

GSPF 融合的 SINS/GPS 紧耦合组合导航技术*

张召友¹, 郝燕玲¹, 刘 营²

(1 哈尔滨工程大学自动化学院, 哈尔滨 150001; 2 中国科学院深圳先进技术研究院, 广东深圳 518000)

摘要:针对 SINS/GPS 紧耦合组合导航中的非线性融合问题, 提出了一种基于高斯和粒子滤波(GSPF)的紧耦合导航方法。建立了 SINS 和 GPS 的紧耦合非线性模型, 分析了 GSPF 算法对最优贝叶斯滤波的近似原理, 并设计了基于 GSPF 的紧耦合融合步骤。对系统进行了仿真, 结果表明在 GPS 可见卫星数目低于 4 颗时紧耦合仍可实现组合, 并且 GSPF 在紧耦合导航中可达到较高的估计精度, 当系统具有较大姿态误差时可获得比粒子滤波(PF)更好的精度和更快的收敛速度。

关键词:组合导航; 紧耦合; 数据融合; 高斯和粒子滤波

中图分类号: V249.322 **文献标志码:** A

Closely-coupled SINS/GPS Integrated Navigation Technology Based on Gaussian Sum Particle Filter Fusion

ZHANG Zhaoyou¹, HAO Yanling¹, LIU Ying²

(1 College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China;

2 Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Guangdong Shenzhen 518000, China)

Abstract: To resolve nonlinear fusion problem in closely-coupled SINS/GPS integrated navigation system, a data fusion method based on Gaussian sum particle filter (GSPF) was presented. The approximation principle of GSPF algorithm was analyzed from the perspective of approximation Bayesian filter. Nonlinear state models and measurement models were derived. Dynamic simulation was carried out, and the simulation results show that the closely-coupled can still navigate when the number of satellite is less than four. The GSPF approach offers excellent estimation performances in closely-coupled system, by which better estimation accuracy can be obtained over normal particle filter (PF) when system attitude errors are large.

Keywords: integrated navigation; closely-coupled; data fusion; Gaussian sum particle filter

0 引言

捷联惯性导航系统和全球定位系统(SINS/GPS)构成的紧耦合组合导航是一种较松耦合更具鲁棒性的组合技术, 即使可见卫星少于 4 颗时系统仍然能够实现组合^[1-2]。然而紧耦合系统的动力学误差模型具有非线性特性, 因此非线性滤波方法常被用于处理此问题, 如扩展卡尔曼滤波^[2](EKF)、无迹卡尔曼滤波^[2-5](UKF)、粒子滤波^[5](PF)等算法。高斯和粒子滤波^[6-7]是一种利用多个粒子滤波器并行对状态进行估计的非线性滤波算法。核心思想是将概率分布函数近似为多个高斯分布函数的加权和, 并利用粒子滤波求解高斯分布函数, 最终实现状态的估计。因

此 GSPF 可期望获得更高的精度。

为实现 SINS/GPS 紧耦合导航的非线性融合, 首先导出了系统的非线性误差模型; 分析了 GSPF 算法对最优贝叶斯滤波的近似原理; 并据此设计了一种基于 GSPF 的 SINS/GPS 紧耦合导航的融合方法; 最后通过仿真实验对提出的方法进行了验证, 分析了导航精度并给出了相关结论。

1 SINS/GPS 紧耦合系统的非线性模型

1.1 状态方程

在东北天坐标系内, SINS/GPS 紧耦合系统的大方位失准角非线性误差模型为:

* 收稿日期: 2012-01-09

基金项目: 国家自然科学基金(60775001)资助

作者简介: 张召友(1983-), 男, 山东人, 博士研究生, 研究方向: 组合导航, 数据融合。

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{\varphi}} = (\mathbf{I} - \mathbf{C}_n^p)(\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n) + \delta\boldsymbol{\omega}_{in}^n - \mathbf{C}_b^p\delta\boldsymbol{\omega}_{ib}^b \\ \delta\dot{\mathbf{V}} = (\mathbf{C}_n^p - \mathbf{I})\mathbf{C}_b^n\mathbf{f}^b - (2\delta\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \delta\boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \mathbf{V}^n - \\ \quad (2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \delta\mathbf{V} + \mathbf{C}_b^n\delta\mathbf{f}^b \\ \delta\dot{\mathbf{P}} = \mathbf{F}_{PV}\delta\mathbf{V} + \mathbf{F}_{PP}\delta\mathbf{P} \\ \dot{\boldsymbol{\varepsilon}} = \mathbf{0} \\ \dot{\nabla} = \mathbf{0} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\boldsymbol{\varphi}$ 为姿态误差角向量; \mathbf{C}_n^p 为由其构成的方向余弦阵; $\delta\mathbf{V}$ 为速度误差向量; $\delta\mathbf{P}$ 为位置误差向量; $\boldsymbol{\varepsilon}$ 和 ∇ 分别为陀螺和加速度计的常值漂移向量。模型中其余参数可参阅文献[8]。

GPS 的时钟误差是影响定位精度的重要因素, 因此将 GPS 的时钟偏置与漂移也列入状态:

$$\begin{bmatrix} \dot{b}_t \\ \dot{d}_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_t + w_{bt} \\ w_{dt} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: b_t 为时钟误差; d_t 为时钟漂移误差; w_{bt} 和 w_{dt} 分别为其白噪声。

由式(1)和式(2)构成的状态方程, 可概括为:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{g}_{k-1}\mathbf{w}_{k-1} \quad (3)$$

式中: 状态向量 $\mathbf{x}_k = [\varphi_E, \varphi_N, \varphi_U, \delta V_E, \delta V_N, \delta V_U, \delta L, \delta \lambda, \delta h, \varepsilon_x, \varepsilon_y, \varepsilon_z, \nabla_x, \nabla_y, \nabla_z, b_t, d_t]^T$ 为 17 维的列向量; \mathbf{g}_{k-1} 为噪声阵; \mathbf{w}_{k-1} 为系统噪声。

1.2 量测方程

选取 GPS 的伪距与伪距率作为观测量, 并与 SINS 反算出的伪距与伪距率比较以求得其误差。

第 m 颗卫星到 GPS 接收机的伪距量测值为^[7]:

$$\rho^m = r^m + b_t + v_p \quad (4)$$

式中: v_p 为伪距量测噪声; r^m 为 GPS 接收机与卫星间的真实距离, 可由下式得到:

$$r^m = \sqrt{(x - x_s^m)^2 + (y - y_s^m)^2 + (z - z_s^m)^2} \quad (5)$$

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (R_N + h) \cos L \cos \lambda \\ (R_N + h) \cos L \sin \lambda \\ (R_N(1 - e^2) + h) \sin L \end{bmatrix}, \begin{cases} L_{\text{INS}} = L + \delta L \\ \lambda_{\text{INS}} = \lambda + \delta \lambda \\ h_{\text{INS}} = h + \delta h \end{cases}$$

式中: x_s^m, y_s^m, z_s^m 为第 m 颗卫星在地球坐标系中的位置; x, y, z 为 GPS 接收机的真实位置。

对式(4)微分即可得到第 m 颗卫星到 GPS 接收机的伪距率:

$$\dot{\rho}^m = \dot{r}^m + \dot{d}_t + v_p \quad (6)$$

式中: v_p 为伪距率量测噪声; \dot{r}^m 为真实距离率。同理可通过下式近似求得:

$$\dot{r}^m = l_x^m(V_x - V_x^m) + l_y^m(V_y - V_y^m) + l_z^m(V_z - V_z^m)$$

其中:

$$\begin{bmatrix} l_x^m \\ l_y^m \\ l_z^m \end{bmatrix} = \frac{[(x - x^m) \quad (y - y^m) \quad (z - z^m)]^T}{r^m},$$

$$\begin{cases} V_x = V_E + \delta V_E \\ V_y = V_N + \delta V_N \\ V_z = V_U + \delta V_U \end{cases}, \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \\ V_z \end{bmatrix} = \mathbf{C}_i^e \begin{bmatrix} V_E \\ V_N \\ V_U \end{bmatrix}$$

上述式中: V_x^m, V_y^m, V_z^m 为 GPS 接收机与第 m 颗卫星之间的相对速度; V_x, V_y, V_z 为 GPS 接收机的真实速度值。

由式(4)和式(6)构成的量测方程可总结为:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k$$

式中: $\mathbf{z}_k = [\rho_k^1, \dots, \rho_k^m, \dot{\rho}_k^1, \dots, \dot{\rho}_k^m]^T$ 为系统量测向量; \mathbf{v}_k 为量测噪声。

由上述推导可知, 状态方程和量测方程均具有非线性特性, 且在状态方程中主要由大方位的失准角导致; 对伪距与伪距率的求取导致了量测方程的非线性。由量测方程知, 即使可见卫星少于 4 颗时系统仍可获得观测量进行组合。

2 基于 GSPF 算法的融合设计

GSPF 算法的核心思想是对任意概率密度函数的高斯加权近似^[6]:

$$p(\mathbf{x}_k) \approx \sum_{i=1}^G \omega_{ki} N(\mathbf{x}_k; \boldsymbol{\mu}_{ki}, \boldsymbol{\Sigma}_{ki}) \quad (7)$$

式中: $N(\cdot)$ 为高斯分布; $\boldsymbol{\mu}_{ki}$ 和 $\boldsymbol{\Sigma}_{ki}$ 为其均值与协方差; G 为高斯分布个数; ω_{ki} 为权值。

利用式(7)对最优贝叶斯滤波^[9]的预测和更新分布函数进行近似表示, 用粒子滤波求取每一个高斯分布项的均值与协方差, 再对高斯分布项加权求和就得出 GSPF 算法的估计值。

为利用 GSPF 实现 SINS/GPS 紧耦合导航系统的非线性融合, 对误差状态进行同步预测与估计, 据文献[6]的算法, 设计了如下的滤波过程:

1) 初始化每个高斯分布项的均值 $\boldsymbol{\mu}_{0i}$ 、方差 $\boldsymbol{\Sigma}_{0i}$ 及相应权值 $\omega_{0i} = 1/G$ 。

由于 SINS/GPS 组合中 SINS 更新频率通常高于 GPS, 所以在时间周期 k 内, 首先进行 SINS 的捷联解算, 当采集到 GPS 观测信息后, 进行滤波预测。

2) 为每个高斯分布项 $N(\mathbf{x}_{k-1}; \boldsymbol{\mu}_{(k-1)i}, \boldsymbol{\Sigma}_{(k-1)i})$ 产生 M 个粒子, 计为 $\{\mathbf{x}_{(k-1)i}^j\}_{j=1}^M$ 。

3) 利用 SINS/GPS 状态方程(式(3))产生转移密度函数 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$ 的粒子预测值 $\{\mathbf{x}_{(klk-1)i}^j\}_{j=1}^M$ 。

4) 为每个高斯分布项更新权值, $\omega_{(klk-1)i} = \omega_{(k-1)i}$ 。

5) 从 $\{\mathbf{x}_{(klk-1)i}^j\}_{j=1}^M$ 样本中计算每个高斯分布的均值和协方差:

$$\bar{\boldsymbol{\mu}}_{(klk-1)i} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \mathbf{x}_{(klk-1)i}^j$$

$$\bar{\boldsymbol{\Sigma}}_{(klk-1)i} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (\mathbf{x}_{(klk-1)i}^j - \bar{\boldsymbol{\mu}}_{(klk-1)i})(\mathbf{x}_{(klk-1)i}^j - \bar{\boldsymbol{\mu}}_{(klk-1)i})^T$$

预测状态的均值与协方差可近似计算为:

$$\mathbf{x}_{klk-1} = \sum_{i=1}^G \omega_{(klk-1)i} \bar{\boldsymbol{\mu}}_{(klk-1)i}$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_{klk-1} = \sum_{i=1}^G \omega_{(klk-1)i} (\bar{\boldsymbol{\Sigma}}_{(klk-1)i} + (\mathbf{x}_{klk-1} - \bar{\boldsymbol{\mu}}_{(klk-1)i})(\mathbf{x}_{klk-1} - \bar{\boldsymbol{\mu}}_{(klk-1)i})^T)$$

滤波更新:

6) 从重要分布函数 $\pi(\mathbf{x}_{(klk-1)i}^j | \mathbf{y}_{0:k})$ 产生粒子, 计为 $\{\mathbf{x}_{ki}^j\}_{j=1}^M$ 。

7) 计算各个采样粒子 $\{\mathbf{x}_{ki}^j\}_{j=1}^M$ 的权重系数:

$$\gamma_{ki}^j = \frac{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_{ki}^j) N(\mathbf{x}_{(klk-1)i}^j; \bar{\boldsymbol{\mu}}_{(klk-1)i}, \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_{(klk-1)i})}{\pi(\mathbf{x}_{(klk-1)i}^j | \mathbf{y}_{0:k})}$$

8) 估计每个高斯分布的均值与协方差

$$\boldsymbol{\mu}_{ki} = \frac{\sum_{j=1}^M \gamma_{ki}^j \mathbf{x}_{ki}^j}{\sum_{j=1}^M \gamma_{ki}^j}$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_{ki} = \frac{\sum_{j=1}^M \gamma_{ki}^j (\mathbf{x}_{ki}^j - \boldsymbol{\mu}_{ki})(\mathbf{x}_{ki}^j - \boldsymbol{\mu}_{ki})^T}{\sum_{j=1}^M \gamma_{ki}^j}$$

9) 更新每个高斯分布的权值并归一化

$$\tilde{\omega}_{ki} = \omega_{(klk-1)i} \frac{\sum_{j=1}^M \gamma_{ki}^j}{G}, \omega_{ki} = \frac{\tilde{\omega}_{ki}}{\sum_{i=1}^G \tilde{\omega}_{ki}}$$

10) 计算状态及协方差的估计值

$$\mathbf{x}_k = \sum_{i=1}^G \omega_{ki} \boldsymbol{\mu}_{ki}$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_k = \sum_{i=1}^G \omega_{ki} (\boldsymbol{\Sigma}_{ki} + (\mathbf{x}_k - \boldsymbol{\mu}_{ki})(\mathbf{x}_k - \boldsymbol{\mu}_{ki})^T)$$

11) 为避免 GSPF 高斯分布退化为单一分布的问题, 采用 PF 中的残差重采样对权值与粒子进行更新:

$$\{\boldsymbol{\mu}_{ki}, \boldsymbol{\Sigma}_{ki}\} = \{\boldsymbol{\mu}_{kl}, \boldsymbol{\Sigma}_{kl}\}, \omega_{ki} = \frac{1}{G}, l \in \{1, 2, \dots, G\}$$

12) 对 SINS 解算的结果进行反馈修正, 进行下一次的迭代。

滤波中: $i = 1, \dots, G$ 为 G 个高斯分布的标号, k 为时间标号, M 为粒子个数, 步骤 5) 中 ‘2’ 为矩阵的转秩平方运算。

由上述滤波过程可看出, 步骤 1) ~ 5) 为 M 个粒子滤波的预测过程, 步骤 6) ~ 8) 为 M 个粒子滤波的更新过程, 步骤 10) 为均值与协方差的最终加权估计, 所以 GSPF 是一种利用多个粒子滤波器并行对状态进行估计的非线性滤波算法。

3 仿真结果与分析

为验证基于 GSPF 算法的 SINS/GPS 紧耦合导航的有效性, 分别用 PF 和 GSPF 进行信息融合的对比仿真。仿真中假设载体作如图 1 所示的机动行驶, 分别经过静止、匀加速、S 机动、匀速直线等阶段。初始位置为: 经度 $\lambda = 126.67^\circ$, 纬度 $L = 45.78^\circ$, 高度 $h = 600$ m。初始失准角设为 $(0.1^\circ, 0.1^\circ, 20^\circ)$ 。SINS 传感器参数为: 陀螺常值漂移 $0.1^\circ/\text{h}$, 随机漂移 $0.01^\circ/\text{h}$; 加速度计零偏 $5 \times 10^{-4} g$ ($g = 9.7803 \text{ m/s}^2$), 随机噪声 $0.5 \times 10^{-4} g$; 采样时间为 0.1 s 。

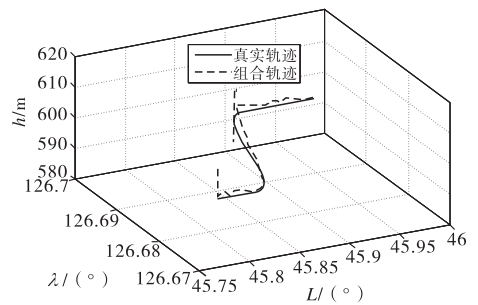


图 1 载体运动轨迹

GPS 输出频率为 1Hz; 伪距率量测噪声为 0.1 m/s ; 伪距量测噪声为 10 m ; 时钟偏差为 100 m ; 时钟漂移噪声为 0.1 m/s 。为体现紧耦合导航的优势, 利用掩蔽角对可见卫星数目进行了控制: 在 $200 \sim 400 \text{ s}$ 的时间段内可见卫星数为 3 颗, 其余时间段可见卫星数目为 5 颗, 参见图 2。

仿真中 PF 算法粒子数为 1000; GSPF 的高斯项 M 取为 3, 粒子数为 1000。分别用 PF 和 GSPF 算法进行修正后的导航轨迹、姿态误差、速度误差、位置误差以及惯性传感器常值漂移分别如图 3 ~ 图 6 所示。

由图 2 ~ 图 4 可知, PF 和 GSPF 均可较好的实现 SINS/GPS 紧耦合系统的估计。在 $200 \sim 400 \text{ s}$ 内可见卫星数目低于 4 颗时紧耦合仍能实现组合输出, 虽由

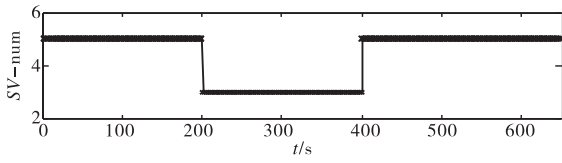


图 2 GPS 可见卫星数目

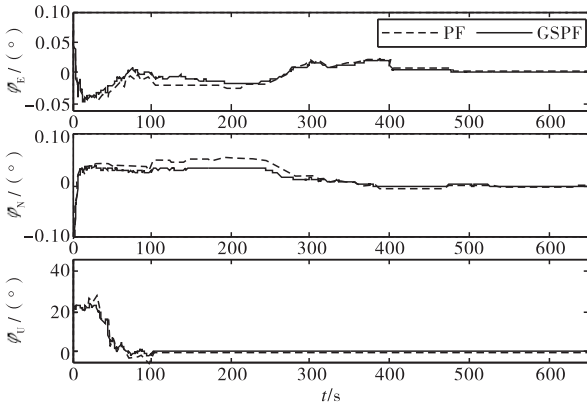


图 3 载体姿态误差

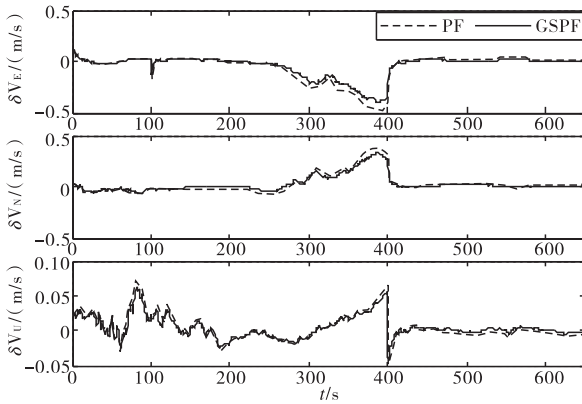


图 4 载体速度误差

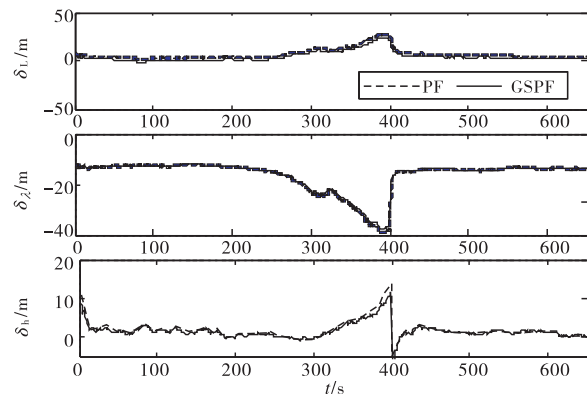


图 5 载体位置误差

于观测量的减少导致误差加大,但并未快速发散。从稳态阶段的估计精度上看,两种方法结果相似:水平姿态误差优于 $\pm 20''$,方位误差优于 $\pm 3'$;速度误差优于 $\pm 0.05 \text{ m/s}$;位置误差优于 $\pm 4 \text{ m}$ 。但当系统处于导航的初始阶段(静止,匀加速阶段)时由于估计的失准角误差较大,GSPF 获得了更高的精度及收敛速度。由于速度和位置的可观测,使得其估计误差在整个阶

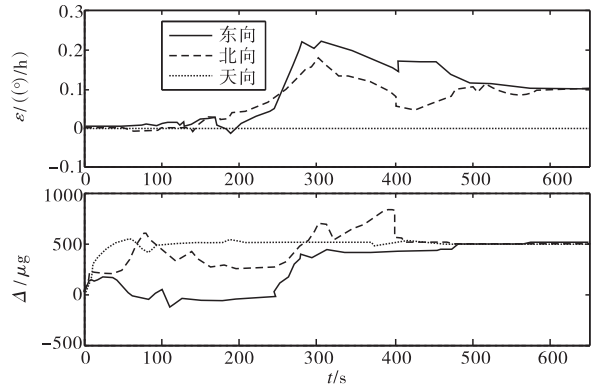


图 6 GSPF 惯性传感器常值漂移

段一直保持较小的数值。由图 5 知,在载体作 S 机动后,GSPF 算法可实现对惯性传感器常值漂移的准确估计。

4 结论

文中为实现 SINS/GPS 紧耦合组合导航系统中的数据融合,首先建立了系统的非线性状态与量测方程,说明系统融合存在非线性问题;分析了 GSPF 算法利用高斯分布和的形式对最优贝叶斯滤波近似的原理,并根据系统特点设计了一种基于 GSPF 的紧耦合导航融合方法。通过仿真实验对所提出的方法进行了验证,结果表明紧耦合系统在 GPS 可见卫星少于 4 颗时仍可实现组合输出;GSPF 和 PF 均可有效解决紧耦合系统的非线性融合问题,并获得了较高的导航精度;当系统具有较大姿态误差时 GSPF 可获得比 PF 更高的精度和更快的收敛速度,是一种更为有效的方法。

参考文献:

[1] Robert M Rogers. Applied mathematics in integrated navigation systems[M]. 3rd ed. Virginia: AIAA, 2007.

[2] Ali J, Ullah Baig Mirza M. Performance comparison among some nonlinear filters for a low cost SINS/GPS integrated solution[J]. Nonlinear Dynamics, 2010, 61(3): 491 - 502.

[3] Li Y, Rizos C, Wang J, et al. Sigma-point Kalman filtering for tightly coupled GPS/INS integration[J]. Navigation, Journal of the Institute of Navigation, 2008, 55(3): 167 - 177.

[4] 胡攀,高社生,倪龙强,等. UKF 滤波在 INS/无源北斗组合导航系统中的应用[J]. 弹箭与制导学报,2009,29(5): 69 - 72.

3 实验验证

针对地形匹配系统的技术特点,开展了地形匹配系统原理样机的研制,完成了地形匹配系统软件的设计与开发,以及数字地图的加载/删除、匹配数据下载、地形匹配系统程序固化等辅助功能软件的开发,实现了地形匹配系统的数学仿真、半实物仿真和实际系统的地面验证。

为了验证所提系统技术方案的可行性,利用实际的数字地图进行了系统功能和性能的验证。初步选择了4个匹配区,每个匹配区范围为40km * 20 km。

表1 验证结果

| 地图区域 | 高程均值/m | 高程标准差/m | 匹配概率/% |
|------|--------|---------|--------|
| Map1 | 1419 | 126 | 100 |
| Map2 | 1485 | 113 | 92 |
| Map3 | 1357 | 128 | 94 |
| Map4 | 1484 | 135 | 94 |

表1是统计的地图区域的高程均值、高程标准差和匹配概率(匹配误差大于1个网格则认为是误匹配,网格是100m * 100m)。从统计结果来看,所采用的技术方案是合理可行的。

所设计的技术方案中,模拟了惯导的地速误差、航向误差、进入匹配区时惯导的位置误差(经、纬度)、无线电高度表的测量误差、气压高度表的测量误差等主要误差,在此基础上获得了地形匹配的统计性能。

在系统算法中,是以采样点时刻惯导指示的位置为中心,以预估的惯导误差 6σ 范围作为搜索区,通过对搜索区内每一个可能的路径都进行相关匹配。

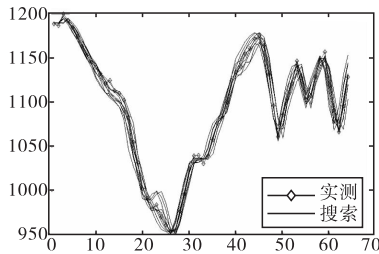


图6 搜索剖面示意图

为了进一步研究惯导、高度表、匹配计算机同时工作时的相互作用,以及由此所引进的一些误差因素,研制了匹配计算机,并结合实际惯导、高度表、数字地图等设备,进行了地形匹配系统的物理接口和通讯协议的验证,同时实现了整个系统的地面联试和逻辑验证,证明了系统方案的合理性和可行性。

4 结论

地形匹配系统作为一种理想的修正系统,具有高自主性、抗干扰、高精度等特点,已在巡航导弹和战术飞机中获得成功应用,取得了极大的军事应用价值和经济效益。同时,需要采用辩证的观点进行分析,一是需要进行深入、系统的研究,正确理解整个系统的工作特点,从而对如何最有效的使用它提出合理的建议;二是能够对系统性能进行合理的评价,指明系统的主要性能缺陷或不足。纵观国内外现有研究进展,建议尽快着手机载地形匹配系统应用技术的研究,特别是在提高系统的工程可靠性和环境适应性方面,以适应现代导航的需要。

参考文献:

- [1] 刘徐德. 地形辅助导航系统技术[M]. 北京:电子工业出版社, 1994.
- [2] PRIESTLEY N. Terrain referenced navigation[C]//Position Location and Navigation Symposimn, 1999:482-489.
- [3] M Cowie, N Wilkinson, R Powlesland. Latest development of the TERPROM digital terrain system (DTS)[C]// Monterey CA: Location and Navigation Symposium, 2008: 1219-1229.
- [4] 王可东, 杨勇. 地形辅助导航匹配误差研究[J]. 宇航学报, 2008, 29(6):1809-1813.
- [5] 吴康, 赵龙. 适用航空的地形匹配导航算法研究[J]. 压电与声光, 2010, 32(5):754-757.
- [6] 李德华, 杨灿, 胡昌赤. 地形匹配区选择准则研究[J]. 华中理工大学学报, 1996, 24(2):7-8.

(上接第8页)

- [5] Yafei Ren, Xizhen Ke. Particle filter data fusion enhancements for MEMS-IMU/GPS[J]. Intelligent Information Management, 2010, 2(7): 417-421.
- [6] Kotecha J H, Djuric P M. Gaussian sum particle filtering[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(10): 2602-2612.
- [7] L Mihaylova, A Hegyi, A Gning, et al. Parallelized particle and Gaussian sum particle filters for large scale freeway

traffic systems[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 99(1): 1-13.

- [8] 聂琦, 赵琳, 高伟. 粒子滤波在静基座捷联惯导系统大方位失准角初始对准中的应用研究[J]. 宇航学报, 2008, 29(1): 126-132.
- [9] James V Candy. Bayesian signal processing classical. modern and particle filtering methods[M]. New Jersey: Wiley, 2009.