

文章编号:1001-9014(2010)05-0372-06

毫米波/红外成像系统中的精确极大似然误差估计算法

亓琳^{1,2,3,4}, 苏文博^{1,2,3,4}, 史泽林^{1,3,4}

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016; 2. 中国科学院研究生院, 北京 100039;
3. 中国科学院光电信息处理重点实验室, 辽宁 沈阳 110016;
4. 辽宁省图像理解与视觉计算重点实验室, 辽宁 沈阳 110016)

摘要:为精确估计毫米波雷达/红外成像复合系统中传感器的系统误差,提出了一种基于无偏转换测量的精确极大似然(UCM-EML)误差估计算法.根据极坐标系下的测量噪声建立误差估计模型,据此推导似然函数和准则函数,采用高斯-牛顿迭代法进行准则函数的优化.仿真实验结果表明,UCM-EML算法在误差估计精度和收敛速度上都优于精确极大似然估计算法和修正的精确极大似然算法.

关键词:数据融合;误差估计;极大似然估计;无偏转换测量
中图分类号:TP911.73 **文献标识码:**A

EXACT MAXIMUM LIKELIHOOD ERROR ESTIMATION ALGORITHM IN MMW/IR IMAGING SYSTEM

QI Lin^{1,2,3,4}, SU Wen-Bo^{1,2,3,4}, SHI Ze-Lin^{1,3,4}

(1. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;
2. Graduate School of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China;
3. Key Laboratory of Optical-Electronics Information Processing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;
4. Key Laboratory of Image Understanding and Computer Vision, Liaoning Province, Shenyang 110016, China)

Abstract: An exact maximum likelihood error estimation algorithm based on unbiased converted measurements (UCM-EML) was proposed in order to estimate systematic errors of a MMW radar/IR imaging composite system accurately. An error estimation model was formulated based on measurement noises in polar coordinates, then the criterion function and the corresponding negative log likelihood function were given. The algorithm was implemented using a recursive two-step optimization that involves a modified Gauss-Newton procedure. Simulation results show that the UCM-EML algorithm is better than the exact maximum likelihood (EML) algorithm and the modified exact maximum likelihood (MEML) algorithm on performance and convergence rate.

Key words: data fusion; error estimation; maximum likelihood estimation; unbiased converted measurement

引言

在毫米波雷达/红外成像复合系统中,来自雷达和红外数据要变换到同一个时空参照系中才能进行数据融合,因此在对数据进行融合前必须进行空间配准^[1].由于传感器存在系统误差,因此在进行空间配准前要精确估计传感器的系统误差.

传统的系统误差估计算法有实时质量控制法(RTQC)^[2]、最小二乘法(LS)^[3]、广义最小二乘法

(GLS)^[4]、极大似然法(ML)^[5]和基于Kalman滤波器的方法^[6]等.RTQC法对每个传感器的测量进行平均来估计误差,LS法把误差估计过程表述为普通的最小二乘问题,GLS法是LS法的推广,根据测量误差的方差对测量进行加权.这些算法没有考虑测量噪声对系统误差估计的影响,当随机测量误差较大时,误差估计效果较差.文献[7]提出了一种精确极大似然(EML)算法,该算法不考虑极坐标下的测量噪声,直接将测量转换到笛卡尔坐标系下,在笛卡尔坐标系下

收稿日期:2009-04-21,修回日期:2010-06-19

基金项目:国家自然科学基金项目(60603097)

作者简介:亓琳(1973-),男,山东费县人,博士研究生,主要研究领域是图像处理、目标跟踪与信息融合,E-mail:qilin@sia.cn.

Received date: 2009-04-21, revised date: 2010-06-19

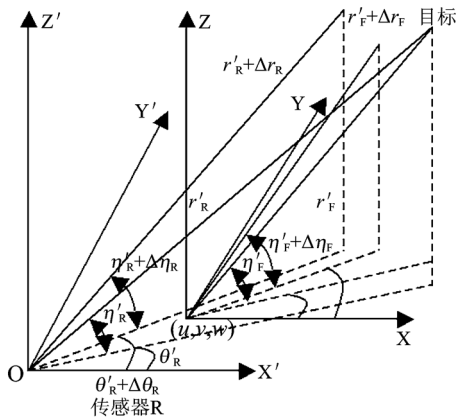


图1 误差估计的球坐标投影关系

Fig.1 Geometry of system errors

加入随机测量噪声,建立误差估计模型,仿真结果表明其性能较传统算法有一定改进. EML 算法有一个前提假设:笛卡尔坐标系下各坐标轴方向的噪声方差均相同. 在实际的多传感器系统中这一假设并不成立,据此给出的似然函数并不准确. 文献[8]对 EML 算法进行了修正,推导了修正的精确极大似然 (MEML) 算法.

在毫米波雷达/红外成像复合系统中,传感器是在球坐标系下进行测量的,直接进行测量转换将引入转换误差^[9], EML 算法和 MEML 算法将转换误差归属于测量误差是不合理的. 本文针对红外成像传感器与毫米波雷达相距较近的情况,将红外成像传感器抽象为一个球坐标系下的三维传感器,把毫米波雷达的距离测量作为红外成像传感器的距离测量,基于无偏转换测量^[10]的思想,根据球坐标系下的测量噪声建立误差估计模型,提出一种基于无偏转换测量的精确极大似然 (UCM-EML) 误差估计算法.

1 基于无偏转换测量的系统误差估计模型

考虑两个三维传感器 R 和 F , 测量同一目标的距离 r 、方位角 θ 和俯仰角 η . 系统误差估计示意图如图 1 所示.

以传感器 R 位于坐标原点建立的笛卡尔坐标系为公共坐标系,传感器 F 在公共坐标系中的位置为 $T = (u, v, w)^T$. 对于第 k 个目标, $\{r(k), \theta(k), \eta(k)\}$ 表示测量值, $\{r'(k), \theta'(k), \eta'(k)\}$ 表示真实值, $\{\Delta r, \Delta \theta, \Delta \eta\}$ 表示传感器的系统误差, $\{\tilde{r}(k), \tilde{\theta}(k), \tilde{\eta}(k)\}$ 表示测量噪声,假设测量噪声为相互独立且均值为零的 Gauss 噪声,标准差矢量为 $\sigma = [\sigma_{r_R}, \sigma_{\theta_R}, \sigma_{\eta_R}, \sigma_{r_F}, \sigma_{\theta_F}, \sigma_{\eta_F}]$. 根据定义

有:

$$\begin{cases} r_R(k) = r'_R(k) + \Delta r_R + \tilde{r}_R(k) \\ \theta_R(k) = \theta'_R(k) + \Delta \theta_R + \tilde{\theta}_R(k) \\ \eta_R(k) = \eta'_R(k) + \Delta \eta_R + \tilde{\eta}_R(k) \\ r_F(k) = r'_F(k) + \Delta r_F + \tilde{r}_F(k) \\ \theta_F(k) = \theta'_F(k) + \Delta \theta_F + \tilde{\theta}_F(k) \\ \eta_F(k) = \eta'_F(k) + \Delta \eta_F + \tilde{\eta}_F(k) \end{cases} \quad (1)$$

在毫米波雷达/红外成像复合系统中,目标的运动模型通常在笛卡尔坐标系下进行建模,若直接进行测量转换,得到的误差 $\{\tilde{x}(k), \tilde{y}(k), \tilde{z}(k)\}$ 不相互独立,而且都依赖于目标相对传感器的真实值以及测量误差,所以要进行无偏测量转换^[11]. 三维测量的无偏转换定义为:

$$\begin{cases} x = \lambda_\eta^{-1} \lambda_\theta^{-1} r \cos \eta \cos \theta \\ y = \lambda_\eta^{-1} \lambda_\theta^{-1} r \cos \eta \sin \theta \\ z = \lambda_\eta^{-1} r \sin \eta \end{cases} \quad (2)$$

式中, $\lambda_\eta = E[\cos \tilde{\eta}]$ 、 $\lambda_\theta = E[\cos \tilde{\theta}]$ 为无偏测量转换的偏差补偿因子. 将式(1)代入式(2),对于微小的系统误差和噪声,进行一阶线性展开,忽略高阶项,得到式(4). 用 $\{x'(k), y'(k), z'(k)\}$ 表示公共坐标系中第 k 次测量的真实直角坐标,根据定义得到式(5). 式(5)代入式(4),并用矩阵形式表示,得到误差估计模型:

$$x(k) = A(k) + B(k)[\Gamma + n(k)] \quad (3)$$

式中, $x(k)$ 表示第 k 次测量值, $A(k)$ 表示第 k 次测量对应的真实值, $n(k)$ 表示第 k 次测量的随机测量误差, Γ 为要估计的系统误差,式(3)中各矩阵的表达式为式(6). $A(k)$ 和 $B(k)$ 与系统误差无关,只与系统对目标第 k 次测量的真实位置有关.

2 精确极大似然误差估计算法

2.1 准则函数的建立

精确极大似然 (EML) 误差估计算法通过对传感器的测量建立似然函数来求解系统误差. 假定随机测量误差 $\{n(k), k = 1, 2, \dots, K\}$ 为相互独立且均值为零的 Gauss 噪声,标准差矢量为 $\sigma = [\sigma_{r_R}, \sigma_{\theta_R}, \sigma_{\eta_R}, \sigma_{r_F}, \sigma_{\theta_F}, \sigma_{\eta_F}]$. $\{n(k), k = 1, 2, \dots, K\}$ 的联合概率密度即似然函数为式(7). 其中 Q_σ 为随机测量误差 $n(k)$ 的协方差阵,似然函数的负对数函数即准则函数用式(8)表示.

$$\begin{cases}
 x_R(k) \approx \lambda_{\eta_R}^{-1} \lambda_{\theta_R}^{-1} \{r'_R(k) \cos \eta'_R(k) \cos \theta'_R(k) + \cos \eta'_R(k) \cos \theta'_R(k) [\Delta r_R + \tilde{r}_R(k)] \\
 \quad - r'_R(k) \cos \eta'_R(k) \sin \theta'_R(k) [\Delta \theta_R + \tilde{\theta}_R(k)] - r'_R(k) \sin \eta'_R(k) \cos \theta'_R(k) [\Delta \eta_R + \tilde{\eta}_R(k)]\} \\
 y_R(k) \approx \lambda_{\eta_R}^{-1} \lambda_{\theta_R}^{-1} \{r'_R(k) \cos \eta'_R(k) \sin \theta'_R(k) + \cos \eta'_R(k) \sin \theta'_R(k) [\Delta r_R + \tilde{r}_R(k)] \\
 \quad + r'_R(k) \cos \eta'_R(k) \cos \theta'_R(k) [\Delta \theta_R + \tilde{\theta}_R(k)] - r'_R(k) \sin \eta'_R(k) \sin \theta'_R(k) [\Delta \eta_R + \tilde{\eta}_R(k)]\} \\
 z_R(k) \approx \lambda_{\eta_R}^{-1} \{r'_R(k) \sin \eta'_R(k) + \sin \eta'_R(k) [\Delta r_R + \tilde{r}_R(k)] + r'_R(k) \cos \eta'_R(k) [\Delta \eta_R + \tilde{\eta}_R(k)]\} \\
 x_F(k) \approx \lambda_{\eta_F}^{-1} \lambda_{\theta_F}^{-1} \{r'_F(k) \cos \eta'_F(k) \cos \theta'_F(k) + \cos \eta'_F(k) \cos \theta'_F(k) [\Delta r_F + \tilde{r}_F(k)] \\
 \quad - r'_F(k) \cos \eta'_F(k) \sin \theta'_F(k) [\Delta \theta_F + \tilde{\theta}_F(k)] - r'_F(k) \sin \eta'_F(k) \cos \theta'_F(k) [\Delta \eta_F + \tilde{\eta}_F(k)]\} + u \\
 y_F(k) \approx \lambda_{\eta_F}^{-1} \lambda_{\theta_F}^{-1} \{r'_F(k) \cos \eta'_F(k) \sin \theta'_F(k) + \cos \eta'_F(k) \sin \theta'_F(k) [\Delta r_F + \tilde{r}_F(k)] \\
 \quad + r'_F(k) \cos \eta'_F(k) \cos \theta'_F(k) [\Delta \theta_F + \tilde{\theta}_F(k)] - r'_F(k) \sin \eta'_F(k) \sin \theta'_F(k) [\Delta \eta_F + \tilde{\eta}_F(k)]\} + v \\
 z_F(k) \approx \lambda_{\eta_F}^{-1} \{r'_F(k) \sin \eta'_F(k) + \sin \eta'_F(k) [\Delta r_F + \tilde{r}_F(k)] + r'_F(k) \cos \eta'_F(k) [\Delta \eta_F + \tilde{\eta}_F(k)]\} + w \\
 x'(k) = r'_R(k) \cos \eta'_R(k) \cos \theta'_R(k) = r'_F(k) \cos \eta'_F(k) \cos \theta'_F(k) + u \\
 y'(k) = r'_R(k) \cos \eta'_R(k) \sin \theta'_R(k) = r'_F(k) \cos \eta'_F(k) \sin \theta'_F(k) + v, \\
 z'(k) = r'_R(k) \sin \eta'_R(k) = r'_F(k) \sin \eta'_F(k) + w
 \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases}
 x(k) = \{\lambda_{\eta_R} \lambda_{\theta_R} x_R(k), \lambda_{\eta_R} \lambda_{\theta_R} y_R(k), \lambda_{\eta_R} z_R(k), \lambda_{\eta_F} \lambda_{\theta_F} [x_F(k) - u], \lambda_{\eta_F} \lambda_{\theta_F} [y_F(k) - v], \lambda_{\eta_F} [z_F(k) - w]\}^T \\
 A(k) = [x'(k), y'(k), z'(k), x'(k) - u, y'(k) - v, z'(k) - w]^T \\
 B(k) = \text{diag}[B_{11}(k), B_{22}(k)] \\
 B_{11}(k) = \begin{bmatrix} \frac{x'(k)}{r'_R(k)} & -y'(k) & -\frac{x'(k)z'(k)}{r_1} \\ \frac{y'(k)}{r'_R(k)} & x'(k) & -\frac{y'(k)z'(k)}{r_1} \\ \frac{z'(k)}{r'_R(k)} & 0 & r_1 \end{bmatrix}, r_1 = \sqrt{x'^2(k) + y'^2(k)} \\
 B_{22}(k) = \begin{bmatrix} \frac{[x'(k) - u]}{r'_F(k)} & -[y'(k) - v] & -\frac{[x'(k) - v][z'(k) - w]}{r_2} \\ \frac{[y'(k) - v]}{r'_F(k)} & x'(k) - u & -\frac{[y'(k) - v][z'(k) - w]}{r_2} \\ \frac{[z'(k) - w]}{r'_F(k)} & 0 & r_2 \end{bmatrix}, r_2 = \sqrt{[x'(k) - u]^2 + [y'(k) - v]^2} \\
 \Gamma = [\Delta r_R, \Delta \theta_R, \Delta \eta_R, \Delta r_F, \Delta \theta_F, \Delta \eta_F]^T \\
 n(k) = [\tilde{r}_R(k), \tilde{\theta}_R(k), \tilde{\eta}_R(k), \tilde{r}_F(k), \tilde{\theta}_F(k), \tilde{\eta}_F(k)]^T
 \end{cases} \quad (5)$$

$$p(x(1), x(2), \dots, x(K)) = \prod_{k=1}^K \frac{1}{(2\pi)^2 |Q_\sigma|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} [B(k)^{-1}(x(k) - A(k)) - \Gamma]^T Q_\sigma^{-1} [B(k)^{-1}(x(k) - A(k)) - \Gamma] \right\}. \quad (7)$$

$$\begin{aligned}
 J &= -\log p(x(1), x(2), \dots, x(K)) \\
 &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \log[(2\pi)^4 |Q_\sigma|] + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \{B(k)^{-1}[x(k) - A(k)] - \Gamma\}^T Q_\sigma^{-1} \{B(k)^{-1}[x(k) - A(k)] - \Gamma\}. \quad (8)
 \end{aligned}$$

极大似然估计的原理是求取似然函数极小化下的未知参数. 令 $\xi(k) = [x'(k), y'(k), z'(k)]^T$, 准则函数 J 是系统误差向量 Γ 和目标真实位置 $\xi(k)$ 的函数. 误差估计问题变成非线性最优化问题, 即求 Γ 和 $\xi(k)$ 使准则函数值最小:

$$[\hat{\Gamma}, \hat{\xi}(k)] = \underset{\Gamma, \xi(k)}{\text{argmin}} J. \quad (9)$$

2.2 准则函数的优化

准则函数 J 是 Γ 和 $\xi(k)$ 的非线性函数, 通常得不到解析解. 在式(8)中, Γ 和 $\xi(k)$ 是分离的, 可以利用交替优化技术对 Γ 和 $\xi(k)$ 进行序贯优化, 算法

在两步之间交替,直到收敛。

第一步,通过固定目标位置向量 $\xi(k)$ 来估计系统误差向量 Γ 。由于 Γ 为给定 $\xi(k)$ 时 J 的极小化点,有:

$$\frac{\partial J}{\partial \Gamma} = - \sum_{k=1}^K Q_{\sigma}^{-1} \{B(k)^{-1} [x(k) - A(k) - \Gamma]\} = 0 \quad (10)$$

得到系统误差向量 Γ 的估计:

$$\hat{\Gamma} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K B(k)^{-1} [x(k) - A(k)] \quad (11)$$

第二步,通过估计系统误差向量 $\hat{\Gamma}$,来估计真实的目标位置向量 $\xi(k)$ 。将 $\hat{\Gamma}$ 代入式(9),可以估计 $\xi(k)$:

$$\hat{\xi}(k) = \underset{\xi(k)}{\operatorname{argmin}} J \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (12)$$

令 $M = Q_{\sigma}^{-1}$, Q_{σ} 为正定对称矩阵,对其进行 Cholesky 分解, $M = N^T N$ 。忽略常数项部分,设

$$\begin{aligned} J_k &= |B(k)^{-1} [x(k) - A(k)] - \hat{\Gamma}|^T Q_{\sigma}^{-1} |B(k)^{-1} [x(k) - A(k)] - \hat{\Gamma}| \\ &= |N \cdot [B(k)^{-1} (x(k) - A(k)) - \hat{\Gamma}]|^T |N \cdot [B(k)^{-1} (x(k) - A(k)) - \hat{\Gamma}]| \\ &= \|N \cdot [B(k)^{-1} (x(k) - A(k)) - \hat{\Gamma}]\|_F^2 \end{aligned} \quad (13)$$

由此可见 J_k 是非负的,因此式(12)等价于

$$\hat{\xi}(k) = \underset{\xi(k)}{\operatorname{argmin}} J_k \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (14)$$

式(14)为一个非线性优化问题,采用文献[12]中的高斯-牛顿下降法进行递推求解。第 $p+1$ 的 $\xi(k)$ 用下式计算:

$$\hat{\xi}^{(p+1)}(k) = \hat{\xi}^{(p)}(k) - \mu_p H_k^{-1} G_k \quad (15)$$

其中, μ_p 为第 p 步的步长, H_k 为 J_k 相对于 $\xi(k)$ 的 Hessian 阵, G_k 为梯度。梯度 G_k 和 Hessian 阵 H_k 都是在 $\hat{\xi}^{(p)}(k)$ 处求得的。梯度 G_k 按下式计算:

$$G_k = 2R_k \gamma(k) \quad (16)$$

其中, $\gamma(k) = N \cdot \{B(k)^{-1} [x(k) - A(k)] - \hat{\Gamma}\}$, R_k 为 $\gamma(k)$ 相对于 $\xi(k)$ 的 Jacobian 阵的转置

$$R_k = \frac{\partial^T}{\partial \xi(k)} \{N \cdot [B(k)^{-1} (x(k) - A(k)) - \hat{\Gamma}]\} \quad (17)$$

对于给定的 $\hat{\Gamma}$, J_k 的 Hessian 阵 H_k 为:

$$\begin{aligned} H_k &= \frac{\partial^2 J_k}{\partial \xi(k) \partial \xi(k)} \\ &= 2 \left\{ \frac{\partial \gamma(k)}{\partial \xi(k)} \left[\frac{\partial \gamma(k)}{\partial \xi(k)} \right]^T + \frac{\partial^2 \gamma(k)}{\partial \xi(k) \partial \xi(k)} \gamma(k) \right\} \end{aligned} \quad (18)$$

Hessian 阵 H_k 的作用在于修改梯度以获得更快的收敛速度。因为负斜率代表准则函数的下降,因此,为了保证迭代收敛, H_k 必须是正定的。但这一条件很难保证,通常用一个半正定矩阵来近似。高斯-牛顿法忽略 Hessian 阵中的二阶项,将其近似为:

$$H_k = 2R_k R_k^T \quad (19)$$

精确极大似然误差估计算法总结如下:

- 设定阈值 ε , 设定 $p=0$;
- 获取目标真实位置的初始估计 $\hat{\xi}^{(p+1)}(k)$ $k=1, 2, \dots, K$, 按式(11)计算 $\hat{\Gamma}^{(p)}$;
- 用高斯-牛顿法最小化准则函数 J_k , 估计 $\hat{\xi}^{(p+1)}(k)$ $k=1, 2, \dots, K$;
- 按式(11)计算 $\hat{\Gamma}^{(p+1)}$, 计算 $d = \|\hat{\Gamma}^{(p+1)} - \hat{\Gamma}^{(p)}\|^2$, 检验不等式 $d \leq \varepsilon$ 是否满足;若满足,确定估计系统误差为 $\hat{\Gamma}^{(p+1)}$, 若不满足,令 $p = p+1$, 转第 3 步重新进行迭代。

2.3 计算复杂度分析

设系统误差的个数为 N , 每个测量点的真实坐标的维数为 n 。第 1 步给定 $\xi(k)$ 估计系统误差向量 Γ 的时间复杂度为 $O(N^3)$, 第 2 步计算 $\gamma(k)$ 的时间复杂度为 $O(N^2)$, 第 3 步计算 R_k 的时间复杂度为 $O(nN)$, 第 4 步计算梯度 G_k 的时间复杂度为 $O(nN)$, 第 5 步计算 Hessian 阵 H_k 的时间复杂度为 $O(nN)$, 第 6 步计算 $\xi(k)$ 的时间复杂度为 $O(nN)$, 因此一次迭代的计算复杂度为 $O(N^3)$, 总结如表 1 所示。

表 1 算法的计算复杂度分析

Table 1 The computation cost of the algorithm

第 1 步	第 2 步	第 3 步	第 4 步	第 5 步	第 6 步	整体
$O(N^3)$	$O(N^2)$	$O(nN)$	$O(nN)$	$O(nN)$	$O(nN)$	$O(N^3)$

3 实验结果及分析

对 UCM-EML 算法、EML 算法和 MEML 算法进行仿真实验和比较。传感器 R 位于坐标原点, 传感器 F 位于 (20m, 15m, 18m) 处, 两个传感器的系统误差分别为 $\Delta r_R = 50\text{m}$ 、 $\Delta \theta_R = 0.0085\text{rad}$ 、 $\Delta \eta_R = 0.0080\text{rad}$, $\Delta r_F = 35\text{m}$ 、 $\Delta \theta_F = 0.0042\text{rad}$ 、 $\Delta \eta_F = 0.0038\text{rad}$, 两个传感器的测量精度分别为 $\sigma_{r_R} = 5\text{m}$ 、 $\sigma_{\theta_R} = 0.0175\text{rad}$ 、 $\sigma_{\eta_R} = 0.020\text{rad}$ 、 $\sigma_{r_F} = 3\text{m}$ 、 $\sigma_{\theta_F} = 0.0087\text{rad}$ 、 $\sigma_{\eta_F} = 0.0078\text{rad}$ 。分别用 EML 算法、MEML 算法和 UCM-EML 算法进行误差估计。

估计的系统误差如图 2 所示。图 2 中 (a)、(b)、(c) 分别为传感器 R 的距离误差、方位角误差和俯仰角误差估计, (d)、(e)、(f) 分别为传感器 F 的距离误差、方位角误差和俯仰角误差估计。由图 2 可以看出, EML 算法将笛卡尔坐标系三个方向上的噪声

表 2 不同标准差下误差配准的仿真结果(距离偏差的单位为 m,角度偏差的单位为 rad)

Table 2 System error registration results under different standard deviations (range deviation/m, angle deviation/rad)

噪声水平		UCM-EML 算法			MEML 算法			EML 算法		
		距离偏差	方位偏差	俯仰偏差	距离偏差	方位偏差	俯仰偏差	距离偏差	方位偏差	俯仰偏差
5m	0.25°	49.9687	0.0085	0.0084	49.6420	0.0083	0.0084	49.1304	0.0084	0.0089
15m	0.5°	50.0910	0.0087	0.087	48.8387	0.0086	0.0088	47.2943	0.0086	0.0093
25m	0.75°	49.2113	0.0086	0.0089	49.2164	0.0084	0.0093	42.9141	0.0084	0.0108
50m	1°	49.4042	0.0090	0.0091	47.5604	0.0095	0.0089	35.8855	0.0083	0.0125
100m	2°	49.4147	0.0091	0.0093	51.4358	0.0075	0.0077	-9.3523	0.0091	0.0231

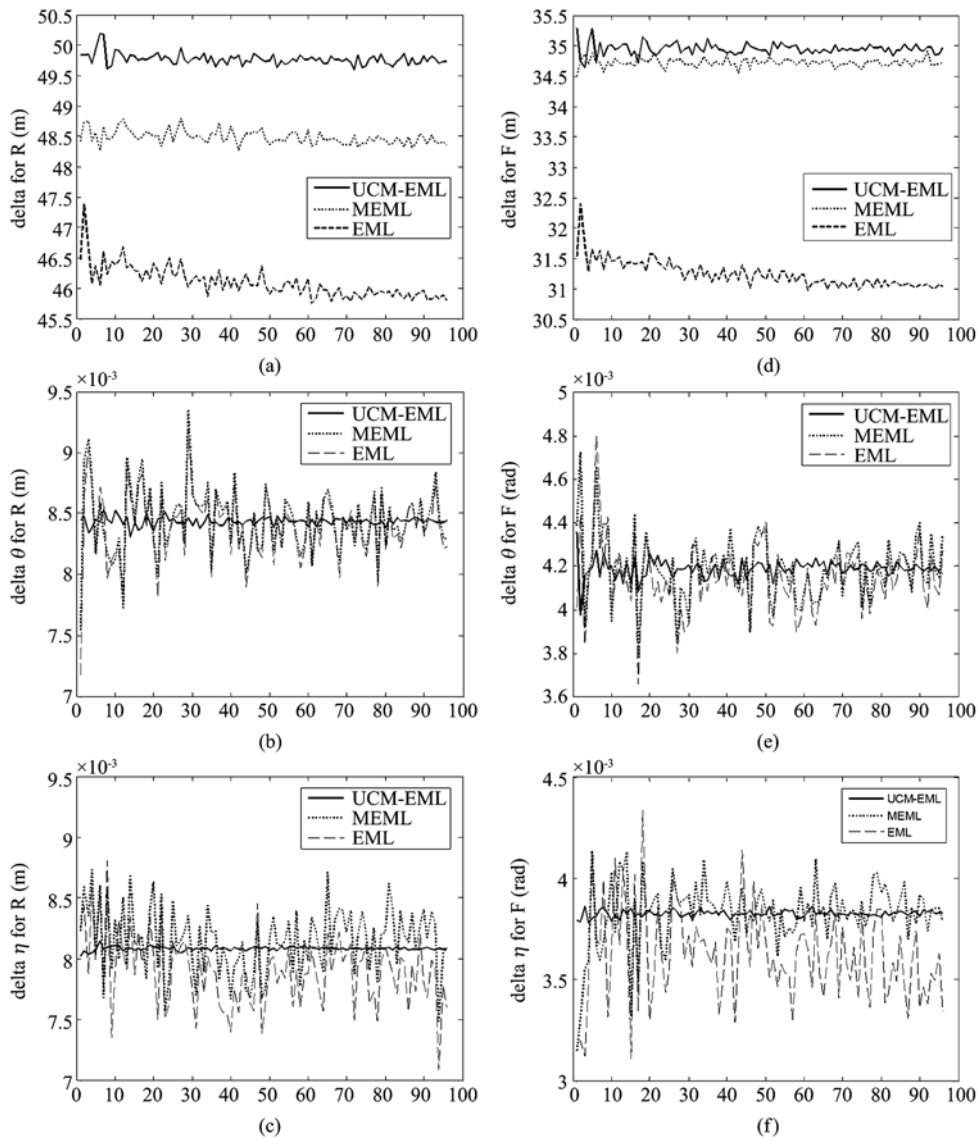


图 2 传感器系统误差估计
Fig. 2 System errors estimation

方差固定为相同的,导致估计的距离偏差离实际值较大,MEML 算法对其进行了修正,精度有所提高.但这两种方法在不同的测量点数上估计的系统误差稳定性不如 UCM-EML 算法.在误差估计精度上,UCM-EML 算法优于 EML 算法和 MEML 算法,并且在测量点数较少时,系统误差的估计仍然较准确.

固定测量点数为 15,表 2 给出了不同测量精度下使用 3 种算法进行误差估计时传感器 R 的仿真结果.从表 2 可以看出,当测量噪声较小时,3 种算法的误差估计结果差别不大,都比较理想;随着测量噪声的加强,3 种算法的误差估计精度都有不同程度的降低;当测量噪声很大时,EML 算法和 MEML

算法的误差估计结果已不能用,而 UCM-EML 算法的结果还保持相当高的精度. 仿真实验结果说明了该算法的有效性,并且证明了在较低测量精度条件下该算法依然能得到精度较高的误差估计效果.

在 Pentium Dual CPU 1.8GHz 的 PC 机上用 Matlab 编程进行仿真试验,UCM-EML 算法、MEML 算法和 EML 算法对不同测量点数的计算时间比较如表 3. 从表 3 可以看出,UCM-EML 算法相对于 MEML 算法和 EML 算法大大降低了算法的计算时间,原因是建立的误差估计模型适当,收敛速度快.

表 3 计算时间比较

Table 3 Computation time comparison

测量点数	UCM-EML(s)	MEML(s)	EML(s)
$K=5$	0.025	0.211	0.123
$K=15$	0.048	0.52	0.27
$K=50$	0.129	1.59	0.78
$K=100$	0.24	3.13	1.53

4 结论

本文分析了在球坐标系下进行测量而根据笛卡尔坐标系下的测量噪声建立误差估计模型的不足,根据球坐标系下的测量噪声建立了误差估计模型,提出了一种基于无偏转换测量的精确极大似然误差估计算法. 仿真实验的结果证明,该算法相对于 MEML 算法和 EML 算法提高了系统误差估计的精度.

该系统误差估计方法是针对毫米波雷达/红外成像复合系统提出的,也可应用于火力控制、雷达网空中监视等多源信息融合系统中.

REFERENCES

- [1] Wang Yang, Zheng Qin-Bo, Zhang Jun-Ping. Target classification of the data fusion in multichannel using Dempster-Shafer method[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (汪洋,郑亲波,张钧屏.用证据理论方法进行多波段数据融合的目标分类. *红外与毫米波学报*), 2002, **21**(3): 229—232.
- [2] Wang Bo, Wang Can-lin, Dong Yun-long. Analysis of performance of RTQC registration algorithm [J]. *Journal of System Simulation* (王波,王灿林,董云龙. RTQC 误差配准算法性能分析. *系统仿真学报*), 2006, **18**(11): 3067—3069.
- [3] Zheng Zi-wei, Zhu Yi-sheng. New least squares registration algorithm for data fusion [J]. *IEEE Trans. on AES*, 2004, **40**(4): 1410—1416.
- [4] Dong Yun-long, He You, Wang Guo-hong, et al. One modified algorithm to estimate system errors [J]. *Journal of Astronautics* (董云龙,何友,王国宏,等.一种改进的系统偏差估计算法. *宇航学报*), 2005, **26**(6): 737—742.
- [5] Li Guo-chun, Liu Wan-fu, Lu Yuan-Yao, et al. System design for testing rotational motion errors of airborne synthetic aperture radar platform [J]. *Journal of Test and Measurement Technology* (李国春,刘万富,鲁远耀,等.合成孔径雷达平台角运动误差测试系统设计. *测试技术学报*), 2005, **19**(4): 398—401.
- [6] Li Da, Li Shao-hong. Real-time sequential Kalman filter sensor registration algorithm [C]. *CIE'06 International Conf. on Radar, Shanghai*, 2006, 16-19 Oct., Page: 1—4.
- [7] Zhou Y F, Leung H, Yip P C. An exact maximum-likelihood registration algorithm for data fusion [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1997, **45**(6): 1560—1572.
- [8] Dong Yun-long, Xu Jun-yan, He You, et al. A modified exact maximum likelihood registration algorithm [J]. *Journal of Harbin Institute of Technology* (董云龙,徐俊艳,何友,等.一种修正的精确极大似然误差配准算法. *哈尔滨工业大学学报*), 2006, **8**(3): 479—483.
- [9] Suchomski P. Explicit expressions for debiased statistics of 3D converted measurements [J]. *IEEE Trans. on AES*, 1999, **35**(1): 368—370.
- [10] Duan Z S, Han C Z, Li X R. Comments on “Unbiased converted measurements for tracking” [J]. *IEEE Trans. on AES*, 2004, **40**(4): 1374—1377.
- [11] Hong Han-yu, Zhang Tian-xu, Yu Guo-liang. Regularized restoration algorithm of astronomical turbulence-degraded images using maximum-likelihood estimation [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (洪汉玉,张天序,余国亮.航天湍流退化图像的极大似然估计正则化复原算法. *红外与毫米波学报*), 2005, **24**(2): 130—134.
- [12] Steven M Kay. *Fundamentals of Statistical Signal Processing, Volume II: Detection Theory* [M]. New Jersey: Prentice Hall PTR, 1998.