

文章编号:1007-5321(2014)04-0034-05

DOI:10.13190/j.jbupt.2014.04.008

基于可信度的多源定位数据融合方法

尹露, 邓中亮, 席岳

(北京邮电大学 电子工程学院, 北京 100876)

摘要: 建立了一种适合城市环境的多源定位系统自适应联邦卡尔曼滤波模型. 首先通过估计各子系统定位结果的测量噪声, 得到子系统可信度并分配信任因子; 然后对各子系统的定位结果进行联邦卡尔曼滤波, 并根据信任因子对各子滤波器进行信息分配, 以获得最优滤波估计. 为了更加客观方便地评价滤波效果, 提出一种新的滤波性能评价方法. 仿真结果表明了算法的有效性及其滤波评价方法的优越性.

关键词: 数据融合; 联邦卡尔曼滤波; 滤波器-激励-参数函数; 最优滤波比; 信任因子

中图分类号: TN967.2

文献标志码: A

Credibility Based Data Fusion Algorithm for Multi-Positioning System

YIN Lu, DENG Zhong-liang, XI Yue

(School of Electronic Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: An adaptive federated Kalman filter model for multi-positioning system used in urban was proposed. Firstly, the credibility of subsystems was evaluated by estimating the position errors and the credible factors was obtained. Secondly, the information sharing factors of federated Kalman filter were assigned by credible factors to adaptive filtering. To assess the filtering effect, a new assessment method was proposed. Simulation demonstrates the effectiveness of the filtering algorithm and assessment method.

Key words: data fusion; federated Kalman filter; filter-stimuli-parameters function; optimal filtering ratio; credible factor

以北斗、全球定位系统(GPS, global positioning system)为代表的卫星定位系统信号强度较弱, 在城市环境中, 卫星信号极易受到楼宇、桥梁等障碍物的遮挡, 定位精度及鲁棒性会受到严重影响^[1]. 近年来基站定位^[2-3]、无线保真(Wi-Fi, wireless-fidelity)定位^[4]等新的定位方式发展迅猛, 可以利用它们较强的信号实现城市环境的无缝覆盖, 并结合卫星定位系统提高组合定位精度.

联邦卡尔曼滤波以计算量小、容错性好、可靠性高等优点广泛应用于多系统数据融合. 它采用“先分散再全局”的处理思想, 先由多个子滤波器进行

局部最优估计, 再由1个主滤波器进行全局最优估计. 笔者提出一种基于可信度的多源定位数据融合方法, 以联邦卡尔曼滤波器为核心, 利用对各子系统测量值可信度的评估, 得到信任因子, 并将其应用于信息分配过程, 以使滤波结果达到最优. 另外, 提出一种新的滤波效果评价方法, 该方法将影响滤波效果的因素统一到1个评价函数中, 可将各子系统对全局滤波误差的影响进行统一衡量, 从而更加客观方便地评价滤波效果. 仿真结果表明了算法的有效性及其滤波评价方法的优越性.

收稿日期: 2013-08-08

基金项目: 国家高技术研究发展计划项目(2012AA120801)

作者简介: 尹露(1987—), 男, 讲师, E-mail: inlu_mail@163.com; 邓中亮(1965—), 男, 教授, 博士生导师.

1 联邦卡尔曼滤波

1.1 滤波器结构

联邦卡尔曼滤波器由 N 个子滤波器和 1 个主滤波器构成,如图 1 所示. 首先子滤波器分别对不同系统的定位结果进行卡尔曼滤波,得到局部最优估计 X_i 及局部误差协方差矩阵 P_i , 其中 i 表示第 i 个子系统; 然后主滤波器将 X_i, P_i 与全局状态信息 X_M, P_M 进行融合, 得到全局最优估计 X 及全局估计误差 P ; 最后主滤波器将 X, P 反馈给各子滤波器, 同时利用信息分配因子 β_i 分别对各子滤波器进行加权.

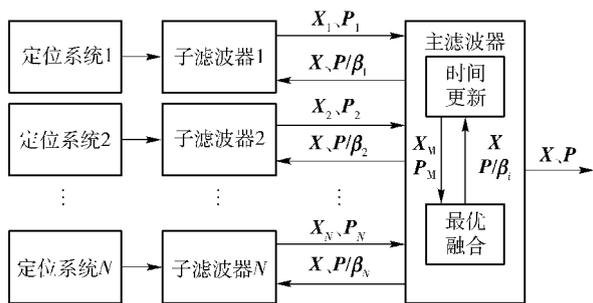


图 1 联邦卡尔曼滤波模型

1.2 信息融合过程

采用融合-反馈模式联邦卡尔曼滤波器, 信息融合过程可分为信息分配、时间更新、测量更新及信息融合 4 个过程^[5]. 信息分配过程是在 N 个子滤波器和主滤波器之间分配系统信息:

$$\left. \begin{aligned} P_{i,k} &= \beta_i^{-1} P_k \\ Q_{i,k} &= \beta_i^{-1} Q_k, \quad i=1,2,\dots,N \\ \hat{X}_{i,k} &= \hat{X}_k \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中: 下标 k 表示状态更新历元; Q 为过程噪声协方差矩阵; β 为信息分配因子, 并满足信息守恒定理, 即

$$\sum_{i=1}^N \beta_i = I \quad (2)$$

其中 I 为单位矩阵. 时间更新过程对各子滤波器及主滤波器的状态信息进行更新:

$$X_k = AX_{k-1} + V_{k-1} \quad (3)$$

$$P_{k|k-1} = AP_{k-1}A^T + Q \quad (4)$$

其中: A 为状态转移矩阵, V 为过程噪声. 测量更新只在各子滤波器中进行:

$$P_k = (P_{k|k-1} - C^T R^{-1} C)^{-1} \quad (5)$$

其中: C 为测量矩阵, R 为测量噪声协方差矩阵. 最后将各子滤波器得到的局部最优滤波进行信息融

合, 得到全局最优滤波:

$$\left. \begin{aligned} \hat{X} &= P \sum_{i=1}^N P_i^{-1} \hat{X}_i \\ P &= \left(\sum_{i=1}^N P_i^{-1} \right)^{-1} \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

2 基于可信度的信息融合模型

2.1 滤波器结构

如图 2 所示, 在联邦卡尔曼滤波器前增加 1 个可信度评价模块, 对各个子系统的定位结果 $y_{i,k}$ 进行可信度评价, 并分配信任因子 $\gamma_{i,k}$. 信任因子越大, 说明子系统的定位结果越可信, 在联邦卡尔曼滤波时应分配更多的信息量, 因此将信任因子作为信息分配因子代入联邦卡尔曼滤波器, 以便进行最优信息融合.

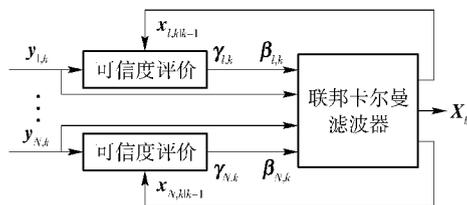


图 2 多源定位数据融合模型

2.2 可信度评价方法

各子系统的定位误差是时变的, 若某一系统误差较大, 则可信度较低, 反之较高. 各子系统的测量误差 w 满足

$$w_{i,k} = y_{i,k} - C_i x_{i,k} \quad (7)$$

其中: y 为测量值, x 为系统的真实状态. 实际中只能得到真实状态的一步预测值 $\hat{x}_{i,k|k-1}$, 因此测量误差的估计值满足

$$\hat{w}_{i,k} = y_{i,k} - C_i \hat{x}_{i,k|k-1} \quad (8)$$

式(8)中包含建模及滤波误差, 不能直接将其用于联邦卡尔曼滤波, 否则很容易导致滤波发散. 用全局状态估计替换式(8)中各子系统的状态估计, 得到相对测量误差:

$$\hat{w}'_{i,k} = y_{i,k} - C_i \hat{x}_{M,k|k-1} \quad (9)$$

$\hat{w}'_{i,k}$ 表示以全局一步预测为参考, 子系统测量值偏离参考测量值的大小, 若其方差阵 $\hat{R}'_{i,k}$ 越大, 说明系统 i 在历元 k 的测量值偏离参考测量值越远. 因此, 将信任因子定义为

$$\gamma_{i,k} = \frac{1/\hat{R}'_{i,k}}{\sum_{j=1}^N (1/\hat{R}'_{j,k})} \quad (10)$$

2.3 误差分析

由于 $\hat{\mathbf{w}}'_{i,k}$ 存在误差, 因此 $\gamma_{i,k}$ 也存在误差. 设 $\mathbf{R}_{i,k}$ 为子系统 i 在历元 k 的真实测量误差方差阵, 则 $\gamma_{i,k}$ 的误差为

$$\Delta_{\gamma}(i,k) = \frac{1/\mathbf{R}_{i,k}}{\sum_{j=1}^N (1/\mathbf{R}_{j,k})} - \frac{1/\hat{\mathbf{R}}'_{i,k}}{\sum_{j=1}^N (1/\hat{\mathbf{R}}'_{j,k})} \quad (11)$$

由式(9)可得

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{w}}'_{i,k} &= \mathbf{y}_{i,k} - \mathbf{C}_i \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}}_{M,k-1} = \\ \mathbf{y}_{i,k} - \mathbf{C}_i [\bar{\mathbf{A}}_k + \Delta_{\mathbf{A}}(k)] [\mathbf{x}_{k-1} + \Delta_{\mathbf{x}}(k-1)] &= \\ \mathbf{w}_{i,k} - \mathbf{C}_i [\bar{\mathbf{A}}_k \Delta_{\mathbf{x}}(k-1) + \Delta_{\mathbf{A}}(k) \mathbf{x}_{k-1} + & \\ \Delta_{\mathbf{A}}(k) \Delta_{\mathbf{x}}(k-1)] & \quad (12) \end{aligned}$$

其中: $\bar{\mathbf{A}}_k$ 为历元 k 的真实状态转移矩阵, $\Delta_{\mathbf{A}}(k)$ 为状态建模误差, \mathbf{x}_{k-1} 为历元 $k-1$ 的真实位置, $\Delta_{\mathbf{x}}(k-1)$ 为位置误差. 令

$$\Delta_{i,w}(k) = \mathbf{C}_i [\bar{\mathbf{A}}_k \Delta_{\mathbf{x}}(k-1) + \Delta_{\mathbf{A}}(k) \mathbf{x}_{k-1} + \Delta_{\mathbf{A}}(k) \Delta_{\mathbf{x}}(k-1)] \quad (13)$$

当各子系统的测量矩阵相同时有

$$\hat{\mathbf{w}}'_{i,k} = \mathbf{w}_{i,k} - \Delta_{\mathbf{w}}(k) \quad (14)$$

$\mathbf{w}_{i,k}$ 与 $\Delta_{\mathbf{w}}(k)$ 的大小关系是随机的. 由式(11)可以看出, $\Delta_{\gamma}(i,k)$ 不仅与系统 i 的误差相关, 还和其他系统的误差相关. 为了分析方便, 设

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{w}_{i,k} &= a \Delta_{\mathbf{w}}(k), \quad a \in \mathbf{R} \\ \mathbf{w}_{j,k} &= b \Delta_{\mathbf{w}}(k), \quad b \in \mathbf{R}, j \neq i \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

由式(11)、式(14)、式(15)可得

$$\begin{aligned} \Delta_{\gamma}(i,k) &= \\ \frac{(N-1)(a-b)(2ab-a-b)}{[(N-1)a^2+b^2][(N-1)(a-1)^2+(b-1)^2]} & \quad (16) \end{aligned}$$

注意, 此时 $\Delta_{\gamma}(i,k)$ 退化为标量, 它只与 N, a, b 3 个参数有关, $N=2$ 时的误差曲线如图 3 所示. 将曲线中的 2 个峰值称为“信任陷阱”, 它们出现在以下 2 种情况.

1) a 在 0 且 b 在 1 附近, 即 $\mathbf{w}_{i,k} \approx 0$ 且 $\mathbf{w}_{j,k} \approx \Delta_{\mathbf{w}}(k)$;

2) a 在 1 且 b 在 0 附近, 即 $\mathbf{w}_{i,k} \approx \Delta_{\mathbf{w}}(k)$ 且 $\mathbf{w}_{j,k} \approx 0$.

当 $N=2$ 时, 上述 2 种情况等价. 以情况 1) 为例, 若 $\mathbf{w}_{i,k} = 0$, 说明在历元 k , 子系统 i 的测量误差恰好为 0, 但由于式(14), 测量误差的估计 $\hat{\mathbf{w}}'_{i,k} \neq 0$; 而此时若 $\mathbf{w}_{j,k} = \Delta_{\mathbf{w}}(k)$, 则 $\hat{\mathbf{w}}'_{j,k} = 0$. 这样系统就会误以为子系统 j 没有误差, 而 i 有误差, 即与实际情况完全相反. 但在信任陷阱之外, 误差曲线迅速下降.

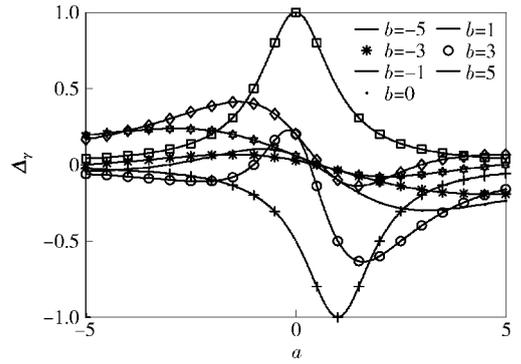


图 3 信任因子误差曲线 ($N=2$)

若以 ± 0.2 为门限, 则信任陷阱的宽度约在 $2\Delta_{\mathbf{w}}(k)$ 以内. 由于滤波器正常工作时 $\Delta_{\mathbf{w}}(k)$ 较小, 因此大部分时间内有 $\Delta_{\gamma}(i,k) < 0.2$ 成立. 而即使 $\Delta_{\gamma}(i,k)$ 落入信任陷阱, 由于此时 $\mathbf{w}_{i,k}$ 和 $\Delta_{\mathbf{w}}(k)$ 均较小, 可认为各子系统都是较为精确的, 信息分配因子此时的重要性便有所降低. 由式(16)还可得出, 当 N 增大时, 信任陷阱越窄, 误差下降速率越大, 即子系统越多, 信任因子的抗噪能力越强.

3 滤波性能评价方法

在评价滤波效果时, 传统的方法是将滤波误差与测量误差进行对比, 如文献[6]利用这种方法得到联邦卡尔曼滤波误差比 GPS 和 Wi-Fi 2 个子系统的测量误差分别提高了 70% 和 81%. 当系统增多时, 这种分别评价滤波效果的方法是十分不方便的, 而且信息融合过程得到的结果受各子系统共同影响, 单一系统的变化与最终融合结果的变化没有可比性. 另外, 滤波结果与滤波器结构、滤波器参数和滤波器输入等很多因素有关, 正确表征它们对滤波效果的影响是十分重要的. 为此提出一种新的滤波效果评价方法, 利用“滤波器-激励-参数 (FSP, filter-stimuli-parameters) 函数”及“最优滤波比”等参数对滤波效果进行评价. 首先分别从滤波器参数、结构、激励等角度做如下定义.

定义 1 设滤波器 F 的特性由参数 b_1, b_2, \dots, b_m 决定, 其中 $m \in \mathbf{Z}^+$, 则称向量 $\mathbf{b}_F = [b_1, b_2, \dots, b_m]$ 为滤波器 F 的参数向量. 若集合 $B_F = [\mathbf{b}_{F_i} | i = 1, 2, \dots, N; N \in \mathbf{Z}^+]$, 则称 B_F 为滤波器 F 的参数空间. 当 B_F 包含了所有使滤波器有意义的参数向量时, 称 B_F 为滤波器 F 的完全参数空间.

定义 2 记 $F(b_i)$ 为参数向量 \mathbf{b}_{F_i} 所对应的滤波器, 则称集合 $F_B = \{F(b_i) | i = 1, 2, \dots, N; N \in \mathbf{Z}^+\}$

为滤波器 F 关于参数空间 B_F 的同源异参滤波器族. 若 \mathbf{y} 表示滤波器输入, $\hat{\mathbf{x}}$ 表示滤波器输出, 则称集合 $\hat{\mathbf{X}}(\mathbf{y}, B_F) = \{\hat{\mathbf{x}}(\mathbf{y}, \mathbf{b}_{Fi}) \mid i = 1, 2, \dots, N; N \in \mathbf{Z}^+\}$ 为激励 \mathbf{y} 关于滤波器族 F_B 的响应.

定义3 设 \mathbf{x} 为系统的真实状态, \mathbf{C} 为测量矩阵, \mathbf{w} 为测量噪声, 若测量值 \mathbf{y} 满足关系式:

$$\mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{w} = \bar{\mathbf{y}} + \mathbf{w} \quad (17)$$

则称 $\bar{\mathbf{y}}$ 为理想测量值, 并称集合 $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_j = \bar{\mathbf{y}} + \mathbf{w}_j \mid j = 1, 2, \dots, K; K \in \mathbf{Z}^+\}$ 为同宗测量族, 其中 \mathbf{w}_j 为随机过程 $\{W(t)\}$ 的 1 个样本函数.

定义4 设 \mathbf{x} 为系统的真实状态, $\hat{\mathbf{X}}(\mathbf{y}_j, B_F)$ 为激励 \mathbf{y}_j 关于滤波器族 F_B 的响应, \mathbf{y}_j 是同宗测量族 \mathbf{Y} 中的 1 个样本函数, 则误差方差阵满足关系式:

$$\mathbf{P}(\mathbf{y}_j, B_F) = E\{[\mathbf{x} - \hat{\mathbf{X}}(\mathbf{y}_j, B_F)][\mathbf{x} - \hat{\mathbf{X}}(\mathbf{y}_j, B_F)]^T\} \quad (18)$$

若 $\lim_{j \rightarrow \infty} E[\sqrt{\mathbf{P}(\mathbf{y}_j, B_F)}]$ 存在且

$$\delta(\mathbf{Y}, B_F) = \lim_{j \rightarrow \infty} E[\sqrt{\mathbf{P}(\mathbf{y}_j, B_F)}] = \alpha, \alpha \in \mathbf{R} \quad (19)$$

则称 $\delta(\mathbf{Y}, B_F)$ 为在同宗测量族 \mathbf{Y} 激励下且在参数空间 B_F 下的条件滤波误差标准差函数, 简记为 FSP 函数.

FSP 函数是一个关于同宗测量族 \mathbf{Y} 与参数空间 B_F 的函数, 另外在参数空间中还隐含了滤波器结构项, 因此它是一个三元函数. FSP 函数实质是一系列滤波误差的标准差, 它反映了滤波估计值偏离真实值的大小及稳定度. FSP 函数提供了一个衡量滤波效果的依据, 并分别从它的 3 个自变量角度对滤波效果进行了表征.

从激励角度: 根据滤波器应用环境不同, 往往施加不同的激励. 例如, 对于城市环境下的定位结果, 往往符合低动态高噪声的激励模型; 而对于某些应用, 可能符合高动态低噪声的激励模型. 因此, 针对不同的激励来衡量滤波器效果是十分有必要的, 同样结构同样参数的滤波器面对不同激励, 往往效果不一定相同.

从滤波器结构角度: 不同的滤波器结构会产生不同的滤波效果. 例如, 一般会认为卡尔曼滤波比最小二乘滤波效果好. 但是面对同样的激励, 可以利用 FSP 函数定量衡量二者的滤波效果.

从滤波器参数角度: 同种滤波器结构下, 不同滤波参数往往会带来很大差异, 有必要对滤波器在各种参数下的滤波效果进行评判.

在本研究所介绍的滤波模型中, 滤波器结构已经确定, 而施加的激励就是各子系统的定位结果, 并将定位结果建模成低动态高噪声模型, 以尽量符合城市应用环境. 因此可以利用 FSP 函数衡量在不同滤波器参数下的滤波效果. 为了衡量方便, 可定义“最优滤波误差”及“最优滤波比”等概念.

定义5 对于一个给定的 FSP 函数 $\delta(\mathbf{Y}, B_F)$, 若 $\delta(\mathbf{Y}, B_F)$ 存在下确界 ψ_{FSP} , 则称 ψ_{FSP} 为在同宗测量族 \mathbf{Y} 激励下且在参数空间 B_F 下的最优滤波误差, 并称

$$\xi_{\text{FSP}}(\mathbf{b}_{Fi}) = \frac{\psi_{\text{FSP}}}{\delta(\mathbf{Y}, \mathbf{b}_{Fi})} \quad (20)$$

为最优滤波比.

实际应用中, 当 FSP 函数自变量定义域不同时, 最优滤波误差的绝对大小可能不尽相同, 但利用最优滤波比可以衡量滤波误差与最优误差间的相对大小. $0 < \xi \leq 1$, ξ 越接近 1 说明滤波效果越接近理想情况.

4 仿真结果

以两系统融合为例, 仿真分为 4 个场景, 每个场景持续 50 s.

场景1 接收机以 5 m/s 匀速运动. 系统 1 与系统 2 的测量噪声分别符合均值为 0, 标准差为 3 m 与 5 m 的高斯噪声.

场景2 接收机运动状态不变. 系统 1 由于受到信号遮挡等因素影响, 测量噪声标准差变为 10 m, 系统 2 噪声特性不变.

场景3 接收机以 2 m/s² 的加速度进行 25 s 的匀加速运动, 再以 -1 m/s² 的加速度进行 25 s 的匀减速运动. 各子系统噪声特性不变.

场景4 接收机以 30 m/s 进行匀速运动. 系统 1 的测量噪声标准差变为 3 m, 系统 2 噪声特性不变.

由图 4 所示的仿真结果可以看出, 滤波误差一直稳定在 0 附近, 且波动较小; 在系统 1 的误差增大后及场景 3 的匀加速过程中, 系统滤波误差均没有明显恶化, 波动幅度仅稍有增大, 但仍保持较低水平.

分别用标准联邦卡尔曼滤波算法、提出算法及理想滤波方法(分别记为算法 1、2、3), 利用 FSP 函数及最优滤波比对滤波结果进行定量分析. 其中理想滤波方法根据各场景实际施加的噪声来确定滤波器噪声方差, 且信息分配因子根据真实定位误差确定, 这种方法在实际应用中是不可实现的, 这里根据

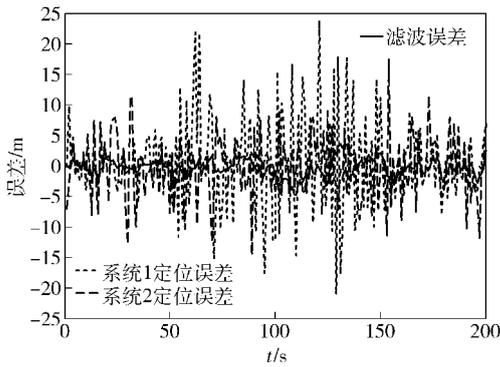


图 4 滤波误差

它近似得到最优滤波误差。

从表 1 的实验结果中可得,在 4 种场景下,由算法 2 得到的 FSP 函数值均介于算法 1 和算法 3 之间。由最优滤波比可以看出,在场景 1 中,由于根据经验值设定的滤波器噪声参数与实际噪声基本吻合,算法 1 和算法 2 的滤波效果相当;但当场景 2 中实际测量噪声发生变化后,算法 1 的最优滤波比下降了近 42%,而算法 2 只下降了不到 10%,因此算法 2 对噪声的波动有很强的抵抗能力;接收机匀加速运动后,算法 1 的最优滤波比几乎没变化,算法 2 下降了 7%,这是因为匀加速带来的建模误差导致 $\Delta_w(k)$ 增大,从而导致信任陷阱变宽,全局滤波误差增大,但算法 2 的最优滤波比仍比算法 1 高 36%;在场景 4 的高速运动中,3 种算法均回到了场景 1 的误差水平。

表 1 滤波效果对比

滤波方法	算法 1	算法 2	算法 3	
FSP 函数值/m	场景 1	1.133	1.065	0.857
	场景 2	3.044	1.844	1.339
	场景 3	3.621	2.311	1.562
	场景 4	1.088	1.028	0.798
最优滤波比	场景 1	0.756	0.805	1.000
	场景 2	0.440	0.726	1.000
	场景 3	0.431	0.676	1.000
	场景 4	0.733	0.776	1.000

另一方面,如果用传统的滤波效果评价方法,提出算法在场景 2 的滤波误差比场景 1 恶化了近 1 倍。但由于真实噪声的增大,理想算法的滤波效果也要恶化近 1 倍,因此单纯从滤波误差绝对值来评判滤波效果是片面的。由此可以看出,提出的利用 FSP 函数和最优滤波比来评价滤波效果的优越性。

5 结束语

本研究通过估计测量误差,对各子系统进行可信度评价,并将其应用于联邦卡尔曼滤波的信息分配过程,使得信息分配因子可以自适应调整,提高了系统的滤波精度及对噪声变化的适应能力。为了有效评价滤波效果,在综合考虑滤波器结构、参数及激励对滤波性能影响的情况下,提出了 FSP 函数及最优滤波比等概念,可对滤波器性能进行定量评价。在低信噪比条件下,信任陷阱给滤波结果带来的影响将会变大,如何缩小信任陷阱的宽度以提高抗噪性能,是下一步的研究内容。

参考文献:

- [1] Cheong J W. Towards multi-constellation collective detection for weak signals: A comparative experimental analysis[C]//24th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation 2011. Portland: Institute of Navigation, 2011: 3709-3719.
- [2] Rizos C, Roberts G, Barnes J, et al. Experimental results of Locata: A high accuracy indoor positioning system [C]//2010 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. Zurich, Switzerland: IEEE, 2010: 1-7.
- [3] Deng Zhongliang, Yu Yanpei, Yuan Xie, et al. Situation and development tendency of indoor positioning[J]. China Communications, 2013, 10(3): 42-55.
- [4] Farshid A S. WiFi localization: market, technology, and future [C]//23th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation 2010, Portland: Institute of Navigation, 2010: 1761-1778.
- [5] Messaoudi Z, Ouldali A, Oussalah M. Comparison of interactive multiple model particle filter and interactive multiple model unscented particle filter for tracking multiple manoeuvring targets in sensors array[C]//2010 IEEE 9th International Conference on Cybernetic Intelligent Systems. Reading, Great Britain: IEEE, 2010: 1-6.
- [6] 卢恒惠,张盛,汪浩,等.基于联邦 Kalman 滤波的 Wi-Fi/GPS 车辆组合定位系统[J].清华大学学报:自然科学版,2011,51(3):420-423.
Lu Henghui, Zhang Sheng, Wang Hao, et al. Wi-Fi/GPS integrated positioning system using a federated Kalman filter[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2011, 51(3): 420-423.