

# 蚁群算法在辅助导航重力匹配中的应用

陈小炜, 姜广胜, 陈静

(陆军步兵学院石家庄校区军政训练系, 石家庄, 050083)

**摘要** 重力匹配算法是实现重力辅助惯性导航系统的关键技术之一。针对传统重力匹配方法由于复杂度、应用范围小等缺陷而导致很难实现精确、快速匹配的问题, 将改进的蚁群优化算法应用于重力匹配的搜索过程, 并将多普勒测速仪提供的速度信息作为限制条件对蚁群搜索过程进行约束, 异常精度一定的条件下, 可降低误配率。仿真结果表明, 该匹配算法在重力特征显著的区域具有较高的匹配率, 收敛性更好, 可以达到更加精确的匹配定位, 从而实现重力辅助导航。

**关键词** 重力辅助导航; 重力匹配; 蚁群算法; 组合导航

**DOI** 10.3969/j.issn.2097-1915.2022.06.011

**中图分类号** TN957 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2022)06-0079-05

## The Application of Ant Colony Algorithm in Gravity Matching of Aid Navigation

CHEN Xiaowei, JIANG Guangsheng, CHEN Jing

(Department of Political Training, Shijiazhuang Division of PLAA Infantry Academy, Shijiazhuang 050083, China)

**Abstract** The algorithm of Gravity matching is one of the key technologies in realizing the gravity aided the inertial navigation. However, the defects of the traditional gravity matching method being high in complexity and narrow in application scope, it is difficult to achieve accurate and fast matching effect. Under the certain condition of abnormal accuracy, the use of the improved ant colony optimization algorithm in the process of gravity matching can reduce the mismatch rate in putting the velocity information provided by Doppler speedometer as constraints. The results of simulation show that the algorithm is high in matching rate, and can achieve precise and fast matching location, realizing the gravity aided navigation.

**Key words** gravity aided the navigation; gravity matching; ant colony; inertial navigation

卫星导航虽然精度高, 适用范围广, 但对于水下潜器以及需要隐身的装备而言, 惯性导航才是最佳选择。惯性导航基于惯性元器件解算出自身位置和姿态, 不向外辐射信号, 因此隐蔽性好, 实用性强, 但其是一种基于位推算算法的定位方式, 误差会随时间积累, 长时间导航将无法满足定位需求, 需要外部信

息进行校对。由于重力异常容易获取, 通过重力场特征信号获取位置信息, 反馈给惯导系统进行位置误差校对, 依然能够维持惯导系统的隐蔽性和自主性, 所以重力匹配仍具备不受外界干扰等优点<sup>[1]</sup>。经典的重力匹配方法分为递推最优估计滤波和相关值匹配。近几年, 相关值匹配取得了很大突破, 产生

**收稿日期:** 2022-05-12

**作者简介:** 陈小炜(1988—), 男, 山东潍坊人, 硕士, 研究方向为车辆工程及武器装备。E-mail: xiaoweisn@163.com

**引用格式:** 陈小炜, 姜广胜, 陈静. 蚁群算法在辅助导航重力匹配中的应用[J]. 空军工程大学学报, 2022, 23(6): 79-83. CHEN Xiaowei, JIANG Guangsheng, CHEN Jing. The Application of Ant Colony Algorithm in Gravity Matching of Aid Navigation[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2022, 23(6): 79-83.

很多研究成果,包括神经网络、支持向量机、数据关联滤波等<sup>[2-3]</sup>。蚁群算法是一种群智能最优搜索算法<sup>[4-6]</sup>,王晓燕等<sup>[7]</sup>结合蚁群算法与人工势场法,给不同的栅格位置赋予不同的初始信息素,通过不同信息素浓度,加速蚁群收敛速度,提高算法的搜索效率。敖邦乾等<sup>[8]</sup>使用Dubins曲线算法和贝塞尔三阶曲线理论,对水面无人艇路径的连接点与路径进行平滑处理,使路径在满足最小旋转半径的同时也满足动力学特性。本文将蚁群算法应用到重力匹配中,并将速度信息作为约束条件,同时根据搜索策略对蚁群算法的信息素浓度、算法参数进行自适应调整,并与均方差算法进行匹配,通过两种算法仿真数据对比,验证蚁群算法是否提高了匹配的搜索效率和匹配率。

## 1 蚁群算法

研究者发现蚂蚁会在所经过的路径上释放出一种特殊的激素,为其他蚂蚁提供方向指引,学者们称这种特殊的激素为信息素。信息素的浓度会随着时间产生挥发,所以路径越长,信息素浓度就越低,被其他蚂蚁察觉的概率就越小;相反,路径越短,信息素浓度就高,就会有更多蚂蚁选择该路径。蚂蚁越多,信息素的浓度就会不断加强;蚂蚁越少,信息素浓度就难以维持,直至最后因缺少信息素而被遗弃。因此形成了一种基于信息素浓度的正反馈机制,通过信息素浓度的变化来找到一条最优路径。蚁群算法的特性使得它非常适用于组合优化问题,通过信息素浓度来确定最优解,并且取得了良好的效果。蚁群算法一般包括参数初始化、循环遍历、信息素更新、判断是否终止等环节,见图1。

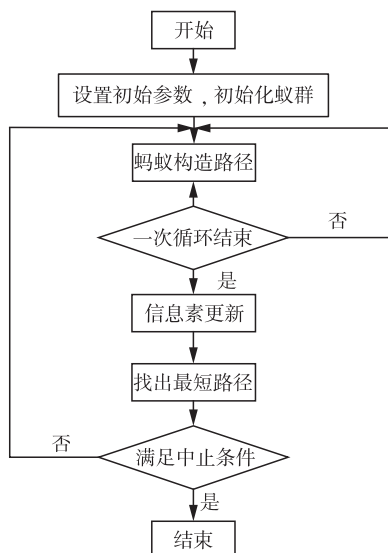


图1 蚁群算法流程图

设  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$  为  $n$  个节点集合,  $L = \{l_{ij} | c_i, c_j \in C\}$  是  $C$  集合中不同节点间的路径权值集合。  $\tau_{ij}(t)$  是信息素浓度值, 表示  $t$  时刻路径  $(i, j)$  上残留的信息素浓度。  $\Gamma = \{\tau_{ij}(t) | c_i, c_j \in C\}$  是  $\tau_{ij}(t)$  的集合,  $t=0$  时, 各路径上的信息素浓度初始值相等,  $\tau_{ij}(0) = \text{const}$ 。通过  $(C, L, \Gamma)$  集合组合蚁群算法的有向图, 通过有向图  $G = (C, L, \Gamma)$  能够实现蚁群算法, 获得最优解。

设  $b_i(t) (i=1, 2, \dots, n)$  是  $t$  时刻节点  $i$  的蚂蚁数,  $m$  为全部蚂蚁数。在初始时刻, 将  $m$  随机分配到  $n$  个节点上, 保证每个节点都有蚂蚁, 并记录到禁忌表。蚂蚁  $k (k=1, 2, \dots, m)$  被随机分配到某个节点, 并根据该节点与其它节点的信息素浓度来决定下一步行走的路径。通过路径上的信息素及启发信息来计算状态转移概率。状态转移概率  $p_{ij}^k(t)$  计算如下:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in \text{allowed}_k(i)} [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta}, & \text{如果 } j \in \text{allowed}_k(i) \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $\alpha$  为信息启发因子, 表示信息素对于蚂蚁选择该路径影响大小,  $\alpha$  越大, 影响越大, 群体之间协作性越强;  $\eta_{ij}(t)$  为启发函数, 表示在  $t$  时刻蚂蚁从  $i$  转移到  $j$  的期望程度, 代表了蚂蚁的主观性;  $\beta$  为期望启发因子, 表示启发函数对于路径选择的重要性,  $\beta$  值越大, 表示蚂蚁选择主观性更强, 更接近于贪心规则;  $\text{allowed}_k(i)$  代表了蚂蚁  $k$  的可选择集合, 即位于节点  $i$  上的蚂蚁在进行下一步转移是可以到达的节点集合。

信息素浓度与启发信息都对转移概率有很大影响, 且两者是对立的。所以, 在搜索过程中要不断进行更新, 防止信息素和启发信息数值相差过大, 淹没对方。  $t+n$  时刻在路径  $(i, j)$  上的信息素更新如下:

$$\begin{cases} \tau_{ij}(t+n) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \\ \Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $\rho$  为信息素挥发因子,  $(1-\rho)$  则为信息素残留因子, 其中  $\rho \in (0, 1)$ ;  $\Delta\tau_{ij}(t)$  为  $t$  时刻路径  $(i, j)$  信息素量的增量, 其中  $\Delta\tau_{ij}(0) = 0$ 。

## 2 重力匹配相关方法

重力信息实时测量和重力场背景图测绘能力是

重力匹配的基础<sup>[9-11]</sup>。重力匹配是将航迹上的重力测量值与参考重力进行运算,通过求取极值或最优解来确定对应的位置信息。

匹配分为粗匹配和精匹配,分别对应搜索模式和跟踪模式。初始匹配是在搜索模式下进行的,此时惯导因误差较大需要校对,借助惯导系统可以确定载体的大致范围,同时根据重力基准图确定匹配范围。此时系统进入跟踪模式,通过载体轨迹上的测量值确定载体的真实位置。

因为惯导系统误差过大,所以在搜索模式下,需要扩大搜索范围,因此匹配范围也较大,保证载体真实位置在匹配范围内。此时需要载体采集一定的重力数据,通过连续的测量值确定载体的粗略位置。

进入跟踪模式后,载体将搜索模式得到的位置作为已知位置,从该位置出发,间隔固定时间沿某一方向进行采样,记录该时刻对应的重力测量值。最后将惯导指示航迹和载体行进过程中的真实轨迹记录到重力图上,如图2所示。其中 $A_i$ 表示载体在 $t_i$ 时刻的真实位置, $C_i$ 是该时刻惯导平台输出的位置。 $g_i$ 是重力仪在该时刻的测量值,也就是 $A_i$ 处的重力值。因此存在3个点集:

$$A = \{A_i\}, C = \{C_i\}, G = \{g_i\}, i = 0, 1, \dots, m$$

载体航迹重力测量值由点集 $C$ 构成,点集 $A$ 是载体的真实轨迹。本文将通过点集 $C$ 和点集 $G$ ,依据蚁群算法找到点集 $A$ 。

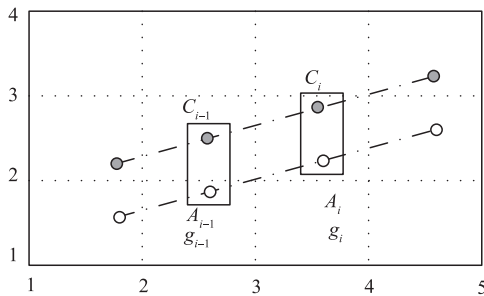


图2 真实航迹与INS指示航迹关系

根据测量位置,将搜索区域栅格化。将测量点 $C_i$ 作为搜索中心,以距离 $R_i$ 为搜索半径,在重力图划分网格点搜索区域, $R_i$ 要确保网格区域应包含 $A_i$ ,也就是载体对应的真实位置。在网格范围内搜索测量值 $g_i$ 的等值点,搜索范围以 $C_i$ 为中心向外辐射,其中 $d_{ij}$ 表示搜索范围内测量值 $g_i$ 的第 $j$ 个等值点,标记为网格点。半径 $R_i$ 根据惯性单元的漂移误差来确定,惯性元件导航时间越长,精度就越低,半径也越大,同时 $R_i$ 要考虑重力异常对惯性导航系统定位精度的影响<sup>[12-13]</sup>。 $d_{ij}$ 的对应经纬度坐标为 $(\lambda_{ij}, \varphi_{ij})$ ,通过基准数据库获取该地理位置的重力值为 $g_{ij}$ , $C_i$ 的地理经纬度为 $(\lambda_{ci}, \varphi_{ci})$ , $R_i$ 的单

位为网格数,网格之间的距离为 $\rho$ 。所以,等值点集 $D_i$ 可以由式(3)确定:

$$D_i = \left\{ \begin{array}{l} d_{ij} \parallel g_{ig} - g_i \parallel < \delta \\ \left| \lambda_{ij} - \lambda_{ci} \right| < \rho R_i \\ \left| \varphi_{ij} - \varphi_{ci} \right| < \rho R_i \end{array} \right\} \quad (3)$$

$$i = 0, 1, \dots, m; j = 1, 2, \dots, N_i$$

式中: $D_i$ 为等值点集合, $N_i$ 为点数, $\delta$ 为等值点的误差阈值,在该阈值范围内视为等值点。

### 3 匹配算法

#### 3.1 相关值搜索匹配

根据惯性导航输出的位置,通过搜索查询基准重力数据库,可以得到对应的重力异常值 $g'_N = [g'_1, g'_2, \dots, g'_N]$ 。通过重力仪或重力梯度仪可以测得载体航迹上的重力异常值 $g_N = [g_1, g_2, \dots, g_N]$ 。搜索模式下,根据惯性元件的误差及位置信息确定搜索区域,也就是匹配区域。为保证实际航迹在搜索区域内,在不牺牲收敛速度的前提下,尽量扩大搜索范围。以短时间内航迹作为实验数据,只要时间足够短,便可得到与实际轨迹相平行的惯导输出轨迹。在搜索区域,可以得到 $S$ 个与惯导输出轨迹平行的轨迹簇,假设平行轨迹簇中有 $S$ 个轨迹,在重力数据库中提取重力异常值,得到 $S$ 个数据向量。把重力仪测量值向量和数据库中提取的数据向量进行相关极值运算,可以确定航行体的位置。本文相关极值匹配算法选用常用的均方误差(MSD)算法,把搜索区域中得到的 $S$ 个数据向量与观测值向量分别按式(4)计算均方误差 $J_{MSD}$ ,最小的 $J_{MSD}$ 对应的即为匹配位置。

$$J_{MSD} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (g_n(k) - g'_n(k))^2 \quad (4)$$

式中: $k = 1, 2, \dots, N$ 。

#### 3.2 蚁群搜索匹配

当蚂蚁从起点到终点遍历完所有点,该集合便是一条匹配路径。如果蚂蚁到达某一节点,而该节点无法进行到下一节点,也是一次完整的遍历,即是匹配中的一个解,当足够数量的蚂蚁走完所有可能的路径,便包含了最优解。

节点 $D_0$ 为已知点,当蚂蚁从 $D_0$ 到达 $D_1$ 时有 $N_1$ ( $N_1$ 为点集 $D_1$ 中等值点数)条有向线段。当蚂蚁从 $D_1$ 到达 $D_2$ 时,根据自由组合的可能路线,便形成 $N_1 \times N_2$ 条路线。所以,以此类推,蚂蚁从 $D_i$ 到 $D_{i+1}$ 有 $N_i \times N_{i+1}$ 条路线。 $\alpha[i, j]$ 为每只蚂蚁从 $i$ 到 $i+1$ 选择的有向线段( $j = 1, 2, \dots, N_i \times N_{i+1}$ )。蚂蚁遍历的所有路径中,只有一条路径与

真实路径最接近,以此作为目标函数,并通过速度信息进行约束,便能找到蚁群搜索路径得到最优解。

实验中通过多普勒测速仪等设备可以获得作为外部约束条件的速度信息,以此建立的目标函数为:

$$\max f(x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{nj}) = | \| \tilde{P}_{k-1} - \tilde{P}_k \| - vT |$$

$$\text{s. t. } x = (x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{nj}) \in S \subseteq D \quad (5)$$

式中:  $\tilde{P}_{k-1}, \tilde{P}_k$  为搜索得到的匹配点;  $\| \tilde{P}_{k-1} - \tilde{P}_k \|$  为  $\tilde{P}_{k-1}$  和  $\tilde{P}_k$  的距离;  $v$  为外部速度信息;  $T$  是载体航迹上测量相邻点的时间间隔。

蚁群搜索的初始时,各路径信息素浓度相等,即  $\tau_{ij}(0) = \text{const}$  (常数)。 $\tau_{ij}(t)$  表示路径。以节点 1 为例,起始时,放入  $m$  只蚂蚁,蚂蚁会随机的通往下一个节点,随着时间的推移,路径上的信息素不再平衡,每只蚂蚁受到路径上的信息素和启发式因子的影响,有选择向下一个节点移动,直到遍历完所有节点或无法再进行移动。在时刻  $t$ , 蚂蚁  $k$  ( $k=1, 2, \dots, m$ ) 从节点  $i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ) 到节点  $i+1$ , 选择路径  $\alpha[i, j]$  的转移概率为  $p_{ij}^k(t)$ ,  $p_{ij}^k(t)$  计算公式(1), 其中  $\eta_{ij}(t)$  启发函数是选择路径  $\alpha[i, j]$  的期望程度。

蚂蚁  $k$  在选择路径前往下一节点时,如果点集  $D$  中没有满足约束条件的节点,则蚂蚁  $k$  将自动死亡,也就是完成了一些遍历。蚂蚁  $k$  死亡后,更新禁忌表  $\text{tabu}_k$  中的数字为  $\{1, 2, \dots, i, \dots\}$ , 禁忌表代表蚂蚁完成的遍历,且  $\{1, 2, \dots, i, \dots\} \subseteq \{1, 2, \dots, n\}$ , 则蚂蚁  $k$  得到的解为:

$$L_k = | \| \alpha_{ij} - \alpha_{1j} \| - vt | \quad (6)$$

当  $m$  只蚂蚁都完成遍历后,禁忌表更新完成,此时根据矩阵方程,可求得  $m$  组可行解。本次遍历取得的最优解优于当前解的话,则将本次最优解作为当前最优解。如果遍历次数小于最大循环次数,根据式(1)~(2)更新路径上的信息素,并进入下一次搜索。如果遍历次数大于或等于最大循环次数,则遍历结束,当前最优解即最终解。

## 4 仿真结果与分析

本文模拟生成惯性导航系统轨迹包括 INS 指示轨迹和载体真实轨迹。为了能够验证算法有效性,提前设定一条位置已知的轨迹,作为理论轨迹。惯导系统输出的轨迹是根据惯导仿真模型获得的轨迹,通过与真实惯导对比,该模型参数符合实际要求。取经度为  $125^\circ \sim 126.5^\circ$ , 纬度为  $45^\circ \sim 45.6^\circ$ , 高程为水平面组成的的面内的所有重力异常数据。重力异常数据是由 EGM2008 重力异常数据库生成,分布图见图 3。根据提前设定,将载体的航迹预设在该区域内,惯导系统的仿真数据就是按照提前设定轨迹进

行仿真,从而得到该轨迹上 INS 指示轨迹。

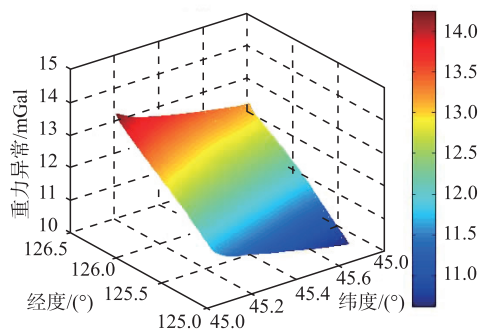


图 3 重力异常曲面图

在搜索模式下,通过式(3)计算获取重力异常测量值的等值点,将等值点作为蚁群遍历节点,根据表 1 的参数进行设置仿真计算。实验中采用的惯导数据模型为光纤陀螺的参数,误差包含初始位置误差、常值漂移和随机噪声 3 种。其中,通过转台实验测得设备的常值漂移误差为  $0.01^\circ/\text{h}$ , 随机噪声均值为 0, 标准差为 0.001 的高斯分布白噪声。重力仪的实时量测数据是利用真实航迹在重力数据库中的采样值加上一定的测量噪声得到的。蚁群算法的参数设置见表 1。

表 1 蚁群算法参数设置

蚂蚁数量	最大循环次数	信息启发因子	期望值启发因子	残留系数	信息总量	节点数量
80	100	0.9	1.5	0.6	100	160

对蚁群算法进行仿真,得到匹配最优解。同时通过 MSD 算法进行仿真,并对两种算法仿真结果进行对比。图 4 惯导输出航迹、理论航迹、MSD 匹配算法仿真航迹和蚁群匹配算法仿真航迹。图 5 为不同算法匹配的误差图。

从图 4 和图 5 能够看出,惯导误差呈发散趋势,而 MSD 算法和蚁群误差相对稳定,且匹配效果优于惯导输出轨迹。表 2 为通过蚁群算法和 MSD 算法获得的匹配精度。从结果可以看出,相比于 MSD 算法,蚁群搜索算法误差均值更小,更加平稳,匹配精度更高,匹配效果更好。

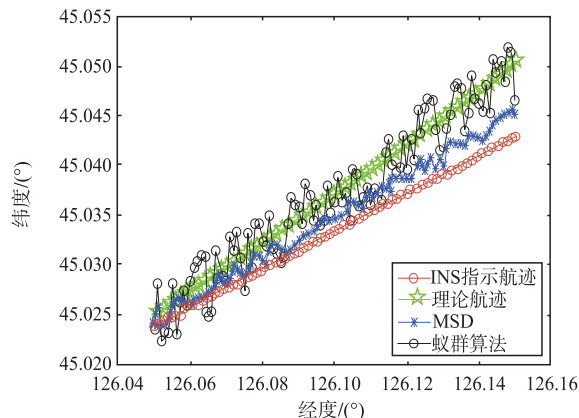


图 4 航迹轨迹仿真图

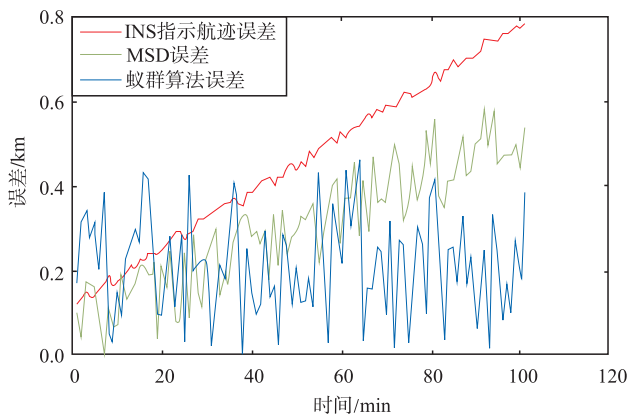


图 5 匹配误差图

表 2 经纬度误差 单位: km

导航数据	距离误差	
	最大值	平均值
INS 输出数据	0.786 4	0.459 5
MSD 算法匹配数据	0.584 1	0.304 8
蚁群算法匹配数据	0.462 1	0.212 0

### 5 结语

本文探索了基于蚁群算法的重力匹配,并建立仿真环境对该算法进行测试,将蚁群算法与相关极值算法中的 MSD 算法进行对比分析。仿真结果表明,蚁群算法匹配精度更高,能够找到一条更接近真实航迹的路线,有效避免误匹配的情况。

#### 参考文献

[1] BEHZAD K P, BEHROOZ K P, Vehicle Localization on Gravity Maps[C]// The SPIE Conference on Unmanned Ground Vehicle Technology. Orlando, USA: SPIE, 1999.

[2] 程力,蔡体菁. 基于模式识别神经网络的重力匹配算法[J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2007, 37(5): 839-843.

[3] 程力,蔡体菁. 基于支持向量机的重力匹配算法[J].

系统仿真学报, 2008, 20(21): 5953-5962.

[4] BARTO A G, SUTTON R S, BROWER P S. AsSo-ciative Search Network; A Reinforcement Learning Associative Memory [J]. Biological Cybernetics, 1981, 40 (2): 201-211.

[5] COLONI A, DORIGO M, MANIEZZO V. Ant Sys-tem; Optimization by a Colony of Cooperating Agent [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics - Part B: Cybernetics, 1996, 26(1): 29-41.

[6] DORIGO M, GAMBARDELLA L M. Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Travelling Salesman Problem [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 1996, 1(1): 53-66.

[7] 王晓燕,杨乐,张宇,等. 基于改进势场蚁群算法的机器人路径规划 [J]. 控制与决策, 2018, 33(10): 1775-1781.

[8] 敖邦乾,杨莎,叶振环. 改进蚁群算法水面无人艇平滑路径规划 [J]. 控制理论与应用, 2021, 38(7): 1006-1014.

[9] MUSTAFA, CHINGIZ. Integration of Navigation Sys-tem for Autonomous Underwater Vehicles[J]. Journal of Marine Engineering & Technology, 2015, 14(1): 32-43.

[10] GARNER C. Gravitational Field Maps and Navigation Errors [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2017, 27(3): 726-737.

[11] 袁书明,孙枫,刘光军. 重力图形匹配技术在水下导航中的应用 [J]. 中国惯性技术学报, 2004, 12(2): 13-17.

[12] 陈永冰,边少峰,刘勇. 重力异常对平台式惯性导航系统误差的影响分析 [J]. 中国惯性技术学报, 2005, 13(6): 23-26.

[13] 吴太奇,边少峰,蒋勃,等. 重力场对惯性导航定位误差影响研究与仿真 [J]. 测绘科学技术学报, 2006, 23(5): 342-345.

(编辑:徐敏)