

基于进化-改进麻雀算法的仿生地磁导航

李智伟¹, 吴新冬¹, 刘晓晨¹, 王晨光², 赵慧俊^{3*}, 申冲¹

(1. 中北大学 仪器与电子学院, 山西 太原 030051; 2. 中北大学 信息与通信工程学院, 山西 太原 030051;
3. 中北大学 电气与控制工程学院, 山西 太原 030051)

摘要: 地磁导航具有自主、无源、隐蔽性强的优点, 但传统地磁匹配方法需要依赖精确的地磁图, 限制了其在境外、远洋等场景中的应用。为此, 本文提出一种无需先验地磁图的仿生地磁导航算法, 通过融合进化算法与改进麻雀算法实现自主导航。算法对传统麻雀算法进行了三方面改进: 采用 Tent 混沌映射生成初始航向角种群, 其网格数量方差等 4 项指标均优于随机生成法, 提升了初始解空间覆盖均匀性; 改进探索者位置更新策略, 引入孔雀算法展示机制(展示概率 0.4、初始学习率 0.3), 并加入随机扰动项, 平衡了算法的探索与开发能力; 引入精英反向学习机制, 使最优解能够生成反向解并择优保留, 避免算法陷入局部最优。导航中选取三轴地磁强度为运算参量, 通过多目标加权函数评价航向角并指导其更新。通过蒙特卡洛随机实验来验证算法有效性, 实验成功率 100%, 导航终点距目标点误差均值为 22.010 2 m, 平均迭代步数为 203 步。选取 3 组不同经纬度、海拔的起终点开展对比实验, 结果表明所提算法在保持导航精度的前提下, 路径平直度与迭代效率均显著优于传统进化算法。与梯度进化算法及其改进算法相比, 所提算法的路径平直度达 1.006 7, 目标点误差仅为 8.91 m, 显著优于对比算法, 验证了其优越性。

关键词: 无先验地磁图; 地磁导航; 进化算法; 麻雀算法

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **doi:** 10.62756/jnuc.issn.1673-3193.2026.01.0004

引用格式: 李智伟, 吴新冬, 刘晓晨等. 基于进化-改进麻雀算法的仿生地磁导航[J]. 中北大学学报(自然科学版), DOI:10.62756/jnuc.issn.1673-3193.2026.01.0004.

Li Zhiwei, Wu Xindong, Liu Xiaochen, et al. Biomimetic Geomagnetic Navigation Based on Evolution-Improved Sparrow Algorithm[J]. Journal of North University of China (Natural Science Edition), DOI: 10.62756/jnuc.issn.1673-3193.2026.01.0004.

Biomimetic Geomagnetic Navigation Based on Evolution-Improved Sparrow Algorithm

Li Zhiwei¹, Wu Xindong¹, Liu Xiaochen¹, Wang Chenguang², Zhao Huijun^{3*}, Shen Chong¹

(1. School of Instrument and Electronics, North University of China, Taiyuan 030051, China;
2. School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;
3. School of Electrical and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Geomagnetic navigation has advantages of autonomy, passivity and strong concealment. However, traditional geomagnetic matching methods rely on the accurate construction of geomagnetic maps, which restricts

收稿日期: 2026-01-13

基金项目: 山西省青年科技研究基金(202503021212140); 山西省重点研发计划资助项目(202202020101002); 国家自然科学基金资助项目(62503437, 62503438)

作者简介: 李智伟(2000—), 男, 硕士生, 主要从事仿生导航的研究。

* **通信作者:** 赵慧俊(1996—), 男, 讲师, 博士, 主要从事仿生导航和组合导航的研究。E-mail: 20240138@nuc.edu.cn。

their application in overseas, ocean and other scenarios where precise geomagnetic information is difficult to obtain. To address this problem, this paper proposed a biomimetic geomagnetic navigation algorithm without a prior geomagnetic map, which integrated the evolutionary algorithm with the improved sparrow search algorithm to achieve autonomous navigation. Three improvements were made to the traditional sparrow search algorithm: firstly, the Tent chaotic map was adopted to generate the initial heading angle population, whose four indicators including grid number variance were all superior to those of the random generation method, improving the spatial coverage uniformity of initial solutions; secondly, the update strategy of explorers' position was improved by introducing the display mechanism of the peafowl optimization algorithm (with a display probability of 0.4 and an initial learning rate of 0.3) and adding a random disturbance term to balance the algorithm's exploration and exploitation capabilities; thirdly, the elite opposition-based learning mechanism was introduced to generate the opposite solution for the optimal solution and retain the better one, avoiding the algorithm from falling into local optimum. In the navigation process, the three-axis geomagnetic intensity was selected as the operation parameter, and the multi-objective weighted function was used to evaluate the heading angle and guide its update. Simulation experiments verify the effectiveness of the proposed algorithm through Monte Carlo random experiments, with a success rate of 100%, a mean error of 22.010 2 m between the navigation end point and the target point, and an average number of iteration steps of 203. Comparative experiments were carried out with three groups of start and end points with different latitudes, longitudes and altitudes. The results show that the proposed algorithm is significantly superior to the traditional evolutionary algorithm in path straightness and iteration efficiency while maintaining navigation accuracy. Compared with the evolutionary gradient algorithm and its improved version, the proposed algorithm achieves a path straightness of 1.006 7 and a target point error of only 18.91 m, which is significantly better than the comparison algorithms, verifying its superiority.

Key words: a priori-free geomagnetic map; geomagnetic navigation; evolutionary algorithm; sparrow algorithm

0 引 言

地磁场是地球上的一种重要的固有资源,由地球内部磁性物质和外部电流体系共同作用形成,主要由主磁场,地壳异常场和变化磁场三部分组成^[1]。地磁场是一个天然的矢量场,其磁场强度与经纬度、海拔高度、时间之间存在对应的关系^[2],因此可以利用磁强度传感器测量载体所在位置的地磁信息,通过与地磁图进行比对来判断载体位置。相比其他导航方法,地磁导航具有设备简单,无需额外基础设施等优点,因此地磁导航在资源受限的场景中展现出巨大潜力^[3]。

近年来,地磁导航技术主要集中在传统的地磁匹配导航及其相关算法上的研究上^[4]。Armstrong等^[5]提出了带有扩展卡尔曼滤波器的磁干扰环境下的自主水下航行器导航。Ryod等^[6]设计和开发了用于自动地面车辆磁导向系统的磁位置传感器。Canciani等^[7-8]验证了地磁匹配技术在飞机导航上的应用,并验证了基于地球磁场测量的地磁匹配定位精度可达

10 m。王立辉等^[9]提出了使用Vague集模糊推理方法的方案,一定程度上解决单一地形图特征评价不全面的问题。种洋等^[10]提出了一种模糊决策理论的地磁图适配性分析方法,一定程度上解决单一特征参数评价不全面的问题,提高了水下自主航行器的导航精度。王成玉等^[11]提出了一种基于模拟退火的约束粒子群优化地磁匹配算法,提高了地磁匹配的精度和搜索效率。Cheng等^[12]提出了一种多级基于匹配的惯性/地磁集成导航算法,适用于GNSS拒止环境下的无人机,显著减少了后续计算负载,同时确保了匹配的可靠性。

在实际应用中,地磁匹配方法的精度与稳定度往往受到事先构建的地磁图的制约。在远洋、境外等构建的地磁图不够精确的地区或难以构建地磁图的地区,地磁匹配定位算法往往难以精准定位,甚至无法定位。因此,需要针对无先验地磁图环境开展地磁导航定位的方法研究。

当前关于无先验地磁图导航的研究主要受动物磁导航仿生的启发。研究表明鸟类可以通过不同的磁场参数获取方向与位置信息^[13]。基于此,研究人

员提出了多种仿生方法进行无先验地磁图的地磁导航方法。张涛等^[14]提出了一种地磁多参量多目标快速收敛的仿生导航方法,可以在没有先验地磁图的情况下进行高效、快速的路径搜索。Zhou等^[15]提出了一种基于差分进化算法的AUV仿生地磁导航方法,能够基于地磁趋势进行快速磁向决策。Li等^[16]提出一种基于深度强化学习的地磁感知导航方法,通过构建深度Q网络模型,同时引入结合启发式搜索和贪婪搜索的行动选择策略提高了导航的效率。

综上,当前针对地磁导航的研究虽然已经较为成熟,但是仍有改进余地。特别是传统地磁匹配导航受限于需要预知地磁图,因而限制了其应用范围,如在难以提前绘制地磁图的地区或地磁图特征不够丰富的地区难以实现精准定位。现有的无先验磁图的地磁导航大多数主要基于对动物磁导航的仿生,具有较好的灵活性和随机性,但相比地磁匹配算法,其精确性与效率仍有较大的改进空间。基于以上问题,本文提出了一种基于进化算法与麻雀算法融合的无先验磁图的进化-改进麻雀地磁搜索算法。该方法在没有先验磁图的情况下,通过载体上搭载的九轴传感器获取当前地点的地磁信息,通过算法优化目标函数,使载体朝当前点地磁信息与目标点地磁信息相差最小的方向移动,从而抵达目的地。最后将所提出的算法与进化算法进行比较来验证所提算法性能。

1 进化-改进麻雀搜索算法研究

1.1 进化算法原理

进化算法(Evolutionary Algorithms, EA)是一类模拟自然进化过程的启发式优化算法的统称,一般包括基因编码、种群初始化、选择、交叉、变异等步骤。进化计算是一种成熟的具有高鲁棒性和广泛适用性的全局优化方法,具有自组织、自适应、自学习的特性,能够不受问题性质的限制,有效地处理传统优化算法难以解决的复杂问题。常用进化算法包括遗传算法(Genetic Algorithm, GA)、差分进化算法(Differential Evolution, DE)、分布估计法(Estimation of Distribution Algorithm, EDA)等。本文采用的进化算法为遗传算法,作为最基本的进化算法,其主要通过模拟生物的进化过程来进行遗传、变异、交叉、复制,从而在解空间内搜索最优解。具体流程如图1所示。

遗传算法主要可以分为4个步骤^[17]:

- 1) 初始化一个大小为 n 的随机父代种群以预测优化目标。
- 2) 根据目标函数计算适应度。
- 3) 通过合适的遗传算子对种群进行更新。遗传算子通常包含选择、交叉、变异、保留等步骤。本文的选择算法为轮盘赌选择算法,变异算法为高斯变异算法,保留算法为精英保留算法保留最优个体。
- 4) 对最优个体进行适应度评估,若满足输出条件则输出最优解,否则重复步骤2), 3)直到满足输出条件。

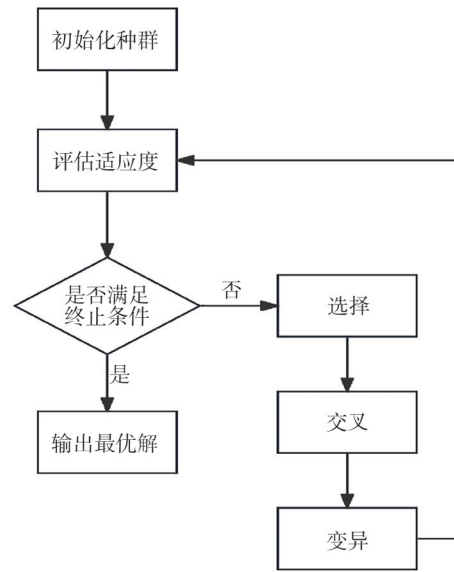


图1 遗传算法流程图

Fig. 1 Flow chart of genetic algorithm

目标函数是遗传算法中的核心组成部分,用于评价个体的优劣程度。目标函数的设计直接影响算法的搜索方向和效率。对于多目标优化算法,对每一个子目标设置合适的目标函数,然后对子目标函数设置相应的权重后合成总的目标函数,具体如下:

$$F(x) = \{f_1(x), f_2(x), f_3(x), \dots, f_n(x)\}, \quad (1)$$

$$F = \sum_{n=1}^i w_i \times f_i(x), \quad (2)$$

式中: $f_i(x)$ 为第 i 个子目标函数; w_i 为第 i 个子目标函数对应的权重; F 为总的目标函数。

选择操作模拟了自然界的适者生存现象,它是根据个体的适应度按一定概率选择个体更新种群的过程。它决定了哪些个体能保留到下一代,对算法的收敛速度和解的质量有影响。选择操作既要引导搜索方向,尽可能多地选择适应度更高的个体,增强种群的质量,又要保留一定量的适应度低的个体,保持种群的多样性以防止算法陷入局部最优。常用

的选择方法有轮盘赌选择、锦标赛选择、排序选择等方法,本文选择使用轮盘赌选择法。它的核心理念是个体的选择概率与其适应度值成正比。适应度越高的个体,被选中繁殖的概率越大,但并不能绝对保证被选中。对于每个个体,其被选中的概率 P_i 为

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_j f_j}, \quad (3)$$

式中: f_i 为第 i 个个体的适应度值; $\sum_j f_j$ 是种群中所有个体适应度的总和。轮盘赌算法具有逻辑清晰,易编程,适应范围广,兼顾优化种群与保留种群多样性的优点。

交叉操作模拟了生物染色体重组的现象,它通过将父代个体的部分个体片段进行交换产生兼具父代双方特征的子代。交叉操作保证了对解空间的利用效率。交叉操作是生成新解的主力,能够有效利用父代的优良基因,加快了算法的收敛速度。常用的交叉算法有算术交叉、模拟二进制交叉、混合交叉等方法,本文使用算术交叉法。算术交叉公式简洁,效率高,易实现。具体公式为

$$\begin{aligned} s(2n-1) &= \alpha \times f(i) + (1-\alpha) \times f(i+1), \\ s(2n) &= \alpha \times f(i+1) + (1-\alpha) \times f(i), \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $s(2n-1)$ 与 $s(2n)$ 为子代个体; $f(i)$ 为父代个体; α 为交叉系数。对于算术交叉法,通过调节合适的交叉系数能够让遗传算法在连续搜索空间中高效地找到最优解。

变异操作模拟了生物进化中的基因变异现象,通过对个体进行随机微小改变,引入新的个体,维持种群的多样性。变异操作在遗传算法中起着探索作用,与交叉操作形成互补。常用的变异方法有均匀变异、边界变异、高斯变异等方法。本文采用高斯变异。高斯变异是一种非常经典且高效的连续型变异策略。具体公式为

$$x_i' = x_i + \sigma \cdot N(0, 1), \quad (5)$$

式中: x_i' 为高斯变异后的新解; x_i 为原解; σ 为变异步长; $N(0, 1)$ 为标准正态分布,即均值为0,标准差为1。高斯变异确保了高频小范围变异,低频大范围变异。高斯变异的小幅度变异有利于精细微调,大幅度变异有利于跳出局部最优。高斯变异能够高效地进行局部搜索,同时在解决空间连续的函数优化问题方面性能较优,收敛速度快,易与其他策略结合。

保留操作是对“适者生存”的一种强化,不仅可

让强者繁殖,还能确保强者不会因随机性而意外消失。保留操作确保了当前种群中适应度最高的一个或多个个体能够不受选择、交叉、变异等操作的影响而传递给下一代种群。同时,保留操作可以确保算法的收敛速度,以及最优解的质量单调不减。

1.2 麻雀算法

麻雀算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)是受麻雀觅食与反捕食行为启发而提出的一种元启发式优化算法^[18]。SSA因其结构简洁、收敛速度快、参数少等优点,在工程优化^[19]、图像处理^[20]、机器学习等领域迅速得到广泛应用。

麻雀算法将麻雀的行为分为觅食与警戒,觅食的麻雀分为探索者与跟随者,警戒的麻雀为警戒者。探索者能够寻觅到食物,具体到算法中表现为其适应度函数值较高,追随者的探索方向受探索者影响。警戒者负责防范觅食者,具体表现为当麻雀处于种群边缘时,易受到觅食者的攻击,应向最优的麻雀方向飞行;当麻雀处于危险位置时,应向远离最差的麻雀位置的方向飞行。

麻雀算法的流程如图2所示。

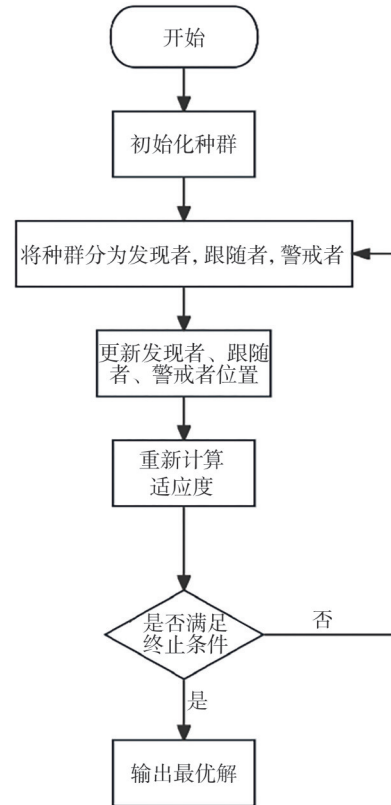


图2 麻雀算法流程图

Fig. 2 Flow chart of sparrow search algorithm

具体步骤如下:

1) 根据上下限随机生成初始位置。具体方法如式(6)所示。

$$X = lb + rand \times (ub - lb), \quad (6)$$

式中: ub 和 lb 分别为种群的上限和下限。

2) 更新探索者位置。具体更新方法如式(7)所示。

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} x_i^t \times \exp\left(\frac{-i}{\alpha \times iter_{max}}\right), & R_2 < ST, \\ x_i^t + Q, & R_2 \geq ST, \end{cases} \quad (7)$$

式中: R_2 、 ST 分别为安全值和预警值; x_i^t 为种群中第 t 代第 i 个个体的位置; α 为 $(0,1]$ 中的均匀随机数; $iter_{max}$ 为最大迭代次数; Q 为服从正态分布的随机数。

当 $R_2 < ST$ 时, 表示是安全的, 此时探索者的搜索范围比较大;

当 $R_2 \geq ST$ 时, 表示有了一定数量的捕食者, 需要移动到安全的区域。

3) 更新追随者位置。具体更新方法如式(8)所示。

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{x_{worst}^t - x_i^t}{i^2}\right), & i > \frac{n}{2}, \\ x_p^{t+1} + |x_i^t - x_p^{t+1}| * A^+ * L, & \text{otherwise}, \end{cases} \quad (8)$$

$$A^+ = A^T (AA^T)^{-1},$$

式中: x_{worst}^t 为第 t 次迭代中最差的个体; x_p 为目前最优探索者的位置; A 为 $1 \times d$ 的矩阵, 元素为随机赋值的 1 或 -1; L 为全为 1 的 $1 \times d$ 矩阵; n 为跟随者数量。

当跟随者为排名靠后的跟随者时, 说明麻雀非常饥饿, 被迫进行随机探索, 可能发现新食物源。

当跟随者为排名靠前的跟随者时, 麻雀将紧跟处于当前最优位置的麻雀, 在其位置附近随机寻找一个位置。

4) 更新警戒者位置。具体更新方法如式(9)所示, 可以看出, 当预警者处于当前的最优位置时, 它会逃离到自身附近的一个位置, 逃离的距离取决于 $x_{best}^t - x_{worst}^t$ (最优个体与最差个体的位置差异) 与 $f_i - f_w + \epsilon$ (最优个体与最差个体的适应度差异) 的比值。如果警戒者不处于最优位置, 那它将移动到当前最优位置附近。

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} x_{best}^t + \beta(x_i^t - x_{best}^t), & f_i \neq f_g, \\ x_i^t + K \cdot \left(\frac{x_i^t - x_{worst}^t}{f_i - f_w + \epsilon}\right), & f_i = f_g, \end{cases} \quad (9)$$

式中: x_{best}^t 为种群中第 t 代第 i 个个体的最优位置; x_{worst}^t 为种群中第 t 代第 i 个个体的最差位置; β 为服从均值为 0、方差为 1 的正态分布的随

机数; K 为 $[-1,1]$ 的随机数, 正负表示麻雀移动的方向, 大小表示步长控制参数; f_i 为当前个体的适应度值; f_g 为当前最大适应度值; f_w 当前最小适应度值, 此时的 i 仅遍历意识到危险的麻雀; ϵ 为一个不为 0 的极小值, 可以防止分母为 0。

当 $f_i \neq f_g$ 时, 说明麻雀正处于种群的边缘, 此时麻雀容易受到觅食者攻击, 应朝着最优麻雀飞行;

当 $f_i = f_g$ 时, 说明麻雀正处于危险位置, 此时麻雀应远离最差麻雀位置。

5) 边界处理, 确保所有麻雀在规定的上下界内。

6) 重新计算适应度, 判断是否满足终止条件, 若满足则输出最优麻雀位置, 否则重复步骤 2)~5)。

从算法流程图可以看出麻雀算法流程简单, 易实现。在实际应用的过程中麻雀算法的局部开发能力极强, 能够快速收敛。但是, 麻雀算法因其过快的收敛速度以及缺乏跳出局部最优的能力导致其全局搜索能力较弱, 而进化算法的全局搜索能力较强, 但局部开发能力较弱, 以至于收敛速度较慢, 故本文将两者结合, 以进化算法为主干在进化算法的每一代中对部分个体用麻雀算法进行局部微调, 既保留了进化算法的全局搜索能力, 又能增强局部搜索的能力, 加快了算法的收敛与每一代子代的质量。

2 基于进化-改进麻雀算法的地磁导航原理

2.1 地磁参数的选择

地磁场是包含多个参量的混合场, 任意位置的地磁场都可以用一组参量描述为

$$B = \{B_1, B_2, \dots, B_n\}. \quad (10)$$

目前公认的地磁参量有 7 个: 正北分量磁强度 B_X , 正东分量磁强度 B_Y , 垂直分量磁强度 B_Z , 总磁强度 B_F , 水平方向磁强度 B_H , 磁偏角 B_D , 磁倾角 B_I 。具体计算方法如式(11)所示。各参量示意图如图 3 所示。

$$\begin{cases} B_H = \sqrt{B_X^2 + B_Y^2}, \\ B_F = \sqrt{B_X^2 + B_Y^2 + B_Z^2}, \\ B_D = \arctan\left(\frac{B_Y}{B_X}\right), \\ B_I = \arctan\left(\frac{B_Z}{B_H}\right). \end{cases} \quad (11)$$

在地磁导航的算法中, 地磁参量种类选取得越多对当前位置的地磁信息的统计就越全面, 定位就

越精确。但是由公式可以看出7个地磁参量互相关联,如果全部参与运算会导致地磁信息重复利用,增大算法的复杂程度,使算法效率降低,故本文选取正北分量磁强度 B_X ,正东分量磁强度 B_Y ,垂直分量磁强度 B_Z 三种地磁信息作为算法的输入。

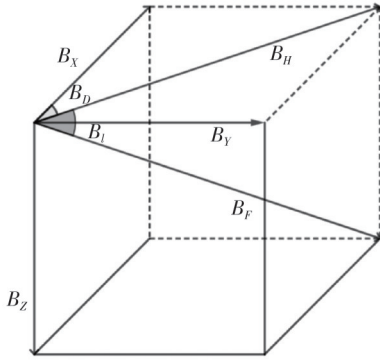


图3 地磁场参量

Fig. 3 Geomagnetic field parameters

2.2 无先验地磁导航原理

在无先验地磁导航问题中,因为缺乏地磁信息与位置信息的对应关系,载体需要实时感知当前位置的地磁信息并与目标地点的地磁信息进行比对,当各种地磁信息都收敛至目标地点的地磁信息时,可以认为载体抵达目标地点。因此,可以将无先验地磁导航问题抽象为根据多个地磁参量随导航进程收敛至全局最优解的多目标优化问题。

对每个地磁参量设置子目标函数 $f_i(B, t)$,将各个子目标函数综合为总目标函数 $F(B, t)$ 。同时目标函数又受到载体移动的影响,即 $g(B_{i,t}, B_{i,T}, \theta_i) \leq \epsilon$ 。具体如式(12)所示。

$$\begin{cases} f_i(B, t) = \frac{(B_{i,t} - B_{i,T})^2}{(B_{i,0} - B_{i,T})^2}, \\ F(B, t) = \sum \varphi_i \cdot f_i, \\ g = g_i(B_{i,t}, B_{i,T}, \theta_i) \leq \epsilon, \end{cases} \quad (12)$$

式中: $f_i(B, t)$ 为第 i 个地磁参量在 t 时刻的目标函数; $B_{i,t}$ 为在 t 时刻第 i 个地磁参量; $B_{i,T}$ 为目标地点的第 i 个地磁参量; $B_{i,0}$ 为初始地点第 i 个地磁参量; φ_i 为第 i 个地磁参量目标函数在总目标函数中对应的加权系数,且 $\sum \varphi_i = 1$; θ_i 为第 t 时刻的航向角; g 为约束条件,表示在 t 时刻载体向 θ_i 方向移动后,当前地点第 i 个地磁参量与目标地点的第 i 个地磁参量的差; ϵ 为一个不为0的极小值。

为了方便计算,可以将载体的运动抽象为二维平面的质点运动,其运动公式如式(13)所示。

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + v \cdot \Delta t \cdot \cos(\theta_{k+1}), \\ y_{k+1} = y_k + v \cdot \Delta t \cdot \sin(\theta_{k+1}), \end{cases} \quad (13)$$

式中: x, y 为载体坐标; v 为载体速度; Δt 为采样时间。

综上所述,无先验地磁导航原理为载体每移动一次,计算一次目标函数,利用目标函数的激励载体不断向目标地点靠近,最终当目标函数小于 ϵ 时则认为载体抵达目标地点,完成导航任务。

3 基于进化-改进麻雀算法的地磁导航方法

3.1 基于Tent混沌映射的初始种群优化

传统的基于进化算法的地磁导航是一种试错的导航方法,这种方法对载体周围的地磁信息利用效率不足,导航收敛速度慢。本文在进化算法的基础上将麻雀算法与进化算法相融合,在具体确定载体移动方向时依靠麻雀算法进行选择,使载体能够更加充分地利用地磁信息,更快速地完成导航任务。

因传统的麻雀算法仍有局限性,本文对传统麻雀算法提出了一系列的改进用于提升导航效率与精度。

传统的麻雀算法生成初始解时使用随机生成,虽然该方法简单快速,但容易使初始解局部聚集或有大量空白区域,导致初始种群对解空间的覆盖不充分从而降低算法的全局搜索能力。因此,本文引入Tent混沌映射来生成初始解。Tent映射生成的初始解有三大核心优势:

1) 种群分布均匀性高,混沌序列的遍历性使其能在有限迭代内遍历解空间的所有区域,生成的初始解不会出现局部聚集,能更充分地覆盖整个解空间,从而提升算法的全局搜索能力;

2) 隐含优质解种子,混沌序列的规律性使其生成的解更接近问题的潜在最优区域,能为算法进化提供更好的初始基础,加快收敛速度;

3) 增强算法稳定性,均匀的初始种群能减少算法因初始解分布不佳导致的收敛波动,提升多次运行结果的一致性。

Tent映射的数学表达式如式(14),其中 α 为控制参数,本文设置为0.5,此时序列拥有最佳遍历均匀性。

$$x_{n+1} = f(x_n) = \begin{cases} x_n / \alpha, & x_n \in [0, \alpha), \\ (1 - x_n) / (1 - \alpha), & x_n \in [\alpha, 1]. \end{cases} \quad (14)$$

为了比较两种初始解生成方法的优劣,本文利用两种方法各生成1000个解,并通过网格数量方差、

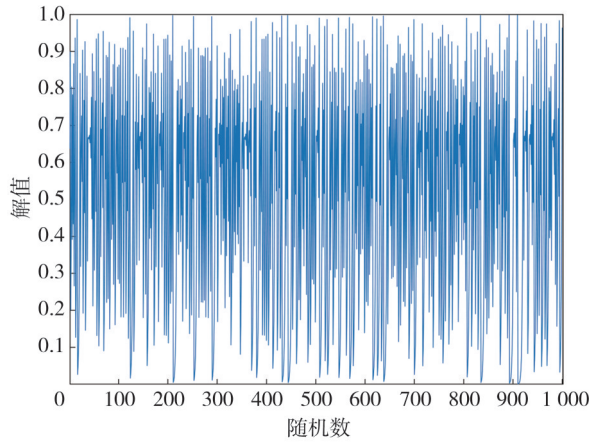
均匀度指数、平均最近邻距离、归一化熵值几个方面来比较二者的优劣,其中网格数量方差值越低越解越好,均匀度指数、归一化熵值越接近1越好,平均最近邻距离越大越好。结果如表1和图4所示。

表1 不同方法生成的初始解结果

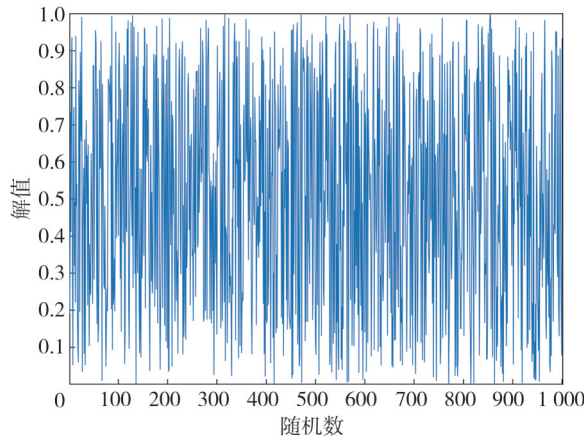
Tab. 1 Results of initial solutions generated by different methods

指标	随机生成解	Tent映射生成解
网格数量方差	49.40	12.40
均匀度指数	0.925 9	0.962 9
归一化熵值	0.998 9	0.999 7
平均最近邻距离	0.000 498 7	0.000 529 9

由表1可见,Tent映射生成解在各个方面均优于随机生成解。



(a) Tent映射解生成结果



(b) 随机生成解结果

图4 不同方法生成初始解结果

Fig. 4 Results of initial solutions generated by different methods

从图4的直观分布来看,两种方法生成的初始解呈现出明显差异:Tent映射生成的初始解(图4(a))在 $[0,1]$ 区间内分布更为均匀,解的密度在整个区间内波动较小,未出现显著的局部聚集或稀疏空白区域;随机生成的初始解(图4(b))分布离散性较差,部分区间内解的数量明显偏多,部分区间则存在明显的分布空白,整体均匀性不足。

3.2 基于孔雀算法的探索者位置更新

从麻雀算法的原理来看,探索者对寻找最优解起着重要作用。由式(7)可以发现:探索者寻找最优解的方式是非常激进的,同时在探索者发现最优解后其他个体会迅速向其靠拢,这样的寻优方式很容易导致麻雀未能仔细探查自身位置就掠过该位置,从而使算法陷入局部最优。为了改进麻雀算法,在探索者更新时参考孔雀算法,引入孔雀展示机制、向最优学习、随机扰动等步骤。此时探索者更新如式(15)所示。式(15)分别代表了安全状态且不展示、危险状态且不展示、安全状态且展示、危险状态且展示四种情况。安全状态且展示时,探索者在安全区域内进行精细搜索,位置呈指数衰减式收缩;危险状态且不展示时,探索者使用正态分布随机量随机跳跃逃离危险区域;安全状态且展示时,在精细搜索基础上增加孔雀展示行为,探索者向最优解学习加速收敛同时添加随机扰动保持多样性;危险状态且展示时,探索者在逃离的同时仍然向最优解学习以确保紧急逃离仍有方向性。

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} x_i^t \times \exp\left(\frac{-i}{\alpha \times iter_{\max}}\right), R_2 < ST \& \xi \geq p_d, \\ x_i^t + Q, R_2 \geq ST \& \xi \geq p_d, \\ x_i^t \times \exp\left(\frac{-i}{\alpha \times iter_{\max}}\right) + \beta(x_{\text{best}}^t - x_i^t) + \delta, (15) \\ R_2 < ST \& \xi < p_d, \\ x_i^t + Q + \beta(x_{\text{best}}^t - x_i^t) + \delta, \\ R_2 \geq ST \& \xi < p_d, \end{cases}$$

式中: R_2 、 ST 分别为安全值和预警值; x_i^t 为种群中第 t 代第 i 个个体的位置; α 为 $(0,1]$ 中的均匀随机数; $iter_{\max}$ 为最大迭代次数; Q 为服从正态分布的随机数; ξ 为随机值,决定是否触发孔雀展示行为; p_d 为展示概率; β 为学习率; δ 为随机扰动值。改进后的探索者更新方式通过向最优学习的行为提高了算法收敛速度,同时随机扰动行为保证了种群的多样性,减少了算法早熟收敛的风险。新的更新方法既保留了原有安全/危险状态机制保证算法的探索能力,又通过展示行为机制保证了算法的开发能力,两者可以通过参数 ST 与 p_d 来灵活调节。

3.3 基于精英反向学习的最优解保留

反向精英学习是指对于一个可行的解,同时计算与评估该解与相反的解,并挑选更好的个体作为下一代个体。该方法可以增加种群多样性以

及避免算法早熟现象。具体过程如下:

设在实数域的 N 维空间中,有 $x_i \in (a_i, b_i)$,在该区间内,当前种群的精英个体为 $x_{\text{best}} = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N)$,该精英个体的反向解生成方式参考式(16)。该式表示,当前最优解若在搜索空间的一侧,其反向解则在搜索空间的另一侧,反向解可能跳出当前最优区域,发现更好的解。

$$x'_i = a_i + b_i - x_i, \quad (16)$$

式中: x_i 为 N 维空间中第 i 个最优种群个体; a_i, b_i 分别为 N 维空间中第 i 个种群的下限与上限。

将生成的反向精英个体 $x'_{\text{best}} = (x'_1, x'_2, \dots, x'_i, \dots, x'_N)$ 代入目标函数 $f(x)$,若 $f(x) > f(x')$ 则用 x' 替代 x 。其中

精英反向学习是通过当前问题的可行解构造其反向解以此来增加种群多样性,本文将精英反向学习引入麻雀算法,在每一轮迭代时,针对精英个体执行反向学习,生成对应的反向精英个体参与算法运算。这样可以增强算法的探索能力,为麻雀算法提供了跳出局部最优的能力,能够获取质量更高的解。

3.4 基于进化-改进麻雀算法的地磁导航方法流程

基于进化-改进麻雀算法的地磁导航方法的具体步骤如下:

1) 设置初始化参数,具体包括:出发点、目标点的位置以及地磁信息;航向角种群个数、每轮进化迭代数、变异概率和变异幅度、航向角上下界等进化算法参数;探索者比例、警戒者比例、跟随者比例、预警值等麻雀算法参数;算法最大迭代次数、目标函数最小阈值、载体初始航向角等。

2) 载体沿航向角 θ 移动,步长为 L ,获取移动后的位置对应的地磁参量 $B_{i,t}$,计算目标函数 F 。

3) 根据目标函数 F 确定载体下一步的动作。当 $F \leq \epsilon$ 时,载体抵达目标地点,算法停止;当 $F(i+1) \leq F(i)$ 时,说明载体在靠近目标地点,保持航向角不变;当 $F(i+1) > F(i)$ 时,说明载体在远离目标地点,需要更新航向角。航向角更新方法遵循进化-改进麻雀算法,在选择阶段利用改进麻雀算法选择合适的航向角,交叉、变异仍遵循进化算法,保留最好的航向角 $\theta(i+1)$ 。

4) 重复步骤2),3)直到载体抵达目标地点或达到最大迭代次数。

4 实验结果及分析

4.1 参数设置

为了验证所提算法的可行性,采用国际地磁参考模型(International Geomagnetic Reference Field, IGRF)模拟实际情况下测得的地磁参量。选择3个方向的地磁强度 B_x, B_y, B_z 为参与运算的地磁信息。

本文以三轴矢量地磁强度为核心输入,对传感器的矢量测量精度、灵敏度要求较高,消费级地磁传感器(μT 级)无法满足算法对地磁微变的识别要求,因此选用pT级铷/铯光泵矢量磁强计,参数参考当前商用高精度矢量光泵传感器的工程实用指标,保证实验条件的工程可实现性与研究结果的实际参考价值。在现实中,铷/铯光泵航磁系统的测量维度包含了地磁的三轴矢量,与选定的参与运算的地磁参量完全一致,传感器的灵敏度在 $5 \sim 10 \text{ pT}/\sqrt{\text{Hz}}$,可精准捕捉地磁微变信息,满足算法对地磁参量细微差异的识别要求,测量范围为 $\pm 100 \mu\text{T}$,可全面覆盖全球地磁场强度范围。

综上所述,为更加贴近现实,对 B_x, B_y, B_z 添加std为10pT的高斯噪声作为环境噪声。

参考文献[4],设置终止条件 $\epsilon = 0.0001$,当目标函数 $F < \epsilon$ 时判定载体抵达目标点,Tent混沌映射优化经比较后确定的初始航向角为 133.82° ,为保证所有角度均被包含,精英反向学习方法中上下界为 $(0, 360)$,麻雀算法的种群大小为10,模拟载体上装有10个传感器采集地磁信息的情况,为保证能够选到最好的航向角,每轮最大迭代次数为50,孔雀算法的参数设置为默认值,孔雀算法更新探索者位置算法中的展示概率为0.4,初始学习率为0.3,随机扰动的大小为 $(ub - lb) * N(0, 1) * 0.1$,其中, $N(0, 1)$ 为标准正态分布。

4.2 测试结果及分析

本文利用导航路径平直度来比较算法之间的优劣,其定义为两地的实际导航距离与两地之间直线距离的比值。

$$S = \frac{jk}{\sqrt{\left[\sum_{j=1}^n k \cdot \cos(\theta_j)\right]^2 + \left[\sum_{j=1}^n k \cdot \sin(\theta_j)\right]^2}}, \quad (17)$$

式中: k 为固定步长; θ_j 为第 j 步迭代时的航向角。

为了验证所提方法的有效性,仿真实验选取中北大学周围作为仿真区域,理论地磁数据模型

由IGRF模型计算得来。本文仿真选取任务起点坐标为(112.447 51°E, 38.015 12°N), 终点坐标(112.527 97°E, 37.949 89°N)。设置移动步长50 m, 对本文提出的方法进行50次蒙特卡洛随机模拟, 统计该方法的成功率、导航终点与目标点的距离、平均迭代次数, 并绘制了导航路线图。

表2 蒙特卡洛随机模拟结果

Tab. 2 Monte Carlo simulation results

蒙特卡洛模拟成功率/%	导航终点与目标点的距离均值/m	导航终点与目标点的距离标准差/m	导航终点与目标点的距离最小值/m	导航终点与目标点的距离最大值/m	平均迭代次数
100	22.010 2	9.060 2	15.279 9	34.756 5	203

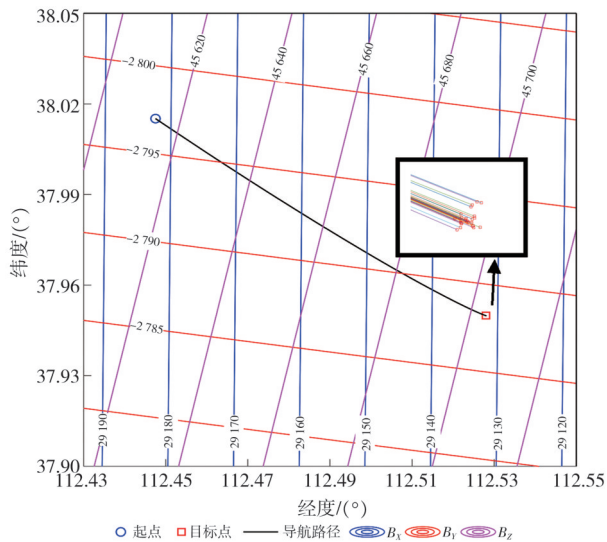


图5 蒙特卡洛随机模拟结果

Fig. 5 Monte Carlo simulation results

为了评估本文所提算法对进化算法性能的提升, 分别选取不同地点进行实验来比较两种算法的效果。这里, 分别选取了3组地点进行仿真实验。第一组出发点坐标为(112.447 51°E, 38.015 12°N, 825 m), 目标点坐标为(112.727 97°E, 37.749 89°N, 825 m); 第二组出发点坐标为(112.59°E, 38.02°N, 2 000 m), 目标点坐标为(112.615°E, 38.035°N, 2 000 m); 第三组出发点坐标为(111.1°E, 32.4°N, 3 000 m), 目标点坐标为(110.9°E, 32.31°N, 3 000 m); 设置步长15 m。结果如表3和图6~图11所示。

由表3可以看出, 在保持精度不变的情况下, 进化-改进麻雀算法的路径平直度、迭代次数上明显优于传统进化算法, 进化-改进麻雀算法更适配实际导航场景的核心需求, 是比传统进化算法更优的路径规划方案。

由图6和图7可以看出, 在中等范围内进化算法路径更曲折, 绕行严重, 路径平直度为1.271 5; 进化-麻雀算法路径则更平直, 几乎呈直

由图5和表2可知: 本文所提算法的成功率为100%, 导航终点距离目标点的误差均值为22.010 2 m, 标准差9.060 2 m, 最大误差34.756 5 m, 最小误差15.279 9 m, 平均迭代步数为203步。经过蒙特卡洛随机实验可以证明, 本文所提算法可以有效进行仿生地磁导航。

表3 两种方法的3组仿真数据对比

Tab. 3 Comparison of three groups of simulation data for the two methods

组别	方法名称	导航路径平直度	距离目标点误差/m	迭代次数
1	进化-改进麻雀算法	1.003 2	27.114 2	2 569
	进化算法	1.271 5	32.747 6	3 256
2	进化-改进麻雀算法	1.143 4	4.447 8	210
	进化算法	1.769 5	4.516 0	325
3	进化-改进麻雀算法	1.173 5	25.180 2	1 667
	进化算法	1.947 9	73.378	2 767

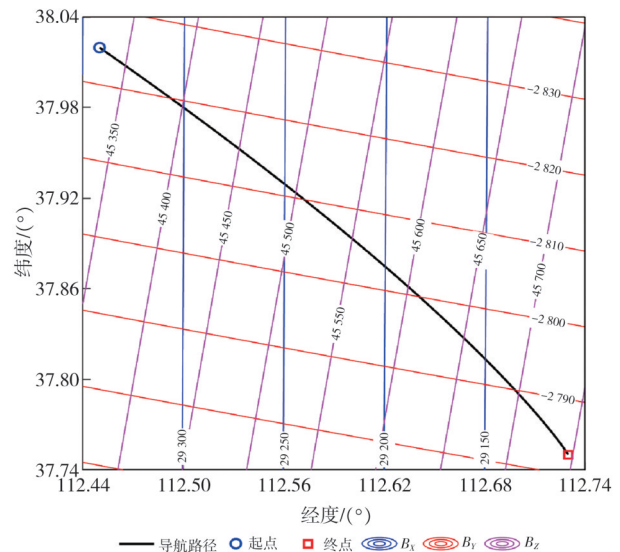


图6 第一组进化-改进麻雀算法的导航路线图

Fig. 6 Navigation route map of the first group of evolutionary improved sparrow search algorithm

线, 路径平直度为1.003 2。由图8和图9可以看出, 在小范围内进化算法路径更曲折, 绕行严重, 路径平直度为1.769 5; 进化-麻雀算法路径平直度为1.143 4, 明显优于前者。由图10和图11可以看出, 在大范围内进化算法路径出现明显绕行与震荡, 路径平直度为1.947 9; 进化-麻雀算法路径平直度为1.173 5, 路径更加直接、平滑。

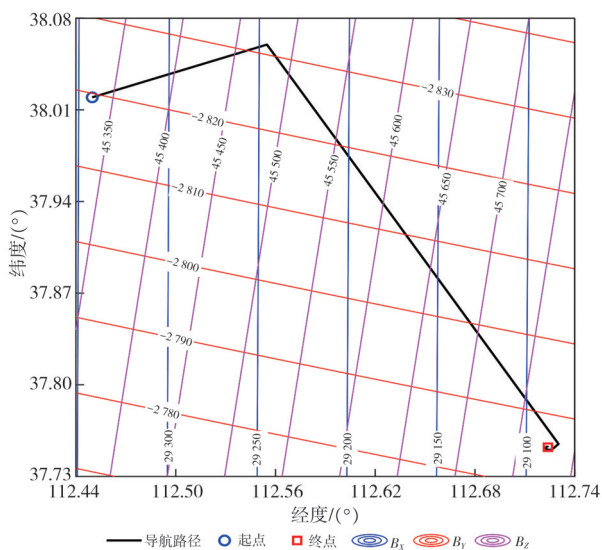
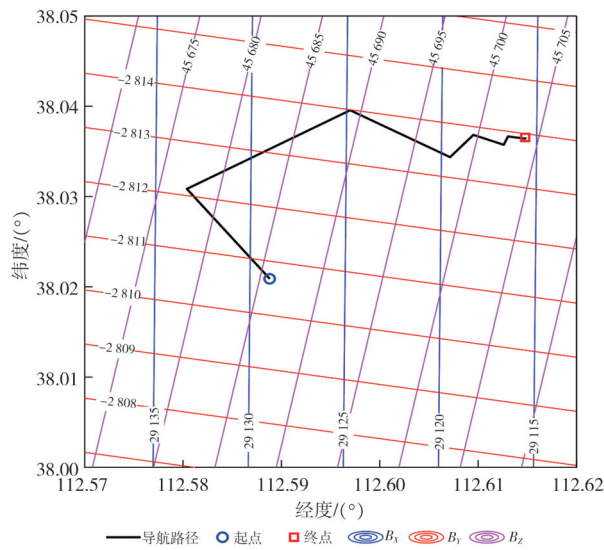


图7 第一组进化算法的导航路线图

Fig. 7 Navigation route map of the first group of evolutionary algorithm



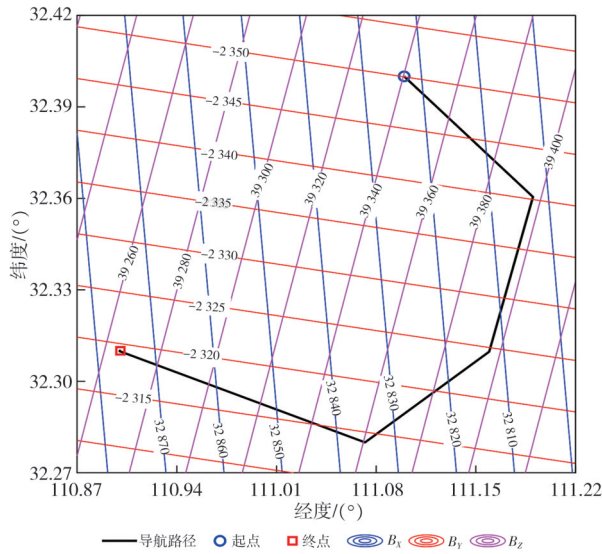


图 11 第三组进化算法的导航路线图

Fig. 11 Navigation route map of the third group of evolutionary algorithm

表 4 3 种方法导航结果对比

Tab. 4 Comparison of navigation results of three methods

方法名称	导航路径平直度	距离目标点误差/m
EGA	1.173 5	194.30
改进 EGA	1.004 0	58.13
进化-改进麻雀算法	1.006 7	18.91

果表明本文所提算法在保持精度不变的条件下,导航路径的选择性能优于进化算法。最后又通过与其他方法的比较证明了本文所提算法的优越性。

本文仅进行了仿真环境的研究,后续可以在无人机、无人车等载体上进行试验验证。

利益冲突声明/Conflict of Interests

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors declare no relevant conflict of interests.

参考文献:

[1] 熊雄, 吴太旗, 黄贤源, 等. 地磁场模型及在海洋环境中的应用需求研究[J]. 海洋测绘, 2021, 41(6): 6-12.
Xiong Xiong, Wu Taiqi, Huang Xianyuan, et al. Research on geomagnetic field models and its application requirement in marine environment [J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2021, 41(6): 6-12. (in Chinese)

[2] Yao H B, Xu J Y, Zhang K K. A method for simultaneously determining Earth's magnetic field and mantle conductivity models using MSS-1 and Swarm satellite magnetic data [J]. Physics of the Earth and Planetary Interiors, 2025, 358: 107296.

[3] 黄俊珂, 邵炼, 邹璨, 等. 一种地磁导航算法的硬件设计与实现[J]. 集成电路与嵌入式系统, 2025, 25(5): 75-82.
Huang Junke, Shao Lian, Zou Can, et al. Hardware design and implementation of a geomagnetic navigation algorithm [J]. Integrated Circuits and Embedded Systems, 2025, 25(5): 75-82. (in Chinese)

[4] 任鑫田. 无先验地磁图的地磁导航方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2021.

[5] Armstrong B, Wolbrecht E, Edwards D B. AUV navigation in the presence of a magnetic disturbance with an extended Kalman filter [C]//OCEANS'10 IEEE SYDNEY, 2010: 1-6.

[6] Ryoo Y J, Park J H. Design and development of magnetic position sensor for magnetic guidance system of automated ground vehicle [C]//12th International Conference on Control, Automation and Systems. IEEE, 2012: 988-991.

[7] Canciani A, Raquet J. Airborne magnetic anomaly navigation [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2017, 53(1): 67-80.

[8] Gnadt A R, Belarge J, Canciani A, et al. Signal enhancement for magnetic navigation challenge problem [PP/OL]. V2. arXiv (2023-01-06) [2026-01-13]. <https://arxiv.org/abs/2007.12158>.

[9] 王立辉, 乔楠, 余乐. 水下地形导航匹配区选取的模糊推理方法[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2017, 44(1): 140-145.
Wang Lihui, Qiao Nan, Yu Le. Fuzzy deduction methods of selecting the underwater terrain navigation matching area [J]. Journal of Xidian University, 2017, 44(1): 140-145. (in Chinese)

[10] 种洋, 柴洪洲, 刘帆, 等. 模糊决策理论的地磁图适配性分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(1): 118-124.
Chong Yang, Chai Hongzhou, Liu Fan, et al. Suitability analysis of geomagnetic map based on fuzzy decision theory [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(1): 118-124. (in Chinese)

[11] 王成玉, 王晨阳, 季蔡娟. 一种基于模拟退火的约束粒子群优化地磁匹配算法[J]. 电子设计工程, 2019, 27(7): 153-157.
Wang Chengyu, Wang Chenyang, Ji Caijuan. A simulated annealing based constrained particle swarm optimization algorithm for geomagnetic matching [J]. Electronic Design Engineering, 2019, 27(7): 153-157. (in Chinese)

- [12] Cheng Y, Zhang L, He X, et al. A multi-stage matching-based inertial/geomagnetic integrated navigation algorithm for UAVs in GNSS-denied environments[C]//2025 DGON Inertial Sensors and Applications (ISA). IEEE, 2025: 1-18.
- [13] 刘小峰, 史远. 鸟类磁感受的生物物理机制研究进展[J]. 生物物理学报, 2009, 25(4): 247-254.
Liu Xiaofeng, Shi Yuan. Progress in the research on the biophysical mechanism underlying avian magnetoreception[J]. Acta Biophysica Sinica, 2009, 25(4): 247-254. (in Chinese)
- [14] 张涛, 张佳宇, 张晨, 等. 一种地磁多参量多目标快速收敛的仿生导航方法: CN201911022562.5[P]. 2020-02-28.
- [15] Zhou Y Q, Niu Y, Liu M Y. Bionic geomagnetic navigation method for AUV based on differential evolution algorithm[C]//OCEANS 2022, 2022: 1-5.
- [16] Li H, Xu C Y, Liu H Y. Research on Geomagnetic perceiving navigation method based on deep reinforcement learning[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2026, 51(1): 207-219.
- [17] Huang R F, Luo X W, Ji B, et al. Multi-objective optimization of a mixed-flow pump impeller using modified NSGA-II algorithm[J]. Science China Technological Sciences, 2015, 58(12): 2122-2130.
- [18] Xue J K, Shen B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [19] 张少峰, 丁锐鑫, 张玉杰, 等. 基于改进麻雀搜索算法的高比例新能源电网输出功率预测方法[J]. 自动化应用, 2026, 67(3): 203-206.
Zhang Shaofeng, Ding Ruixin, Zhang Yujie, et al. Output power prediction method of high-proportion renewable energy power grids based on improved sparrow search algorithm [J]. Automation Application, 2026, 67(3): 203-206. (in Chinese)
- [20] 王红旗. 基于改进麻雀搜索算法的Otsu图像分割[J]. 陇东学院学报, 2026, 37(2): 40-45.
Wang Hongqi. Otsu image segmentation based on an improved sparrow search algorithm [J]. Journal of Longdong University, 2026, 37(2): 40-45. (in Chinese)