text{SPL}}$  表示自由空间传播路径损耗,  $\eta$  表示额外路径损耗平均值,  $\xi$  表示传播组,  $P_L$  为基站与地面所有终端之间的路径损耗,  $P_\xi$  表示传播组  $\xi$  发生概率。根据国际电信联盟 (International Telecommunication Union, ITU) 发布的“地面宽带毫米无线电接入系统设计的传播数据和预测方法”,在城市环境中视距传播组概率为:

$$P_{\text{LoS}} = \prod_{i=0}^m \left( 1 - \exp \left\{ -\frac{1}{2\gamma^2} \left[ h_{\text{tx}} - \frac{\left(i + \frac{1}{2}\right)(h_{\text{tx}} - h_{\text{rx}})}{m+1} \right]^2 \right\} \right) \quad (4)$$

式中:  $h_{\text{tx}}$  表示无人机基站高度;  $h_{\text{rx}}$  表示用户终端高度;  $\gamma$  为根据瑞利概率密度函数描述建筑物高度分布的比例参数;  $m = \text{floor}(r \sqrt{\alpha\beta} - 1)$  为无人机基站与地面用户之间的建筑数,  $r$  为无人机基站与地面接收终端的水平距离,  $\alpha$  为建筑用地面积与总用地面积的比率,  $\beta$  为单位面积内的平均建筑数量。该模型近似于一个 S 型曲线<sup>[15]</sup>, 其数学表达式为:

$$P_{\text{LoS}} = 1 / \left( 1 + a \exp \left\{ -b \left[ \arctan \left( \frac{h_{\text{tx}}}{r} \right) - a \right] \right\} \right) \quad (5)$$

式中,  $a$  和  $b$  是与环境有关的两个参数。同时,视

距及非视距空对地通信模型可表示为:

$$P_{L,LoS} = 20\log\left(\frac{4\pi f_c d}{c}\right) + \eta_{LoS} \quad (6)$$

$$P_{L,NLoS} = 20\log\left(\frac{4\pi f_c d}{c}\right) + \eta_{NLoS} \quad (7)$$

其中,  $\eta_{LoS}$  及  $\eta_{NLoS}$  分别表示视距及非视距条件下的额外路径损耗,  $f_c$  表示载波频率,  $c$  为光速,  $d = \sqrt{r^2 + h_{tx}^2}$  为用户终端和无人机基站的距离。

因此,无人机基站和用户之间的平均路径损耗可表示为:

$$\begin{aligned} \bar{P}_L &= P_{LoS} P_{L,LoS} + P_{NLoS} P_{L,NLoS} \\ &= \frac{\eta_{LoS} - \eta_{NLoS}}{1 + a \exp\left\{-b\left[\arctan\left(\frac{h_{tx}}{r}\right) - a\right]\right\}} + \\ &20\log\left(\frac{4\pi f_c d}{c}\right) + \eta_{NLoS} \end{aligned} \quad (8)$$

对式(8)中的参数  $h_{tx}$  求偏导,可获取无人机基站最佳部署高度,即当  $\partial \bar{P}_L / \partial h_{tx} = 0$  时无人机基站的部署高度。假定  $a = 9.60$ ,  $b = 0.16$ ,  $\eta_{LoS} = 1.0$  dB,  $\eta_{NLoS} = 20.0$  dB,图2展示了当用户距离无人机地面投影分别为 500 m、1 000 m、1 500 m、2 000 m 时,无人机基站部署高度与信号传输路径损耗之间的关系。

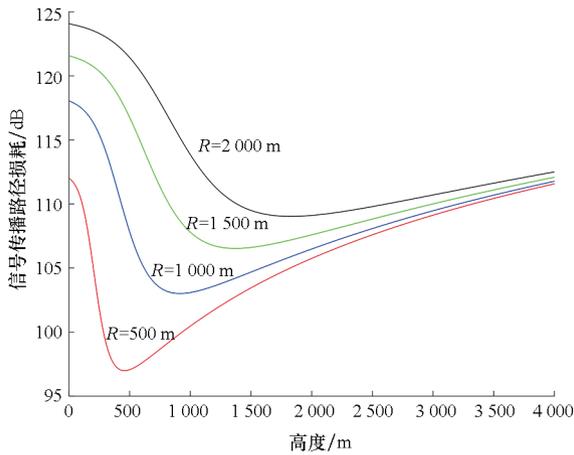


图2 无人机基站高度与信号传播路径损耗对应关系

Fig. 2 Corresponding relationship between UAV base station height and signal propagation path loss

对用户而言,当接收到的功率大于特定阈值时便可以认为用户被无人机基站所覆盖。即:

$$\gamma(h, r_{ik}) / \text{dB} = P_r^{ik} - P_n \geq \gamma_{th}^k \quad (9)$$

$$P_r^{ik} = P_t - \bar{P}_{L,ik} \quad (10)$$

其中,  $P_n$  为高斯白噪声,  $P_r^{ik}$  为用户  $i$  从无人机基站  $k$  接收到的信号功率,  $P_t$  为无人机基站的发射功率,  $\bar{P}_{L,ik}$  为信号传播路径损耗。

综合考虑式(8)~(10)可知,在已知无人机

基站部署高度和用户服务质量需求的情况下,当用户接收功率  $P(h, r_k)$  与特定阈值  $\gamma(h, r_{ik})$  相等时,无人机基站的有效覆盖面积达到极值。此时,单个无人机基站的有效覆盖面积是一个以  $r$  为半径的圆,即

$$R_k(h) = r \mid_{P(h, r_k) = \gamma(h, r_{ik})} \quad (11)$$

## 1.2 功率及用户终端分配模型

假设有  $m$  个终端与无人机基站  $U_k$  连接,无人机基站的功率分配策略为  $P_k = \{P_1^k, P_2^k, \dots, P_m^k\}$ ,其中  $P_i^k$  表示无人机基站  $U_k$  分配给第  $i$  个用户终端的发射功率,该用户终端的信号与干扰加噪声比 (signal to interference plus noise ratio, SINR) 可表示为:

$$\Gamma_i = \frac{P_i^k - \bar{P}_{L,ik}}{I_i + \sigma^2} = \frac{P_i^k - \bar{P}_{L,ik}}{\sum_{j=1, j \neq i}^N \alpha_{A_{jk}} \cdot (P_j^k - \bar{P}_{L,jk}) + \sigma^2} \quad (12)$$

式中,  $I_i$  表示第  $i$  个用户终端接收到的来自其他用户的干扰,  $\alpha_{A_{jk}}$  为第  $k$  个无人机基站与第  $j$  个用户终端之间由于通信信道非正交性而产生的阻尼因子<sup>[18]</sup>,  $\sigma^2$  为噪声功率。  $A_{jk}$  为二元函数,当  $A_{jk}$  取值为 1 时,表示用户  $j$  连接到无人机基站  $U_k$ ,反之则未连接到无人机基站  $U_k$ 。  $A_{jk}$  的取值依赖于路径损耗。换言之,用于终端的分配策略为:用户被优先分配给传播路径损耗最小的无人机基站,且用户只能同时与一个无人机基站相连。

## 1.3 无人机位置及防碰撞约束模型

根据任务需要及任务区域飞行条件,无人机基站应当部署在区域  $D$  内,其坐标表示为  $D = (x_{\min} : x_{\max}, y_{\min} : y_{\max}, z_{\min} : z_{\max})$ ,则无人机基站瞬时坐标  $l'_u = (x'_u, y'_u, z'_u)$  应满足如下条件:

$$\begin{cases} x_{\min} \leq x'_u \leq x_{\max} \\ y_{\min} \leq y'_u \leq y_{\max} \\ z_{\min} \leq z'_u \leq z_{\max} \end{cases} \quad (13)$$

同时,出于无人机基站飞行安全的考虑,无人机基站之间的距离不得小于阈值  $d_s$ ,即:

$$\|l'_u - l'_v\| \geq d_s \quad (14)$$

其中,  $l'_u, l'_v$  分别表示无人机基站  $u$  和无人机基站  $v$  在时刻  $t$  的瞬时坐标。

## 2 问题建模

我们的目标是寻找无人机基站的部署位置,使其达到信号传播路径损耗最小,同时满足用户终端 SINR、功率分配、无人机基站数量、无人机碰

撞等约束条件。问题建模如下:

目标函数:  $\text{Min } P_L$

约束函数:

$$\min \Gamma_i \geq \Gamma_0, i \in N \quad (15)$$

$$\sum_{i \in N} A_{ik} \cdot P_i^k \leq P_{\max}^k, \forall i \in K \quad (16)$$

$$L_k \in D, \forall i \in K \quad (17)$$

$$\|l_i - l_j\| \geq d_s, \forall i, j \in K \quad (18)$$

$$\sum_k A_{ik} = 1, \forall i \in K \quad (19)$$

其中:  $\Gamma_0$  表示用户建立连接所需要的最小信噪比;  $P_{\max}^k$  表示第  $k$  个无人机的最大发射功率;  $D$  表示任务区域, 无人机基站部署不得超出此区域。限制条件(15)表示各个用户的 SINR 不能低于规定阈值, 限制条件(16)表示每个无人机基站的发射功率不得超过其最大值, 限制条件(17)表示无人机基站必须部署在规定区域以内, 限制条件(18)表示两个相邻无人机基站的距离不得低于规定值, 限制条件(19)表示每个用户只能连接一个无人机基站。

## 3 算法设计

### 3.1 经典 EGO 算法介绍

EGO 算法的基本流程是: ①利用试验设计方法生成初始样本点并构造 Kriging 代理模型; ②根据 Kriging 模型对目标函数预测值进行评估, 选取当前最优样本点为参考点, 通过最优化 EI 函数获取新的采样点; ③更新样本集; ④利用新的样本集修正 Kriging 模型; ⑤判断 Kriging 模型精度是否达到要求, 如果没有, 则回到步骤②, 如果达到要求则输出结果<sup>[19-20]</sup>。

Kriging 模型作为 EGO 算法的核心, 是一种基于统计理论的插值技术。给定样本集  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$  及响应值  $Y = \{y_1, \dots, y_n\}$ , 目标函数值与设计变量之间的关系可以表示为:

$$y(x) = g(x) + z(x) \quad (20)$$

式中:  $g(x)$  为描述全局趋势回归模型;  $z(x)$  是均值为 0、方差为  $\sigma^2$  的高斯随机过程, 提供全局近似模型基础上的局部偏差。

以最小化问题为例, 假设在采样点  $x$ , 由 Kriging 模型预测到的均值为  $\hat{y}(x)$ , 均方差为  $\sigma^2(x)$ , 如果当前最优设计的响应值为  $Y_{\min}$ , 则该点的响应值目标提升为  $I(x) = Y_{\min} - \hat{y}(x)$ , 显然  $I(x)$  也服从正态分布, 其期望值可表示为:

$$E[I(x)] = (Y_{\min} - \hat{y}(x)) \Phi\left(\frac{Y_{\min} - \hat{y}(x)}{\sigma}\right) + \sigma \psi\left(\frac{Y_{\min} - \hat{y}(x)}{\sigma}\right) \quad (21)$$

式中,  $\Phi$  和  $\psi$  分别为标准正态分布函数和标准正态分布密度函数。分析式(21)可以看出, 当预测值小于当前最小目标函数时, 第一项会变大, 算法局部搜索能力得到强化; 当预测值与当前最小目标函数接近时, 第二项会变大, 算法全局探索能力得到强化。因此, EGO 算法能够较好地平衡局部和全局搜索<sup>[21-22]</sup>。

EGO 算法在设计之初并未考虑带约束的目标优化问题。为解决带约束目标优化问题, 可利用可行性概率(probability of feasibility, PoF)度量未知点满足约束条件的概率, 构造满足约束条件的期望提升(constrained expected improvement, CEI)准则<sup>[23-24]</sup>, 通过最大化 CEI 准则, 选择有较大改进且满足约束条件概率较高的更新点。假定某个未知点  $x$  的目标值和约束条件能够被视为随机值, 且满足

$$Y(x) \sim N(\hat{y}(x), s^2(x)) \quad (22)$$

$$G_i(x) \sim N(\hat{g}_i(x), s_i^2(x)) \quad (23)$$

则带约束的期望提升函数可以表示为:

$$CEI(x) = EI(x) \times PoF(x) \quad (24)$$

其中,  $\hat{y}$  和  $s$  是目标函数的 Kriging 预测值和标准差,  $\hat{g}_i$  和  $s_i$  是约束函数的 Kriging 预测值和标准差。

### 3.2 改进 EGO 算法设计

考虑到 EGO 算法高度依赖 EI 函数的优化求解, 本文从 EI 函数优化入手, 提出利用改进的 DE 算法来对 EI 函数进行寻优, 具体分为两步:

第一步, 对参与进化的父代种群的选取策略进行优化, 主要是引入亲本选择(successful parent selecting, SPS)框架<sup>[25]</sup>。具体思路为: 设计算法监督器和父代种群存储器, 其中, 算法监督器负责监测算法的进化状态, 父代种群存储器负责存储已经产生了优质后代的父代种群。进化开始前, 首先对进化状态进行判别, 如果算法处于停滞状态, 则从父代种群存储器中随机选择父代种群, 反之, 从所有父代种群中随机选择。进化结束后, 对产生的后代种群进行判定, 如果产生了更加优质的后代, 则将父代种群加入父代种群存储器中, 否则直接进行下一代循环。其中, 本文中的适应度指的是无人机基站部署到某个位置时的信号传播路径损耗。详细流程如图 3 所示。流程图中, 主要依据最近连续失败更新的数量  $q$  来判定进化是否处于停滞状态。如果  $q$  超过阈值  $Q$ , 则认为进化陷入停滞状态。

第二步, 对后代种群生成策略进行优化。基本思路是: 构建后代种群生成策略池, 通过学习以

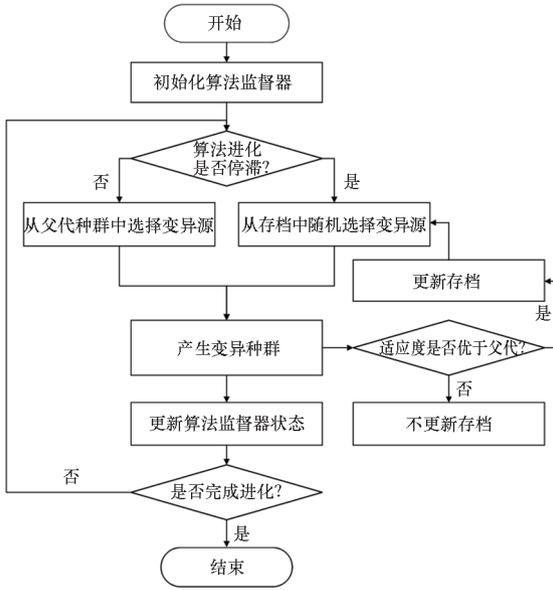


图 3 SPS 框架流程

Fig. 3 Successful parent selecting framework flow chart

往的进化经验来自适应选择后代种群生成策略<sup>[26]</sup>。首先,设定学习区间  $L_p$ , 在进化伊始的  $L_p$  代之内, 采取随机等概率选择后代种群生成策略。 $L_p$  代之后, 算法根据之前的进化结果, 动态更新策略选择概率, 并基于此概率选择后代种群生成策略, 直到达到进化结束条件。一般而言, 结束条件可以选择为指定的进化代数或者满足某个约束条件(本文的结束条件指的是达到指定进化代数)。其基本流程如图 4 所示。

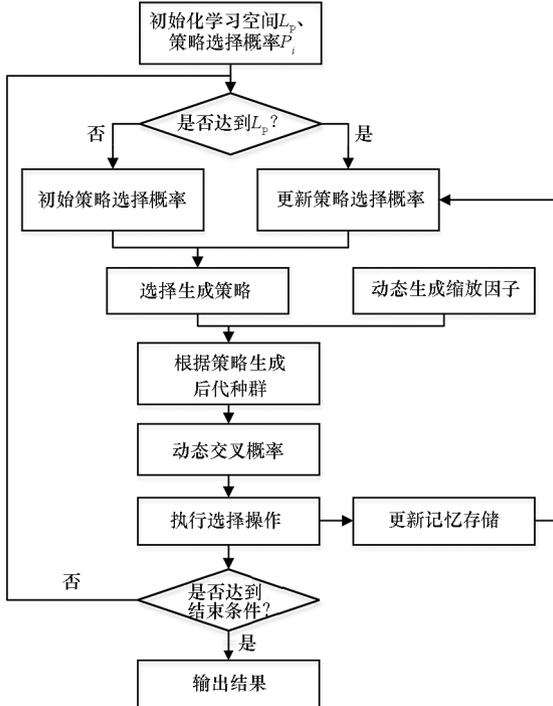


图 4 后代种群生成策略自适应选择框架

Fig. 4 Offspring population generation strategy self-adaptive selection framework

策略选择概率的动态更新规则为:

$$P_{k,G} = \frac{S_{k,G}}{\sum_{k=1}^K S_{k,G}}, k = 1, 2, \dots, K \quad (25)$$

$$S_{k,G} = \frac{\sum_{g=G-L_p}^{G-1} n_{s_{k,g}}}{\sum_{g=G-L_p}^{G-1} n_{s_{k,g}} + \sum_{g=G-L_p}^{G-1} n_{f_{k,g}}} + \epsilon, G > L_p \quad (26)$$

其中:  $K$  是策略池中总的策略数;  $n_{s_{k,g}}$  表示第  $g$  代进化中选择第  $k$  个策略且成功进入下一代的个体数;  $n_{f_{k,g}}$  表示选择第  $k$  个策略但未成功进入下一代的个体数;  $\epsilon$  取一个极小值, 避免进化时出现选择概率为 0 的情况。

改进后的 EGO 算法延续了经典 EGO 算法的核心理念, 即利用计算复杂度比较低的代理模型来近似真实模型。本文在经典 EGO 算法的基础上引入了 SPS 框架和后代种群生成策略池, 两处改进策略均能够通过一阶乘除运算实现, 相比于式(8)、式(15)~(19)中的高阶乘除运算而言, 由此而带来的计算复杂度增加很小。因此, 改进后的 EGO 算法在计算复杂度上与经典 EGO 算法基本一致。同时, 由于 SPS 框架和后代种群生成策略池能够充分利用过往数据经验, 使改进 EGO 算法能够以更快的速度寻找到最大期望提升点, 因此改进 EGO 算法具有更好的收敛能力。

### 3.3 无人机基站三维空间位置部署方法

在进行无人机基站位置部署前, 需明确参与组网的无人机基站数量。根据文献[27]论述, 无人机基站数量确定方法为:

1) 根据式(27) 计算完成组网所需要的无人机基站数量最小值  $K_{\min}$ 。

$$K_{\min} = \frac{C_{\text{req}}}{\sum_{m=1}^M \log(1 + \Gamma_m)} \quad (27)$$

式中,  $\Gamma_m$  表示满足用户  $m$  需求的最小信噪比,  $C_{\text{req}}$  为地面用户所需要的最小数据速率。

2) 根据任务性质及作业条件, 确定无人机基站的冗余比例  $\lambda$ 。

3) 根据式(28) 计算无人机基站的实际出动数量  $K$ 。

$$K = \lambda K_{\min} \quad (28)$$

明确参与组网的无人机基站数量后, 利用改进 EGO 算法对无人机基站位置进行部署。基本流程如图 5 所示, 算法伪代码如算法 1 所示。

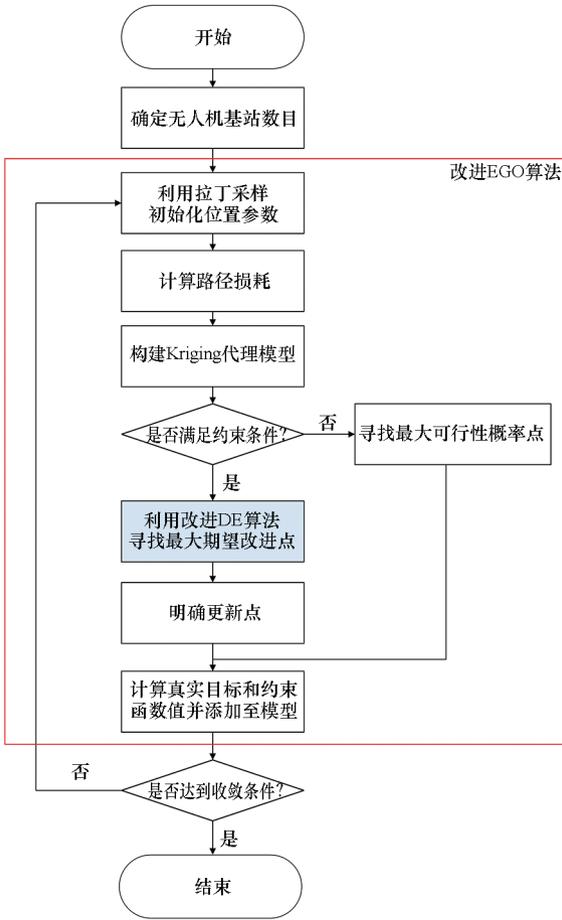


图 5 基于改进 EGO 算法的无人机基站位置部署算法

Fig. 5 UAV-BS location deployment based on improved EGO algorithm

算法 1 无人机基站位置部署算法伪代码

Alg. 1 Pseudocode of UAV-BS location deployment

输入: 1. 无人机基站数量  
2. 无人机基站部署区域  
输出: 无人机基站部署位置

初始化缩放因子均值  $C_R$ 、学习区间  $L_p$ 、进化停止最大容忍度  $Q$ 、策略选择概率  $P$

1. 随机生成无人机基站位置  $L_k$
2. 计算信号传播路径损耗  $P_L$  和约束条件值  $g_i$
3. 根据  $(L_k, P_L, g_i)$  建立 Kriging 模型
4. **While** 终止条件没有满足 **Do**
5. 利用拉丁采样获取新的采样点
6. 基于最大期望提升准则寻找新的更新点
7. 更新样本集
8. 修正 Kriging 模型
9. 计算信号传播路径损耗  $P_L$  和约束条件值  $g_i$
10. 更新无人机基站位置  $L_k$
11. **End While**

4 仿真分析

4.1 测试函数测试

为验证改进策略的有效性,实验选取天然气传输压缩机设计 (gas transmission compressor design, GTCD) 问题<sup>[28]</sup>、焊接梁设计 (welded beam design, WBD) 问题<sup>[29]</sup>、减速器优化 (speed reducer optimization, SRO) 问题<sup>[30]</sup> 3 个典型带约束的非线性工程问题,设计了基于经典 EGO 算法 (EGO: DE) 及改进 EGO 算法 (EGO: DE/SPS/SA) 两组实验。由于 EGO: DE 算法中的 DE 算法采用固定后代种群生成策略,因此分别对 DE/rand/1、DE/best/1、DE/rand to best/1、DE/rand/2、DE/best/2 等 5 种后代种群生成策略进行了测试,并以这 5 种策略建立 EGO: DE/SPS/SA 所需要的策略池。5 种后代种群生成策略对应的数学表达式分别为:

$$\begin{cases} V_1 = X_{p1} + F(X_{p2} - X_{p3}) \\ V_2 = X_{best} + F(X_{p2} - X_{p3}) \\ V_3 = X_{p1} + F(X_{best} - X_{p2}) \\ V_4 = X_{p1} + F(X_{p2} - X_{p3}) + F(X_{p4} - X_{p5}) \\ V_5 = X_{best} + F(X_{p1} - X_{p2}) + F(X_{p3} - X_{p4}) \end{cases} \quad (29)$$

其中,  $F$  表示差分进化学习步长。其余参数设置如表 1 所示。

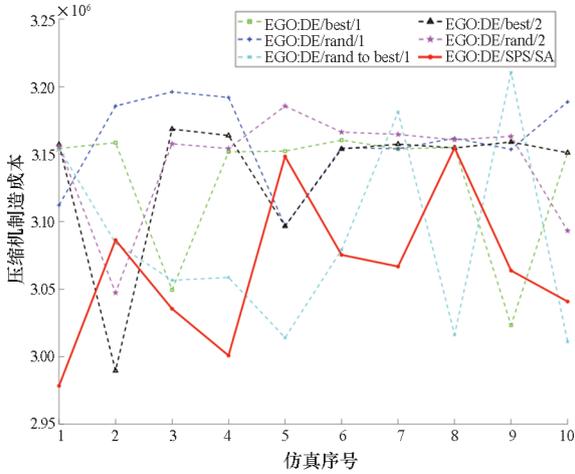
表 1 实验参数

Tab. 1 Experimental parameter

参数	数值
最大进化代数 $N$	300
种群数 $N_p$	200
进化停止最大容忍度 $Q$	60
学习区间 $L_p$	0 ~ 50
交叉概率均值 $C_R$	0.5

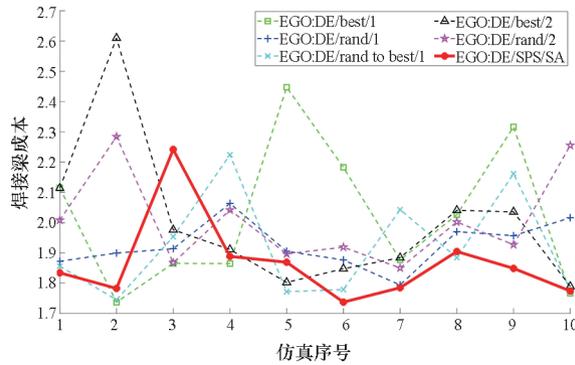
为尽量减少随机因素对实验结果的影响,对 10 次仿真结果的平均值、最优值以及最差值进行统计分析。仿真结果如图 6 所示。

图 6 中,红色实线代表改进 EGO 算法仿真结果,其余 5 条仿真曲线分别代表经典 EGO 算法基于不同 DE 策略的仿真结果。可以看出,在寻找最大期望提升点时,DE 算法采用不同的后代种群生成策略,仿真结果呈现明显差别。以处理 SRO 问题为例,采用 DE/rand to best/1 策略的效果明显要好于其他几种策略;在处理 WBD 问题



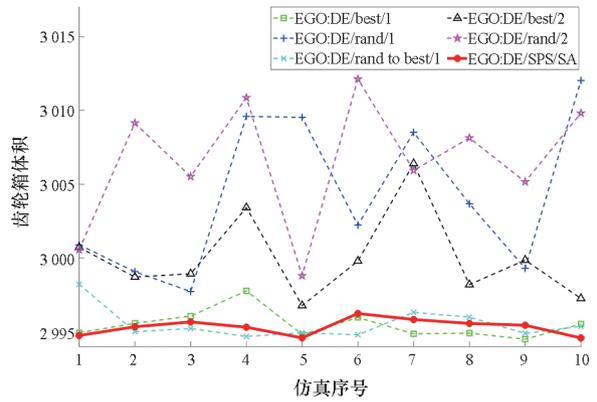
(a) GTCD 问题仿真结果

(a) GTCD problem simulation results



(b) WBD 问题仿真结果

(b) WBD problem simulation results



(c) SRO 问题仿真结果

(c) SRO problem simulation results

图 6 仿真结果

Fig. 6 Simulation results

时,采用 DE/rand/1 策略时的效果相对较好。因此,可以得出结论:最大期望提高函数的寻优策略对 EGO 算法性能会产生明显影响,换言之,优化最大期望提升函数的寻优策略是提升 EGO 算法性能的有效途径之一。三个问题的仿真结果显示,改进 EGO 算法均取得比较好的结果,证明了优化策略的有效性。为精确说明改进策略的性能,对仿真结果的均值、最优值、最差值进行统计,结果如表 2 所示。

表 2 实验结果统计

Tab. 2 Statistical table of experimental results

算法	GTCD 问题			WBD 问题			SRO 问题		
	均值	最优值	最差值	均值	最优值	最差值	均值	最优值	最差值
EGO:DE/rand/1	3 131 011.11	3 023 410.59	3 160 438.93	2.02	<b>1.74</b>	2.45	2 995.50	<b>2 994.59</b>	2 997.78
EGO:DE/best/1	3 159 585.20	3 096 755.32	3 196 169.98	1.93	1.79	<b>2.06</b>	3 004.25	2 997.73	3 012.02
EGO:DE/rand to best/1	3 086 625.02	3 011 113.84	3 210 493.88	1.93	1.75	2.22	2 995.55	2 994.69	2 998.23
EGO:DE/rand/2	3 135 192.19	2 989 637.04	3 168 580.75	2.00	1.79	2.61	3 000.01	2 996.78	3 006.40
EGO:DE/best/2	3 144 890.85	3 047 363.77	3 185 629.43	2.01	1.85	2.28	3 006.60	2 998.80	3 012.12
EGO:DE/SPS/SA	<b>3 065 098.73</b>	<b>2 978 417.90</b>	<b>3 154 673.53</b>	<b>1.87</b>	<b>1.74</b>	2.24	<b>2 995.33</b>	<b>2 994.59</b>	<b>2 996.24</b>

表 2 中,加粗数据表示本次实验寻得的最佳值。可以看出,在对平均值、最优值的统计中,三个问题都是改进后 EGO 算法获得了较优解;只有在对最差值的统计中,WBD 问题采用 EGO:DE/best/1 这一策略时获得了较优解。同时,对于未改进的 EGO 算法,不同 EI 寻优策略对不同的问题明显产生了不同的效果,验证了上文所分析的不同策略将会对算法性能产生显著影响的分析。因此,可以得出结论:寻找更好的最大期望提升寻

优策略,有助于提升 EGO 算法性能。而本文提出的改进策略能够较好地提高 EGO 算法的适应性及全局寻优能力。

#### 4.2 基于改进 EGO 算法的无人机基站位置部署

假设在 500 m × 500 m 的范围内,随机分布 300 个用户,由于天气、无人机基站性能等方面的影响,无人机基站的高度被限定在 30 ~ 100 m 之间,每个无人机基站的<sub>最大发射功率为  $P_{\max} = 100$  mW。空对地信号传输模型参数  $a = 9.60, b =$</sub>

0.16,  $\eta_{LoS} = 1.0 \text{ dB}$ ,  $\eta_{NLoS} = 20.0 \text{ dB}$ ,  $\sigma^2 = 10^{-10} \text{ mW}$ , 最小信噪比  $\Gamma_0 = 0 \text{ dB}$ , 载波频率为  $f = 2.0 \times 10^9 \text{ Hz}$ 。实验目的是通过合理布置无人机基站的位置,为指定用户提供通信服务。以最小路径损

耗为基本目标,已经测算需要 4 个无人机基站。

为方便展示,以任务区域水平投影几何中心为分界点,每个分界点内至少部署 1 个无人机基站,无人机基站位置部署过程展示如图 7 所示。

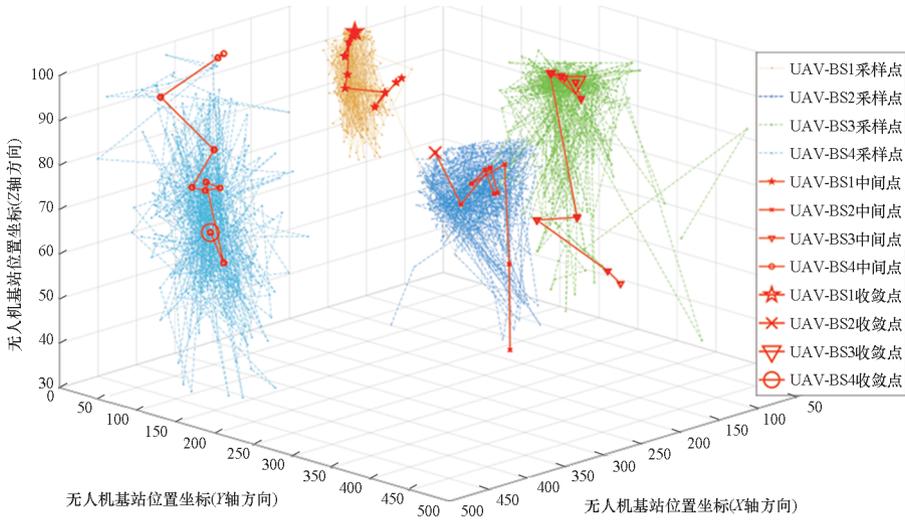


图 7 无人机基站位置部署图

Fig. 7 UAV-BS location deployment diagram

图 7 中,由虚线连接的密集点为产生的采样点,红色实线为各无人机基站位置部署过程解,加大号红色标签为最终部署位置。可以看出,随着采样点不断增加,无人机基站位置逐步收敛到相对固定位置。这是因为随着样本集的不断完善,Kriging 模型越来越逼近真实的位置部署模型。为了进一步说明无人机基站部署过程,对传播路径损耗平均值进行分析,结果如图 8 所示。

### 5 结论

本文对无人机基站位置部署问题进行研究,考虑到无人机基站在三维空间部署时,将面临用户需求、自然环境、电磁环境以及无人机基站续航、功率、带宽、覆盖范围等诸多因素的影响,传统进化算法将会表现出一定的局限性。本文提出利用 EGO 算法来进行无人机基站位置部署,并针对 EGO 算法对最大期望提升点搜寻能力的依赖性,提出了基于改进 DE 算法的 EGO 算法。利用三个常见的工程优化问题对所提算法进行了测试,证明了所提算法的科学性、合理性。最后,搭建了仿真环境,对利用改进 EGO 算法部署无人机基站进行了测试,证明了所提算法的可用性。

由于实验室条件有限,构建的场景还不够复杂,距离实际情况还有一定差距。待实验条件提升后,下一步将考虑构建更加复杂的环境,验证在极端复杂的情况下,所提优化策略的有效性、实用性。

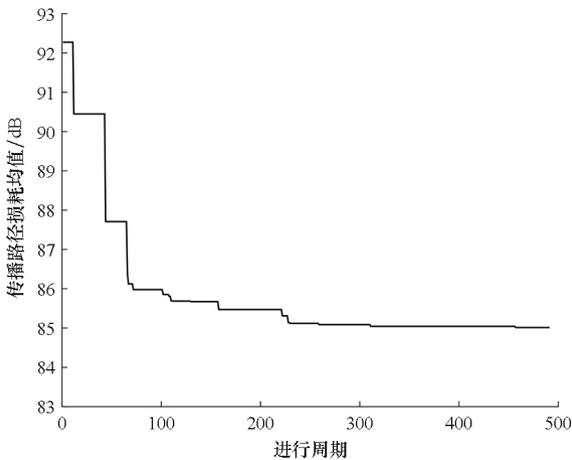


图 8 传播路径损耗均值变化情况

Fig. 8 Change situation of average propagation path loss

由图 8 可以看出,随着仿真的进行,平均传播路径损耗逐步收敛到一个稳定值,这与前文理论推导结果一致,证明了利用改进 EGO 算法进行无人机基站位置部署的有效性。

### 参考文献 (References)

[1] AHMED S, CHOWDHURY M Z, JANG Y M. Energy-efficient UAV-to-user scheduling to maximize throughput in wireless networks[J]. IEEE Access, 2020, 8: 21215 - 21225.  
 [2] YOU J S, JUNG S, SEO J, et al. Energy-efficient 3-D placement of an unmanned aerial vehicle base station with antenna tilting [J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(6): 1323 - 1327.

- [3] HOSEINI S A, BOKANI A, HASSAN J, et al. Energy and service-priority aware trajectory design for UAV-BSs using double Q-learning[C]//Proceedings of the IEEE 18th Annual Consumer Communications & Networking Conference (CCNC), 2021: 1-4.
- [4] XIE C X, HUANG X L. Energy-efficiency maximization for fixed-wing UAV-enabled relay network with circular trajectory[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2022, 35(9): 71-80.
- [5] YIN L J, ZHANG N, TANG C. On-demand UAV base station deployment for wireless service of crowded tourism areas [J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2022, 26(4): 1137-1149.
- [6] LIU X J, WANG X W, JIA J, et al. Deployment of UAV-BS for congestion alleviation in cellular networks [C]//Proceedings of Wireless Algorithms, Systems, and Applications; 16th International Conference, 2021: 46-55.
- [7] CICEK C T, SHEN Z J M, GULTEKIN H, et al. 3-D dynamic UAV base station location problem[J]. INFORMS Journal on Computing, 2021, 33(3): 839-860.
- [8] JIANG X, YANG Z T, ZHAO N, et al. Resource allocation and trajectory optimization for UAV-enabled multi-user covert communications [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(2): 1989-1994.
- [9] SIVALINGAM T, SHASHIKA MANOSHA K B, RAJATHEVA N, et al. Positioning of multiple unmanned aerial vehicle base stations in future wireless network[C]//Proceedings of the IEEE 91st Vehicular Technology Conference (VTC2020-Spring), 2020: 1-6.
- [10] SALEHI S, HASSAN J, BOKANI A, et al. Poster abstract: a QoS-aware, energy-efficient trajectory optimization for UAV base stations using Q-learning[C]//Proceedings of the 19th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN), 2020: 329-330.
- [11] NIU H B, ZHAO X Y, LI J. 3D location and resource allocation optimization for UAV-enabled emergency networks under statistical QoS constraint[J]. IEEE Access, 2021, 9: 41566-41576.
- [12] ZHONG X K, HUO Y M, DONG X D, et al. QoS-compliant 3-D deployment optimization strategy for UAV base stations[J]. IEEE Systems Journal, 2021, 15(2): 1795-1803.
- [13] SAZAK M D, DEMIRTAS A M. UAV-BS trajectory optimization under coverage, backhaul and QoS constraints using Q-learning [C]//Proceedings of the International Balkan Conference on Communications and Networking (BalkanCom), 2022: 157-161.
- [14] JONES D R, SCHONLAU M, WELCH W J. Efficient global optimization of expensive black-box functions[J]. Journal of Global Optimization, 1998, 13(4): 455-492.
- [15] AL-HOURANI A, KANDEEPAN S, LARDNER S. Optimal LAP altitude for maximum coverage [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2014, 3(6): 569-572.
- [16] FENG Q X, MCGEEHAN J, TAMEH E K, et al. Path loss models for air-to-ground radio channels in urban environments[C]//Proceedings of the IEEE 63rd Vehicular Technology Conference, 2006: 2901-2905.
- [17] HOLIS J, PECHAC P. Elevation dependent shadowing model for mobile communications via high altitude platforms in built-up areas [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2008, 56(4): 1078-1084.
- [18] SOM P, CHOCKALINGAM A. Damped belief propagation based near-optimal equalization of severely delay-spread UWB MIMO-ISI channels [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Communications, 2010: 1-5.
- [19] 王红涛, 竺晓程, 杜朝辉. 改进 EGO 算法在跨声速翼型气动优化设计中的应用[J]. 上海交通大学学报, 2009, 43(11): 1832-1836.
- WANG H T, ZHU X C, DU Z H. Application of the improved EGO algorithm in transonic airfoil aerodynamic optimization design [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2009, 43(11): 1832-1836. (in Chinese)
- [20] 王普毅, 白影春, 林程, 等. 基于 EGO 加点策略的动力电池包多目标优化 [J]. 汽车工程, 2021, 43(10): 1457-1465.
- WANG P Y, BAI Y C, LIN C, et al. Multi-objective optimization of traction battery pack based on EGO strategy with additive sample points [J]. Automotive Engineering, 2021, 43(10): 1457-1465. (in Chinese)
- [21] 龙腾, 刘建, 陈余军, 等. 基于约束 EGO 的对地观测卫星多学科设计优化 [J]. 机械工程学报, 2018, 54(10): 133-142.
- LONG T, LIU J, CHEN Y J, et al. Multi-disciplinary design optimization of earth observation satellite based on constrained EGO [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(10): 133-142. (in Chinese)
- [22] 韩忠华, 许晨舟, 乔建领, 等. 基于代理模型的高效全局气动优化设计方法研究进展 [J]. 航空学报, 2020, 41(5): 623344.
- HAN Z H, XU C Z, QIAO J L, et al. Recent progress of efficient global aerodynamic shape optimization using surrogate-based approach [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(5): 623344. (in Chinese)
- [23] AUDET C, DENNI J, MOORE D, et al. A surrogate-model-based method for constrained optimization [C]//Proceedings of the 8th Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization, 2000.
- [24] SASENA M J, PAPALAMBROS P, GOOVAERTS P. Exploration of metamodeling sampling criteria for constrained global optimization [J]. Engineering Optimization, 2002, 34(3): 263-278.
- [25] GUO S M, YANG C C, HSU P H, et al. Improving differential evolution with a successful-parent-selecting framework [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2015, 19(5): 717-730.
- [26] QIN A K, HUANG V L, SUGANTHAN P N. Differential evolution algorithm with strategy adaptation for global numerical optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 13(2): 398-417.
- [27] LIU W T, NIU G C, CAO Q, et al. Particle swarm optimization for interference-limited unmanned aerial vehicle-assisted networks [J]. IEEE Access, 2020, 8: 174342-174352.
- [28] BEIGHTLER C S, PHILLIPS D T. Applied geometric programming [J]. Operational Research Quarterly (1970-1977), 1977, 28(2): 477-478.
- [29] RAO S S. Engineering optimization: theory and practice [M]. 4th ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2009.
- [30] GOLINSKI J. Optimal synthesis problems solved by means of nonlinear programming and random methods [J]. Journal of Mechanisms, 1970, 5(3): 287-309.