

文章编号:1007-5321(2021)03-0009-06

DOI:10.13190/j.jbupt.2020-168

# 基于几何分布和差分进化的双模导航选星算法

朱 军<sup>1</sup>, 许士杰<sup>1</sup>, 李 凯<sup>2</sup>

(1. 安徽大学 电子信息工程学院, 合肥 230601; 2. 上海科技大学 创意与艺术学院, 上海 201210)

**摘要:** 基于双系统集成场景,对几何精度因子建模. 针对传统算法实时性低的问题,提出了一种基于卫星几何分布和差分进化的选星算法. 根据仰角分布和系统种类,确定卫星组合几何分布;通过设置不同的适应度阈值和根据剩余卫星数目,自适应改变种群大小,实现了快速选星. 仿真结果表明,所提算法与传统算法相比,差值范围为0~0.25,单时刻百次选星平均耗时为传统算法的8.09%,该算法可应用于可见卫星数目增加的双模导航场景中.

**关键词:** 双模导航; 卫星选择; 几何分布; 差分进化; 自适应种群

中图分类号: TN967.1

文献标志码: A

## Dual-Mode Navigation Satellite Selection Algorithm Based on Differential Evolution and Geometry

ZHU Jun<sup>1</sup>, XU Shi-jie<sup>1</sup>, LI Kai<sup>2</sup>

(1. School of Electronics and Information Engineering, Anhui University, Hefei 230601, China;

2. School of Creativity and Art, ShanghaiTech University, Shanghai 201210, China)

**Abstract:** Based on the dual-system integration scenario, the geometric dilution of precision is modeled. Due to the low real-time performance of the traditional algorithm, a satellite selection algorithm based on the geometric distribution of satellites and differential evolution is proposed. According to the distribution of the elevation angle and the system type, the distribution of the satellite combination is determined. By setting different fitness thresholds and adaptively changing the population size according to the number of remaining satellites, the rapid satellite selection is realized. Simulations show that, compared with the traditional algorithms, the proposed algorithm has a difference range from 0 to 0.25. And the average time to select a hundred times at a single time is 8.09% of the traditional algorithm; Moreover, this algorithm can be applied to dual-mode navigation scenarios where the number of visible satellites increases.

**Key words:** dual-mode navigation; satellite selection; geometric distribution; differential evolution; self-adaptive population

由于对更高定位精度的需求不断增长,追踪足够多的可见卫星显得尤其重要. 与单一导航系统相比,北斗三号卫星导航系统(BDS-3, beidou global navigation satellite system-3)与全球定位系统(GPS, global positioning system)集成导航系统中的可见卫

星数目显著增加,定位精度和系统的可靠性得到了提高,集成卫星导航系统成为发展趋势<sup>[1]</sup>. 目前,中国的BDS-3星座部署已全面完成<sup>[2]</sup>. 而双导航系统集成时,卫星数目的增多增加了导航定位数据处理的难度. 因此,在选择参与计算卫星的过程中,主要

收稿日期: 2020-09-02

基金项目: 安徽省科技重大专项项目(18030901010)

作者简介: 朱 军(1968—),女,副教授,硕士生导师, E-mail: junzhu@ahu.edu.cn.

问题在于如何为用户提供可接受的定位精度并提高定位的实时性。

现有的选星算法研究主要集中于遍历选星和几何精度因子 (GDOP, geometric dilution of precision) 公式变形等方面. 传统采用遍历选星的方法在每个时刻需进行  $C_n^k$  次的运算<sup>[3]</sup>, 其中  $n$  为当前时刻可见卫星总数,  $k$  为选择的卫星数目, 在这个过程中, 可能需要进行上万次的求逆运算. Teng 等<sup>[4]</sup> 提出了一个封闭公式来计算多星座的 GDOP, 对原有 GDOP 公式变形以避免求逆运算, 但仍需要遍历所有卫星组合, 不适合多导航系统场景. 遗传算法 (GA, genetic algorithm)<sup>[5-6]</sup> 可用于选星, 通过其在问题空间搜索最优解的能力, 减少 GDOP 计算次数, 但 GA 收敛速度较慢且结果的准确性不理想.

以上研究在准确性或实时性方面的表现尚有欠缺. 因此, 在双导航系统集成场景下, 提出了一种基于卫星几何特征和差分进化的快速选星算法. 差分进化算法最初由 Price 等<sup>[7]</sup> 提出, 在以往研究中多用于函数问题优化和图像处理等领域<sup>[8-9]</sup>, 但在选星方面少有研究. 所提算法基于差分进化算法的快速寻出全局最优解的能力, 结合卫星分布特征, 最终以微小的 GDOP 损失提高了选星速度.

## 1 算法描述

### 1.1 GDOP 建模

GDOP 用于衡量定位精度, 实际表征从接收机至参与定位解算的空间卫星的单位矢量所勾勒的形体体积, 因此也称为几何精度因子. 在全球导航卫星系统中, 定位误差<sup>[10]</sup> 表示为

定位误差 = 几何精度因子 × 伪距误差因子 (1)

由式(1)可知, GDOP 是伪距误差到定位误差的线性映射, 在伪距误差相同的条件下, GDOP 越小, 定位误差越小. 在双模导航场景中, 接收机同时接收来自不同导航系统的卫星信号, 任意时刻观测矩阵  $H^{[11]}$  为

$$H = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_{\text{GPS},1} & 1 & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ \mathbf{h}_{\text{GPS},\alpha} & 1 & 0 \\ \mathbf{h}_{\text{BDS-3},(\alpha+1)} & 0 & 1 \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ \mathbf{h}_{\text{BDS-3},(\alpha+\beta)} & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中:  $\mathbf{h}_{\text{GPS},i}$  为接收机指向集成导航系统第  $i$  颗卫星

(GPS) 的单位观测矢量,  $i = 1, 2, \dots, \alpha$ ;  $\mathbf{h}_{\text{BDS-3},j}$  为接收机指向集成导航系统第  $j$  颗卫星 (BDS-3) 的单位观测矢量,  $j = \alpha + 1, \alpha + 2, \dots, \alpha + \beta$ ;  $\alpha$  和  $\beta$  分别为选择的 GPS 卫星数目和 BDS-3 卫星数目, 当选星数目为  $N$  颗时,  $\alpha, \beta \in [0, N]$  且  $\alpha + \beta = N$ .

因此, GDOP 可表示为

$$G = \sqrt{R\{(\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1}\}} \quad (3)$$

其中  $R\{\cdot\}$  为矩阵求迹函数.

### 1.2 经典差分进化概述

在经典差分进化算法 (DEA, differential evolution algorithm) 中, 涉及的重要参数有最大进化代数  $T$ 、种群大小  $M$ 、变异因子  $F$ 、交叉因子  $C$ . 其中: ①  $T$  应尽可能大, 具体根据实际情况而定; ②  $M \in [5D, 10D]$ , 在进化中保持大小不变, 其中  $D$  为个体基因数目; ③  $F \in [0, 1]$ , 过小或过大分别会导致种群收敛速度降低或不收敛; ④  $C \in [0, 1]$ , 进一步提高种群个体多样性.

优化问题中适应度函数  $f(\cdot)$  用于衡量个体的优劣, 而在选星应用中, 不同卫星组合计算出的 GDOP 可作为适应度函数, 用于评价卫星组合的好坏, 即  $f(\mathbf{X}) = G(\mathbf{X})$ . 图 1 所示为经典差分进化的一般流程.

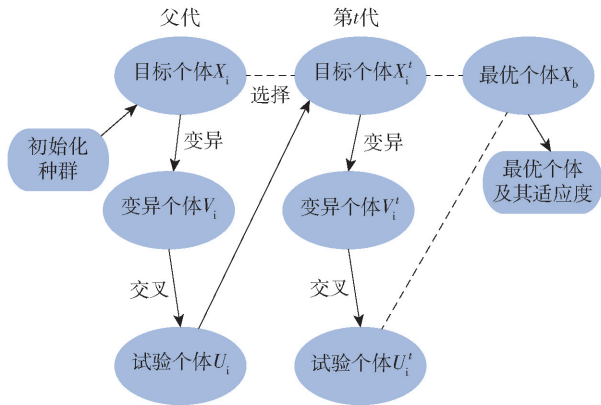


图1 经典差分进化算法的一般流程

在差分进化特有的差分变异过程中, 变异策略函数<sup>[12-13]</sup> 为

$$\mathbf{V}_i^t = \mathbf{X}_{r_1}^t + F * (\mathbf{X}_{r_2}^t - \mathbf{X}_{r_3}^t + \mathbf{X}_{r_4}^t - \mathbf{X}_{r_5}^t) \quad (4)$$

其中:  $\mathbf{V}_i^t$  为第  $t$  代变异操作后获得的个体,  $\mathbf{X}_{r_1}^t, \dots, \mathbf{X}_{r_5}^t$  为随机选择的目标个体, 且  $i \neq r_1 \neq \dots \neq r_5 \in [1, M]$ .

## 2 选星算法

### 2.1 选星预处理

从所有可见卫星中随机选取  $N$  颗组成一个待

选卫星组合. 由式(2)可知, 当该组合中全为单种类卫星(GPS 或 BDS-3)时, 矩阵  $H$  有一列全为零, 使得  $H^T H$  中的一行和一列为全零, 从而其行列式为零. 若使用式(3), 则不满足可逆条件, 无法求逆, 应避免这种选择.

根据传统选星算法, 遍历所有卫星组合, 得出最小的 GDOP 及其组合. 经仿真对比, 最小 GDOP 对应的卫星组合中总是包含一颗最大仰角卫星和最小仰角卫星. 因此, 为确保初始的卫星组合整体分布特征良好, 即卫星分布不集中且均匀, 需要确定两颗较分散的初始卫星.

然而在某些时刻, 最大仰角和最小仰角卫星可能来自同一卫星系统. 因此, 在预处理过程中, 根据仰角将卫星分组后, 选取最大仰角卫星, 记录其来源的卫星系统, 再从另一卫星系统中选取其中的最小仰角卫星, 与第 1 颗卫星仰角相差足够大. 该做法保证了有 2 颗分散的初始卫星, 同时避免冗余计算.

综上, 在所提选星算法中, 预处理工作如下:

1) 从所有可见卫星中选取最大仰角卫星, 即卫星组合第 1 颗, 记为  $S_1$  及其所属卫星系统(BDS-3 或 GPS).

2) 从另一卫星系统(GPS 或 BDS-3)中选取一颗最小仰角的卫星, 即卫星组合的第 2 颗卫星, 记为  $S_2$ .

## 2.2 改进的差分进化选星算法

经典差分进化在应用于卫星选择时, 其定位精度良好, 但提高的实时性有限(具体见第 3 节仿真结果分析). 因此, 基于 2.1 节中的初步方案, 提出改进的差分进化算法(MDEA, modified differential evolution algorithm), 用于选取剩余的  $N-2$  颗卫星.

1) 获得种群  $P$ . 设从某时刻的原始数据中删除 2 颗已选卫星后, 剩余卫星数目为  $r$ , 将剩余卫星编号为  $S = \{1, 2, \dots, r\}$ .

为了在符合边界约束条件下尽可能地覆盖全部区域, 在  $S$  中选取从  $r/5$  到  $r/2$ , 长度为  $3r/10$  的子序列  $s$ .

设由  $M = C_s^{N-2}$  获得的所有组合为初始种群  $P$ , 其中每个目标个体  $X_i (i = 1, \dots, M)$  的基因个数为  $D = N - 2$ , 初始种群个体获得具有代表性的基因码, 可取范围为  $[r/5, r/2]$ , 每个个体的基因编码为卫星的编号, 因此应注意基因码为整数.

2) 设置参数. 设置变异因子与交叉因子, 初始适应度阈值为  $f_{\min}$ , 最大适应度为  $f_{\max}$ , 变化步长为

$c$ . 进化过程中基因变化范围最大值为  $r$ , 最小值为 1, 种群大小保持不变. 初始进化代数  $t = 1$ , 最大进化代数为  $T$ .

3) 初始化最优个体  $\Delta = X_1$  及根据式(3)计算的最优适应度  $f_b = f(\Delta)$ , 开始进化.

4) 若未达到最大适应度阈值  $f_{\max}$ , 进入步骤 5).

5) 若未达到最大进化代数  $T$ , 进入步骤 6).

6) 差分变异. 分别对每个目标个体  $X_i$  进行变异操作, 采取策略函数为式(4), 获得  $V_i$ .

7) 二项交叉. 对每个目标个体  $X_i = [X_{i,1}, X_{i,2}, \dots, X_{i,D}]$  和变异个体  $V_i = [V_{i,1}, V_{i,2}, \dots, V_{i,D}]$  进行交叉操作, 采取的策略为

$$U_{i,j} = \begin{cases} V_{i,j}, & \text{rand}(0, 1) < C \text{ 或 } j = \text{randi}(1, D) \\ X_{i,j}, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

其中:  $i = 1, \dots, M; j = 1, \dots, D$ ; rand 和 randi 分别为产生相应范围的随机实数和随机整数. 获得  $U_i = [U_{i,1}, U_{i,2}, \dots, U_{i,D}]$ .

8) 边界条件处理. 变异和交叉操作后, 会出现某些个体的基因码超出  $S$  的范围, 此时应进行边界条件处理, 采用边界吸收法, 获得下一代候选个体  $C_i = [C_{i,1}, C_{i,2}, \dots, C_{i,D}]$ :

$$C_{i,j} = \begin{cases} r, & U_{i,j} > r \\ 1, & U_{i,j} < 1 \\ U_{i,j}, & 1 \leq U_{i,j} \leq r \end{cases} \quad (6)$$

9) 贪婪选择. 分别计算每个目标个体  $X_i$  和其候选个体  $C_i$  的适应度分别为  $f(X_i)$  和  $f(C_i)$ , 利用贪婪准则选择更加适应环境的个体存活至下一代, 选择函数为

$$X_i^{+1} = \begin{cases} C_i, & f(C_i) < f(X_i) \\ X_i, & f(C_i) \geq f(X_i) \end{cases} \quad (7)$$

当  $C_i$  更优时, 下一代目标个体  $X_i^{+1} = C_i$ . 同时, 若  $f(C_i) < f(\Delta)$ , 则更新当前最优个体  $\Delta = C_i$  及其适应度  $f_b = f(\Delta)$ .

10) 判断  $f_b$  与当前适应度阈值  $f$  的大小关系. 若  $f_b < f$ , 停止进化, 获得满足适应度阈值的适应度  $f_b$ ; 反之, 重复步骤 5) ~ 9), 下一代继续进化. 若进化代数达到  $T$ , 则  $t$  归一, 算法从步骤 4) 开始重新执行, 直到阈值  $f$  达到最大值  $f_{\max}$ .

在算法步骤中应注意以下几点: 先行选择的 2 颗卫星, 一定程度上保证了最终卫星组合的整体分

布框架;因不同时刻可见卫星数目差别大(集成导航系统中某卫星数目为 22~29 颗中的某一个),相应的改进是将对应的种群大小应按一定比例确定。

第 2)步中,一般依据经验选取各种控制参数及进化策略,在卫星选择问题中会出现局部最优情况,因此不同于经典 DEA 设置统一的适应度阈值,所提算法设置变化的适应度阈值循环进化,尽力避免“早熟”。

在变异操作中,采用式(4)作为变异策略函数,随机选取 2 个差分向量,使得新个体可以产生除初始种群之外的变异基因,提高种群多样性。边界吸收法的目的在于交叉操作后获得的个体基因不可超出  $S$  范围。采用贪婪选择,适应环境(适应度更小)的个体能够继续生存和更新最优个体并记录,体现了差分进化算法的记忆功能。最终,进化结束获得最优 GDOP。

### 3 仿真结果及分析

MDEA 可以避免传统算法的遍历所有组合及大量复杂的求逆运算等问题。在卫星仿真软件中搭建仿真环境<sup>[14]</sup>,通过卫星仿真软件集成 BDS-3 与 GPS 建立相应的仿真平台。其中,接收机经纬度为 117.28°E,32.87°N; BDS-3 是由 30 颗卫星组成;根据最新 GPS 接口控制文件,GPS 由 31 颗卫星组成;选星数  $N$  为 6 颗。仿真起始时间为 2020-08-01 T 00:00:00,仿真时长为 24 h,步长为 30 min,获取各时刻的可见卫星位置矢量。将卫星截止高度角设为 0°,目的是最大化可见卫星数目,在将来多导航系统集成(系统数目大于等于 3)拥有更多的可见卫星数目时,所提算法也能适应。随导航系统数目的增加,可见卫星数目增加,用户可利用数据更多,在相同计算方式下 GDOP 更小,定位精度更高。BDS-3,GPS 单导航系统和 BDS-3 + GPS 双导航系统在某时刻的可见卫星数目和采用传统算法得到的最小 GDOP 值如表 1 所示。由表可知,相较于单导航系统,双导航系统场景下的 GDOP 更小。

表 1 不同导航系统的可见星数目和最小 GDOP 值对比		
系统种类	可见卫星数目	最小 GDOP 值
BDS-3	14	2.167
GPS	12	2.068
BDS-3 + GPS	26	1.721

综上,随后对所提算法进行仿真实验并通过与

传统算法的仿真结果的对比来验证其性能。

图 2 所示为 24 h 内,各时刻可见卫星数目和由传统法得出的 GDOP 最小值,数目范围可达 22~29 颗,需要遍历卫星组合最多可达  $C_{29}^6 = 475\,020$  次。由此可见,若采用传统法,一次选星过程需要处理非常大的数据量。

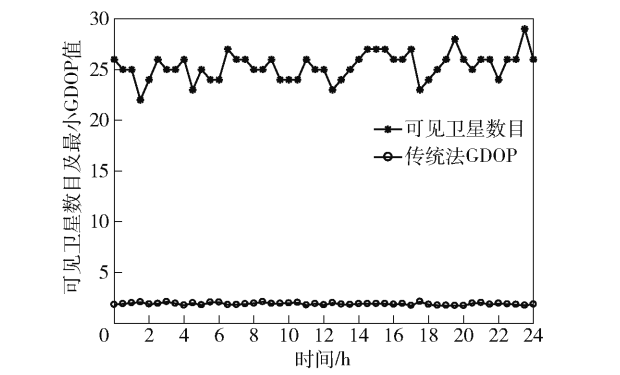


图 2 各时刻可见卫星数目及采用传统法得到的 GDOP 最小值

按照差分进化选星步骤,设置变异因子  $F = 0.6$ ,交叉因子  $C = 0.15$ ,最大进化代数  $T = 35$ ,步长  $c = 0.15$ 。种群大小  $M$  分别设置为:  $M_1$  为非自适应种群大小(总体剩余卫星);  $M_2$  为自适应种群大小(随可见卫星数目变化而变化)。适应度阈值  $f$  分别设置为:  $f_1 = 2.2$ ,为统一的适应度阈值;  $f_2 \in [1.75, 2.2]$ ,为变化的适应度阈值。在某时刻,将 2 种  $M$  和  $f$  参数设置组合成 4 种模式并对比,如表 2 所示。

表 2 4 种模式的性能对比			
序号	模式	GDOP 值	耗时/s
1	$M_1 + f_1$	2.213	7.917
2	$M_1 + f_2$	2.062	16.023
3	$M_2 + f_1$	2.327	0.117
4	$M_2 + f_2$	2.072	0.883

从表 2 可知,当固定适应度阈值  $f$  的选择时,采用  $M_2$ ,即采取自适应的种群大小可以减少选星耗时;当固定种群大小  $M$  的选择时,采用  $f_2$  可以获得更小的 GDOP,这是因为进化代数加大虽然增加了选星耗时,但一定程度上可以防止差分进化算法陷入局部最优解,即获得更小的 GDOP。因此,正如第 2.2 节所述,MDEA 选星采用  $M_2 + f_2$ ,即根据可见卫星数目而自适应的种群大小和变化的适应度阈值的模式。

仿真实验还对比了 24 h 内,3 种算法与传统法



的 GDOP 差值,结果如图 3 所示.

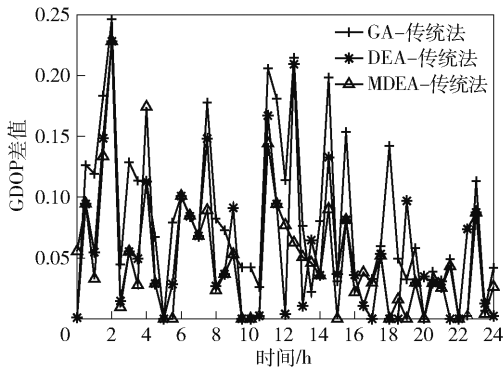


图 3 3 种算法与传统法的 GDOP 差值对比

从图 3 可知,3 种算法与传统法的 GDOP 差值范围在 0~0.25 之间. 由 1.1 节可知,GDOP 越小,对应的卫星组合定位精度越高,对所得数据进行统计,GA 和 DEA 与传统法的 GDOP 平均差值分别为 0.081 和 0.055,相比传统法都损失了微小且可接受的 GDOP,定位精度良好,且 DEA 的平均差值更小. 基于 DEA,MDEA 设置了不同适应度阈值,经计算,其与传统法的 GDOP 平均差值进一步减小为 0.049,且其最大值也不超过 0.25,属于 1 类级别<sup>[15]</sup>,可以满足对于用户定位精度要求较高的情况. 为充分验证所提算法在快速选星方面的性能,将 24 h 内各算法的选星耗时做出对比,仿真结果如图 4 所示.

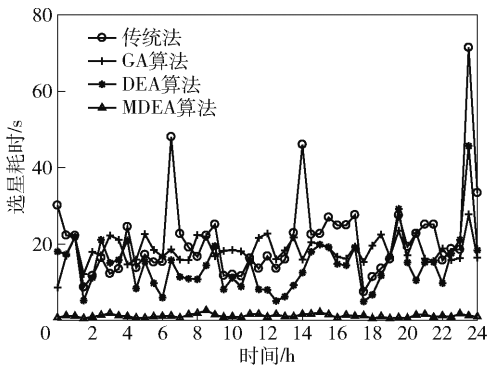


图 4 4 种算法的选星耗时对比

从图 4 可知,在实时性方面,DEA 相比传统法有一定的提高,而 MDEA 在各时刻均优于传统法、GA 和 DEA. 为了更清晰地验证所提算法的实时性,从图 4 中选取了某一时刻,可见卫星数目为 26 颗,采用单个时刻百次平均耗时的计算方式,以减少处理器性能和差分进化中变异等随机操作的影响. 仿真结果如表 3 所示.

对所得数据进行统计,MDEA 选星平均耗时为 1.55 s. 通过计算,基于 MDEA 选星耗时分别为传统法的 8.09%、GA 的 9.81% 和 DEA 的 14.13%. MDEA 基于 DEA,采用自适应种群大小,同时避免冗余计算,从而减少了 GDOP 计算次数,减少了选星耗时,与传统法相比,在 GDOP 值增大可接受的范围情况下,提高了实时性.

表 3 4 种算法的性能对比

算法	GDOP 值	与传统法差值	平均耗时/s
传统法	1.892	—	19.14
GA	2.070	0.178	15.80
DEA	2.040	0.148	10.97
MDEA	1.981	0.089	1.55

4 结束语

针对双导航系统定位中实时性和 GDOP 计算缺陷等问题,提出了一种快速选星算法. 所提算法根据导航卫星系统种类确定卫星组合几何分布,且不同于经典差分进化算法,其种群大小按剩余卫星数量的一定比例确定,并设置合适的适应度阈值范围,在一定程度上对经典差分进化做了改进. 通过分析计算,所提算法与传统法的 GDOP 差值的均值为 0.049,拥有近似传统法的定位精度. 通过分析单时刻百次选星平均耗时,所提算法的耗时仅为传统法的 8.09%,缩短了选星耗时. 与传统算法相比,所提算法在损失微小定位精度的情况下实现了快速选星. 此外,采用集成了最新组建完成的北斗三号卫星导航系统的双导航系统以及最大化可见卫星数目,扩大了所提算法的应用范围.

参考文献:

[1] Zhou Jun, Yang Jing. Modeling and simulation of space coverage performance of BDS/GPS[C]//2013 Third International Conference on Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control. Shenyang: IEEE, 2013: 1328-1333.

[2] 中国卫星导航系统管理办公室. 我国北斗三号全球卫星导航系统星座部署提前半年全面完成[EB/OL]. (2020-06-23)[2020-08-01]. [http://www.beidou.gov.cn/yw/xwzx/202006/t20200623\\_20685.html](http://www.beidou.gov.cn/yw/xwzx/202006/t20200623_20685.html).

[3] Milliken R J, Zoller C J. Principle of operation of navstar and system characteristics[J]. Navigation, 1978, 25(2): 95-106.

- [4] Teng Yunlong, Wang Jinling. A closed-form formula to calculate geometric dilution of precision (GDOP) for multi-GNSS constellations [J]. *GPS Solutions*, 2016, 20(3): 331-339.
- [5] Mosavi M, Divband M. Calculation of geometric dilution of precision using adaptive filtering technique based on evolutionary algorithms [C] // 2010 International Conference on Electrical and Control Engineering. Wuhan: IEEE, 2010: 4842-4845.
- [6] Meng Xin, Wang Shan, Nie Ping, et al. An efficient genetic algorithm of multi-constellation satellite selection [C] // 2018 IEEE 4th International Conference on Computer and Communications (ICCC). Chengdu: IEEE, 2018: 2200-2204.
- [7] Price K V. Differential evolution vs the functions of the 2nd ICEO [C] // 1997 IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC). Indianapolis: IEEE, 1997: 153-157.
- [8] Ashish T, Arun K S, Amit K S, et al. Iterative differential evolution with real parameter encoding [C] // 2020 International Conference on Computation, Automation and Knowledge Management (ICCAKM). Dubai: IEEE, 2020: 462-465.
- [9] Srinivas V S, Srikrishna A, Reddy B E. Automatic feature subset selection for clustering images using differential evolution [C] // 2018 IEEE Conference on Multimedia Information Processing and Retrieval (MIPR). Miami: IEEE, 2018: 216-217.
- [10] Kaplan E D, Hegarty C J. *Understanding GPS: principles and applications* [M]. second edition. Boston: Artech House, 2006: 301-334.
- [11] Ao Yongcai, Zhang Bo, Zhou Baozhuo, et al. Change of geometric dilution of precision (GDOP) for integrated system [C] // 2016 IEEE Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference. Chongqing: IEEE, 2016: 660-662.
- [12] Eltaieb T, Dicther J. Data optimization with differential evolution strategies: a survey of the state-of-the-art [C] // 2017 IEEE International Conference on Power, Control, Signals and Instrumentation Engineering (ICPCSI). Chennai: IEEE, 2017: 17-23.
- [13] 丁青锋, 郑国莘, 杨柳. 基于反学习和正交交叉算子的元胞差分进化算法 [J]. *北京邮电大学学报*, 2014, 37(3): 7-12.  
Ding Qingfeng, Zheng Guoxin, Yang Liu. Cellular differential evolution combined opposition-based learning initialization with orthogonal crossover [J]. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2014, 37(3): 7-12.
- [14] Raghu N, Kiran B, Manjunatha K N. Tracking of IRNSS, GPS and hybrid satellites by using IRNSS receiver in STK simulation [C] // 2016 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP). Melmaruvathur: IEEE, 2016: 891-896.
- [15] Azami H, Soltani M D, Tavakkolnia I. An intelligent approach for classification of GPS satellites based on neural network, genetic algorithm and particle swarm optimization [C] // 2016 International Conference for Students on Applied Engineering (ICSAE). Newcastle Upon Tyne: IEEE, 2016: 70-74.