

# 自适应混沌蚁群径向分析算法求解重力 辅助导航匹配问题

王跃钢<sup>1)</sup> 文超斌<sup>1)2)†</sup> 左朝阳<sup>1)</sup> 杨家胜<sup>1)</sup> 郭志斌<sup>1)</sup>

1)(第二炮兵工程大学, 西安 710025)

2)(中国人民解放军 96124 部队, 通化 134000)

(2013 年 4 月 19 日收到; 2013 年 11 月 6 日收到修改稿)

针对现有重力导航匹配算法的匹配精度、匹配率受惯导初始位置误差影响较大以及实时性较差等不足, 提出了一种基于自适应混沌蚁群径向分析的实时重力辅助导航匹配算法, 新算法引入改进的连续域蚁群算法进行优化模型求解. 通过进行连续域蚁群算法的信息素的自适应调整, 同时对蚁群算法的搜索策略、计算参数、局部信息素进行混沌自适应处理, 最终达到提高算法搜索效率、匹配率、抗噪性能的效果. 实验结果表明, 新算法对惯导初始误差不敏感, 匹配率高, 实时性强.

**关键词:** 重力辅助导航, 混沌, 蚁群算法, 自适应

**PACS:** 91.10.-v, 05.45.Ac, 46.15.Cc, 05.45.Pq

**DOI:** 10.7498/aps.63.089101

## 1 引言

现有海洋重力场的分辨率已经达到  $2' \times 2'$ , 进一步插值精细化处理可达  $1' \times 1'$ , 重力异常精度达到  $3-8 \text{ mGal}$  ( $1 \text{ Gal} = 10^{-5} \text{ m/s}^2$ ), 同时海洋重力仪的测量精度达到  $1 \text{ mGal}$ , 这给较高精度的重力辅助导航提供了可能性<sup>[1-5]</sup>. 重力匹配是重力辅助惯性导航的核心技术, 是重力辅助导航定位算法能否成功的关键, 其基本思路就是通过某种策略实现由惯性导航系统指示的导航系统位置到导航系统真实位置的最优逼近. 目前重力匹配算法按照算法设计原理可分为序列相关匹配方法和递推滤波方法两种. 序列相关匹配方法主要包括最近等值线迭代算法 (iterated closest contour point, ICCP)、相关极值分析算法两大类, 它们都有一定的局限性. 基于相关极值分析的匹配算法采用全局遍历搜索的搜索策略, 运算量较大, 实时性较差, 匹配时间长, 不利于与惯导进行组合<sup>[6,7]</sup>. ICCP 和递推滤波算法要求惯导测量位置与目标对象已经很接近, 加

之反复的全局变换运算会大大提高计算量, 影响匹配的实时性<sup>[8,9]</sup>. 所以本文针对实际惯导初始误差较大的情况, 提出了一种关于重力辅助导航的径向分析匹配算法, 该算法充分利用惯导短时精度高的特点给出相对运动的半径和方向角约束模型. 利用改进的连续域蚁群算法进行优化模型求解: 改进算法利用自适应、智能化的思想, 融蚁群搜索算法与混沌搜索算法为一体, 首先通过引入自适应理论对蚁群算法的信息素进行了自适应调整, 接着对蚁群算法进行混沌自适应处理, 使辅助导航算法整体匹配率、精度、稳定性大幅增强.

## 2 径向分析匹配算法

### 2.1 粗匹配

第一步, 固定搜索区域. 惯性导航系统存在漂移, 实际位置应该在以惯导输出为中心, 惯性导航系统的漂移长度为半径的圆形搜索范围内.

第二步, 寻找等值点. 利用导航系统重力传感

† 通讯作者. E-mail: [weijing123@126.com](mailto:weijing123@126.com)

器输出的重力实测值  $g(x, y)$  与搜索区域内的每个重力网格点上的重力数据  $g(x_k, y_k)$  进行比较确定等值点: 同一个重力网格单元上的四个重力值都小于或者大于  $g(x, y)$  时, 取网格中点为等值点坐标; 同一个重力网格单元边上的重力值介于  $g(x, y)$  时线性插值得到等值点的坐标.

第三步, 建立径向匹配模型. 如图 1 利用三点  $P_1(x_1, y_1)$ ,  $P_2(x_2, y_2)$ ,  $P_3(x_3, y_3)$  可以在坐标系内确定一中心置于坐标原点, 半径为  $r$  的标准圆, 其方向角  $\theta, \varphi$  分别如图定义.

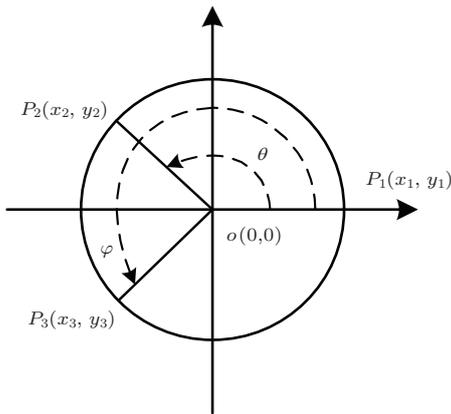


图 1 径向匹配模型图

**定理 1** 设运载体进入适配区后实际轨迹点  $A, B, C$ ;  $A, B, C$  三点对应的测量点轨迹为  $A_m, B_m, C_m$ , 三个测量点确定的圆半径为  $r_m$ , 方向角为  $\theta_m, \varphi_m$ ; 三个测量点分别确定的任意三个等值点对应的圆半径为  $r_e$ , 方向角为  $\theta_e, \varphi_e$ , 令由  $A_m, B_m, C_m$  三点按准则 1 运算得到的最佳粗匹配点 (也就是分别距离  $A, B, C$  三点最近的等值点) 为  $A_{ebest}, B_{ebest}, C_{ebest}$  且点  $A_{ebest}, B_{ebest}, C_{ebest}$  确

定的圆半径为  $r_{ebest}$ , 方向角为  $\theta_{ebest}, \varphi_{ebest}$ . 对于圆模型径向匹配算法, 可利用 (1)—(3) 式所示的匹配约束条件, 确保得到的粗匹配点集包含了最佳粗匹配点. 为书写方便, 令

$$f(\theta, \varphi) = (1 + \cos \theta + \sin \theta + \cos \varphi + \sin \varphi) + \frac{\sin(2\varphi) \sin \theta - \sin(2\theta) \sin \varphi}{\sin \theta(1 - \cos \varphi) - \sin \varphi(1 - \cos \theta)}.$$

1) 内接圆半径匹配条件

$$|r_m - r_e| < \Delta_{\max r} = f(\theta_m, \varphi_m) \frac{\sqrt{2}\sigma}{2}; \quad (1)$$

2) 方向角匹配条件 1

$$|\theta_m - \theta_e| < \Delta_{\max \theta}$$

$$= \frac{1}{r} \left[ 1 - 2 \frac{(1 - \cos \theta_m)}{\sin \theta_m} f(\theta_m, \varphi_m) \right] \frac{\sqrt{2}\sigma}{2}; \quad (2)$$

3) 方向角匹配条件 2

$$|\varphi_m - \varphi_e| < \Delta_{\max \varphi}$$

$$= \frac{1}{r} \left[ 1 - 2 \frac{(1 - \cos \varphi_m)}{\sin \varphi_m} f(\theta_m, \varphi_m) \right] \frac{\sqrt{2}\sigma}{2}; \quad (3)$$

其中  $\Delta_{\max r}, \Delta_{\max \theta}, \Delta_{\max \varphi}$  分别表示匹配时圆的半径、两个方向角门限误差值,  $\sigma$  为重力图分辨率.

## 2.2 精匹配

第一步, 筛选最优匹配点. 将粗匹配点代入 (4) 式反相似度函数, 寻求函数值最大的点  $A_{ec}, B_{ec}, C_{ec}$  作为本次匹配的结果. 同时, 反相似度可以用来评价算法的匹配效果, 从而决定继续匹配还是返回粗匹配:

$$f = \sqrt{\left[ \left( \frac{r_m - r_e}{r_m + r_e} \right)^2 + \left( \frac{\theta_m - \theta_e}{\theta_m + \theta_e} \right)^2 + \left( \frac{\varphi_m - \varphi_e}{\varphi_m + \varphi_e} \right)^2 \right]} / 3. \quad (4)$$

第二步, 建立优化匹配模型. 在以匹配点  $A_{ec}, B_{ec}, C_{ec}$  为中心的连续场搜索区域内寻找 (建立局部连续重力场结构, 消除由于重力图量化误差引起的整个重力辅助惯性导航系统匹配误差<sup>[10-12]</sup>, 使 (5) 式所示的反相似度优化匹配模型最小的匹配点作为最终的运载体最优匹配轨迹点. 可见该模型以

四个指标作用下整体优化模型函数值最小为目标, 由此将局部连续重力异常场的最优匹配点、搜索过程转化为在非线性约束条件下的非线性二维函数寻优过程 (优化模型求解方式参见第三节所述). 并且可以指标函数的最大值的大小判断是否返回粗匹配还是继续进行下一步的跟踪匹配.

$$f = \sqrt{\left[ \left( \frac{r_m - r_e}{r_m + r_e} \right)^2 + \left( \frac{\theta_m - \theta_e}{\theta_m + \theta_e} \right)^2 + \left( \frac{\varphi_m - \varphi_e}{\varphi_m + \varphi_e} \right)^2 + \left( \frac{g_{mA} - g_A}{g_{mA} + g_A} \right)^2 + \left( \frac{g_{mB} - g_B}{g_{mB} + g_B} \right)^2 + \left( \frac{g_{mC} - g_C}{g_{mC} + g_C} \right)^2 \right]} / 6, \quad (5)$$

其中  $g_{mA}, g_{mB}, g_{mC}$  分别表示导航系统在  $A, B, C$  三点重力传感器输出重力值,  $g_A, g_B, g_C$  表示连续场搜索区域内由连续背景场解析式计算得到的重力值, 其他参数定义如前述.

### 2.3 跟踪匹配

跟踪匹配阶段, 沿用之前已经确定的两个点的信息, 只需要对新的惯导系统指示点进行块内搜索匹配, 最终寻找到使 (5) 式所示相似度优化匹配模型最小的匹配点, 作为最优匹配点, 具体搜索匹配方法和上述粗匹配、精匹配的过程. 同时在匹配过程中利用 (5) 式相似度函数, 研究匹配是否继续进行还是返回粗匹配.

## 3 优化模型求解

蚁群算法是一种用来在图中寻找优化路径的概率型技术, 能够执行智能搜索, 进行全局优化, 具有鲁棒性、正反馈、分布式计算, 易于与其他算法相结合等特点. 基于网格划分策略的连续场蚁群算法具体实现思路是: 在搜索变量区域内打网格, 在网格点上求约束函数与目标函数的值, 对于满足约束条件的点, 再比较其目标函数的大小, 从中选择较小者, 并把该网格点作为一次迭代的结果, 然后在求出的点附近将分点加密, 再打网格, 并重复前述计算, 直到网格的间距小于预先给定的精度 [13-15]. 本文研究了一种适用于连续域的自适应混沌蚁群算法 (ACAC) 进行优化模型求解, 应用该算法可以成功解决本文所提径向匹配的重力辅助导航算法所涉及的 (5) 式优化模型的快速, 精确求解问题, 具体思路叙述如下.

### 3.1 蚁群算法信息素的自适应更新

设  $N_t$  为蚂蚁的数量,  $N$  为测量序列的长度 (或称作匹配长度), 在蚁群算法搜索过程中蚂蚁始终依据信息素强度来计算状态转移概率, 第  $k$  级中蚂蚁  $m$  由当前所在点  $i$  转移到点  $j$  的状态概率为如 (6) 式所示:

$$p_{ij}^m(k) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(k)]^\alpha}{\sum_{s \in \text{allowed}_i} [\tau_{is}(k)]^\alpha} & (j \in \text{allowed}_i) \\ 0 & (j \notin \text{allowed}_i) \end{cases}, \quad (6)$$

其中,  $\text{allowed}_i$  表示蚂蚁在点  $i$  时可以一步到达的位置,  $\alpha$  为信息素启发因子,  $\tau_{ij}$  为  $i$  点到  $j$  点路径 (称为路径  $(i, j)$ ) 上的信息素强度, 其中点  $j$  是点  $i$  可一步到达的位置.

每只蚂蚁走完一步或者完成对所有  $N$  个结点的遍历后, 要对残留信息进行更新处理, 在  $t + 1$  时刻路径  $(i, j)$  上的信息素可按如下规则进行调整更新:

$$\begin{cases} \tau_{ij}(N_C) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(N_C - 1) \\ \quad + \rho \cdot \Delta\tau_{ij}, \\ \tau_{ij} = \sum_{m=1}^{N_t} \Delta\tau_{ij}^m, \end{cases} \quad (7)$$

其中  $\rho$  为信息挥发系数,  $1 - \rho$  表示信息残留因子,  $\Delta\tau_{ij}$  为本次循环中点  $i$  到点  $j$  路径上的信息素增量,  $\Delta\tau_{ij}^m = Q/f(m)$  为本次循环中第  $m$  只蚂蚁留在路径上的信息素,  $N_t$  为蚂蚁的总个数,  $N_C$  表示蚁群算法迭代次数,  $Q$  为反应信息素更新量的信息素强度因子. 信息素更新与反相似度评价函数 (5) 式相结合, 即蚂蚁走过路径上的特征值与测序列中的特征值越相似, 信息素增加得越多, 反之则越少.

信息素的正反馈原理是蚁群算法的核心之一, 是蚂蚁选择路径的重要依据, 其分布情况直接影响到蚁群的搜索能力. 本节采用以下两种方法达到信息素自适应的目的, 从而提高算法寻优能力、抗噪性, 避免局部最优.

一是采用基于精英策略的全局更新策略. 为了适当增强较优蚂蚁释放的信息素的正反馈, 以加强较优解在下次循环中对蚂蚁的吸引力而引入精英策略, 在每次循环后给全局度量函数值大于本次迭代平均全局度量函数值的路径进行信息素更新, 而对小于本次迭代平均全局度量值的路径不进行信息素更新. 依据度量函数的变化, 在第  $N_C$  次迭代中信息素的全局更新采用 (8) 式进行:

$$\Delta\tau_{ij}^m = \begin{cases} Q/f_m & (f_m \geq f_{ave}) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases}. \quad (8)$$

二是设置信息素及信息素增量的上下限以减小路径上信息素的过大差异. 蚁群算法陷入局部最优的直接原因就是路径上的信息素差异过大, 导致在以后迭代中选择其他路径的概率过小, 大量蚂蚁集中在某一相同路径上. 将各条路径上的信息素强度限制于区间  $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$  内, 同时在每次更新信息

素时将信息素增量限制于区间  $[\Delta\tau_{\min}, \Delta\tau_{\max}]$ . 当信息素更新使得超出允许范围时可强制地将差异设置在允许的范围内, 这样可有效地避免由算法的

正反馈所引起的信息素强度差异过大而陷入局部最优. 综合以上两点, 信息素自适应更新的总表达式为

$$\tau_{ij}(N_C + 1) = \begin{cases} \tau_{\max} & (\text{更新后信息素大于 } \tau_{\max}) \\ (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(N_C) + \rho\Delta\tau_{ij} & (\text{其他}) \\ \tau_{\min} & (\text{更新后信息素小于 } \tau_{\min}) \end{cases}, \quad (9)$$

其中,  $\Delta\tau_{ij} = \sum_{m=1}^{N_t} \Delta\tau_{ij}^m$ .

### 3.2 蚁群算法的自适应混沌化

混沌搜寻策略具有很好的遍历性、随机性特点, 能在一定的范围内按其自身的“规律”不重复地遍历所有的状态, 所以混沌搜寻策略显示出比一般搜索方法更强的遍历性和更高的效率<sup>[16-20]</sup>. 本节采用以下三种方法达到蚁群算法自适应混沌化的目的, 避免传统蚁群算法陷入局部最优, 提高算法寻优能力和计算效率, 最终达到提高整个 ACAC-RD 的重力辅助导航匹配算法性能的目的. 混沌化处理依据 Logistic 混沌映像系统模型来完成, 其迭代方程为 (10) 式所示, 为了将虫口模型混沌系统的便利性和伪随机性发挥到极点, 选取  $\mu = 4$ ,

$$x_{n+1} = f(x_n) = \mu x_n(1 - x_n) \quad (0 \leq x_n \leq 1). \quad (10)$$

一是蚁群算法的部分整体混沌化. 由于单纯的蚁群算法搜索过程中, 每只蚂蚁采用“轮盘赌选择法”根据 (6) 式状态概率公式选择其在每一层应该经过的路径, 导致了算法收敛速度相对较慢, 需要经过多次迭代才能获得一个较为满意的结果, 消耗了大量的时间, 不利于在线寻优使用. 而重力辅助

导航应用背景中要求算法尽可能地少开销时间. 基于此, 研究中立足于从根源上提高蚁群算法搜索效率的目标, 在蚁群算法每一代开始搜索时引入混沌算子, 让一部分蚂蚁以概率  $P_m$  选择出  $N_t P_m$  只蚂蚁, 结合 (10) 式, 按照 (13) 式进行混沌搜索, 充分利用了混沌系统的内在遍历性和随机性的优点:

$$j = \text{round}[M_{n+1}x_{n+1}] + (M_{n+1}x_{n+1} - \text{round}(M_{n+1}x_{n+1})) > 0, \quad (11)$$

其中 round 表示取整数运算,  $M_{n+1}$  表示某代蚂蚁循环迭代中点  $j$  路径上对应的网格节点数.

二是蚁群算法计算参数的混沌自适应调整. 信息素启发因子  $\alpha$  反映算法中随机因素作用的强度, 其值越小搜索的随机性越大; 信息素挥发因子  $\rho$  反映蚂蚁之间相互影响的强弱, 其值越小信息素挥发得越慢, 算法的随机性和全局搜索能力越强. 所以在蚁群算法具体计算过程中, 针对不同阶段的具体情况对上述两项参数进行自适应混沌化调整. 具体地讲: 蚁群算法每代次迭代寻优开始时取  $\alpha$  的初值为 1 到 5 之间的任意数,  $\rho$  的初值为 0.1—0.5 之间的任意数, 而后按 (12) 和 (13) 式对启发因子  $\alpha$  和信息素挥发系数  $\rho$  进行混沌自适应调整, 实施过程中当算法求得的单次迭代最优路径若干次内没有明显改进时, 认为算法陷入局部最优.

$$\alpha(N_C + 1) = \begin{cases} 0.96\alpha(N_C) & (\text{算法陷入局部最优}) \\ (\alpha(N_C) - 1)(5 - \alpha(N_C)) + 1 & (\text{其他}) \end{cases}, \quad (12)$$

$$\rho(N_C + 1) = \begin{cases} 0.95 \cdot \rho(N_C) & (\text{算法陷入局部最优}) \\ 1.6(\rho(N_C) - 0.1)(1.1 - \rho(N_C)) + 0.1 & (\text{其他}) \end{cases}. \quad (13)$$

三是蚁群算法的局部信息素混沌化. 蚁群算法本身是一个增强型学习系统, 利用了正反馈原理, 但该算法伴随着容易出现停滞和陷入局部最优

解的缺点. 本节通过对传统蚁群算法信息素调整混沌化处理, 将混沌扰动量加入其中, 使得混沌算法路径选择上加入了一定的随机性增强了算法的

寻优能力, 确保了算法的全局最优, 同时由于这里的新型混沌蚁群算法中所用到的混沌优化实质上并没有改变信息素的调整, 混沌扰动只是在选取路径过程起作用, 维护了原本蚁群算法在寻优过程中知识积累的准确性. 具体地讲: 取 (10) 式所示的 Logistic 映射为混沌信号发生器, 用类似载波的方式将混沌引入 (14) 式, 在按照 (6) 式选择路径时对信息素按 (14) 式进行扰动, 使其呈现混沌状态. 由于这里每一代新的混沌蚁群算法中, 每代蚂蚁完成对所有  $N$  个结点的遍历后, 对残留信息进行更新处理时仍按照 (7) 式进行, 不改变信息素调整, 混沌扰动作用体现于路径选择上.

$$\bar{\tau}_{ij}(k) = \tau_{ij}(k) + \lambda z_{ij}, \quad (14)$$

其中,  $\lambda$  为映射系数,  $z_{ij}$  为混沌扰动量, 由混沌系统 Logistic 映射 (10) 式得到.

### 3.3 ACAC 算法总体实现步骤与流程

综上所述, 本文自适应混沌蚁群算法实现步骤与流程如下:

1) 初始化蚁群优化算法参数  $N_{Cmax}$ ,  $N_t$ ,  $\rho_0$ ,  $\alpha_0$ ,  $Q$ ,  $N$ ,  $\bar{N}$ ,  $\tau_{max}$ ,  $\tau_{min}$ ,  $\Delta\tau_{max}$ ,  $\Delta\tau_{min}$  和自适应混沌化算法参数  $P_m$ ,  $\lambda$ ,  $\varepsilon$ ;

2) 根据具体应用背景, 估计出所求优化参数  $\zeta_j$  的取值范围  $\zeta_j^{min} \leq \zeta_j \leq \zeta_j^{max}$ ,  $j = 1, 2, 3, \dots, N$ ;

3) 将各变量的取值范围分成  $\bar{N}$   $h_j = (\zeta_j^{max} - \zeta_j^{min})/\bar{N}$ ,  $j = 1, 2, 3, \dots, N$ ;

4) 若  $\max(h_j, h_j, \dots, h_N) < \varepsilon$ , 则算法停止, 最优解为  $\zeta_j^{best} = (\zeta_j^{max} - \zeta_j^{min})/2$   $j = 1, 2, 3, \dots, N$ , 而后再将匹配网格点转化为所对应的经纬度值后输出匹配结果, 否则转到 5);

5) 将  $N_t$  只蚂蚁放到起始点上, 让  $N_t P_m$  只蚂蚁结合 (10) 式, 按照 (11) 式进行混沌搜索选择路径,  $N_t(1 - P_m)$  只蚂蚁按 (7), (14), (6) 式选择路径完成一个匹配步长的搜索;

6) 将每只蚂蚁走过的路径按 (5) 式计算全局度量函数值  $f(m)$ , 并计算全局度量函数平均值  $f_{ave}$  及全局度量函数最优值  $f_{best}$ ;

7) 判断算法是否陷入局部最优, 若是则转到步骤 8), 若不是则转入步骤 9);

8) 按 (12), (13) 式进行参数的混沌自适应调整;

9) 按 (12), (13) 式进行参数的混沌自适应调整, 同时按照 (8), (9) 式更新信息素并限制信息素及信息素增量的上下限, 判断是否达到最大迭代次数  $N_{Cmax}$ , 若未达到则转到步骤 2), 若达到最大迭代次数, 找出  $\tau_{ij}$  矩阵中每列最大的元素对应的行号 ( $m_1, m_2, m_3, \dots, m_N$ ), 并缩小变量的取值范围:

令

$$\zeta_j^{min} = \begin{cases} \zeta_j^{min} & (m_j = 1) \\ \zeta_j^{min} + (m_j - 2)h_j & (1 < m_j < \bar{N}), \\ \zeta_j^{min} - h_j & (m_j = \bar{N}) \end{cases}$$

$$\zeta_j^{max} = \begin{cases} \zeta_j^{max} + 1 & (m_j = 1) \\ \zeta_j^{max} + m_j h_j & (1 < m_j < \bar{N}), \\ \zeta_j^{max} & (m_j = \bar{N}) \end{cases}$$

$j = 1, 2, 3, \dots, N$ ; 跳转到第 3) 步.

## 4 仿真试验与分析

本文采用实验室研制开发的惯性导航轨迹生成器软件生成仿真需要的真实航迹和惯导指示航迹. 其中重力异常数据使用经度范围  $118^\circ$ — $119^\circ$ , 纬度范围  $37^\circ$ — $38^\circ$  的真实数据, 该重力异常场的三维图如图 2 所示. 重力图分辨率为  $1' \times 1'$ , 对

于经度, 纬度计算误差超过一个重力图分辨率的情况即认为是误匹配 (体现于图 3 中的门限值  $1' = 0.0166^\circ$ )<sup>[21]</sup>. 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分别叠加 0.4, 0.6, 0.8 mGal 的随机量测噪声获取<sup>[22]</sup>; 惯导指示航迹的误差源有惯导初始位置误差、常值漂移和随机噪声 3 种, 常值漂移误差为  $0.01^\circ/h$ ; 随机噪声均值为 0, 标准差为 0.001 的高斯分布白噪声. 新的自适应混沌蚁群算法参数设置如下:  $N_t = 100$ , 匹配步长

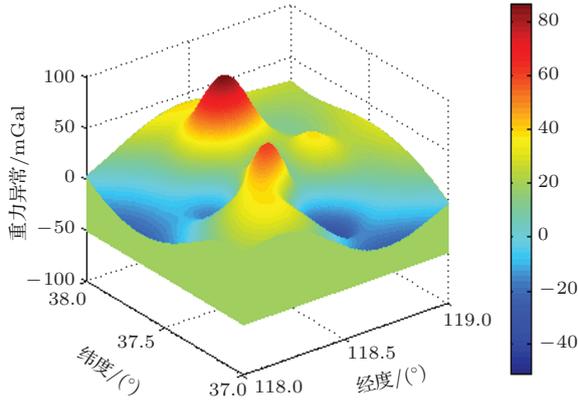


图2 (网刊彩色) 重力异常场三维图

$N = 21$ , 蚁群算法最大迭代次数  $N_{Cmax} = 20$ ,  $\bar{N} = 10$ ,  $\rho_0 = 0.25$ ,  $\alpha_0 = 1.5$ ,  $Q = 10$ ,  $\tau_{max} = 10^5$ ,  $\tau_{min} = 10$ ,  $\Delta\tau_{max} = 10^3$ ,  $\Delta\tau_{min} = 10$ ,  $\lambda = 10$ ,  $P_m = 0.1$ ,  $\varepsilon = 0.001$ , 按照算法的流程开始运行. 本文在大初始误差情况下进行仿真 ( $0.05^\circ$ ) 研究, 对

比分析了传统ICCP算法, 基于基本蚁群算法径向分析的重力辅助导航算法 (以下简称算法二), 基于自适应混沌蚁群径向分析的重力辅助导航新算法 (以下简称新算法) 三类重力辅助导航算法的匹配效果.

图3(a)为初始误差为 $0.05^\circ$ , 重力仪测量叠加噪声 $0.8\text{ mGal}$ 时传统ICCP算法、算法二、新算法一次匹配计算结果的局部放大图, 图3(b)和(c)分别为经纬度的匹配误差. 由图可见, 在大误差情况下ICCP算法误差明显增大; 由于算法二, 利用了径向分析的思想, 该思想对初始误差敏感, 算法二大部分点精度高于ICCP算法, 但存在局部最优问题, 导致匹配率低; 新算法由于采用了自适应混沌径向分析的思想进行改进, 所以匹配率、精度高于传统匹配算法的特点明显显露出来, 由此说明了新算法的匹配思想, 模型自适应混沌处理在整个重力匹配过程中发挥了非常大的作用.

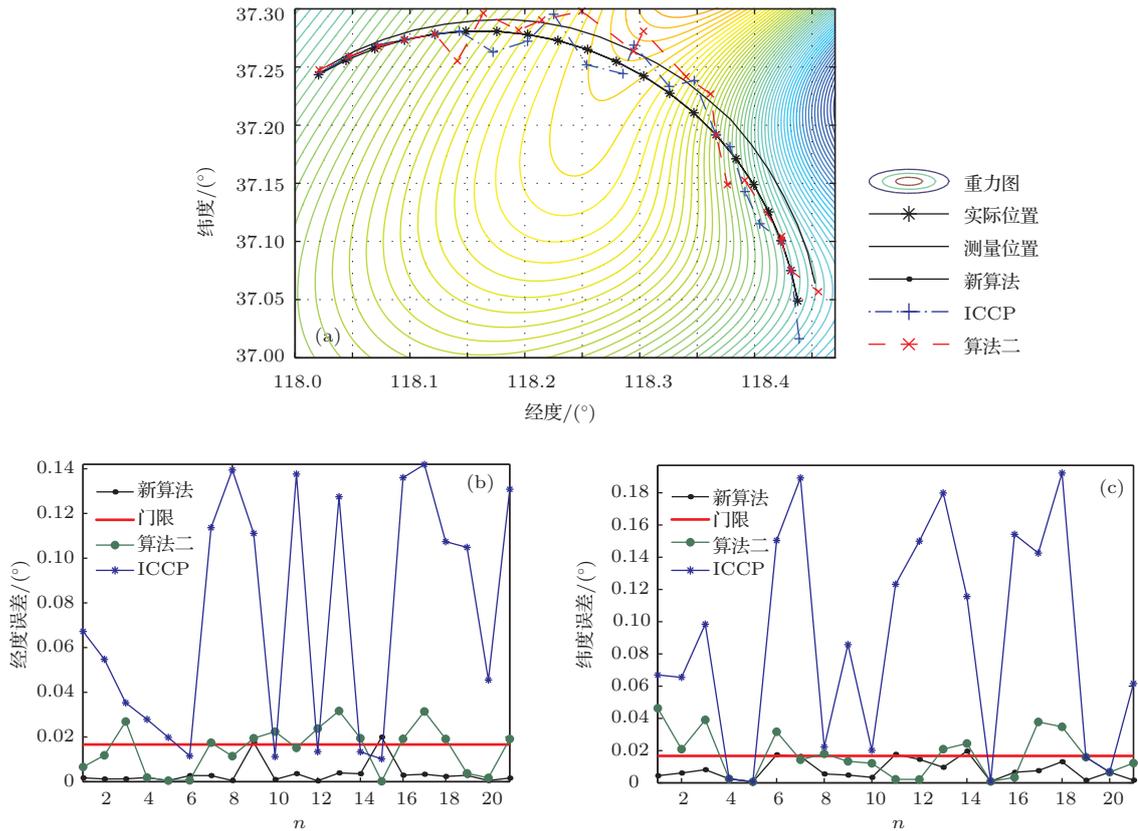


图3 (网刊彩色) 算法仿真结果 (a) 计算轨迹; (b) 经度误差; (c) 纬度误差

采用自适应混沌径向分析的新型重力辅助匹配算法在匹配率、精度、稳定性和抗噪性方面均有很大程度的提高. 表1给出了三种算法分别在噪

声 $0.4, 0.6, 0.8\text{ mGal}$ 情况下50次仿真对应的匹配率、平均匹配误差. 由仿真结果可以看出, 算法二比ICCP算法匹配概率和精度稍高, 两者最优匹

配率分别为29%和47%;最优平均误差为9068和1596 m;自适应混沌径向分析的新型重力辅助匹配算法能够保持在 $0.001^\circ$ — $0.0025^\circ$  (约100—200 m)左右的经纬度误差值和94%的最好匹配率. 因

此,本文新算法可以在初始误差大的情况下将惯导经纬度误差降至随机漂移( $0.01^\circ$ )的15%左右,并且匹配率较传统算法在误差大的条件下,提高了近3倍.

表1 不同算法匹配结果比较

算法	噪声/mGal	匹配率纬度/%	匹配率经度/%	平均误差经度/m	平均误差纬度/m
ICCP 算法	0.4	29	25	9425	9068
	0.6	22	24	10387	12463
	0.8	19	20	11290	13194
算法二	0.4	48	42	1596	1714
	0.6	36	40	2471	2015
	0.8	31	65	2622	2735
新算法	0.4	90	94	96	85
	0.6	87	90	164	137
	0.8	88	86	259	173

## 5 结 论

本文在研究传统ICCP、相关极值、SITAN等重力辅助惯性导航匹配算法基础上,提出了基于自适应混沌蚁群径向分析的重力辅助导航新算法,主要从蚁群算法自身自适应改进和蚁群算法混沌化处理两个方面改进匹配算法.对蚁群算法的信息素分别进行了基于精英策略的全局更新改进和信息素门限自适应调整改进;分别对蚁群算法整体搜索策略、局部信息素进行混沌化处理;对信息素启发因子,信息挥发因子进行混沌自适应处理.蚁群算法混沌化处理可提高搜索方法的遍历性和搜索效率,减少计算时间开支;自适应理论的引入,优点是使原来蚁群算法的信息素门限、启发因子、挥发因子变化更加智能科学化,最终带来蚁群算法不会陷入局部最优的实际意义,同时也会导致算法因智能化判断引起计算开销变大的缺点,但这在计算机技术高速发展的今天这种缺点完全可以忽略.因此,利用本文改进策略在改进蚁群算法缺点的同时将蚁群搜索算法和混沌搜索算法的优点得到了最大化的保持.实验结果表明,基于自适应混沌蚁群径向分析的重力辅助导航新算法能够防止蚁群算法陷入局部最优,较大程度地增强了重力辅助导航算法的匹配率、寻优能力以及抗噪性和稳定性.

## 参考文献

- [1] Wang H B, Wang Y, Fang J 2012 *Sci. China* **42** 1055 (in Chinese)[王虎彪,王勇,方剑 2012 中国科学 **42** 1055]
- [2] Hu H, Wu K, Shen L, Li G, Wang L J 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 099101 (in Chinese)[胡华,伍康,申磊,李刚,王力军 2012 物理学报 **61** 099101]
- [3] Cheng H H, Zhong Z, Cen J, Deng S G 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 189201 (in Chinese)[程胡华,钟中,岑瑾,邓少格 2012 物理学报 **61** 189201]
- [4] Zheng W, Hsu H T, Zhong M, Yun M J 2012 *Chin. Phys. B* **21** 109101
- [5] Wang Z G, Bian S F, Xiao S H 2009 *Acta Geodaet. Cartograph. Sin.* **38** 408 (in Chinese)[王志刚,边少锋,肖胜红 2009 测绘学报 **38** 408]
- [6] Luo D, Liu Z, Li M, Zhang W 2013 *Prog. Geophys.* **28** 111 (in Chinese)[骆迪,刘展,李曼,张旺 2013 地球物理学进展 **28** 111]
- [7] Yan L, Cui C F, Wu H L 2009 *Geomant. Inform. Sci. Wuhan Univ.* **34** 261 (in Chinese)[闫利,崔晨凤,吴华玲 2009 武汉大学学报 **34** 261]
- [8] Li S S, Wu X P, Ma B 2011 *Acta Geodaet. Cartograph. Sin.* **40** 464 (in Chinese)[李姗姗,吴晓平,马彪 2011 测绘学报 **40** 464]
- [9] Yuan G N, Zhang H W, Yuan K F 2011 *IEEE J. Sci. Optimiz.* **40** 23
- [10] Sun F, Wang W J, Gao W 2009 *Chin. J. Sci. Instrum.* **30** 817 (in Chinese)[孙枫,王文晶,高伟 2009 仪器仪表学报 **30** 817]
- [11] Raty M, Kangas A 2012 *Forest Ecology Management* **3** 47
- [12] Tong Y D, Bian S F, Jiang D F 2012 *Acta Geodet. Cartograph. Sin.* **41** 756 (in Chinese)[童余德,边少锋,将东方 2012 测绘学报 **41** 756]

- [13] Wu F, Zhou H, Zheng L G, Cen K F 2010 *J. Zhejiang Univ. (Engineering Sci.)* **44** 1127 (in Chinese) [吴锋, 周昊, 郑立刚, 岑可法 2010 浙江大学学报 (工学版) **44** 1127]
- [14] Duan H B 2005 *Theoretical and Applications of ACA* (Beijing: Science Press) p175 (in Chinese) [段海滨 2005 蚁群算法原理及其应用 (北京: 科学出版社) 第175页]
- [15] Hasegawa M, Ikeguchi T, Aihara K, Itoh K 2002 *Eur. J. Operat. Res.* **543** 56
- [16] Wang D F, Han P 2008 *Chin. Phys. B* **17** 3603
- [17] Li L X, Yang Y X, Peng H P, Wang X D 2006 *Chaos Soliton. Fract.* **28** 1204
- [18] Chai Z Y, Chen L, Zhu S F 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 058801 (in Chinese) [柴争义, 陈亮, 朱思峰 2012 物理学报 **61** 058801]
- [19] He T T, Luo X S, Liao Z X, Wei Z C 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 110506 (in Chinese) [何婷婷, 罗晓曙, 廖志贤, 韦正丛 2012 物理学报 **61** 110506]
- [20] Chen S H, Hu J, Wang C H 2004 *Phys. Lett. A* **50** 1
- [21] Wu H L, Xu X B, Liu B 2012 *Sci. Survey. Map.* **37** 14 (in Chinese) [吴华玲, 徐效波, 刘波 2012 测绘科学 **37** 14]
- [22] Cheng L, Cai T J 2008 *J. Syst. Simulat.* **20** 5953 (in Chinese) [程力, 蔡体善 2008 系统仿真学报 **20** 5953]

## Adaptive chaotic ant colony optimization-RD based gravity matching aided navigation

Wang Yue-Gang<sup>1)</sup> Wen Chao-Bin<sup>1)2)†</sup> Zuo Zhao-Yang<sup>1)</sup>  
Yang Jia-Sheng<sup>1)</sup> Guo Zhi-Bin<sup>1)</sup>

1) (Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China)

2) (Unit 96124 of the Chinese People's Liberation Army, Tonghua 134000, China)

( Received 19 April 2013; revised manuscript received 6 November 2013 )

### Abstract

To solve the problems of basic gravity aided matching algorithm, i.e., time consuming, low precision and inefficiency when the inertial navigation system (INS) has a large initial error, a real algorithm on adaptive chaotic ant colony optimization-RD is proposed by using modified ant colony algorithm in continuous space to approach an optimizing model. The search efficiency, noise immunity and matching probability are improved by adaptively adjusting pheromone, chaos adaptive manage of ant colony algorithm search strategy, parameter and local pheromone. Experiment shows that it is more robust to INS initial error, matching efficient and good real-time calculation.

**Keywords:** gravity aided navigation, chaotic, ant colony algorithm, adaptive

**PACS:** 91.10.-v, 05.45.Ac, 46.15.Cc, 05.45.Pq

**DOI:** 10.7498/aps.63.089101

† Corresponding author. E-mail: [weijing123@126.com](mailto:weijing123@126.com)