

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2025.02.004

基于组合相似度的实时矢量地磁轮廓匹配算法

刘洋, 兰昆艳, 施航

(之江实验室新型计算与智能传感研究中心, 杭州 311121)

摘要: 为了提高地磁导航系统的定位精度和实时性能, 提出了一种基于组合相似度的实时矢量地磁轮廓匹配算法。该算法引入了矢量地磁特征和组合相似度度量, 构建了多维度相似度模型, 包括方向相似度和强度相似度。方向相似度采用余弦相似度计算, 强度相似度则使用归一化欧氏距离计算。算法采用了高效的多层金字塔搜索策略, 实现了实时矢量地磁匹配, 在保证匹配精度的同时显著提高了计算效率。通过仿真实验对算法进行了全面评估。结果表明, 在最优参数组合下, 算法的均方根误差(RMSE)为 52.48 m, 更新频率达到 2.87 Hz, 明显优于传统地磁轮廓匹配(MAGCOM)算法。在噪声强度从 0 nT 增加到 5 nT 时, 该算法的 RMSE 从 52.48 m 增加到 399.56 m, 而 MAGCOM 算法则从 444.89 m 增加到 890.66 m, 展现出更强的抗干扰能力。通过调整参数, 算法的更新频率可进一步提高到 4.06 Hz。研究结果表明, 该算法在保证高精度定位的同时, 满足实时处理要求, 为地磁辅助导航系统提供了高效可靠的解决方案。

关键词: 实时矢量地磁轮廓匹配算法; 组合相似度度量; 多尺度搜索策略; 地磁导航; 自适应权重机制; 实时性能

中图分类号: V249; TP391

文献标志码: A

文章编号: 2095-8110(2025)02-0038-10

Real-time vector geomagnetic contour matching algorithm based on combined similarity

LIU Yang, LAN Kunyan, SHI Hang

(New Computing and Intelligent Sensing Research Center, Zhijiang Lab, Hangzhou 311121, China)

Abstract: A real-time vector geomagnetic contour matching algorithm based on combined similarity is proposed to improve the positioning accuracy and real-time performance of a geomagnetic navigation system. In this algorithm, the vector geomagnetic features and combined similarity metrics are introduced, and a multi-dimensional similarity model, including direction and intensity similarities, is constructed. Directional similarity is quantified by using cosine similarity, while intensity similarity is calculated by using normalized Euclidean distance. The algorithm uses an efficient multi-layer pyramid search strategy to achieve real-time vector geomagnetic matching, significantly improving computational efficiency while ensuring matching accuracy. A comprehensive evaluation of the algorithm is carried out through simulation experiments. The results show that under the optimal parameter combination, the algorithm achieves a root mean square error (RMSE) of 52.48 m and an update frequency of 2.87 Hz, significantly outperforming the traditional magnetic contour matching (MAGCOM) algorithm. As the noise intensity increases from 0 nT

收稿日期: 2024-10-10; 修订日期: 2024-11-29

作者简介: 刘洋(1988—), 男, 博士, 助理研究员, 主要从事导航算法方面的研究。

通信作者: 施航(1970—), 女, 博士, 研究员, 主要从事导航相关方面的研究。

to 5 nT, the RMSE of this algorithm increases from 52.48 m to 399.56 m, while that of MAGCOM increases from 444.89 m to 890.66 m, demonstrating stronger anti-interference capability. By adjusting the parameters, the update frequency of the algorithm can be further increased to 4.06 Hz. The research results show that this algorithm meets real-time processing requirements while ensuring high-precision positioning, providing an efficient and reliable solution for geomagnetic-assisted navigation systems.

Key words: Real-time vector geomagnetic contour matching algorithm; Combined similarity metrics; Multi-scale search strategy; Geomagnetic navigation; Adaptive weighting mechanism; Real-time performance

0 引言

地磁导航作为一种被动、全天候及全球覆盖的导航技术,在军事和民用领域具有重要应用价值^[1-3]。它不依赖外部信号源,能够在卫星信号受限或被干扰的环境下提供可靠的定位信息,对提高装备设备的自主性和生存能力具有重要意义^[4]。同时,在地下、水下等传统导航方法难以应用的场景中,地磁导航也展现出独特优势^[5-6]。随着传感器技术的进步,高精度三轴磁强计的出现使得矢量地磁匹配技术成为可能。与传统的标量地磁匹配相比,矢量地磁匹配利用地磁场的方向信息,理论上可以提供更高的定位精度和更强的抗干扰能力^[7]。然而,矢量数据的处理复杂度更高,如何在实时应用中有效利用矢量信息仍是一个亟待解决的问题。

传统的标量地磁匹配算法主要基于地磁场强度信息,如地形轮廓匹配(terrain contour matching, TERCOM)算法^[8]的变体—地磁轮廓匹配(magnetic contour matching, MAGCOM)算法^[9]。这类算法计算简单,但在地磁梯度较小的区域匹配性能下降。近年来,矢量地磁匹配算法成为研究热点。国内外学者提出了基于矢量迭代最近点(vector iterative closest contour point, VICCP)等方法的匹配算法^[10],这些算法在理论上能够提供更高的匹配精度。VICCP 算法通过迭代优化以寻找最佳匹配,充分利用了地磁场的三维矢量特性。该算法在每次迭代中计算测量轨迹上的点与参考地图上具有相同磁场强度的最近点之间的对应关系,并通过最小化这些对应点之间的距离以优化位置估计。VICCP 能够同时考虑地磁场的强度和方向信息,理论上可以提供更高的匹配精度。然而,由于需要多次迭代和大量的最近邻搜索,该算法的计算复杂度较高,在实时应用中可能面临挑战。随着人工智能技术的迅速发展,基于深度学习的地磁匹配方法逐渐成为研究热

点^[11-13]。这些方法利用神经网络对地磁场特征进行学习和提取,理论上有望显著提高匹配精度和系统鲁棒性。然而,深度学习模型的计算复杂度较高,其实时性能仍面临挑战,难以满足许多实际应用场景的实时处理需求。如何在实际应用中有效处理矢量数据,平衡计算复杂度和匹配性能,仍是当前研究的重点和难点。

针对这一问题,本文提出了一种新的矢量地磁匹配方法,借鉴了多源信息融合的思想^[14],通过综合考虑地磁场的方向和强度特征,构建了一个多维度的组合相似度模型。这种方法能够更全面地描述测量序列与参考序列之间的匹配程度。基于组合相似度模型,本文设计了一种适用于实时应用的矢量地磁匹配算法。为满足实时性要求,该算法采用了高效的多层金字塔搜索策略。通过仿真实验,本文对所提出的算法进行了全面的性能评估,包括匹配精度、计算效率及抗干扰能力等方面。同时,与传统算法进行了对比分析,验证了新算法的优越性。

1 组合相似度度量方法

传统地磁匹配算法^[8-9]多采用均方差距,但其仅考虑标量信息且未能充分利用矢量特性。针对这些不足,本文提出了一种基于组合相似度的新方法,综合考虑地磁场的方向和强度特征,构建了多维度相似度模型。

1.1 方向相似度

方向相似度是衡量 2 个地磁矢量序列方向一致性的重要指标。本文采用余弦相似度^[15]量化方向相似度,其定义如式(1)

$$\text{sim}_{\cos}(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \frac{\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}}{\|\mathbf{a}\| \|\mathbf{b}\|} \quad (1)$$

其中, \mathbf{a} 和 \mathbf{b} 分别表示测量序列 \mathbf{A} 和参考序列 \mathbf{B} 中对应的地磁矢量。

对于2个长度为 n 的地磁矢量序列 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} ,其整体方向相似度可以表示为

$$sim_{dir}(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n sim_{cos}(a_i, b_i) \quad (2)$$

$(i = 1, 2, \dots, n)$

式中: \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 分别表示测量序列和参考序列; a_i 和 b_i 分别表示 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 中第 i 个地磁矢量; n 为序列长度。方向相似度的值域为 $[-1, 1]$,值越接近1表示2个序列的方向越相似。

这种定义方式具有以下优点:

1)使用余弦相似度可以有效捕捉向量方向的变化,不受向量长度的影响。

2)计算简单高效,适合实时处理。

3)结果标准化到 $[-1, 1]$ 区间,便于与其他相似度指标进行比较和组合。

4)对局部扰动具有一定的鲁棒性,因为它主要关注整体方向趋势。

方向相似度为后续的组合相似度模型提供了重要的方向信息输入,能够有效提高匹配算法的精度和可靠性。

1.2 强度相似度

强度相似度用于衡量2个地磁矢量序列在强度上的相似程度。本文采用归一化欧几里得距离^[16]量化强度相似度,其定义如式(3)

$$sim_{mag}(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = 1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\|a_i - b_i\|}{\|a_i\| \|b_i\|} \quad (3)$$

$(i = 1, 2, \dots, n)$

其中: \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 分别表示测量序列和参考序列; a_i 和 b_i 为对应的地磁矢量; n 为序列长度。

这种定义方式具有以下优点:

1)归一化处理使得强度相似度的值域为 $[0, 1]$,便于与方向相似度进行组合。

2)考虑了每对向量的相对差异,而不仅仅是绝对差异,这使得度量更加鲁棒。

3)计算简单,适合实时处理。

强度相似度越接近1,表示2个序列在强度上越相似。这种度量方法能够有效捕捉地磁场强度的变化特征,为后续的组合相似度模型提供重要的输入。

1.3 组合相似度模型构建

基于前面定义的方向相似度和强度相似度,借鉴多源信息融合的思想^[14],可以构建一个组合相似度模型,以更全面地描述2个地磁矢量序列之间的相似程度。组合相似度模型的定义如式(4)

$$sim_{combined}(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \omega_{dir} \cdot sim_{dir}(\mathbf{A}, \mathbf{B}) + \omega_{mag} \cdot sim_{mag}(\mathbf{A}, \mathbf{B}) \quad (4)$$

其中, ω_{dir} 和 ω_{mag} 分别为方向相似度和强度相似度的权重,且满足 $\omega_{dir} + \omega_{mag} = 1$ 。

这种组合相似度模型具有以下优点:

1)综合考虑了地磁场的方向和强度特征,提供了更全面的相似度度量。

2)通过调整权重可以灵活地平衡方向和强度信息的重要性,以适应不同的应用场景。

3)结果标准化到 $[0, 1]$ 区间,便于解释和比较。

4)计算简单,适合实时处理。

2 实时匹配搜索策略

实时矢量地磁轮廓匹配算法面临的主要挑战是在计算资源有限和时间约束严格的情况下,快速找到最佳匹配。传统方法要求实时地磁测量序列在匹配范围内的所有网格点逐个位置进行相关度量指标计算^[9]。这种方法计算量大、效率低下,难以满足实时性要求,在大范围搜索或高分辨率地图中表现更为突出。

为了解决这一问题,本文采用了粗精结合的搜索策略,并采用多尺度搜索策略,以满足实时性要求。这种策略不仅能够显著提高搜索效率,还能在有限的计算资源下保证匹配精度。其核心思想是首先通过粗搜索快速缩小候选区域,然后在细搜索阶段采用更小的步长进行精细匹配。这种方法可在搜索速度和精度之间达到平衡,即使在计算资源受限的情况下,仍能实现高精度的匹配结果。具体而言,在粗搜索阶段使用较大的步长快速扫描整个搜索区域,识别出潜在的匹配区域。随后,在细搜索阶段,算法集中计算资源在这些高潜力区域内进行更精细的搜索。通过采用比传统方法更小的搜索步长,本策略能够在不显著增加总体计算量的前提下,实现更高的空间分辨率和匹配精度。这种方法不仅提高了算法的实时性能,还间接增强了其在复杂地磁环境下的鲁棒性和适应性。

这个优化版本的多尺度搜索算法包含了以下改进。

1)并行计算:使用ThreadPoolExecutor进行并行搜索,充分利用多核中央处理器(central processing unit, CPU)。

2)金字塔搜索策略:引入多层级的搜索(不仅局限于粗搜索和细搜索2层),逐步缩小搜索范围,

进一步提高效率。

3) 早期终止条件: 如果在某一层级只找到一个候选点, 直接返回结果, 避免不必要的计算。

4) 缓存机制: 相似度计算函数的结果会反复使用, 使用 @lru_cache 装饰器缓存相似度计算函数的结果, 避免重复计算。

改进后的多尺度搜索算法主要步骤如下。

1) 初始化搜索:

• 定义搜索区域、粗搜索步长、细搜索步长和相似度阈值。

• 初始化金字塔层级数和当前步长。

2) 粗搜索阶段:

• 使用并行计算在当前层级进行网格搜索。

• 对每个网格点计算组合相似度, 筛选出高于阈值的候选点。

• 如果只有一个候选点, 直接返回结果。

• 否则, 更新搜索范围, 缩小步长, 进入下一层级。

3) 细搜索阶段:

• 在粗搜索得到的候选点周围进行精细搜索。

• 使用更小的步长在候选点附近计算组合相似度。

• 找出最佳匹配点。

4) 返回结果:

• 输出最佳匹配位置。

改进后的基于组合相似度的实时矢量地磁轮廓匹配算法流程如图 1 所示。

这种策略可以用伪代码表示如下。

函数 优化多尺度搜索(搜索区域, 粗搜索步长, 细搜索步长, 相似度阈值):

```
# 1. 并行计算
函数 并行搜索(起始 x, 结束 x):
    # 使用 ThreadPoolExecutor 并行计算网格点相似度
    返回 高于阈值的候选点列表
```

```
# 2. 金字塔搜索策略
初始化金字塔层级和当前步长
```

```
对于每个金字塔层级:
    使用并行搜索获取粗候选点
```

```
# 3. 早期终止条件
如果只有一个候选点:
    返回该候选点
```

```
更新搜索范围和步长
```

```
# 细搜索
```

```
对于每个粗候选点:
    在其周围进行精细搜索
    更新最佳匹配点
```

```
返回最佳匹配点
```

```
# 4. 缓存机制
@使用缓存装饰器
函数 计算相似度(x, y):
    # 使用组合相似度模型计算相似度
    返回 相似度值

# 主程序
设置搜索参数
最佳匹配 = 优化多尺度搜索(搜索区域, 粗搜索步长, 细搜索步长, 相似度阈值)
输出最佳匹配位置
```

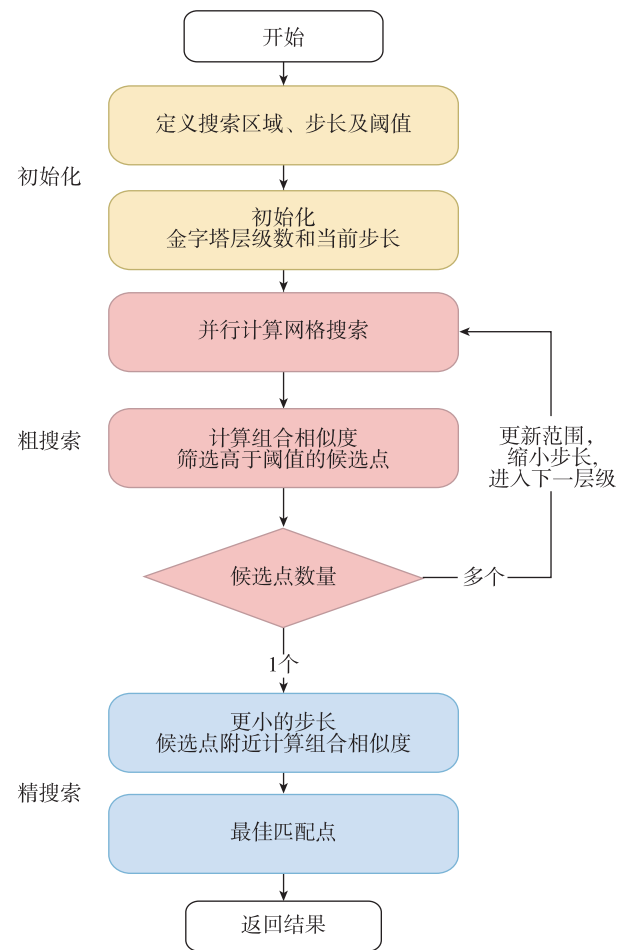


图 1 基于组合相似度的实时矢量地磁轮廓匹配算法流程
Fig. 1 Flow of real-time vector geomagnetic contour matching algorithm based on combined similarity

3 仿真实验和性能分析

3.1 仿真环境设置

仿真测试环境设置如表 1 所示。

表1 仿真测试环境配置

Tab. 1 Simulation test environment configuration

类别	项目	参数配置
硬件环境	处理器型号	Intel(R) Xeon(R) w7-2495X
	CPU 核心数	24 核 48 线程
	主频	2.50 GHz
	内存	16 GB 128 位 LPDDR5
软件环境	操作系统	Ubuntu 22.04 LTS
	Python 版本	3.10
	依赖库	numpy, scipy, matplotlib, geoist, gncs_ins_sim, colorednoise
仿真数据	飞行轨迹	gncs_ins_sim 生成的模拟数据
	地磁场数据	Geoist 生成
	传感器噪声	colorednoise 生成模型
仿真参数	仿真时长	10 min
	飞行速度	120 m/s
	IMU 采样率	100 Hz
	磁强计采样率	10 Hz
	GNSS 采样率	1 Hz
基准图参数	地磁模型	EMM2017 ^[17]
	匹配区域大小	1°×1°
	匹配区域中心位置	19.86°N, 114.17°E
	高度	150 m
	分辨率	0.001°
传感器参数	陀螺仪零偏	0.000 (°)/h
	陀螺仪零偏稳定性	0.01 (°)/h
	陀螺仪随机游走	0.1 (°)/√h
	加速度计零偏	0.000 m/s ²
	加速度计零偏稳定性	[4.29×10 ⁻⁵ , 5.72×10 ⁻⁵ , 8.02×10 ⁻⁵] m/s ²
	加速度计随机游走	0.01 (m/s)/√h

为全面评估算法性能,本研究采用系统化的轨迹设计方法,生成了 100 条涵盖不同飞行特征的仿真轨迹。轨迹设计遵循表 2 所示的分类方案,包括直线轨迹、曲线轨迹和复合轨迹 3 大类,每类又细分为不同子类型,确保了数据集的代表性和完整性。具体轨迹参数如表 2 所示。

表2 仿真轨迹数据集设计

Tab. 2 Design of simulation trajectory dataset

轨迹类型	子类型	数量/条	参数说明
直线轨迹	东西向	10	恒定航向角 0°或 180°
	南北向	10	恒定航向角 90°或 270°
	斜向	10	不同方位角 0°~90°
曲线轨迹	小半径	15	曲率半径 5~10 km
	中半径	15	曲率半径 20~30 km
	大半径	15	曲率半径 50~60 km
复合轨迹	组合型	25	直线与曲线交替组合

3.2 算法性能评估

3.2.1 匹配精度分析

为了全面评估算法的匹配精度,进行了仿真实验。在本研究中,VMAGCOM_combined 算法的组合相似度权重设置为 $\omega_{dir} = 0.3, \omega_{mag} = 0.7$,这一权重配置是经过大量实验优化得出的。对于传统的 MAGCOM 算法,采用现有研究中效果最佳的均方差(mean square difference, MSD)作为相似度指标。以下是详细的分析结果。

(1) 位置误差统计

统计了所有 100 条轨迹的匹配位置与真实位置之间的均方根误差(root mean squared error, RMSE)。在实验中,设置搜索网格大小为 100 m。同时,将本矢量算法与传统的标量 MAGCOM 算法及使用 MSD 作为相似度指标的 VMAGCOM_msd 算法进行了对比,结果如表 3 所示。

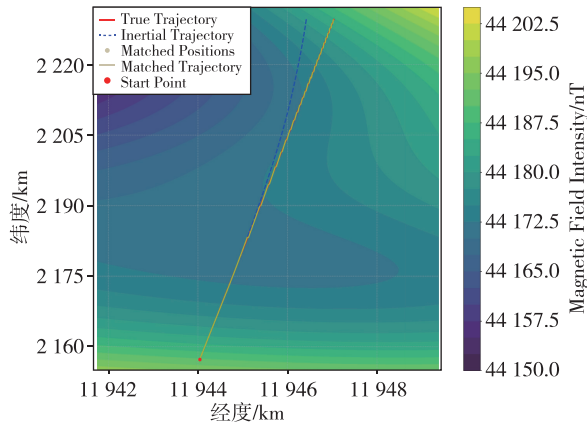
表3 3种算法的 RMSE 对比

Tab. 3 RMSE comparison of three algorithms

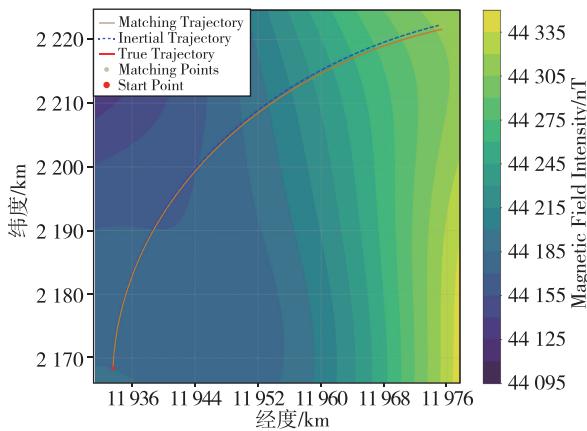
算法	RMSE/m
VMAGCOM_combined	52.48
VMAGCOM_msd	56.10
MAGCOM	444.89

从表 3 可以看出,本算法的定位精度明显优于传统 MAGCOM 算法和 VMAGCOM_msd 算法。本算法的 RMSE 为 52.48 m,而 MAGCOM 算法的 RMSE 为 444.89 m,精度提升了约 88.2%。相比之下,VMAGCOM_msd 算法的 RMSE 为 56.10 m,虽然也明显优于 MAGCOM 算法,但仍略逊于 VMAGCOM_combined 算法 6.5%。这一显著的性能提升主要得益于本算法充分利用了地磁场的矢量信息,而非仅仅依赖于传统 MAGCOM 算法所使用的标量磁场强度。矢量信息包含了磁场的方向和强度,提供了更丰富且更具辨识度的特征,使得匹配过程能够更准确地识别位置。相比之下,传统的标量方法仅使用磁场强度,忽略了方向信息,因此在复杂地磁环境中容易产生歧义。尽管 VMAGCOM_msd 算法也利用了矢量信息,但由于仅使用 MSD 作为相似度指标,未能充分发挥组合相似度的优势。因此,本文提出的基于组合相似度的实时矢量地磁轮廓匹配算法在全面利用地磁信息方面具有明显优势,从而在定位精度上取得了显著的提升。

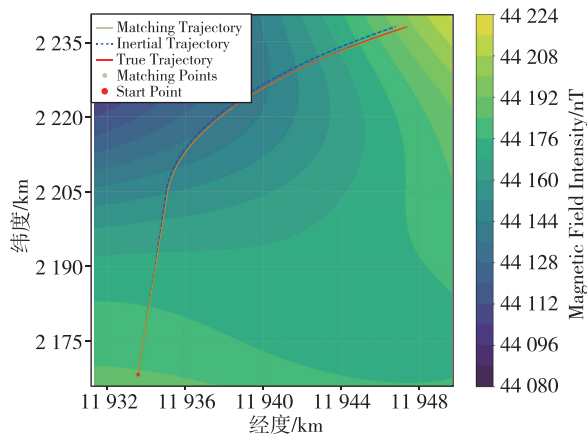
为了全面展示算法在不同飞行场景下的匹配效果,从 3 种典型轨迹(直线、曲线及组合)中各随机选择一条进行分析,如图 2 所示。



(a) 直线轨迹



(b) 曲线轨迹



(c) 复合轨迹

图 2 不同类型轨迹的匹配效果对比
(红色为真实轨迹,黄色为匹配轨迹)

Fig. 2 Matching results comparison for different trajectory types (red: true , yellow: matched)

图 2(a)展示了一条斜向直线轨迹的匹配结果。在匹配前,惯导系统的位置误差 RMSE 为 242.92 m,经过本算法匹配后降低至 57.13 m。图 2(b)展示了一条曲率半径为 25 km 的中等曲线轨迹,匹配前 RMSE 为 329.81 m,匹配后降低至 58.35 m。图 2(c)展示了一条包含直线段和转弯段的复合轨迹,匹配前 RMSE 为 215.81 m,匹配后降低至 71.20 m。从图 2 可以看出,本算法在这 3 种典型场景下都表现出良好的匹配效果,匹配轨迹与真实轨迹高度吻合(需要仔细观察可以发现,图中表示匹配轨迹的黄色线与表示真实轨迹的红色线高度重合,几乎重叠在一起),验证了算法在不同轨迹类型下的适应性和稳定性。

(2) 抗干扰能力评估

为了评估算法的抗干扰能力,模拟了不同程度的磁场干扰,并分析了算法在有干扰情况下的匹配精度变化。

具体实验设置如下。

1) 干扰模型:采用加性高斯白噪声模型模拟磁场干扰,干扰强度用标准差(单位:nT)表示。

2) 干扰强度:设置了 5 个不同的噪声水平 0.1 nT, 0.5 nT, 1 nT, 2 nT 和 5 nT。

3) 实验方法:针对每个噪声水平,对 100 条随机生成的飞行轨迹进行测试,每条轨迹包含 600 个采样点。每个采样点的地磁场测量值都加入了相应强度的高斯白噪声。

实验结果如表 4 所示。

表 4 不同噪声强度下 VMAGCOM_combined 与 MAGCOM 算法的 RMSE 对比

Tab. 4 RMSE comparison between VMAGCOM_combined algorithm and MAGCOM algorithm under different noise intensities

噪声强度/nT	VMAGCOM_combined RMSE/m	MAGCOM RMSE/m
0 (无干扰)	52.48	444.89
0.1	59.47	459.07
0.5	92.44	519.52
1	160.30	570.93
2	266.67	691.29
5	399.56	890.66

从表 4 可以看出,随着干扰强度的增加,两种算法的匹配精度都有所下降。然而,VMAGCOM_combined 算法表现出更强的抗干扰能力:1)在所有干扰

水平下,VMAGCOM_combined 的 RMSE 始终显著低于 MAGCOM 算法。2)当噪声强度从 0 nT 增加到 5 nT 时,VMAGCOM_combined 的 RMSE 增加了约 347.08 m(从 52.48 m 增加到 399.56 m),而 MAGCOM 的 RMSE 增加了约 445.77 m(从 444.89 m 增加到 890.66 m)。这表明,VMAGCOM_combined 的 RMSE 增加幅度显著小于 MAGCOM 算法。3)即使在最强干扰(5 nT)下,VMAGCOM_combined 的 RMSE 仍保持在 400 m 左右,而 MAGCOM 的 RMSE 已经接近 900 m。这些结果表明,VMAGCOM_combined 算法在面对磁场干扰时具有更强的鲁棒性。这主要归功于以下几个因素:1)矢量信息的利用:通过综合考虑磁场的方向和强度,算法能够更好地抵抗单一维度的干扰。2)组合相似度度量:多维度的相似度计算提供了更全面的匹配评估,减少了因单一特征受干扰导致的误匹配。3)多尺度搜索策略:由粗到细的搜索过程有助于在存在干扰的情况下找到全局最优解。

总的来说,这个实验证明了 VMAGCOM_combined 算法在抗干扰能力方面的优势,为其在复杂电磁环境下的应用提供了有力支持。尽管在高强度干扰下,VMAGCOM_combined 的性能也会受到一定影响,但其相对于 MAGCOM 算法仍然保持了优势,这对于实际应用中的鲁棒性至关重要。

3.2.2 实时性分析

(1) 执行时间对比实验

为了评估算法的计算效率,进行了执行时间对比实验。实验的主要目的是验证改进的多尺度搜索算法在计算效率方面优于传统的遍历搜索方法。实验方法和结果如下。

1)搜索策略:粗搜索采用 3 层金字塔结构,最粗层网格大小为 100 m;细搜索则采用 10 m 网格大小。

2)测试数据:使用 100 条随机生成的飞行轨迹,每条轨迹包含 600 个采样点(1 min, 10 Hz 采样率)。

3)对比算法:

a. VMAGCOM_combined 使用改进的多尺度搜索。

b. VMAGCOM_multiscale 使用未改进的多尺度搜索。

c. VMAGCOM_exhaustive 使用传统的遍历搜索。

记录了两种算法在处理每条轨迹时的平均执行时间,结果如表 5 所示。

表 5 VMAGCOM 算法改进前后执行时间对比

Tab. 5 Comparison of algorithm execution time before and after VMAGCOM algorithm improvement

算法	平均执行时间/(s/点)	更新率/Hz
VMAGCOM_combined	0.348 4	2.87
VMAGCOM_multiscale	0.793 7	1.26
VMAGCOM_exhaustive	17.907 9	0.056

从表 5 可以看出,VMAGCOM_combined 的平均执行时间显著低于 VMAGCOM_multiscale 和 VMAGCOM_exhaustive。具体而言,VMAGCOM_combined 的平均执行时间为 0.348 4 s/点,VMAGCOM_multiscale 的平均执行时间为 0.793 7 s/点,而 VMAGCOM_exhaustive 的平均执行时间为 17.907 9 s/点。这意味着改进的多尺度搜索算法比传统的遍历搜索方法快了约 51.4 倍,同时也较未改进的多尺度搜索方法有了显著提升。

VMAGCOM_combined 算法实现了 2.87 Hz 的更新率,超过实时导航 1 Hz 的标准要求,证明其能满足实时导航需求。相比之下,VMAGCOM_multiscale 算法的更新率为 1.26 Hz,虽然也满足实时要求,但效率较低;而 VMAGCOM_exhaustive 算法的 0.056 Hz 更新率远低于实时标准。这表明 VMAGCOM_combined 算法不仅在效率上比 VMAGCOM_multiscale 有显著提升,而且在保证高精度匹配的同时,还可满足实时导航要求的更新率。

总的来说,这个实验结果充分证明了改进的多尺度搜索算法在计算效率方面的显著优势,为实现高效、实时的矢量地磁匹配导航奠定了基础。

(2) 实时导航性能评估

为了评估算法的实时性能,并探讨如何在满足实时性要求的前提下优化定位精度,使用 VMAGCOM_combined 算法进行了一系列实验,分析了搜索参数对更新频率和定位精度的影响。

实验设置如下。

1)粗搜索步长:100 m, 200 m, 300 m。

2)细搜索步长:10 m, 20 m, 30 m。

3)相似度阈值:0.7, 0.8, 0.9。

4)金字塔层数:2, 3, 4。

5)测试数据:使用 100 条随机生成的飞行轨迹,每条轨迹包含 600 个采样点(1 min, 10 Hz 采样率)。

对不同参数组合进行了系统性测试,记录了算法的平均更新频率和对应的定位精度(RMSE)。参

数选择遵循以下逻辑。

- 1) 设置基准参数组合:粗搜索步长 100 m,细搜索步长 10 m,相似度阈值 0.8,金字塔层数 3。
- 2) 在保持其他参数不变的情况下,分别改变单一参数以观察其影响。
- 3) 选择合理的参数范围,如粗搜索步长 100~

300 m,细搜索步长 10~30 m 等。

- 4) 确保所有参数组合都能保证更新频率在 1 Hz 以上,满足实时导航需求。

部分关键结果如表 6 所示。

为了更直观地展示参数与更新频率和定位精度之间的关系,绘制了图 3。

表 6 不同搜索参数组合下的算法性能

Tab. 6 Algorithm performance under different search parameter combinations

粗搜索步长/m	细搜索步长/m	相似度阈值	金字塔层数	更新频率/Hz	RMSE/m	说明
100	10	0.8	3	2.87	52.48	基准组合
200	10	0.8	3	4.06	54.46	改变粗搜索步长
300	10	0.8	3	4.04	154.02	改变粗搜索步长
100	20	0.8	3	3.02	54.28	改变细搜索步长
100	30	0.8	3	3.35	57.13	改变细搜索步长
100	10	0.7	3	2.92	52.48	改变相似度阈值
100	10	0.9	3	2.82	52.48	改变相似度阈值
100	10	0.8	2	3.68	58.70	改变金字塔层数
100	10	0.8	4	2.39	52.28	改变金字塔层数

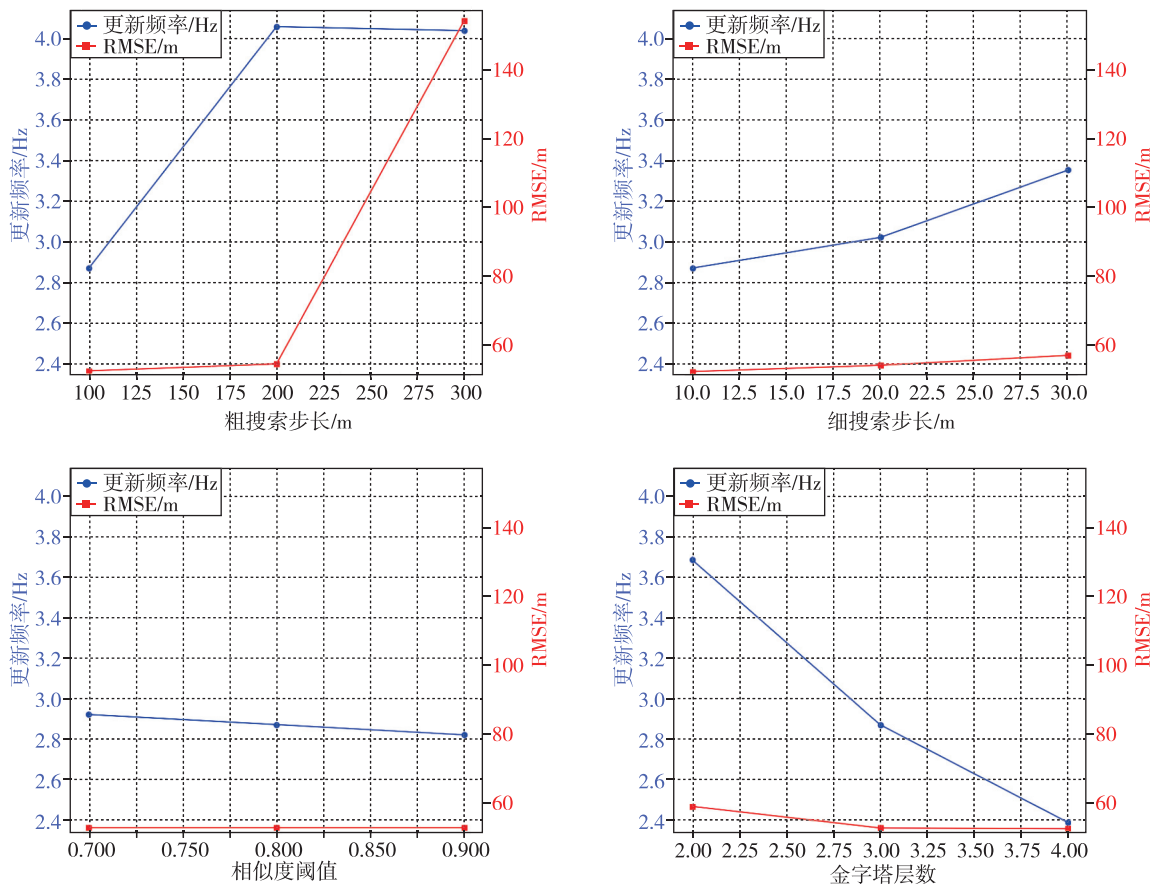


图 3 搜索参数对更新频率和定位精度的影响

Fig. 3 Impact of search parameters on update frequency and positioning accuracy

从实验结果中,可以得出以下结论。

1) 粗搜索步长对算法性能影响最大。增大粗搜索步长可以提高更新频率,但会显著降低定位精度。当粗搜索步长从 100 m 增加到 200 m 时,更新频率从 2.87 Hz 提高到 4.06 Hz,但 RMSE 仅略微增加到 54.46 m。然而,当粗搜索步长进一步增加到 300 m 时,虽然更新频率保持在 4.04 Hz,但 RMSE 急剧上升到 154.02 m,表明精度显著下降。

2) 细搜索步长的影响相对较小。增大细搜索步长略微提高了更新频率(从 2.87 Hz 到 3.35 Hz),但同时也略微降低了精度(RMSE 从 52.48 m 增加到 57.13 m)。

3) 相似度阈值的影响相对较小。改变阈值(0.7 到 0.9)对 RMSE 没有影响(均为 52.48 m),对更新频率有轻微影响(从 2.92 Hz 到 2.82 Hz)。这表明算法在一定范围内对相似度阈值的选择不敏感,具有较好的稳定性。

4) 金字塔层数对性能有一定影响。减少层数(从 3 层到 2 层)提高了更新频率(从 2.87 Hz 到 3.68 Hz),但略微降低了精度(RMSE 从 52.48 m 增加到 58.70 m)。增加层数(从 3 层到 4 层)略微提高了精度(RMSE 从 52.48 m 降低到 52.28 m),但降低了更新频率(从 2.87 Hz 降低到 2.39 Hz)。

5) 最优参数组合(粗搜索步长 100 m,细搜索步长 10 m,相似度阈值 0.8,金字塔层数 3)可以达到 2.87 Hz 的更新频率,同时保持 52.48 m 的 RMSE,满足实时导航要求并提供较高的定位精度。

6) 参数选择应根据具体应用场景需求进行权衡:对于高动态平台,可以适当增大粗搜索步长(如 200 m)以获得更高的更新频率(4.06 Hz),但需要接受精度的轻微降低(RMSE 54.46 m)。对于精度要求高的应用,应保持较小的粗搜索步长(100 m)和细搜索步长(10 m),并可以考虑增加金字塔层数到 4 层,以获得最佳精度(RMSE 52.28 m),但要注意更新频率会略有下降(2.39 Hz)。

7) 在实际应用中,可以考虑实施自适应参数调整策略。例如,根据平台速度动态调整搜索步长,或根据匹配结果质量调整相似度阈值。

总的来说,本实验结果为实际应用中的参数选择提供了重要指导。通过合理设置搜索参数,特别是粗搜索步长和金字塔层数,可以在定位精度和计算效率之间取得良好的平衡,以满足不同应用场景的需求,同时保证算法的实时性能。

4 结论

本研究提出了一种基于组合相似度的实时矢量地磁轮廓匹配算法。该算法的主要创新点包括:引入矢量地磁特征和组合相似度度量,提高了匹配的鲁棒性和准确性;采用多尺度搜索策略,有效降低了计算复杂度,实现了实时处理。

通过仿真实验和性能评估,得出以下结论。

1) 匹配精度:本算法展现出较高的定位精度。在最优参数组合(粗搜索步长 100 m,细搜索步长 10 m,相似度阈值 0.8,金字塔层数 3)下,算法的 RMSE 为 52.48 m,显著优于传统 MAGCOM 算法,略优于使用传统 MSD 相似度的矢量算法。即使在不同参数组合下,RMSE 也保持在较低水平,大多数情况下低于 60 m。

2) 抗干扰能力:本算法展现出优秀的抗干扰能力。在不同强度的磁场干扰下,VMAGCOM_combined 算法始终优于传统 MAGCOM 算法。当噪声强度从 0 nT 增加到 5 nT 时,VMAGCOM_combined 的 RMSE 从 52.48 m 增加到 399.56 m,增幅显著小于 MAGCOM 算法(从 444.89 m 增加到 890.66 m)。这种优越的抗干扰性能,使算法能够在磁场环境下保持较高的匹配精度。

3) 计算效率:本算法大幅提高了计算效率。从表 4 可以看出,在基准参数组合下,算法的更新频率达到 2.87 Hz。通过调整参数,更新频率可以进一步提高到 4.06 Hz(粗搜索步长 200 m 时)。这意味着算法能够在不到 0.25 s 内完成一次位置匹配,相较于未改进的多尺度搜索算法和传统遍历搜索方法有显著提升。

4) 实时性能:所有测试的参数组合都能保证更新频率在 1 Hz 以上,满足实时导航需求。即使在最慢的情况下(金字塔层数为 4 时),更新频率仍达到 2.39 Hz,能够为高动态平台提供及时的位置信息。

5) 参数灵活性:实验结果表明,算法性能可以通过调整参数进行优化。例如,通过增加粗搜索步长可以提高更新频率(从 2.87 Hz 提高到 4.06 Hz),但会略微降低精度(RMSE 从 52.48 m 增加到 54.46 m)。这种灵活性使得算法可以根据不同应用场景的需求进行调整。

总之,本算法在保证高精度定位的同时,实现了实时处理的要求,为地磁辅助导航系统提供了一

个高效可靠的解决方案。

参考文献

- [1] 陆一, 魏东岩, 纪新春, 等. 地磁定位方法综述[J]. 导航定位与授时, 2022, 9(2): 118-130.
LU Yi, WEI Dongyan, JI Xinchun, et al. Review of geomagnetic positioning methods[J]. Navigation Positioning and Timing, 2022, 9(2): 118-130 (in Chinese).
- [2] 袁洪, 魏东岩. 多源融合导航技术及其演进[M]. 北京: 国防工业出版社, 2021.
YUAN Hong, WEI Dongyan. Multi-source fusion navigation technology and its evolution [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2021 (in Chinese).
- [3] 邢朝洋, 王巍, 冯文帅. 自主导航技术现状与发展趋势[J]. 航空学报, 2021, 42(1): 11-29.
XING Chaoyang, WANG Wei, FENG Wenshuai. State of the art and perspectives of autonomous navigation technology[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(1): 11-29 (in Chinese).
- [4] GROVES P D. The PNT boom: future trends in integrated navigation[J]. Inside GNSS, 2013, 8(2): 44-49.
- [5] WANG J, GUO Y, GUO L, et al. Performance test of MPMD matching algorithm for geomagnetic and RFID combined underground positioning[J]. IEEE Access, 2019, 7: 129789-129801.
- [6] 黄明, 欧阳永忠, 边少锋, 等. 美俄水下重力辅助惯性导航技术发展分析与思考[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(1): 1-11.
HUANG Ming, OUYANG Yongzhong, BIAN Shaofeng, et al. Analysis and reflections on the development of underwater gravity-aided inertial navigation technology in the United States and Russia[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, 49(1): 1-11 (in Chinese).
- [7] JANG B, KIM H, KIM J W. Survey of landmark-based indoor positioning technologies[J]. Information Fusion, 2023, 89: 166-188.
- [8] ZHAO H, ZHANG J. A novel adaptive nonlinear filter-based pipelined feedforward second-order Volterra architecture[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 57(1): 237-246.
- [9] CHEN K, LIANG W, LIU M, et al. Comparison of geomagnetic aided navigation algorithms for hypersonic vehicles[J]. Journal of Zhejiang University-SCIENCE A, 2020, 21(8): 673-683.
- [10] SONG Z, ZHANG J, ZHU W, et al. The vector matching method in geomagnetic aiding navigation [J]. Sensors, 2016, 16(7): 1120.
- [11] WANG X, YU Z, MAO S. DeepML: deep LSTM for indoor localization with smartphone magnetic and light sensors[C]// Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Communications (ICC). Kansas City: IEEE, 2018: 1-6.
- [12] HE T, NIU Q, HE S, et al. Indoor localization with spatial and temporal representations of signal sequences [C]// Proceedings of 2019 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Waikoloa: IEEE, 2019: 1-7.
- [13] LEE N, AHN S, HAN D. AMID: accurate magnetic indoor localization using deep learning[J]. Sensors, 2018, 18(5): 1598-1613.
- [14] ZHAO H, LIU J, CHEN X, et al. Information monitoring and adaptive information fusion of multi-source fusion navigation systems in complex environments[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(2): 1-12.
- [15] PARK S, RYSZ M, FAIR K L, et al. Synthetic-aperture radar image based positioning in GPS-denied environments using deep cosine similarity neural networks[J]. Inverse Problems & Imaging, 2021, 15(4): 763-785.
- [16] BUNDAK C E A, ABD RAHMAN M A, KARIM M K A, et al. Fuzzy rank cluster top k Euclidean distance and triangle based algorithm for magnetic field indoor positioning system[J]. Alexandria Engineering Journal, 2022, 61(5): 3645-3655.
- [17] IVANOV K G, PETRUSHEV P. Fast and accurate evaluation of geomagnetic field elements at arbitrary points in space[J]. Geophysical Journal International, 2021, 224(1): 181-190.

(编辑: 孟彬)