doi: 10.7690/bgzdh.2026.10.014

一种改进的北斗/GPS 组合导航系统选星算法

曹　翔
（江苏航运职业技术学院航海技术学院，江苏　南通　226010）

摘要：为提高北斗/GPS 组合导航系统的选星精度和选星效率，提出一种改进的粒子群优化算法（particle swarm optimization，PSO）。采用非线性随机惯性权重和异步变化学习因子，动态调整粒子的局部搜索和全局搜索能力。通过采集北斗/GPS 接收机实测的卫星数据验证改进算法的性能，实验结果表明：改进算法能有效克服标准粒子群算法易陷入局部最优，收敛速度较慢的缺点；改进算法的最小几何精度因子（geometric dilution of precision，GDOP）误差明显低于标准粒子群算法，更趋近于最优解；相比遍历法，当选星颗数为 6 时，改进算法的选星耗时缩短了 89.1%，改进算法的选星性能更优。

关键词：北斗卫星导航系统；全球定位系统；组合导航；选星；PSO；几何精度因子
中图分类号：TN967.1　　**文献标志码：**A

An Improved Satellite Selection Algorithm for Beidou/GPS Integrated Navigation System

Cao Xiang
(*School of Nautical Technology*, *Jiangsu Shipping College*, *Nantong* 226010, *China*)

Abstract: In order to improve the accuracy and efficiency of satellite selection in Beidou/GPS integrated navigation system, an improved particle swarm optimization (PSO) algorithm was proposed. Nonlinear random inertia weight and asynchronously changing learning factor are used to dynamically adjust the local search and global search capabilities of the particles. The performance of the improved algorithm is verified by collecting the measured satellite data of Beidou/GPS receiver. The experimental results show that the improved algorithm can effectively overcome the shortcomings of the standard particle swarm algorithm, which is easy to fall into local optimum and has a slow convergence speed. The geometric dilution of precision (GDOP) error of the improved algorithm is significantly lower than that of the standard particle swarm algorithm, and it is closer to the optimal solution. Compared with the ergodic method, when the number of selected stars is 6, the time consumption of the improved algorithm is reduced by 89.1%. Therefore, the star selection performance of the improved algorithm is better.

Keywords: BDS; GPS; integrated navigation; satellite selection; PSO; GDOP

0　引言

2020 年 6 月 23 日，最后一颗北斗三号卫星成功发射，标志着北斗卫星导航系统（Beidou navigation satellite system，BDS）全面建成，与美国的 GPS、俄罗斯的 GLONASS 以及欧盟的 Galileo 并称为四大全球卫星导航系统（global navigation satellite system，GNSS）。随着 GNSS 的飞速发展，太空中在轨运行并正常工作的导航卫星已超 120 多颗[1]，多星座组合导航将成为未来的发展趋势。相比单系统，组合导航可观测到更多的卫星数目，获取更优的卫星几何构型[2]，但如果将所有可见卫星均应用到定位解算中，会大幅降低接收机计算效率，却不能显著提高定位精度[3]，因此需要从众多可见星中选出一组最优的卫星组合参与定位解算。

传统选星算法均基于遍历法原理，主要包含最小几何精度因子（GDOP）法和最大多面体体积法，对于单系统，由于可见星数少，可较快选出最优卫星组合，但随着组合导航系统可见星数的提升，计算量将成倍增加，严重影响选星效率及定位的实时性。近年来，选星算法的研究主要集中于智能优化算法，该类算法可有效减少 GDOP 的计算次数。宋丹等[4]提出一种基于遗传算法的选星方法，实现了多星座组合导航系统下多选星颗数的快速选星。Hamed 等[5]提出基于神经网络算法对 GDOP 进行分类，可快速获取最优卫星组合。余德荧等[6]提出一种基于灰狼优化算法的快速选星方法，采用自适应收敛因子和信息反馈机制，快速准确获取理想卫星几何构型，大大减轻了接收机的计算负担。虽然上述算法在不同程度上提高了选星效率，但随着选星

收稿日期：2025-02-11；**修回日期：**2025-03-21
基金项目：江苏省高校哲学社会科学一般项目（2023SJYB1749）；南通市基础科学研究计划项目（JC12022027）
第一作者：曹　翔（1991—），男，山西人，硕士。

数目的增多，由于算法涉及的控制参数过多，难以实现选星精度和选星耗时之间的平衡。

与上述算法相比，粒子群优化算法(PSO)具有控制参数少、收敛速度快、通用性强等优点，但是该算法易陷入局部优化，选星结果仍存在不确定性[7]；因此，笔者提出一种改进的粒子群选星算法，采用非线性随机惯性权重和异步变化学习因子，避免算法陷入局部最优，有效提高算法的收敛速度和收敛精度，并根据实测卫星数据验证算法的性能。

1　改进粒子群优化算法数学模型

1.1　标准粒子群算法

粒子群优化算法是一种模拟鸟类觅食行为的随机搜索算法，适用于复杂非线性系统的寻优求解[8]。该算法将种群中的个体看作是空间中的一个粒子，每个粒子以一定的移动速度改变自身位置，通过比较自身的历史最优位置和种群中其他粒子的历史最优位置，动态调整移动速度，不断趋近于最优解。其数学模型描述为：

设在 D 维空间中有一个由 N 个粒子组成的群落，第 i 个粒子的位置矢量为 $\boldsymbol{x}_i=(x_{i_1}, x_{i_2}, \ldots, x_{i_D})$，速度矢量为 $\boldsymbol{v}_i=(v_{i_1}, v_{i_2}, \ldots, v_{i_D})$，第 i 个粒子在搜索过程中，根据自身经验产生个体极值 $p_{\text{best}}=(p_{i_1}, p_{i_2}, \ldots, p_{i_D})$，种群中所有粒子间会产生全局极值 $g_{\text{best}}=(p_{g1}, p_{g2}, \ldots, p_{gD})$。粒子的位置和速度更新为：

$$v_i(t+1)=\omega v_i(t)+c_1r_1\left[p_{\text{best}}-x_i(t)\right]+c_2r_2\left[g_{\text{best}}-x_i(t)\right]; \tag{1}$$

$$x_i(t+1)=x_i(t)+v_i(t+1)。 \tag{2}$$

式中：ω 为惯性权重，表示粒子的历史速度对当前速度的影响，ω 值的大小影响粒子的搜索能力，ω 越大，粒子的全局搜索能力越强，ω 越小，粒子的局部搜索能力越强；c_1 为粒子依据自身飞行经验的加速因子，用于调节粒子飞向个体极值方向的步长；c_2 为粒子依据社会飞行经验的加速因子，用于调节粒子飞向全局极值方向的步长；r_1 和 r_2 为[0，1]之间的随机数。

算法流程如图 1 所示。

1.2　改进粒子群算法

1) 传统线性递减惯性权重。

粒子群算法在迭代过程中，惯性权重 ω 是调整粒子全局搜索和局部搜索能力的重要参数[9]。在迭代初期，要求粒子的全局搜索能力强，便于搜索整个解空间，以免收敛至局部极值，ω 的取值应较大。而在迭代后期，需进行局部精细解的搜索，ω 的取值应较小。有学者提出采用线性递减的惯性权重策略来平衡全局搜索和局部搜索能力，ω 的数学表达式为：

$$\omega(t)=\omega_{\max}-(\omega_{\max}-\omega_{\min})\frac{t}{T}。 \tag{3}$$

式中：$\omega_{\max}$=0.9；$\omega_{\min}$=0.4；t 为当前迭代次数；T 为最大迭代次数。

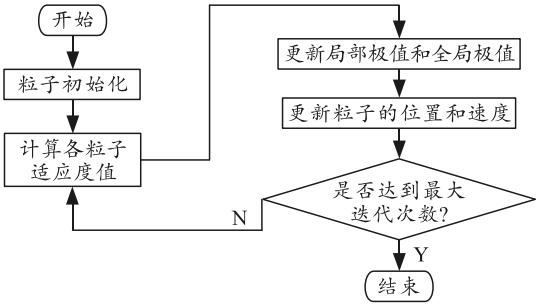

图 1　标准粒子群算法流程

2) 非线性随机惯性权重。

传统线性递减惯性权重策略在迭代初期全局搜索能力较强，若在初期搜索不到最优解，随着 ω 递减，局部搜索能力加强，搜索结果容易陷入到局部最优，一旦陷入局部最优就很难跳出来[10]。为克服这种现象，笔者提出一种非线性动态随机惯性权重，ω 的数学表达式为：

$$\omega(t)=\omega_{\min}+(\omega_{\max}-\omega_{\min})\exp(-4*(t/T)^2)+\sigma*U(-1,1)。 \tag{4}$$

式中：σ 为调整因子，取 0.05；$U(-1, 1)$为符合均匀分布的[−1, 1]区间上的随机数。

改进惯性权重一方面通过引入指数函数非线性递减，呈现先凸后凹走势，相比线性递减 ω，前期 ω 值递减速度较慢，给粒子一定的时间展开全局搜索，后期 ω 值递减速度较快，局部搜索能力逐渐加强；另一方面引入符合均匀分布的随机数，提高算法在迭代后期的全局搜索能力，降低算法陷入局部极值的可能性。改进前后惯性权重函数图像对比如图 2 所示。

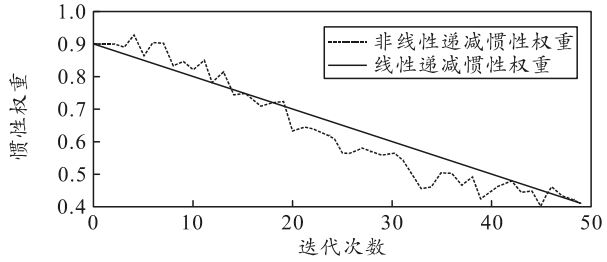

图 2　改进前后惯性权重函数图像

3) 异步变化学习因子。

式(1)中，加速因子 c_1 越大，粒子的自我认知能力越强，加速因子 c_2 越大，粒子的社会认知能力越强。在标准粒子群算法中，通常取学习因子 c_1=c_2=2，大量实验证明此种取值方法在搜索初期收敛速度较快，但易陷入局部最优，产生早熟收敛现象[11]。在迭代初期，c_1 应大一些，c_2 应小一些，突出粒子的自我认知能力，可以使粒子能自由地分布于整个搜索空间，从而增加粒子的多样性；而在迭代后期，c_1 应小一些，c_2 应大一些，加强粒子间的交流，使粒子向全局最优解靠拢，快速收敛。笔者采用异步变化的学习因子(如图 3 所示)，c_1、c_2 的表达式为：

$$c_1 = c_{1\max} - (c_{1\max} - c_{1\min}) * (t/T)\text{；} \tag{5}$$

$$c_2 = c_{2\min} + (c_{2\max} - c_{2\min}) * (t/T)\text{。} \tag{6}$$

式中：$c_{1\max}$=2.5；$c_{1\min}$=1.25；$c_{2\max}$=2.5；$c_{2\min}$=1.25。

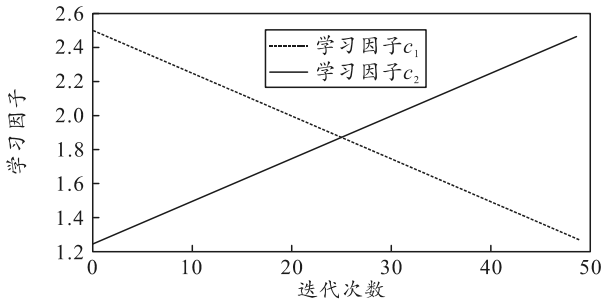

图 3 异步变化学习因子

2 北斗/GPS 组合导航系统选星算法

2.1 适应度函数

选星的目的是从所有可见星中选取几何布局最优的卫星组合参与定位解算[12]。粒子群选星算法中，适应度函数是评估粒子位置优劣的重要指标，也是判断卫星组合优劣的标准。

组合导航系统的定位误差主要取决于 2 方面因素[13]：1) 等效测距误差(user equivalent range error，UERE)，即将测量误差等效为伪距上的一个总误差；2) 卫星的几何分布，用 GDOP 来表示，GDOP 反映了测者与卫星间的几何关系对定位精度的影响，可用于评价卫星组合的优劣。笔者选取可见卫星组合的 GDOP 值作为选星算法的适应度函数。

$$\sigma_p = \mathrm{GDOP} \cdot \sigma_{\mathrm{UERE}}\text{。} \tag{7}$$

式中：σ_p 为定位误差的标准差；σ_{UERE} 为用户等效测距误差的标准差；GDOP 为对用户等效测距误差的放大倍数，GDOP 值越小，定位精度越高。GDOP 值的计算公式为：

$$\mathrm{GDOP} = \sqrt{\mathrm{trace}(\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{G})^{-1}}\text{。} \tag{8}$$

式中：trace 为取矩阵的迹；$\boldsymbol{G}$ 为观测矩阵。

$$\boldsymbol{G} = \begin{bmatrix} H_B & I_B & 0 \\ H_G & 0 & I_G \end{bmatrix}\text{。} \tag{9}$$

式中：H_B、H_G 分别为北斗系统和 GPS 系统观测矩阵的前三列；I_B、I_G 分别为北斗系统和 GPS 系统的单位列矩阵。H_B、H_G 表示如下：

$$\begin{bmatrix} H_B \\ H_G \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin(E_1) & \cos(E_1)\sin(A_1) & \cos(E_1)\cos(A_1) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \sin(E_N) & \cos(E_N)\sin(A_N) & \cos(E_1)\cos(A_1) \end{bmatrix}\text{。} \tag{10}$$

式中：E 为可见星高度角；A 为可见星方位角；N 为所有可见星数目。

GDOP 适应度函数为：

$$F_i^t = \mathrm{GDOP}(x_i^1, x_i^2, \cdots, x_i^D)\text{。} \tag{11}$$

式中 F_i^t 粒子 x_i 在第 t 次迭代时的适应度函数。

2.2 基于改进粒子群优化选星算法设计

设某历元时刻，导航终端观测到的可见卫星数为 N，从中选取 M 颗卫星参与定位解算，使该卫星组合 GDOP 值最小。在改进粒子群选星算法中，每个粒子代表一种卫星组合方式，则共有 C_N^M 种不同的卫星组合。改进粒子群选星算法步骤如下：

1) 获取可见星。从导航电文中提取当前历元卫星仰角大于截止高度角的卫星(本文中卫星截止高度角取 10°)，得到其总数 N。

2) 编号。将所有可见星按其 PRN 号由小到大进行编号(1, 2, 3, …, N)。

3) 初始化种群。从所有 C_N^M 种不同卫星组合中随机选取 k 个粒子作为初始种群，初始种群为：

$$X=[x_1, x_2, \cdots, x_k];\ \ x_i = [x_i^1, x_i^2, \cdots, x_i^M]\text{。} \tag{12}$$

式中：x_i 为第 i 个粒子的位置；M 为选星颗数；x_i^1，x_i^M 为星编号。$v_i = [v_i^1, v_i^2, \cdots, v_i^M]$ 初始速度设为：v_i=[0, 0, …, 0]。

4) 计算粒子适应度值。从导航电文中获取可见卫星的高度角和方位角，根据式(7)—(11)计算初始种群中每个粒子的 GDOP 值，将 GDOP 值最小的粒子位置初始化为 g_{best}，每个粒子当前的 GDOP 值初始化为 p_{best}。

5) 更新粒子的速度和位置。根据式(4)计算惯性权重 ω，式(5)和(6)计算学习因子 c_1、c_2。根据式(1)和(2)对粒子的速度和位置进行更新。

6) 更新粒子的个体极值和全局极值。若新粒子

的 GDOP 值小于 p_{best} 的 GDOP 值，则将新粒子的位置信息设为当前的个体极值 p_{best}；若新粒子的 GDOP 值小于 g_{best} 的 GDOP 值，则将新粒子的位置信息设为当前的全局极值 g_{best}；若新粒子的 GDOP 值大于 p_{best} 的 GDOP 值，则按式(1)继续更新粒子位置。

7) 判断是否达到最大迭代次数，若是，算法终止，输出最优解，否则返回步骤 4)。

3　实验验证

为验证笔者提出的改进粒子群选星算法的性能，采用实测的卫星数据进行仿真实验。设北斗/GPS 接收机坐标为北纬 31.93°，东经 120.96°，采样时间：2023 年 11 月 9 日 04:00 至 11 月 10 日 04:00，共 24 h，采样时间间隔为 10 min，卫星截止高度角设为 10°。图 4 为仿真周期内北斗/GPS 组合导航系统的可见星数随时间变化情况。

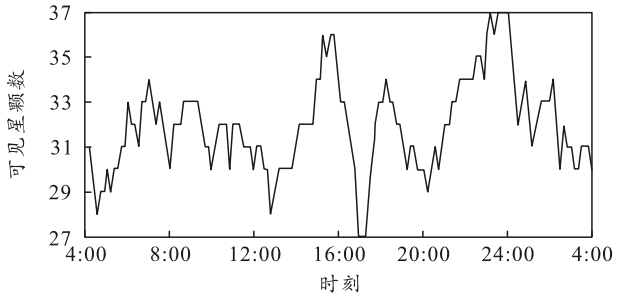

图 4　北斗/GPS 组合导航系统可见星数变化

北斗导航系统目前在轨工作卫星共 45 颗，其中北斗二号卫星 15 颗，北斗三号卫星 30 颗；GPS 系统实际在轨工作卫星共 31 颗；北斗/GPS 组合系统共 76 颗卫星。由图 4 可见，仿真周期内最小可见星数为 27 颗，最大可见星数为 37 颗，统计分析得出平均可见星数为 32 颗。

3.1　选星精度分析

选取观测周期内某历元时刻的可见星进行选星实验，如图 5 所示，该历元时刻可观测到 19 颗北斗卫星，10 颗 GPS 卫星，共 29 颗卫星。设从全部可见星中选取 5 颗进行定位解算，按照最小 GDOP 值法选星，需要进行 C_{29}^{5}=118 755 次 GDOP 值的计算，最小 GDOP 值为 1.437，选星耗时约 4.635 s，显然无法满足定位实时性的要求。

采用标准粒子群优化算法进行选星，设算法参数：最大迭代次数为 50，种群规模为 100，惯性权重 ω=0.5，加速因子 c_1=c_2=2。对图 5 所示历元时刻进行单次选星实验，随迭代次数增加 GDOP 值的变化如图 6 所示。

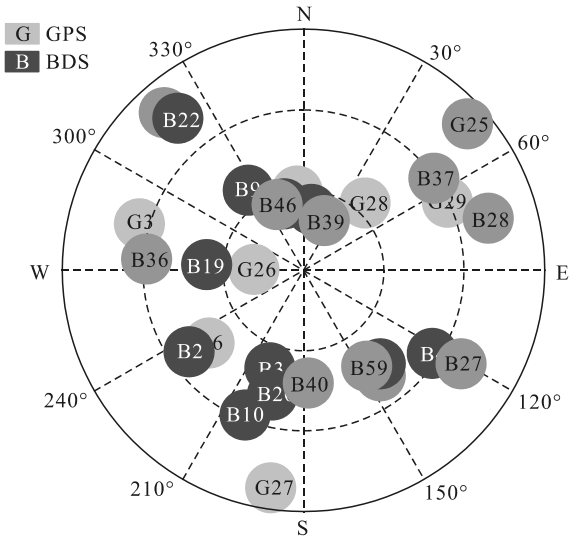

图 5　某历元时刻可见星分布

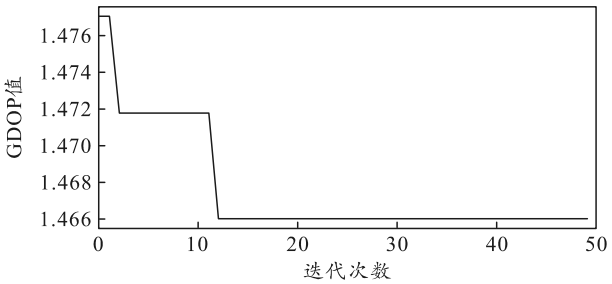

图 6　标准粒子群算法 GDOP 值随迭代次数变化

图 6 中的单次选星结果显示：迭代次数在 12 次时，GDOP 值稳定在 1.466，直至迭代结束保持不变。选星结果为[B40, G32, B6, B16, B3]，可以看出，标准粒子群优化算法难以跳出局部极值，过早收敛。

采用改进的粒子群优化算法对图 5 所示历元时刻进行单次选星实验，结果如图 7 所示。

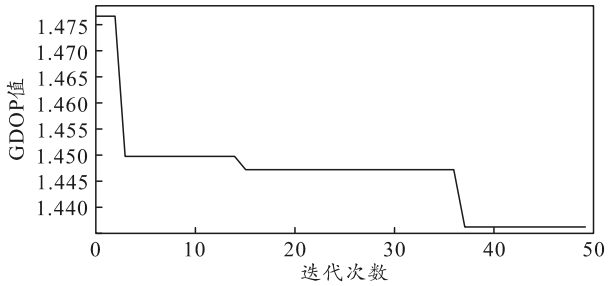

图 7　改进粒子群算法 GDOP 值随迭代次数变化

图 7 中：在迭代次数为 15 次时，搜索到局部极值，在迭代次数为 36 时，GDOP 值收敛至全局最优为 1.437，与最小 GDOP 值法选星结果一致，最优卫星组合为[G29, B3, B19, B22, B36]。结果表明：采用非线性随机惯性权重和异步变化学习因子，动态调整粒子的局部搜索和全局搜索能力，克服了标准粒子群算法易陷入局部极值的问题，提高了算法

的选星精度。

为充分验证改进选星算法的性能，取 2023 年 11 月 9 日 09:00～12:00 共 3 h 的观测结果，分别采用标准粒子群算法和改进粒子群算法进行选星实验，并以遍历法计算的最小 GDOP 值作为评判标准。当选星颗数为 5 和 6 时，GDOP 误差如图 8 和 9 所示，统计结果如表 1 所示。

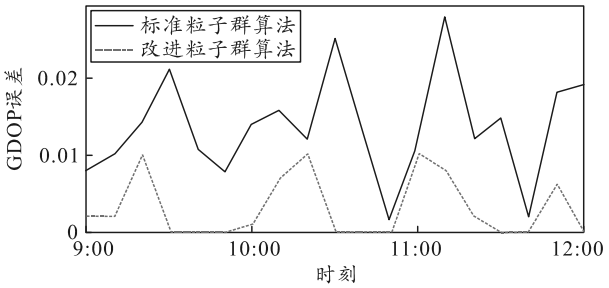

图 8 选星 5 颗时 GDOP 值误差

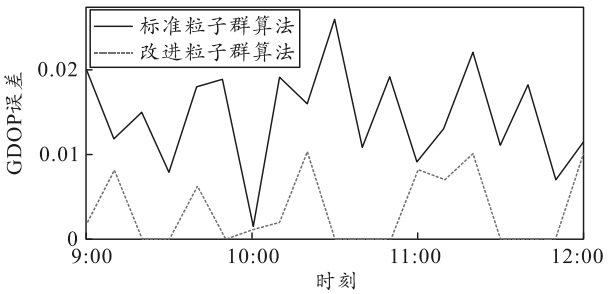

图 9 选星 6 颗时 GDOP 值误差

表 1 GDOP 值误差统计结果

选星颗数	标准粒子群算法		改进粒子群算法	
	误差平均值	标准差	误差平均值	标准差
5	0.014	0.006 5	0.003	0.003 8
6	0.015	0.005 8	0.003	0.004 0

由此可以看出：改进算法的 GDOP 误差明显低于标准算法，GDOP 更趋近于最优值，选星精度更高。

3.2 选星耗时分析

实验计算机搭载 CPU 处理器(i5-1135G7，2.40 GHz)、RAM16 GB，基于 Python 软件，分别计算最小 GDOP 值法、标准粒子群算法、改进粒子群算法对图 5 所示历元时刻的单次选星耗时，表 2 给出了选星颗数为 5 和 6 时的选星耗时。

表 2 选星耗时对比 s

选星颗数	最小 GDOP 值法选星耗时	标准粒子群算法选星耗时	改进粒子群算法选星耗时
5	4.635 0	1.626 0	1.608 0
6	21.678 0	2.541 0	2.564 0

由表 2 可知：随着选星颗数的增加，最小 GDOP 值法选星耗时明显增加。粒子群算法选星耗时远低于最小 GDOP 值法，当选星颗数为 6 时，改进的粒子群算法选星耗时缩短了 89.1%，既保障了定位精度，又保障了定位的实时性。

4 结束语

笔者提出一种改进的粒子群选星算法，一方面对惯性权重进行改进，构造一种基于指数函数的非线性惯性权重，并引入符合均匀分布的随机调整数；另一方面对学习因子进行改进，采用异步变化的学习因子。通过上述改进，可满足粒子在迭代的不同时期对局部搜索和全局搜索能力的不同需求。采用实测卫星数据仿真验证了算法性能：

1) 改进粒子群选星算法使粒子在局部搜索和全局搜索之间实现了动态平衡，克服了标准粒子群算法易陷入局部最优的缺点；

2) 改进粒子群选星算法的 GDOP 误差更小，更趋近于最优解，选星精度更高；

3) 与遍历法相比，当选星颗数为 6 时，改进算法的选星耗时缩短了 89.1%，选星效率大大提高。

综上，改进粒子群选星算法有效提高了北斗/GPS 组合导航系统的选星精度和选星效率，对于开发多星座卫星导航接收机具有一定的参考价值。

参考文献：

[1] 熊超, 刘宗毅, 卢传芳, 等. 国外卫星导航系统发展现状与趋势[J]. 导航定位学报, 2021, 9(3): 13-19.

[2] 王尔申, 贾超颖, 曲萍萍, 等. 基于混沌粒子群优化的北斗/GPS 组合导航选星算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(2): 259-265.

[3] 杨光, 屈德新, 张更新. 基于哈里斯鹰优化算法的多 GNSS 快速选星方法[J]. 无线电工程, 2023, 53(11): 2681-2690.

[4] 宋丹, 许承东, 胡春生, 等. 基于遗传算法的多星座选星方法[J]. 宇航学报, 2015, 36(3): 300-308.

[5] HAMED A, SAEID S. GPS GDOP classification via improved neural network trainings and principal component analysis[J]. International Journal of Electronics: Theoretical & Experimental, 2014, 101(7/9): 1300-1313.

[6] 余德荧, 李厚朴, 纪兵, 等. 基于灰狼优化算法的快速选星方法[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(5): 1489-1495.

[7] 王尔申, 杨迪, 王传云, 等. PSO 选星算法参数分析与改进[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(11): 2133-2138.

[8] 王红艳, 胡冠中, 方如举. 基于简化 PSO 算法和扰动观察法的光伏 MPPT 控制[J]. 电源技术, 2023, 47(8):

1095-1098.
[9] 屈力刚, 蒋帅, 杨野光, 等. 基于改进粒子群算法的线缆路径规划方法研究[J]. 机床与液压, 2023, 51(15): 173-177.
[10] 唐浩, 杨国华, 王鹏珍, 等. 基于改进粒子群算法的风光蓄互补发电系统容量优化[J]. 电测与仪表, 2017, 54(16): 50-55.
[11] 冯浩, 李现伟. PSO 算法中学习因子的非线性异步策略研究[J]. 安阳师范学院学报, 2015(5): 44-47.
[12] 关小果. 北斗/GNSS 海上精密单点定位技术及其质量检核方法研究[D]. 郑州: 战略支援部队信息工程大学, 2022.
[13] 朱军, 许士杰. 基于禁忌搜索差分进化的组合系统选星算法[J]. 通信技术, 2021, 54(4): 917-921.

（上接第 23 页）

2.2　试验测试结果

开展 300～900 m/s 的 6 轮火炮试验验证，硬回收装置均稳定可靠获取相关测试数据。以弹体的火炮试验加载速度 490 m/s 为例，采用上电后膛内过载阈值触发采集方式采集信号，过载阈值通过阈值检测电路设定为 50 g，其轴向测点 A_6、横向测点 A_1、切向测点 A_2 的实测信号如图 8 所示。

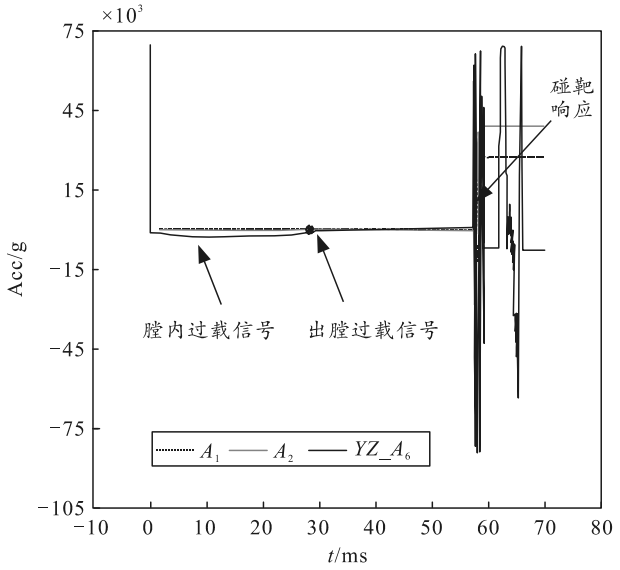

图 8　490 m/s 加载速度下弹体轴向横向切向过载全历程波形

轴向过载未达到 50 g 阈值时，触发前的数据未记录，测试全历程的曲线包括 50 g 阈值达到后触发信号至碰靶响应信号。证明了阈值触发设计的可行性与可靠性。弹体的膛内轴向 A_6 最大过载为 2 400 g，膛内横向 A_1 最大过载为 700 g，膛内切向 A_2 最大过载为 500 g；对于碰靶响应信号，轴向 A_6 过载第一波峰值为 57 000 g，横向 A_1 过载第一波峰值为 25 000 g，切向 A_2 过载第一波峰值 A_2 为 9 800 g，如图 9 所示。

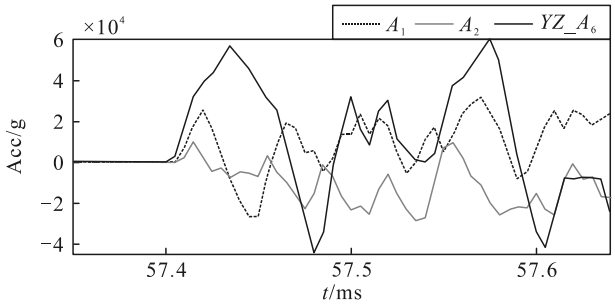

图 9　490 m/s 加载速度下弹体轴向横向切向碰靶实测波形

3　结束语

笔者介绍了国产 Flash 存储器在火炮试验用抗高冲击硬回收装置中的应用，给出了电源管控、稳定可靠触发、防护结构设计等关键技术实现方案，并通过 300～900 m/s 的多轮次火炮试验验证，证明了国产存储器通过相关技术改进设计完全适合高冲击硬回收装置的研制，为后续其他抗强冲击类如水平撞击试验、跌落冲击试验、静爆试验等的硬回收装置研制奠定了技术基础。

参考文献：

[1] 张朗, 张建华, 王鸣涛, 等. 适用于 FPGA 与 Nand flash 阵列星载固态存储器的坏块管理方法[J]. 空间电子技术, 2023, 20(4): 98-103.
[2] Shenzhen Longsys Electronics Co., Ltd. Stacked 8Gbit SLC NAND Flash FSNS8B008G Datasheet: LM-00133 Rev 0.1[Z]. 深圳: 深圳市江波龙电子股份有限公司, 2020: 1-56.
[3] 胡正洋. 基于 Verilog 的有限状态机编程方式及研究[J]. 数字技术与应用, 2021, 39(4): 161-163.
[4] 朱瑞卿, 胡玲玲, 周名哲. 锂电池多次冲击下的失效模式及损伤机制[J]. 固体力学学报, 2023, 44(6): 795-804.
[5] 赵一帆. 火箭分布式多通道数据采集回收系统研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2021.
[6] 李嘉瑜. 基于 ARM+FPGA 的高冲击弹载数据记录仪设计[D]. 太原: 中北大学, 2021.