

一种面向舰船磁场反演的全驻留矩阵化增强型烟花算法*

陈功轩¹⁾²⁾ 王磊^{1)2)†} 程军胜¹⁾²⁾³⁾ 王心怡⁴⁾ 王秋良^{1)2)‡}

1) (中国科学院电工研究所, 北京 100190)

2) (中国科学院大学电子电气与通信工程学院, 北京 100049)

3) (中国科学院电工研究所, 高密度电磁动力与系统全国重点实验室, 北京 100190)

4) (中国船舶集团有限公司, 昆明船舶设备研究试验中心, 昆明 650216)

(2026 年 2 月 9 日收到; 2026 年 5 月 16 日收到修改稿)

针对舰船等效源建模中磁场反演问题的高维、多峰、非线性特征, 以及由此带来的巨大计算负担, 本文提出一种全驻留矩阵化增强型烟花算法 (FRM-EFWA), 旨在增强全局搜索能力并大幅提升计算效率. 在搜索机制上, 算法以增强型烟花算法 (EFWA) 为基础融合了引导型高斯变异、锦标赛选择以及无放回排序采样策略, 在“大范围搜索”与“小范围寻优”之间实现了自适应平衡, 有效地提升了搜索效率与求解精度; 消融实验证实了各算子改进对整体性能提升的实际贡献. 在计算架构上, 借鉴全矩阵化进化计算 (MEC), 将种群全部个体映射为扁平紧凑的统一高维张量, 以矩阵化并行方式驱动全部迭代计算, 并采用无分支逻辑控制, 使算法全流程均在 GPU 显存内闭环完成, 仅初始化与结果输出涉及 CPU 交互, 从而大幅提升搜索与计算效率. 等效磁源的磁偶极子阵列反演实验显示, 本算法较传统 CPU 调度 GPU 架构计算效率提升约 95 倍, 较主流 CPU-GPU 协同架构提升约 1.71 倍. 针对 36 维磁偶极子阵列模型, 重构磁场在观测点处的平均相对误差低至 0.19%, 平均绝对误差 0.53 nT, 重构磁场与目标磁场在观测平面上完全吻合. 在抗异常数据测试中, 算法能精准定位故障采样点; 在抗随机噪声测试中, 重构误差维持在底噪量级. 电性源模型的磁场反演进一步证实, 该方法在无降维策略的辅助下, 具备直接于广域空间锁定全局最优解的寻优能力. 本文为复杂舰船磁场的高保真快速反演提供了一条高效的算法解决方案.

关键词: 烟花算法, 舰船磁场反演, 等效磁源模型, 全矩阵化进化计算, GPU 全驻留

DOI: 10.7498/aps.75.20260224

CSTR: 32037.14.aps.75.20260224

1 引言

磁目标特性是舰船十分重要的基础物理特征之一. 围绕该特性的高保真模拟与动态消除, 直接关系到水雷反制^[1]、电磁诱饵布放^[2]以及舰船自身消磁系统^[3]的效能发挥. 构建准确的舰船磁目标特

性模型 (即空间磁场建模) 是实现上述应用的重要技术支撑. 正向推演基于舰船的实际物理参数, 严密推导出其空间磁场特征; 而逆向反演则更适合于利用有限的观测物理量, 将舰船磁场等效重构为特定的磁源分布, 以实现磁场的高精度拟合.

在此背景下, 基于反演逻辑的“等效源法”已发展为该领域的核心手段. 其具体物理模型涵盖了

* 国家自然科学基金 (批准号: 52277032, 52422702) 和云南省院士专家工作站严陆光院士工作站 (批准号: 202305AF150049) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: wanglei@mail.iee.ac.cn

‡ 通信作者. E-mail: qiuiliang@mail.iee.ac.cn

经典的磁偶极子^[4-8]、旋转椭球^[9-11]、磁单极子^[12-14]、载流圆环^[15]，及它们的复合阵列模型等。为提高空间磁场的建模精度，单一的磁源模型已难以满足建模精度需求，多源阵列模型已全面成为主流。

在确定等效源模型的物理架构后，模型参数的优化求解是整个建模过程的核心。在物理本质上，这种参数优化属于典型的电磁逆向计算（或称电磁反演）。与由源推场的正向计算不同，由离散观测数据反推未知磁源参数在数学上是一个高度不适定问题^[10,12,14]，主要表现为：一是解的非唯一性，即不同的磁源参数组合极易在外部测量平面上产生几乎相同的磁场分布，导致寻优算法陷入局部极小值，或得出缺乏物理意义的解；二是解的不稳定性（病态性），反演过程对输入数据极为敏感，微小扰动会被系统矩阵剧烈放大而导致参数畸变。解决上述问题目前广泛采取“先进算法开发”与“先进建模策略”相辅相成的方法。

本文的研究聚焦于先进优化算法的开发。针对电磁反演中目标函数普遍呈现的高维、多峰等高度非线性特征，诸如遗传算法（GA）^[16]和粒子群算法（PSO）^[17]的全局智能优化算法凭借强大的搜索能力正发挥日益重要的作用。近年来，多目标粒子群（MPSO）^[10]及粒子群^[18,19]算法、遗传算法^[20]、模拟退火算法（SA）^[8]已经被用于舰船复合阵列模型的参数优化。协方差矩阵自适应进化策略（CMA-ES）被用于反演参数与效率对比^[21]，贝叶斯优化被用于数据驱动模型的超参数寻优^[22]。在众多全局优化算法中，烟花算法（fireworks algorithm, FWA）^[23]因其独特的爆炸机制与电磁反演问题天然契合。针对电磁反演对多峰、高维和易陷局部最优的三大特征，FWA通过动态调节火花幅度，显式实现了“大范围定域、小范围精修”的过程，完美对应反演中确定数量级与锁定精确值的双重需求。

针对烟花算法^[24]的改进，主要围绕爆炸、变异、选择与映射规则四个核心展开。增强型烟花算法（EFWA）^[25]修正了原始框架的关键缺陷，成为后续研究的基准。自适应及动态烟花算法（AFWA/dynFWA）^[26,27]引入了依据搜索反馈动态调整的爆炸幅度机制，并进一步衍生后续算法，如 ed-dynFWA^[28]。引导烟花算法（GFWA）^[29,30]利用优劣火花的差异向量产生方向性引导火花，以加速种群收敛。IEFWA^[31,32]也提出了新的选择和变异策略，强化信息引导和高质量烟花保留，LoTFWA^[33]

引入基于进步幅度的“败者淘汰锦标赛”与随机重启机制，越界火花不同映射方法的效果也得到了深入研究^[34]。此外，多算法混合策略也是重要方向，如结合差分进化的 FWA-DE^[35]和结合粒子群的 FWA-PSO^[36]。

除算子层面的改进外，计算架构与数据流优化对提升烟花算法的整体执行效率同样至关重要，计算过程的优化可以更充分利用硬件算力，在相同时间内进行更多的搜索过程。进化计算的硬件加速架构经历了从异构协作的“主从模式”向全流程并行的“全 GPU 模式”的演进。GPU-FWA^[37]是早期的并行化探索，采用了 CPU 负责逻辑控制、GPU 承担适应度评估的异构分工模式，但是爆炸方式较为粗暴。近些年全矩阵化进化计算（matrix evolutionary computation, MEC）框架^[38]被提出。该框架将进化计算的种群从数学表示上定义为统一矩阵而非松散向量集合，进而将选择、交叉、变异等进化算子重构为矩阵代数运算，将复杂的逻辑操作转化为适配 GPU 架构的向量化数学形式，在数学层面消除了维度间的显式循环依赖，从而大幅提升了大规模优化问题的运行速度。

在烟花算法的并行化研究中，Meng 和 Tan^[39]在 2025 年基于 PyTorch 框架提出了一种“多维批处理架构”。该工作通过引入批量维度，成功将火花生成、高斯变异等核心算子转化为连续的矩阵运算，实现了算法在 GPU 上的全流程执行，展示了烟花算法从局部适应度评估并行迈向全流程算法并行的潜力。该架构为适配 PyTorch 的规整张量运算，隐含要求对不同烟花产生的变长火花序列进行填充对齐。当个体间火花数差异较大时，大量线程被迫处理无效填充数据，造成显著的计算冗余。这种架构能有效地契合神经网络训练等深度学习任务，但在物理约束复杂、解空间不规则的工程参数优化场景中，其引入的框架开销可能抵消并行所带来的收益。这也为本研究提出更轻量、更紧凑的矩阵架构提供了直接的改进动机与理论基础。

为进一步挖掘烟花算法在复杂电磁建模与反演问题中的应用潜力，本文提出了一种全驻留矩阵化增强型烟花算法（full-resident matrix-based enhanced fireworks algorithm, FRM-EFWA）。该算法在增强型烟花算法（EFWA）的架构基础上，从搜索机制与计算架构两个维度进行了深度优化。

在搜索机制方面, 引入了引导型高斯变异、锦标赛选择, 提出用排序采样代替传统随机采样, 旨在平衡算法的全局探索与局部开发能力, 有效应对电磁反演问题, 提升解的精度. 在计算架构方面, 通过数据流重构与矩阵化设计, 实现了算法在整个运算周期内的全矩阵计算与 GPU 全驻留, 规避了同步等待开销, 减少了数据传输开销, 大幅提升了计算效率. 典型电磁场反演实验与消融实验的结果表明, 该算法在保证反演精度的同时具备优异的运算速度, 验证了其在高性能电磁反演计算领域的有效性与适用性.

2 等效源模型与目标函数

磁偶极子是等效磁源建模中基础的物理基元, 其实质可等效为一具有磁矩的微小闭合电流环. 由该模型在空间任意观测点处产生的磁感应强度可解析表示为

$$\mathbf{B} = \frac{\mu_0}{4\pi} \left[\frac{3(\mathbf{m} \cdot \mathbf{r})\mathbf{r}}{r^5} - \frac{\mathbf{m}}{r^3} \right], \quad (1)$$

式中 $\mathbf{B}$ 是磁偶极子在 $\mathbf{r}$ 处产生的磁场, 其对应的矩阵计算形式为

$$\begin{bmatrix} B_x \\ B_y \\ B_z \end{bmatrix} = \frac{\mu_0}{4\pi r^5} \begin{bmatrix} 3x^2 - r^2 & 3xy & 3xz \\ 3xy & 3y^2 - r^2 & 3yz \\ 3xz & 3yz & 3z^2 - r^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_x \\ m_y \\ m_z \end{bmatrix}. \quad (2)$$

均匀磁化旋转椭球体因其贴合舰艇的细长特征, 常被作为舰船磁特征建模的等效源. 该模型的三维几何由船体尺度标定: 其长半轴 a 与短半轴 b 分别对应船长与船宽的一半, 半焦距 $k = \sqrt{a^2 - b^2}$. 定义该椭球体在空间三个正交方向的等效磁矩为 m_x, m_y, m_z , 各方向磁矩在外部空间激发的磁感应强度分量分别表示为

$$\begin{bmatrix} B_x \\ B_y \\ B_z \end{bmatrix} = \frac{3\mu_0}{4\pi} \begin{bmatrix} G_{xx} & G_{yx} & G_{zx} \\ G_{xy} & G_{yy} & G_{zy} \\ G_{xz} & G_{yz} & G_{zz} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_x \\ m_y \\ m_z \end{bmatrix}, \quad (3)$$

其中系数为

$$\begin{cases} G_{xx} = -\left(\frac{1}{2k^3} \ln \frac{a_n + k}{a_n - k} - \frac{a_n}{k^2 t} \right), \\ G_{yy} = -\frac{1}{2} \left(\frac{a_n}{b_n^2 k^2} - \frac{1}{2k^3} \ln \frac{a_n + k}{a_n - k} - \frac{2a_n y^2}{b_n^4 t} \right), \end{cases}$$

$$\begin{cases} G_{zz} = -\frac{1}{2} \left(\frac{a_n}{b_n^2 k^2} - \frac{1}{2k^3} \ln \frac{a_n + k}{a_n - k} - \frac{2a_n z^2}{b_n^4 t} \right), \\ G_{xy} = G_{yx} = \frac{xy}{a_n b_n^2 t}, \quad G_{xz} = G_{zx} = \frac{xz}{a_n b_n^2 t}, \\ G_{zy} = G_{yz} = a_n yz / (b_n^4 t). \end{cases} \quad (4)$$

这里, t, a_n, b_n 表示椭球坐标辅助变量, $t = \sqrt{(r^2 + k^2)^2 - 4k^2 x^2}$, $a_n = \sqrt{(r^2 + k^2 + t)/2}$, $b_n = \sqrt{(r^2 - k^2 + t)/2}$, 其中 r^2 为测点到原点距离的平方, $r^2 = x^2 + y^2 + z^2$.

基于静磁场线性叠加原理, 多源混合模型的物理实质为各独立等效磁源在目标观测点处产生磁场的矢量和. 因此, 该模型在空间第 i 个测点产生的总磁场 $\mathbf{B}_i$ 可表示为

$$\mathbf{B}_i = f_1(\mathbf{X}_1) + f_2(\mathbf{X}_2) + \cdots f_n(\mathbf{X}_n), \quad (5)$$

式中 $\mathbf{X}_n$ 代表第 n 个磁源, 涵盖该磁源的所有参数; f_n 代表该磁源对应的正向磁场计算算子. 在反演建模中, 为了使重构磁场最大程度地逼近实测数据, 参数优化的目标函数 (即适应度函数) 一般构建为

$$F = \alpha \times \|\mathbf{B} - \mathbf{B}_0\|_2^2, \quad (6)$$

式中, $\mathbf{B}$ 与 $\mathbf{B}_0$ 分别代表全空间所有观测点处的理论计算磁场矩阵与真实测量磁场矩阵; $\|\cdot\|_2$ 表示向量的 L2 范数 (欧几里得范数); α 为本研究引入的缩放系数, 旨在将适应度值映射至百、千量级, 以避免极小浮点数带来的计算下溢并直观评估算法的收敛状态. 将 (6) 式按笛卡尔坐标系的三个正交分量展开, 目标函数亦可等效写作:

$$F = \alpha \sum_{i=1}^m (B_{xi} - B_{x0i})^2 + (B_{yi} - B_{y0i})^2 + (B_{zi} - B_{z0i})^2, \quad (7)$$

式中 m 为空间观测点的总数; B_{xi}, B_{yi}, B_{zi} 分别为第 i 个测点处理论计算磁场的 x, y, z 三轴分量; $B_{x0i}, B_{y0i}, B_{z0i}$ 则为对应的实测磁场分量.

从数学机理上看, 上述目标函数的数学本质即为最小化理论计算场与实测场之间的相对误差 (relative error, RE), 从而驱动模型参数向最优逼近.

$$\text{RE} = \|\mathbf{B} - \mathbf{B}_0\|_2 / \|\mathbf{B}_0\|_2. \quad (8)$$

3 全驻留矩阵化增强型烟花算法

3.1 算法整体流程与算子改进

针对舰船磁场反演中目标函数普遍存在的高

维、多峰等特点, 本文对算法的框架进行了深度定制, 总体流程如图 1 所示。

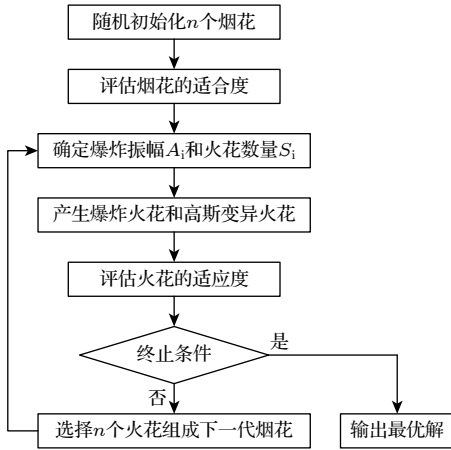


图 1 烟花算法整体流程

Fig. 1. Fireworks algorithm overall flow.

步骤 1 物理参数空间初始化. 在设定的舰船等效磁源物理参数边界内, 随机生成 N_{fire} 个初始烟花 (即候选磁源参数向量 X_i), 构建第一代全局搜索种群。

步骤 2 爆炸. 爆炸搜索是烟花算法的核心寻优机制. 为实现物理态空间的有效探测, 算法依据个体适应度实施非对称的计算资源分配: 赋予优势个体极小的微扰半径与高密度火花, 以聚焦局部深度开发; 赋予劣势个体较大的微扰半径与低密度火花, 以主导全局广域探索. 该机制实现了磁场反演中高维解空间中寻优广度与深度的动态平衡. 对于烟花 X_i , 其爆炸半径 A_i 和爆炸火花数目 S_i 的计算公式分别为

$$A_i = \hat{A} \frac{f(X_i) - f_{\min} + \varepsilon}{\sum_{i=1}^N (f(X_i) - f_{\min}) + \varepsilon}, \quad (9)$$

$$S_i = M \frac{f_{\max} - f(X_i) + \varepsilon}{\sum_{i=1}^N (f_{\max} - f(X_i)) + \varepsilon}, \quad (10)$$

其中 $f_{\max} = \max(f(X_i))$ 和 $f_{\min} = \min(f(X_i))$ ($i = 1, 2, \dots, N$) 分别为当前烟花种群中适应度最大值和最小值, $\hat{A}$ 是爆炸半径缩放因数, M 是爆炸火花数目缩放因数, ε 是一个极小量用来避免除零。

为实现参数反演在搜索前期的广度探测与搜索后期局部精度寻优的动态平衡, 借鉴动态烟花算法 (dynFWA)^[26,27] 对核心缩放因子 $\hat{A}$ 和 M 加入动

态衰减机制, 这种随代数递减的控制逻辑, 使算法在初期以大步长进行全域极值搜索, 而在后期以小步长聚集于最优解附近, 从而有效兼顾了搜索效率与反演精度。

$$\hat{A}_{(g)} = \hat{A}_{\text{init}} - \frac{\hat{A}_{\text{init}} - \hat{A}_{\text{final}}}{g_{\max}} g, \quad (11)$$

$$M_{(g)} = M_{\text{init}} - \frac{M_{\text{init}} - M_{\text{final}}}{g_{\max}} g, \quad (12)$$

其中 $\hat{A}_{\text{init}}$, $\hat{A}_{\text{final}}$, M_{init} , M_{final} 分别为初始和最终爆炸火花数和半径的缩放因数; g 为当前代数; $g_{\max}$ 为总代数

针对单体生成的火花个数, 算法实施了严格的上下限区间约束. 若无界限约束, 最优个体将垄断全部计算资源致使算法退化为“单点局部搜索”, 而最差个体则会因零分配彻底丧失探索价值. 因此, 设定下限 aM 强制最差解产生基础突变, 以维持种群背景多样性; 设定上限 bM 严防单一极值点垄断全部计算资源。

$$S_i = \begin{cases} \text{round}(aM), & \text{if } S_i < aM, \\ \text{round}(bM), & \text{if } S_i > bM, \\ \text{round}(s_i), & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (13)$$

其中 aM 和 bM 是限定总体大小范围的常数参数。

爆炸振幅下限是防止后期搜索停滞的保底微扰机制. 后期最优个体的爆炸半径易趋于零, 若无此约束, 火花将在局部极小值处丧失逃逸能力. 为此, 算法引入随代数非线性衰减的限 $A_{\min}$ 为最优解强制施加基础微扰. 其截断限制与衰减公式如下:

$$A_i = \begin{cases} A_{\min}, & \text{if } A_i < A_{\min}, \\ A_i, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (14)$$

$$A_{\min}(g) = A_{\text{init}} - (A_{\text{init}} - A_{\text{final}}) \frac{\sqrt{(2g_{\max} - g)g}}{g_{\max}}, \quad (15)$$

其中 A_{init} 与 A_{final} 为初始和最终爆炸半径限值. 下限在早期快速衰减, 后期减缓衰减以维持持久的局部极值逃逸能力。

每个烟花可以在爆炸半径 A_i 内产生 S_i 个爆炸火花, 对于其中一个烟花 X_i 来说, 生成的火花会随机选择 z 个维度进行更新, $z < D$, D 为 X_i 的维数。

$$X_{i,j}^{k+1} = \begin{cases} A_i U(-1, 1) + X_{i,j}^k, & j \in z, \\ X_{i,j}^k, & j \notin z, \end{cases} \quad (16)$$

其中 $U(-1, 1)$ 为-1 到 1 之间的随机数; $X_{i,j}^{k+1}$ 为第 i

($i = 1, 2, \dots, N$) 个烟花中第 j 个爆炸火花 ($j = 1, 2, \dots, S_i$) 第 k 维坐标信息. 针对这 z 个更新维度的选取方式, 传统有放回抽样极易引发同一维度被重复选中, 致使实际变异维数退化, 拖慢搜索进程. 因此本文采用了基于排序的无放回采样策略.

步骤 3 变异. 除爆炸机制外, 算法需通过高斯变异维持多样性以防早熟. 传统高斯变异以当前解为中心随机发散, 在低维空间尚可奏效; 但在高维电磁参数空间中, 这种各向同性的随机游走命中更优解的概率锐减, 导致搜索效率低下.

为此, 本研究引入了基于全局最优解的引导式高斯变异机制. 通过在高斯扰动中叠加指向最优位置的位移偏置项, 该机制使原本盲目的随机扰动具备了明确的收敛方向, 提升了算法向最优解靠拢的寻优效率. 具体更新公式为

$$\hat{X}_{i,j}^{k+1} = \begin{cases} X_i^k + (X_{\text{best}}^k - X_i^k) \cdot \text{Gaussian}(0, \sigma(g)) & j \in z, \\ X_i^k, & j \notin z, \end{cases} \quad (17)$$

其中 $\hat{X}_{i,j}^{k+1}$ 为第 i ($i = 1, 2, \dots, N$) 个烟花中第 j 个高斯变异火花 ($j = 1, 2, \dots, S_i$) 第 k 维坐标信息, X_i^k 是其父代火花, X_{best}^k 是当前求解得到的最优火花的第 k 维坐标信息, Gaussian 为高斯分布随机数, $\sigma(g)$ 为引入的动态衰减因子. 动态衰减因子 $\sigma(g)$ 与引导型变异相互制衡, 有效地化解了过度趋同带来的早熟收敛陷阱. 前期由大 σ 驱动全局搜索以维持多样性; 中期随 σ 的平滑衰减平衡探测与开发; 后期以趋零 σ 收敛为定向微扰, 实现局部极致逼近.

步骤 4 选择. 为在多维磁源参数高度耦合的反演空间中高效维持种群的多样性, 本算法在子代构建阶段 (合并父代烟花与所有衍生火花后) 引入了由精英保留与局部锦标赛构成的混合选择机制. 首先执行精英保留, 将当前全局最优解无条件继承至下一代, 确保寻优轨迹的单调非降性. 针对剩余子代配额, 执行基于并行锦标赛抽样. 构建大规模独立的随机竞争子集, 限制了种群向单一极值点的过度聚集, 使偏远态空间中的次优火花得以存活. 该混合机制抑制了引导型变异带来的早熟风险, 在维持种群多样性的同时, 兼顾了 GPU 并行执行效率.

步骤 5 映射. 在历经爆炸与变异算子后, 部分衍生火花的随机位移往往会超出预设的物理边界. 为此, 本算法引入全局随机重映射机制: 一旦检测到参数越界, 直接利用均匀分布函数将其在合

法可行域内重新初始化. 这一机制保障了磁源反演参数的严格合规, 等效执行了一次大范围的随机广度搜索, 维持了火花的多样性, 利于求解多峰问题.

步骤 6 终止. 当达到预设的最大迭代次数或适应度满足磁场重构精度要求时, 循环终止, 输出全局最优解 (即反演所得的最佳磁源物理参数阵列).

3.2 计算架构改进

本研究最初采用基于 CPU 并行调度的 GPU 协同计算架构, 如图 2 架构 I. 算法逻辑流运行于 CPU 主线程; 适应度评估阶段, 利用并行计算工具箱将种群分配至多个 CPU 工作线程, 调用 GPU 执行磁场反演的计算. 后续迭代至主流的主从 (CPU-GPU) 协同计算架构, 如图 2 架构 II. CPU 负责逻辑控制与选择迭代, GPU 承接物理场反演并行计算. 此类任务级并行虽利用底层算力, 但频繁的主机-设备数据传输, 以及 CPU 执行复杂逻辑判断的效率, 构成了双重性能瓶颈. 为此, 本研究摒弃了传统的循环调度模式, 借鉴 MEC 框架, 结合电磁反演的实际情况, 提出了一种全 GPU 驻留计算紧凑轻量的架构, 如图 2 架构 III.

鉴于电磁反演并非深度学习级的海量数据处理, 本研究未采用线程对齐策略, 而是提出了一种扁平且紧凑的全维度矩阵化数据并行架构. 首先是数据流重构, 将全部火花和烟花映射整合为无冗余的统一高维张量, 随后通过逻辑优化将爆炸、变异、越界处理、选择淘汰等全部搜索算子在 GPU 端以矩阵代数方式进行计算, 替代了原架构下 CPU 逐条执行逻辑判断的模式; 并在此基础上封闭数据流, 实现全 GPU 驻留, 杜绝与 CPU 交互带来的效率损耗. GPU 全驻留是本算法改进的直观特征, 而数据流重构和矩阵化并行计算对搜索逻辑本身的巨大加速, 以及由此带来的搜索吞吐量提升, 是本架构的核心贡献.

3.2.1 数据流重构

通过张量膨胀与矩阵复制, 将烟花及其衍生火花精确映射整合为无冗余的统一高维张量, 如图 3 所示. 利用向量化复制算子, 依据爆炸火花数 S_i , 将 N_{fire} 个父代位置向量在显存中直接扩展, 构建出规模为 $(\sum S_i \times D)$ 的子代张量 $\mathbf{X}_{\text{expanded}}$. 并行位移更新是在张量膨胀的基础上, 利用广播机制生

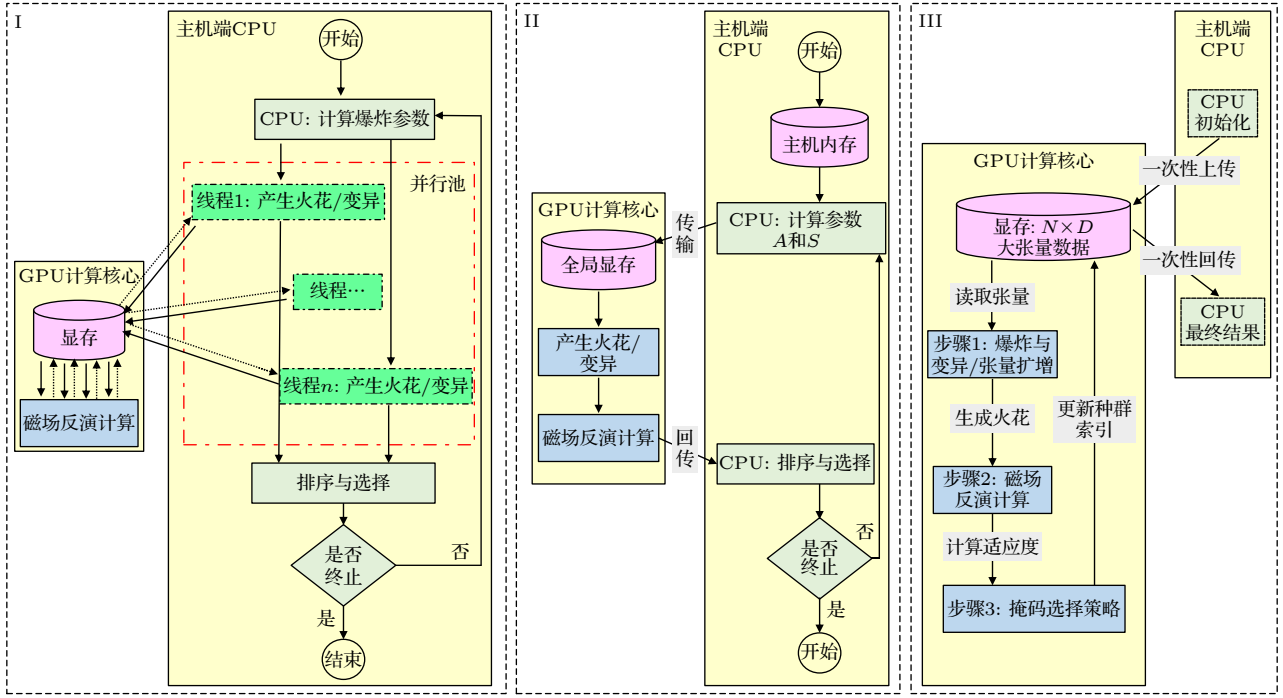


图 2 计算架构

Fig. 2. Computing architecture.

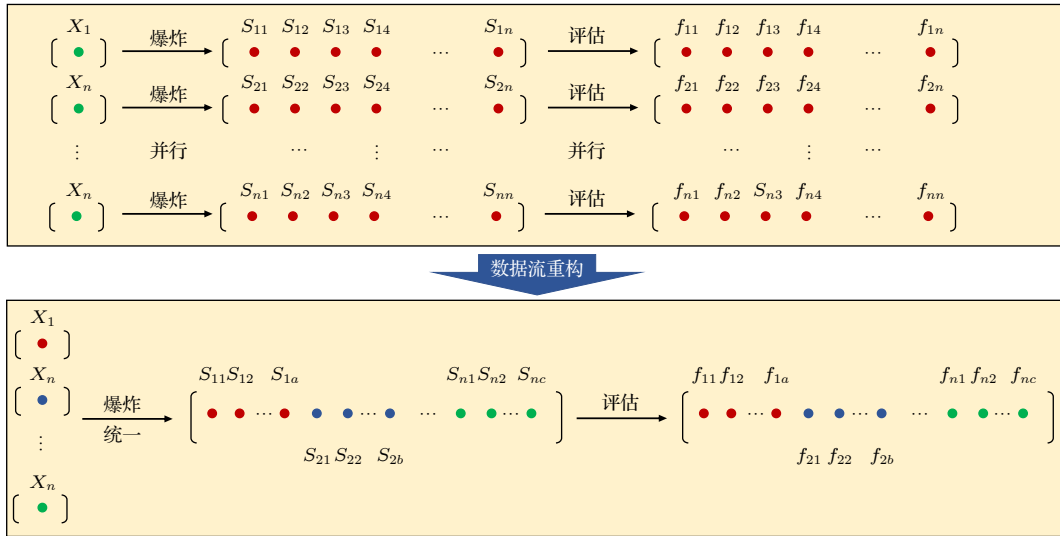


图 3 数据流重构

Fig. 3. Restructuring of data flow.

成同维度的均匀噪声矩阵 $\mathbf{R}$, 通过单次矩阵运算完成全量爆炸火花的位移更新:

$$\mathbf{X}_{\text{sparks}} = \mathbf{X}_{\text{expanded}} + \mathbf{A}_{\text{expanded}} \odot (2 \cdot \mathbf{R} - 1), \quad (18)$$

其中 $\mathbf{A}_{\text{expanded}}$ 为扩展后的爆炸半径; $\odot$ 代表哈达玛积, 这一步将复杂的嵌套循环逻辑转化为了单一的张量运算. 全量评估张量拼接是将更新后的子代矩阵、高斯变异矩阵与父代矩阵在显存中拼接, 构建全量评估张量. 最后单次调用物理场算子完成批

量评估, 实现了全火花 GPU 并行.

3.2.2 无放回排序采样

在执行变异算子时, 需随机抽取 z 个不同维度. 传统有放回抽样极易引发“维度碰撞”, 导致实际变异维数小于预期; 而强制无放回抽样则可能因步间强数据依赖, 被迫退化为低效的串行循环 [40]. 为在并行架构中严格保障采样的数学严谨性, 本研究引入基于排序的向量化无放回采样策略. 该策略

将离散的抽样问题转化为连续空间的排序截断问题. 首先生成与种群同维度的随机辅助矩阵:

$$\mathcal{R}_{\text{aux}} \in \mathbb{R}^{M_{\text{total}} \times D}. \quad (19)$$

利用 GPU 并行排序对其逐行升序排列根据每个火花所需的变异维度数 z_i , 提取动态阈值, 据此将原矩阵二值化为逻辑掩码 (Mask):

$$\text{Mask}_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } \mathcal{R}_{\text{aux},ij} \leq T_i, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (20)$$

利用哈达玛积将该掩码作用于预生成的全维位移矩阵:

$$\Delta \mathbf{X}_{\text{final}} = (\mathbf{A}_{\text{expanded}} \odot \mathbf{R}) \odot \text{Mask}, \quad (21)$$

$$\mathbf{X}_{\text{new}} = \mathbf{X}_{\text{expanded}} + \Delta \mathbf{X}_{\text{final}}. \quad (22)$$

该机制在无任何串行控制的前提下, 严格保证了变异维度的唯一性, 彻底消除了抽样退化隐患.

3.2.3 逻辑控制优化

传统条件分支处理越界会引发严重的 GPU 线程束发散. 为此, 本文采用基于逻辑索引的无分支策略, 将控制流直接转化为“全量生成-掩码过滤-向量写入”的数据流逻辑. 首先, 利用执行全张量并行比较, 瞬间生成越界状态的布尔掩码矩阵:

$$\mathbf{M}_{\text{munder}} = (X < LB), \mathbf{M}_{\text{over}} = (X > UB). \quad (23)$$

针对越界粒子, 算法不采用循环逐一处理, 而是利用逻辑索引直接锁定掩码标记为 1 的位置, 动态生成相应数量的均匀分布随机向量 $\mathbf{R}_{\text{rand}}$ 并计算重置值. 最后, 利用布尔矩阵作为定位向导, 将计算好的重置值一次性批量覆盖原位置. 该机制将复杂的逻辑判断转化为条件覆盖写入, 避免了指令流分支导致的停顿等待, 最大化释放了硬件执行效率.

总体来看, 本文所设计的算法体系是以增强型烟花算法 (EFWA) 为基础、融合动态演化思想、局部锦标赛选择、排序抽样构建的全新寻优框架, 并最终将所有演化算子重构于扁平紧凑的全 GPU 矩阵化驻留架构之上, 实现了高维空间电磁反演精度与计算效率的深度协同.

4 磁偶极子阵列反演测试

4.1 测试背景

本文的研究采用的 CPU 为 AMD Ryzen 7 4800H, 内存 16 GB, GPU 为 NVIDIA 2060, 显存

6 GB, 整体研究基于 MATLAB2024b 实现框架实现的, 并行工具箱 8 通道. 受限于实验条件, 本研究难以直接获取实船或缩比船模的实测数据. 考虑到旋转椭球模型物理特性与舰船近似, 且参数明确便于反演结果的对照验证, 参考 Sheinker 等^[8]的生成基准磁场. 设定旋转椭球模型的长轴为 110 m, 短轴为 25 m, 其全船总磁矩设定为 $m_x = 6.8 \times 10^6 \text{ A} \cdot \text{m}^2$, $m_y = 1.4 \times 10^6 \text{ A} \cdot \text{m}^2$, $m_z = 2.9 \times 10^6 \text{ A} \cdot \text{m}^2$. 据此计算在高度 100 m 平面处的磁场分布, 并提取 37 个代表性采样点作为反演的目标数据 (如图 4 所示).

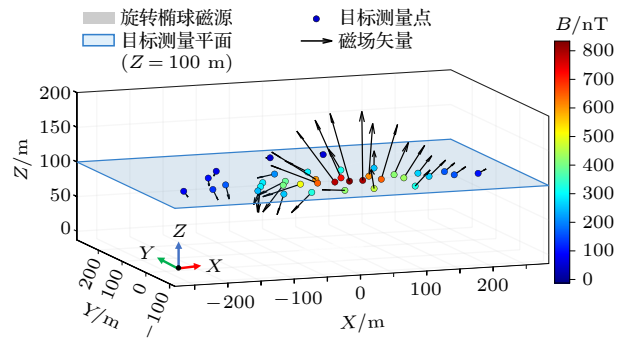


图 4 目标点磁场

Fig. 4. Magnetic fields at target points.

为了验证本文提出的 FRM-EFWA 算法在不同复杂度下的性能, 本节设计了两个层级的反演实验. 实验一是 10 维简化模型反演, 在早期的研究中, 受限于算法的计算能力, 通常对模型进行简化假设. 针对舰船细长的几何特征, 采用 6 个单向的磁偶极子构成的阵列来分摊全船磁矩. 3 个磁偶极子分摊 x 方向的磁矩, 1 个磁偶极子分摊 y 方向的磁矩, 2 个磁偶极子分摊 z 方向的磁矩. 设定所有磁偶极子均是单向磁矩, 所有磁偶极子均位于 X 轴上 (即 $y = z = 0$), 且 Y 方向磁偶极子固定于原点不动. 此时, 优化变量仅涉及 3 个 X 向磁偶极子和 2 个 Z 向磁体的位置坐标 (X 坐标) 与磁矩大小, 共计 10 维参数空间. 实验二是 36 维全参数模型反演, 对上述 6 个磁偶极子进行全空间自由度求解. 优化变量涵盖每个磁体的三维空间位置 (x, y, z) 及三维磁矩分量 (m_x, m_y, m_z), 共计 36 维参数空间.

为评估架构 III 的计算效能, 以图 2 所示架构为基准, 设计两组针对性实验, 配置见表 1. 实验组 A(10 维轻量级): 对比架构 I 与架构 III. 架构 I 因耗时过高无法胜任 36 维计算, 但适合作为低负

载场景下的效率基准. 实验组 B(36 维重量级): 对比架构 II 与架构 III, 以衡量全驻留架构消除通信开销并以 GPU 替代 CPU 逻辑运算带来的性能提升.

表 1 效率对比实验配置

Table 1. Efficiency comparison experiment configuration.

实验序号	维度	对比架构	先进架构
实验组A	10	架构I	架构III
实验组B	36	架构II	架构III

4.2 效率测试结果

两组实验中, 得到的计算结果基本一致, 只是存在时间差距. 在实验组 A 中, 受限于架构 I 的运行效率, 测试条件设定为 $N_{\text{fire}} = 100$ 和 600 代迭代. 借助 MATLAB 的性能探查器, 架构 I 完成任务需耗时 1515.45 s (约 25 min), 而架构 III 仅需 15.9 s, 两者呈现出近两个数量级的性能差距, 计算效率的提升约 95 倍. 这一结果证明了全驻留架构在计算能力上的压倒性优势. 并且该测试仅基于 10 维参数空间, 在更复杂的 36 维全量模型中, 架构 I 的性能瓶颈将被进一步放大, 而架构 III 的并行优势将更加显著.

在实验组 B 中, 利用 MATLAB 性能探查器对架构 II 和架构 III 的运行时间进行了深度剖析, 表 2 展示了两种架构在相同物理模型 (36 维、 $N_{\text{fire}} = 2000, 3000$ 代) 下的详细耗时分解.

在物理场计算中, 单次物理场计算属于刚性计算成本, 但全驻留架构利用显存的状态保持, 使新一代种群能直接继承父代筛选时的适应度信息. 避免了传统架构中因数据回传导致的适应度丢失或重复评估, 从而在物理层面节省了近 20 s 的时间. 在边界处理中, 全驻留架构摒弃了传统的逐元素判断, 采用 GPU 矩阵掩码技术统一处理越界粒子,

使边界处理效率提升超过 50%. 在主程序逻辑方面, 架构 II 的耗时主要由数据通信以及 CPU 执行逻辑判断共同构成; 而在全驻留架构 III 中, 逻辑运算全部迁移至 GPU 端执行, 在消除通信瓶颈的同时, 也充分发挥了 GPU 的计算优势.

表 2 计算开销分解对比

Table 2. Breakdown of computational overhead based on profiler analysis.

开销类	架构II	架构III	优化效果
物理场计算/s	68.27	49.01	耗时减少28.2% (消除冗余重算)
边界处理/s	19.73	8.53	耗时减少56.8% (矩阵化掩码优化)
其他逻辑与运算/s	83.15	53.97	耗时减少35.1% (消除通信/GPU并行)
总运行耗时/s	171.15	111.51	效率提升1.53倍

考虑到 MATLAB 探查器在记录函数调用栈时会引入额外的仪器开销, 为了评估算法在实际部署环境中的真实效率, 我们关闭探查器, 使用计时器对两组架构进行了再次测试. 实际运行测试显示, 架构 III 耗时 74.2 s, 相比架构 II(127.0 s) 效率提升约 1.71 倍. 该数据高于探查模式下的 1.53 倍, 表明新架构因调用链精简而受监测负载干扰更小. 工程上使单位时间内的计算吞吐量大大增加, 能够更好地满足实际需求.

4.3 物理结果分析

在实验组 A 与实验组 B 中, 本研究分别采用新算法对 10 维 (简化配置) 和 36 维 (具体配置) 电磁反演问题进行了求解计算. 10 维与 36 维解空间映射了舰船等效磁源的空间自由度与物理复杂度. 经过计算 10 维与 36 维问题分别获得了 872.7 和 13.2 的适应度, 其对应的 6 个磁偶极子物理配置分别如表 3 和表 4 所列.

对比表 3 和表 4 的数据可知, 无论是简化配置

表 3 6 个磁偶极子的简化配置

Table 3. Simplified configuration of six magnetic dipoles.

磁偶极子序号	X 磁矩/($10^5 \text{ A} \cdot \text{m}^2$)	Y 磁矩/($10^5 \text{ A} \cdot \text{m}^2$)	Z 磁矩/($10^5 \text{ A} \cdot \text{m}^2$)	X 坐标/m	Y 坐标/m	Z 坐标/m
1	11.4949312	0	0	-37.6155052	0	0
2	22.0334396	0	0	-11.8904886	0	0
3	34.8103027	0	0	22.7695923	0	0
4	0	14	0	0	0	0
5	0	0	11.3278828	22.3709469	0	0
6	0	0	17.8398228	12.6049738	0	0
磁矩总和	68.3386735	14	29.1677056			

表 4 6 个磁偶极子的具体配置
Table 4. Specific configuration of six magnetic dipoles.

磁偶极子序号	X 磁矩/($10^5 \text{ A} \cdot \text{m}^2$)	Y 磁矩/($10^5 \text{ A} \cdot \text{m}^2$)	Z 磁矩/($10^5 \text{ A} \cdot \text{m}^2$)	X 坐标/m	Y 坐标/m	Z 坐标/m
1	12.21241	3.350708	4.039157	33.82549	0.630909	0.872682
2	4.692219	8.95×10^{-5}	3.445779	39.87365	7.616815	-17.4673
3	10.87356	0.002031	7.164685	-28.6978	3.799183	-2.73124
4	28.84444	1.33878	1.499079	-19.5368	-6.44039	-6.08975
5	7.642719	1.819624	2.903831	17.58492	-20.5929	1.308409
6	3.783916	7.316646	9.748021	17.50504	0.041469	5.465942
磁矩总和	68.04926	13.82788	28.80055			

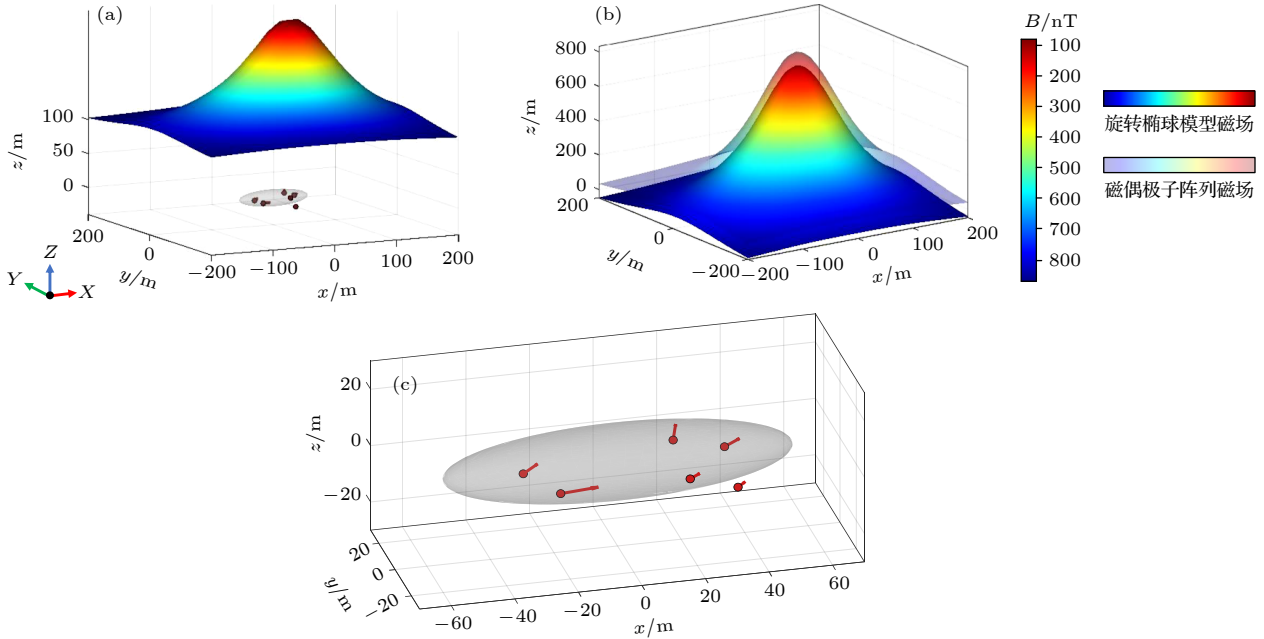


图 5 模型位置及空间磁场

Fig. 5. Model layout and spatial magnetic field.

还是具体配置, 求解得到的阵列 X , Y , Z 三分量总磁矩, 均与作为目标场源的旋转椭球总磁矩 ($m_x = 6.8 \times 10^6 \text{ A} \cdot \text{m}^2$, $m_y = 1.4 \times 10^6 \text{ A} \cdot \text{m}^2$, $m_z = 2.9 \times 10^6 \text{ A} \cdot \text{m}^2$) 高度一致, 这一宏观物理量的等效性初步表明, 本算法的反演计算并非盲目追求局部目标点的数据拟合, 而是遵循了全局的物理事实。

为进一步验证三维空间物理分布的合理性, 图 5 完整展示了旋转椭球与等效磁偶极子阵列的空间布局及其磁场拟合效果. 其中, 图 5(a) 为全局视图, 同时呈现了两种物理模型及其在目标观测面上的磁场分布. 在此视图中, 旋转椭球的基准磁场 (不透明曲面) 与偶极子阵列的重构磁场 (半透明曲面) 因极度吻合而呈现出完全的空间重叠. 为进一步揭示局部细节, 图 5(b) 和图 5(c) 分别对磁场特征与物理模型进行了局部放大: 图 5(b) 聚焦于磁场部分, 通过在 Z 轴引入人为的高度偏移量, 剥离

并清晰地对比了两层磁场曲面的形态特征; 图 5(c) 则聚焦于实体模型, 通过局部透视, 详细呈现了内部磁偶极子阵列的三维拓扑排布及其与旋转椭球外壳的空间相对关系. 全空间三维磁场的完全重合表明, 在高度非线性且不适定的电磁反演问题中, 算法成功地避免了陷入仅仅满足部分目标点的物理排布陷阱, 还原了舰船真实磁源的空间分布状态。

将优化反演得到的磁偶极子阵列参数代入正演物理模型, 计算各目标采样点处的磁感应强度, 并与基准数据展开定量对比. 误差分析结果 (图 6) 表明, 重构磁场的整体平均绝对误差仅为 0.53 nT, 平均相对误差低至 0.19%. 此外, 各分量磁场拟合对比图 (图 7) 直观地显示, 优化计算得到的磁场分布曲线 (红色虚线) 与目标磁场曲线 (黑色实线) 在 B_x , B_y , B_z 三个正交分量上均实现了无可见偏差的完全拟合, 与前述磁场分布图完全重合的视觉

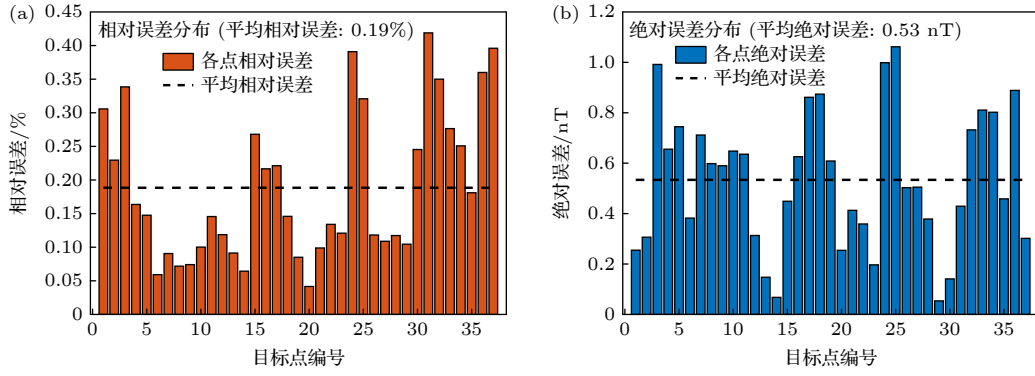


图6 目标点磁场误差对比

Fig. 6. Comparison of magnetic field errors at target points.

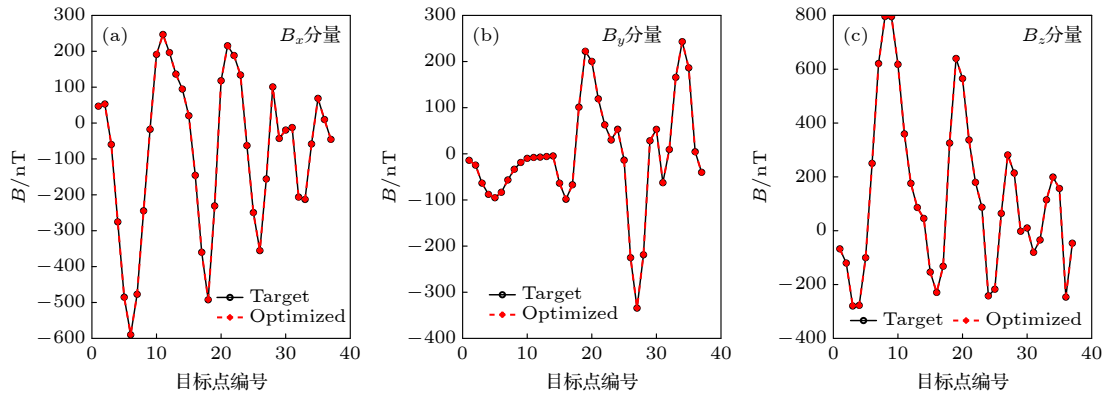


图7 目标点磁场分量拟合对比

Fig. 7. Comparison of magnetic field component fitting at target points.

现象十分一致。

上述在 36 维下反演得到的模型, 不仅在目标点上实现了极低的数学计算残差, 更在宏观总磁矩匹配和全区域空间磁场重构上表现出完美的吻合, 表明反演模型拥有很好的物理合理性。

4.4 抗差与抗噪测试

在磁场测量工程中, 采样数据中偶发单点数据失效是不可避免的。本节分别设置了“单点异常数据”与“全局随机噪声”两组测试环境进行反演寻优。首先人为引入极端异常数据: 具体将某点的主磁场分量强制置零, 并基于该含有异常扰动的数据集重新开展反演计算。测试结果如图 8 所示。在面临局部异常数据时, 算法并未发生全局过拟合现象, 而是展现出了显著的误差空间局域化特征: 高达约 120 nT(相对误差约 20%) 的拟合残差峰值被精确定位并孤立于第 6 号失效观测点处, 其余正常观测点的误差则依然维持在低水平。同时, 这一特征直接暴露了 6 号观测点的数据异常, 实现了对故

障传感器空间位置的精准定位, 进而为后异常数据过滤与剔除提供了可靠判据。

全局随机噪声是在目标点中人为注入了 $[-1 \text{ nT}, 1 \text{ nT}]$ 的随机噪声模拟测量过程的噪声^[12]。实验结果图 9 表明, 在叠加了物理测量噪声后, 算法重构磁场以真实磁场为基准的平均绝对误差仅为 1.60 nT, 平均相对误差维持在 0.67% 的极低水平。面对噪声扰动, 算法最终的误差几乎等同于底噪量级, 表现出良好的精度稳定性。

上述抗干扰测试结果表明, 改进算法具备良好的抗差与抗噪性能。面对复杂病态数据, 其反演结果始终吻合磁场分布的内在物理规律与空间连续性, 进而印证了该反演架构破解高维、不适定与高度非线性难题的核心能力。

4.5 算子改进的消融实验

本文提出的改进算法总体上来说是以增强型烟花算法 (EFWA) 为基础, 重点进行了引导型高斯变异、锦标赛选择以及排序采样三大核心寻优算子

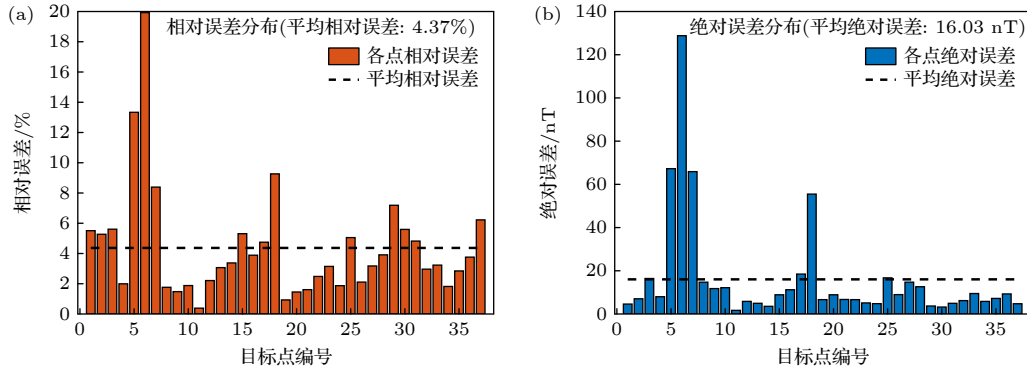


图 8 抗差测试目标点磁场误差对比

Fig. 8. Comparison of magnetic field errors at target points in robustness test.

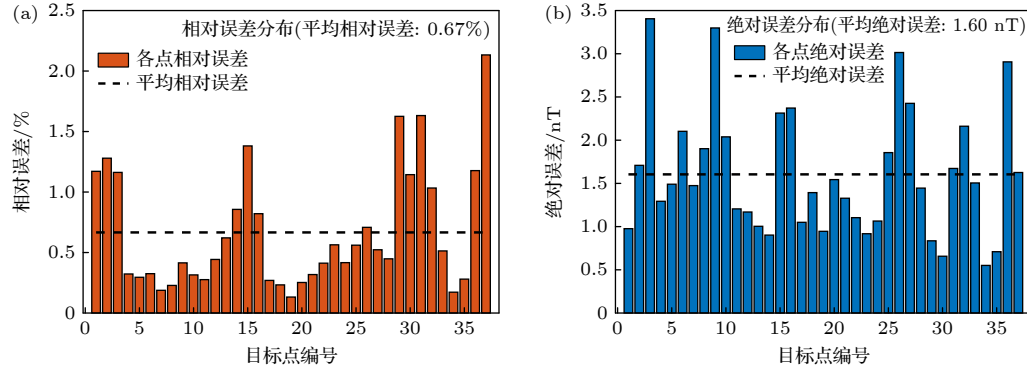


图 9 抗噪测试目标点磁场误差对比

Fig. 9. Comparison of magnetic field errors at target points in anti-noise test.

的改进. 为了量化评估各策略对算法整体性能的实际贡献, 本节设计了一组系统的消融实验.

实验以 6 个磁偶极子的 36 维参数反演问题为测试对象, 所有测试均在统一的全驻留 GPU 环境下执行. 将集成了所有改进策略的完整算法定义为“完全体 (proposed)”, 并设置三组对照变体进行控制变量分析: 对照组 1 退化为普通无向随机变异; 对照组 2 退化为随机选择策略; 对照组 3 退化为朴素随机采样. 具体配置详见表 5. 为消除随机性误差, 每组对比均独立运行 30 次, 记录平均适应度、标准差及最优解分布等指标.

表 5 消融实验配置

Table 5. Ablation experiment configuration.

变体名称	高斯变异策略	选择策略	采样策略
完全体(proposed)	引导型	锦标赛	排序采样
对照变体1	普通型	锦标赛	排序采样
对照变体2	引导型	随机选择	排序采样
对照变体3	引导型	锦标赛	随机采样

引导型高斯变异消融实验, 实验结果如图 10 所示. 量化数据显示, 完全体 (蓝色曲线) 的平均适应度为 56.2, 相较于采用普通高斯变异对照 1 的

83.2 降低了约 32.4%. 此外, Wilcoxon 秩和检验的 P 值为 3.27×10^{-4} (远小于 0.05). 这表明, 引导型变异机制能有效利用精英位置导向潜在最优区域, 其带来的收敛精度提升具有极高的统计学显著性.

锦标赛选择策略消融实验, 实验结果如图 11 所示, 完全体在最终解精度与收敛稳定性上均显著优于对照 2. 量化分析表明, 采用锦标赛选择的平均适应度为 60, 较随机选择策略 (1630) 实现了跨越式的提升 (误差降低约 96.3%). 其 Wilcoxon 秩和检验的 P 值低至 1.51×10^{-11} , 证实了引入局部竞争机制对于持续积累优质火花、抑制种群发散的核心作用.

排序采样策略消融实验, 实验结果如图 12 所示. 量化数据显示, 完全体的平均适应度为 52.2, 在最终收敛精度上优于平均适应度为 65.3 的对照 3. 尽管 Wilcoxon 秩和检验的 P 值为 0.84, 大于 0.05 的显著性水平, 表明两者在统计分布上尚未展现出显著差异. 产生这一现象的原因在于 36 维解空间相对稀疏, 使得随机采样发生维度重复碰撞的概率较低, 导致其实际掩码分布与排序采样差别较小.

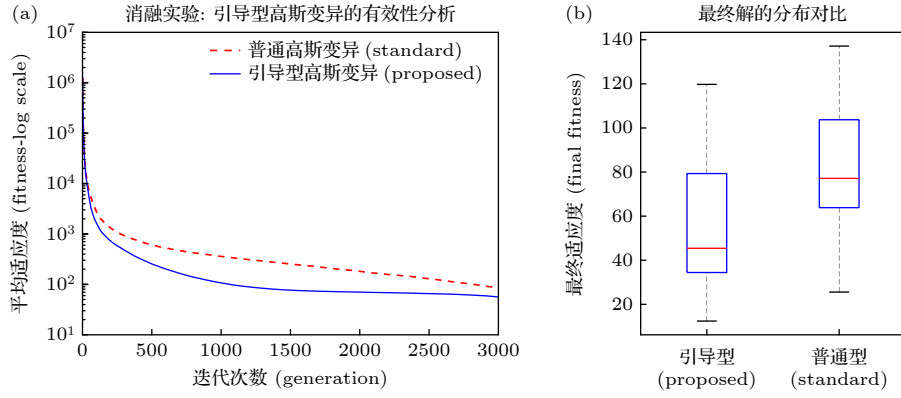


图 10 引导型高斯变异的消融实验

Fig. 10. Ablation experiments with guided Gaussian mutations.

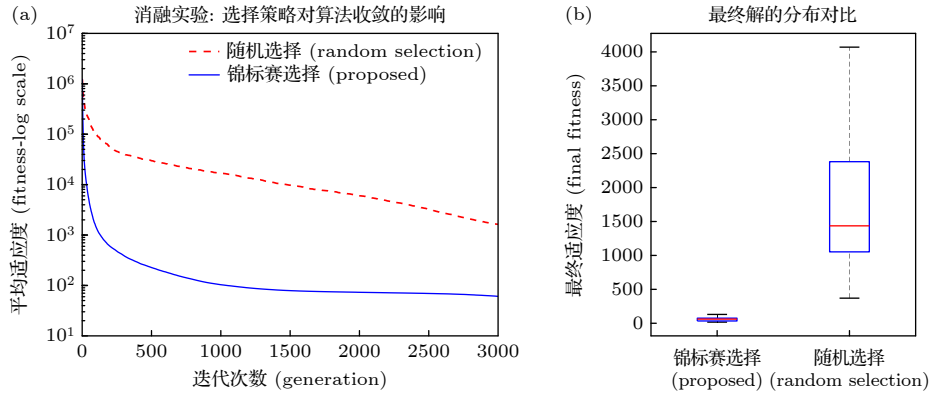


图 11 锦标赛选择策略的消融实验

Fig. 11. Ablation experiments with tournament selection strategies.

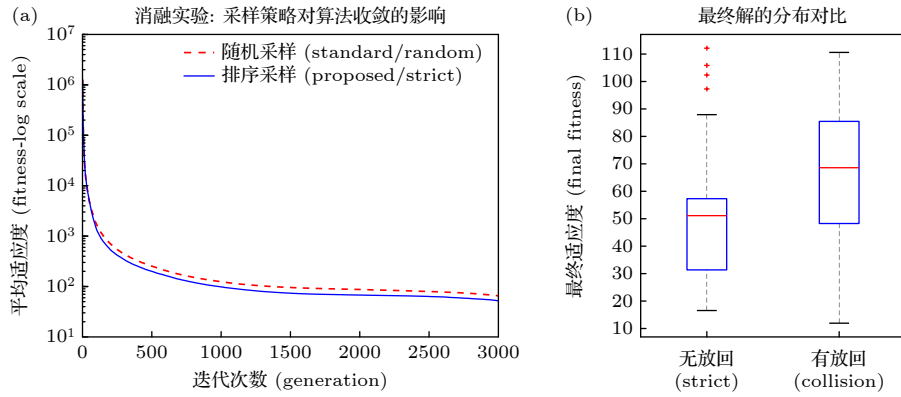


图 12 采样策略的消融实验

Fig. 12. Ablation experiments with sampling strategies.

然而, 在物理场反演的实际应用场景中, 适应度数值的绝对下降直接对应着重构精度的实质性提升, 且在面对更高维度的复杂问题时, 排序采样的寻优优势将更为突出。

更为重要的是底层硬件执行效率的提升. 相较于对照 3, 排序采样策略无需在 GPU 上维护复杂的索引状态, 也无需执行高耗时的洗牌操作. 该策

略在保障算法搜索能力不退化的前提下, 显著地降低了全驻留架构的逻辑复杂度. 最后, 综合本文进行的三组消融实验, 完全体算法均取得了最优的平均适应度, 具体数值分别为 56.2, 60 和 52.2, 全面优于各个对照组, 一致性结果充分证实了各项改进策略的有效性. 综合上述消融实验可知, 引导型变异、锦标赛选择与排序采样三大策略均实现了对算

法性能的有效补强. 它们不仅在迭代稳定性和局部精度上表现优异, 更在底层逻辑上与 GPU 全矩阵化架构高度契合, 共同保障了电磁反演问题的高精度与高效率求解.

5 电性源模型反演测试

当前, 解决复杂建模问题广泛采取“先进算法驱动”与“先进策略降维”协同互补的研究思路. 本团队在先前的研究中^[15]聚焦于建模方法的革新, 所提出的“迭代建模与分级优化”策略在基础算法(即架构 I 下的 EFWA)搜索能力有限的背景下, 依然出色地完成了高质量的模型反演. 本节则转换视角, 从算法性能突破的角度出发, 将改进后的新算法重新应用于先前的电性源模型中, 以检验其在无需降维策略辅助下的纯粹搜索能力.

首先, 以潜艇电性源模型的最终优化配置^[15]开展计算, 仅优化电流大小, 直接采用最终的电流环位置, 获得了 8369.5 的适应度值, 结果如表 6 的 1 号所示. 对比表 6 与前文的数据^[15]可知, 得益于新算法在底层架构与寻优算子上的双重改进, 其整体计算效率与搜索能力获得了质的飞跃, 从而有效地突破了原有的精度瓶颈, 实现了最优适应度的进一步提升.

随后, 放宽全部参数的降维限制, 直接利用新算法对包含位置与电流大小的 14 维复杂解空间展开全局寻优. 具体配置如表 6 的 2 号结果所示. 计算结果表明, 直接高维求解得到的适应度获得了进一步提升, 且全局直接搜索确定的最优物理构型与前文通过迭代优化得到的结果高度吻合, 核心数据基本处于同一区间, 尤其是几个核心电流环的位置十分一致.

此对比实验证明了改进型烟花算法跨越局部极值、直接在高维连续解空间中锁定全局最优解的卓越搜索能力. 同时也侧面印证了前文在弱搜索能力背景下所构筑的“迭代-分级”策略的极高应用价

值. 后续先进寻优算法与物理建模策略的深度融合, 将持续推动建模精度迈向更高水平.

6 结 论

本文围绕舰船等效源磁场建模中电磁反演问题的高维、多峰、非线性特征, 以及传统并行计算架构在进化算法执行中面临的计算效率瓶颈, 提出了一种全驻留矩阵化增强型烟花算法 (FRM-EFWA). 主要工作总结如下:

在算法改进层面, 以增强型烟花算法 (EFWA) 为基础框架, 从搜索策略和计算架构两个维度进行了系统性改进. 在搜索策略上, 引入引导型高斯变异策略, 通过叠加指向全局最优解的位移偏置项, 使变异火花在高维电磁反演中具备方向性搜索能力; 采用基于精英保留与并行锦标赛的混合选择机制, 在保证最优解单调非降的同时有效维持种群多样性; 设计基于排序的无放回采样策略, 从数学上杜绝了维度重复碰撞导致的变异退化问题. 消融实验证实, 上述三项策略改进均对提升算法反演精度具有实质性贡献, 且三者协同作用, 使算法在“大范围搜索”与“小尺度精修”之间实现了自适应平衡, 更好地服务于舰船磁源参数的反演寻优. 在计算架构上, 借鉴全矩阵化进化计算 (MEC), 构建了全 GPU 驻留的紧凑矩阵化计算模型. 具体而言, 通过数据流重构, 将种群全部个体映射为无冗余的统一高维张量, 并采用基于逻辑索引的无分支越界处理策略, 实现全矩阵化并行计算, 从而使得算法全流程——从火花生成、高斯变异、越界映射到适应度评估——均在 GPU 内完成, 消除了主机与设备间的通信开销与同步等待开销, 使算法的计算效率大幅提升.

在实验验证层面, 以旋转椭球模型为基准磁场源, 分别开展了 10 维简化模型与 36 维全参数模型的磁偶极子阵列反演测试. 计算效率方面, FRM-EFWA 较传统 CPU 并行调度 GPU 架构计算效率

表 6 电性源建模结果
Table 6. Modeling results under noise.

测试编号	电流环中轴朝向	X	X	X	X	Z	Z	Z	适应度
1号	位置	12	4	-3	-10	17	-12	11	8369.5
	电流大小	2434.15	2708.87	3426.71	2790.25	987.71	-1364.02	-594.17	
2号	位置	12.49	3.57	-6.25	-13.64	18.89	-16.48	4.04	6498.4
	电流大小	2595.13	3922.03	3738.63	1842.91	873.60	-1054.60	-725.91	

提升约 95 倍, 较主流 CPU-GPU 协同架构提升约 1.71 倍, 验证了全驻留矩阵化架构在消除通信瓶颈方面的显著优势. 反演精度方面, 36 维全参数空间的重构磁场平均相对误差低至 0.19%, 平均绝对误差仅 0.53 nT; 重构磁场与目标磁场在三维空间实现全区域高度吻合, 且反演所得阵列总磁矩与目标源严格一致, 表明解具有良好的物理合理性. 鲁棒性方面, 面对单点异常数据, 算法能够精准定位故障采样点; 面对全局随机噪声干扰, 重构磁场的平均相对误差维持在 0.67%, 平均绝对误差维持在 1.60 nT, 保持在底噪量级. 此外, 将 FRM-EFWA 应用于电性源模型的 14 维全参数空间全局寻优, 在无降维策略辅助的情况下成功锁定与前期迭代优化结果基本一致的最优物理构型, 进一步印证了算法强全局搜索能力的泛化性.

综上, FRM-EFWA 在搜索策略和计算架构两个维度的协同改进, 使其在处理舰船磁场反演这类高维、病态、非线性的电磁逆问题时, 兼具高精度与高效率, 为复杂电磁场建模提供了一种有效的算法解决方案. 未来, 先进算法与先进建模策略的深度融合, 将持续推动磁场建模精度与应用水平迈向更高台阶.

参考文献

- [1] Li T H, Gong Z Y, Mu D D, Han X J 2026 *Ocean Eng.* **347** 123926
- [2] Chen H, Pan X, Xiao D W 2020 *Acta Armam.* **41** 1172 (in Chinese) [陈浩, 潘逊, 肖大为 2020 *兵工学报* **41** 1172]
- [3] Choi N S, Jeung G, Yang C S, Chung H J, Kim D H 2012 *IEEE Trans. Appl. Supercond.* **22** 4904504
- [4] Lu B J, Zhang X B 2024 *AIP Adv.* **14** 015209
- [5] Woloszyn M, Tarnawski J 2024 *Sci. Rep.* **14** 7864
- [6] Tarnawski J, Cichocki A, Rutkowski T A, Buszman K, Woloszyn M 2020 *IEEE Access* **8** 190448
- [7] Woloszyn M, Tarnawski J 2023 *Sci. Rep.* **13** 14601
- [8] Sheinker A, Ginzburg B, Salomonski N, Yaniv A, Persky E 2021 *IEEE Trans. Magn.* **57** 6500408
- [9] Lu B J, Zhang X B 2024 *Sci. Rep.* **14** 4070
- [10] Dai Z H, Zhou S H, Zhang X B 2021 *Acta Phys. Sin.* **70** 164101 (in Chinese) [戴忠华, 周德华, 张晓兵 2021 *物理学报* **70** 164101]
- [11] Lu B J, Zhang X B 2024 *AIP Adv.* **14** 015201
- [12] Guo C B, Yin Q Q 2019 *Acta Phys. Sin.* **68** 114101 (in Chinese) [郭成豹, 殷琦琦 2019 *物理学报* **68** 114101]
- [13] Guo C B, Tai Z Y 2024 *Chin. J. Ship Res.* **19** 223 (in Chinese) [郭成豹, 台秣艳 2024 *中国舰船研究* **19** 223]
- [14] He B W, Liu S D, Zong J W 2022 *AIP Adv.* **12** 105221
- [15] Chen G X, Wang L, Cheng J S, Liu S X, Wang X Y, Wang Q L 2026 *Acta Phys. Sin.* **75** 070803 (in Chinese) [陈功轩, 王磊, 程军胜, 刘士宽, 王心怡, 王秋良 2026 *物理学报* **75** 070803]
- [16] Holland J H 1992 *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence* (Cambridge, MA: MIT Press) pp54–57
- [17] Kennedy J, Eberhart R 1995 *Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN 95)* Perth, Australia, November 27–December 1, 1995 p1942
- [18] Hou X C, Sun Y D, Wu J H 2022 *Ship Sci. Technol.* **44** 159 (in Chinese) [侯希晨, 孙玉东, 吴江海 2022 *舰船科学技术* **44** 159]
- [19] Jin H, Wang H, Zhuang Z 2022 *J. Mar. Sci. Eng.* **10** 1495
- [20] Liu F Y, Yan B 2022 *Acta Phys. Sin.* **71** 124101 (in Chinese) [刘美妍, 颜冰 2022 *物理学报* **71** 124101]
- [21] Tarnawski J, Rutkowski T A, Woloszyn M, Cichocki A, Buszman K 2022 *IEEE Access* **10** 16906
- [22] Zielonacki K, Tarnawski J, Woloszyn M 2025 *Sci. Rep.* **15** 44758
- [23] Tan Y, Zhu Y C 2010 *Proceedings of the 1st International Conference on Swarm Intelligence* Beijing, China, June 12–15, 2010 p355
- [24] Li J, Tan Y 2020 *ACM Comput. Surv.* **52** 121
- [25] Zheng S, Janeczek A, Tan Y 2013 *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation* Cancun, Mexico, June 20–23, 2013 p2069
- [26] Li J Z, Zheng S Q, Tan Y 2014 *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation* Beijing, China, July 6–11, 2014 p3214
- [27] Zheng S Q, Janeczek A, Li J Z, Tan Y 2014 *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation* Beijing, China, July 6–11, 2014 p3222
- [28] Zheng S Q, Yu C, Li J Z, Tan Y 2015 *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation* Sendai, Japan, May 25–28, 2015 p1083
- [29] Li J Z, Tan Y 2015 *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation* Sendai, Japan, May 25–28, 2015 p1265
- [30] Li J Z, Zheng S, Tan Y 2017 *IEEE Trans. Evol. Comput.* **21** 153
- [31] Zhang B, Zhang M X, Zheng Y J 2014 *Proceedings of the 5th International Conference on Swarm Intelligence* Hefei, China, October 17–20, 2014 p53
- [32] Zhang B, Zheng Y J, Zhang M X, Chen S Y 2017 *IEEE/ACM Trans. Comput. Biol. Bioinform.* **14** 42
- [33] Li J Z, Tan Y 2018 *IEEE Trans. Evol. Comput.* **22** 679
- [34] Ye X M, Li J Z, Xu B, Tan Y 2018 *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation* Rio de Janeiro, Brazil, July 8–13, 2018 p2195
- [35] Yu C, Li J Z, Tan Y 2014 *Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics* San Diego, USA, October 5–8, 2014 p264
- [36] Chen S Q, Liu Y, Wei L X, Guan B 2018 *Comput. Intell. Neurosci.* **2018** 6094685
- [37] Ding K, Zheng S, Tan Y 2013 *Proceedings of the 15th Genetic and Evolutionary Computation Conference* Amsterdam, Netherlands, July 6–10, 2013 p9
- [38] Zhan Z H, Zhang J, Lin Y, et al. 2022 *IEEE Trans. Emerging Top. Comput. Intell.* **6** 315
- [39] Meng X, Tan Y 2025 *A GPU Implementation of Multi-guiding Spark Fireworks Algorithm for Efficient Black-Box Neural Network Optimization* (Springer-Verlag) p55
- [40] Park J Y, Lee D, Kim S, Lee W, Kang B G, Sakurai K 2025 *IEEE Trans. Emerging Top. Comput.* **13** 669

A full-resident matrix-based enhanced fireworks algorithm for ship magnetic field inversion^{*}

CHEN Gongxuan¹⁾²⁾ WANG Lei^{1)2)†} CHENG Junsheng¹⁾²⁾³⁾WANG Xinyi⁴⁾ WANG Qiuliang^{1)2)‡}¹⁾ (*Institute of Electrical Engineering, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*)²⁾ (*School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)³⁾ (*State Key Laboratory of High Density Electromagnetic Power and Systems, Institute of Electrical Engineering, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*)⁴⁾ (*Kunming Shipborne Equipment Research and Test Center, China State Shipbuilding Corporation Limited, Kunming 650216, China*)

(Received 9 February 2026; revised manuscript received 16 May 2026)

Abstract

To address the high-dimensional, multi-peak, and nonlinear characteristics of magnetic field inversion in ship equivalent source modeling, as well as the substantial computational burden involved, this paper proposes a full-resident matrix-based enhanced fireworks algorithm (FRM-EFWA), aiming to enhance global search capability and significantly improve computational efficiency. In terms of the search mechanism, the algorithm integrates guided Gaussian mutation, tournament selection, and a sampling-without-replacement strategy into the enhanced fireworks algorithm (EFWA) framework, achieving an adaptive balance between large-scale exploration and fine-grained exploitation, thereby effectively improving the ability to approach the global optimum. Ablation experiments confirm the actual contribution of each operator improvement to the overall performance enhancement. In terms of the computing architecture, drawing on matrix evolutionary computation (MEC), all individuals in the population are mapped into a flat and compact unified high-dimensional tensor, with the entire iterative computation driven in a matrix-based parallel manner. By adopting branchless logic control, the entire algorithmic workflow is executed in a closed loop within GPU memory, with only initialization and final result output involving CPU interaction, thereby substantially increasing both search and computational efficiency. Magnetic dipole array inversion experiments for equivalent magnetic sources show that, compared with traditional CPU-scheduled GPU architectures, the computational efficiency of the proposed algorithm is improved by approximately 95 times, and by about 1.71 times compared with mainstream CPU-GPU cooperative architectures. For the 36-dimensional magnetic dipole array model, the average relative error of the reconstructed magnetic field at observation points is as low as 0.19%, with an average absolute error of 0.53 nT. In the anti-abnormal-data test, the algorithm can accurately locate faulty sampling points; in the anti-noise test, the reconstruction error remains at the noise-floor level. Magnetic field inversion of the electrical source model further confirms that, without the aid of dimensionality reduction strategies, the proposed method possesses the optimization capability to directly lock onto the global optimum within the wide-area search space. This paper provides an efficient algorithmic solution for the high-fidelity and rapid inversion of complex ship magnetic fields.

Keywords: fireworks algorithm, ship magnetic field inversion, equivalent magnetic source model, fully matrix evolutionary computation, GPU full-resident

DOI: [10.7498/aps.75.20260224](https://doi.org/10.7498/aps.75.20260224)CSTR: [32037.14.aps.75.20260224](https://cstr.cn/32037.14.aps.75.20260224)

^{*} Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 52277032, 52422702) and the Luguang Yan Academician Workstation at Yunnan Province, China (Grant No. 202305AF150049).

[†] Corresponding author. E-mail: wanglei@mail.iee.ac.cn

[‡] Corresponding author. E-mail: qiuliang@mail.iee.ac.cn

一种面向舰船磁场反演的全驻留矩阵化增强型烟花算法

陈功轩 王磊 程军胜 王心怡 王秋良

A full-resident matrix-based enhanced fireworks algorithm for ship magnetic field inversion

CHEN Gongxuan WANG Lei CHENG Junsheng WANG Xinyi WANG Qiuliang

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 75, 180002 (2026) DOI: 10.7498/aps.75.20260224

CSTR: 32037.14.aps.75.20260224

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.75.20260224>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

一种面向应用的电性等效源舰船磁场建模方法

An application-oriented electric equivalent source method for ship magnetic field modeling

物理学报. 2026, 75(7): 180002 <https://doi.org/10.7498/aps.75.20251595>

在质子照相中利用Abel逆变换反演等离子体自生磁场结构

Self-generated magnetic field in plasma reconstructed by using inverse Abel transformation in proton radiography

物理学报. 2022, 71(24): 245203 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20221848>

织构(Ba, Ca)(Zr, Ti)O₃陶瓷全矩阵机电性能及超声换能器应用

Full matrix electromechanical properties and applications to ultrasonic transducer of textured (Ba, Ca)(Zr, Ti)O₃ ceramics

物理学报. 2025, 74(18): 187701 <https://doi.org/10.7498/aps.74.20250835>

磁偶极子阵列模型的适用性研究与优化分析

Applicability and optimization analysis of magnetic dipole array model

物理学报. 2022, 71(12): 124101 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20212223>

基于奇异值分解正则化和快速迭代收缩阈值算法的无相位辐射源重构算法

An algorithm of reconstructing phaseless radiation source based on singular value decomposition regularization and fast iterative shrinkage-thresholding algorithm

物理学报. 2025, 74(8): 088701 <https://doi.org/10.7498/aps.74.20250062>

基于Boosted-Gold算法的 γ 能谱反演分析

Analysis of the unfolded γ energy spectrum based on Boosted-Gold algorithm

物理学报. 2022, 71(10): 102901 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20212429>