

船舶动力定位多传感器闭环分级融合算法

徐树生¹, 林孝工²

(1. 青岛农业大学机电工程学院, 山东青岛 266109; 2. 哈尔滨工程大学自动化学院, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘要: 为了改善船舶动力定位多传感器的融合性能, 提出了一种多传感器闭环分级融合算法. 该算法包括基于卡尔曼滤波的局部和全局两级估计, 以全局融合信息的反馈作为局部估计的初始值进行时间更新, 定义两级估计的映射关系并引入调节系数, 自适应地调节全局融合增益. 全局估计融入各局部估计过程中, 两级估计组成了一个相互补偿的闭环系统. 利用船舶半实物仿真系统的试验, 仿真验证了该算法的有效性.

关键词: 多传感器融合; 状态估计; 分级融合; 卡尔曼滤波

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)03-0512-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.03.014

A Closed-Loop Hierarchical Multi-Sensor Fusion Algorithm for Vessel Dynamic Positioning

XU Shu-sheng¹, LIN Xiao-gong²

(1. College of Electromechanical Engineering, Qingdao Agricultural University, Qingdao, Shandong 266109, China;

2. College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract: To improve the multi-sensor fusion performance of vessel dynamic positioning, a closed-loop hierarchical fusion algorithm is proposed. The presented fusion algorithm has local and global estimators. The Kalman filter is used in both the local and global estimates. The global fusion is fed back to the local filters. Mapping relationships between the local and global estimates are defined by environment conditions derived from each local estimator. Adjusting factors based on the local and global estimates covariances are introduced. The gain of the global fusion is adjusted optimally according to the mapping matrices and adjusting factors. The global estimate is included in local estimates. The proposed algorithm combines the local and global estimates into one closed-loop mutual compensation system. By the vessel semi-physical simulation system the validities of the proposed algorithm are verified.

Key words: multi-sensor fusion; state estimate; hierarchical fusion; Kalman filter

1 引言

船舶动力定位是利用自身的推进装置自动保持船舶位置和艏向的计算机控制系统, 该系统利用多传感器测量进行船舶位置和姿态的最优状态估计^[1], 在实际应用中, 动力定位系统一般利用加权或表决技术进行多传感器的融合^[2], 但是在多传感器测量系统存在共模故障时加权及表决方法都存在着一定的应用局限性^[3].

多传感器系统的融合结构决定了系统的框架和模式, 融合算法是具体的融合处理过程, 现在还没有一种通用的融合结构和算法, 一般都是依据不同的应用对象建立具体的融合算法^[4]. 位置级融合的结构主要有四种, 其中集中式融合精度高, 但计算量大且生存能力弱,

分布式、混合式和分级式融合算法得到了广泛应用^[5~7]. 多传感器分级式融合针对具体的应用对象建立不同的融合层次, 对各层次的局部估计进行全局融合, 在视觉追踪^[8~10]、目标运动状态估计^[11]等许多领域得到了应用. 通过进一步优化各局部估计的融合权值^[12,13]、充分利用局部和全局融合信息^[14,15], 可以进一步提高多传感器分级式融合的性能.

为了改善船舶动力定位多传感器系统的融合性能, 本文提出了一种多传感器闭环分级融合算法, 基于卡尔曼滤波将局部和全局估计构成一个相互补偿的有机整体, 依据各局部滤波器的状态估计, 自适应地调节全局融合增益, 改善全局融合的性能; 全局融合估计信息又反馈给各局部估计器, 使得各局部滤波器的迭代估

计得到改善,通过充分应用局部和全局估计所提供的信息,提高多传感器系统的融合精度.以船舶动力定位的艏向三冗余测量系统为研究对象,利用船舶半实物仿真系统的试验,验证所建算法的有效性.

2 多传感器闭环分级融合算法

本文以船舶动力定位艏向冗余测量系统为研究对象,研究建立多传感器闭环分级融合算法,建立的融合结构如图 1 所示,该融合结构包括各传感器的局部估计、全局融合和反馈三部分.

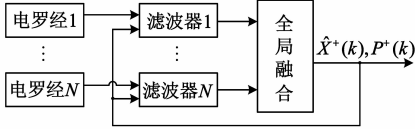


图1 多传感器闭环分级融合算法框图

2.1 局部估计

由船舶运动分析可知,用于水面船舶艏向状态估计的系统运动模型可以近似为线性系统^[16],不失一般性,假设离散线性系统模型为:

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

式(1)中 $\mathbf{x}(k+1)$ 、 $\mathbf{x}(k)$ 分别是 $k+1$ 和 k 时刻的系统状态向量, $\mathbf{f}(k)$ 、 $\mathbf{g}(k)$ 分别是系统矩阵和过程噪声输入矩阵.假设过程噪声 $\mathbf{w}(k)$ 是零均值的高斯白噪声,且其协方差矩阵为 $\mathbf{q}(k)$.

设有 N 个电罗经对船舶艏向进行独立观测,则对应的有 N 个局部滤波器,每个滤波器均可独立地完成船舶艏向的状态估计.设第 i 个电罗经的观测方程为:

$$\mathbf{y}_i(k) = \mathbf{h}_i(k)\mathbf{x}_i(k) + \mathbf{v}_i(k) \quad (2)$$

其中 $\mathbf{y}_i(k)$ 是电罗经 i 在 k 时刻的观测值, $\mathbf{h}_i(k)$ 是观测矩阵, $\mathbf{v}_i(k)$ 为测量噪声,假设测量噪声为零均值的高斯白噪声,且其方差矩阵为 $\mathbf{r}_i(k)$.

对于由式(1)和式(2)定义的动态系统,第 i 个局部估计的基本方程为:

(1)时间更新:

$$\hat{\mathbf{x}}_i^-(k) = \mathbf{f}(k)\hat{\mathbf{x}}_i^+(k-1) \quad (3)$$

$$\mathbf{p}_i^-(k) = \mathbf{f}(k)\mathbf{p}_i^+(k-1)\mathbf{f}^T(k) + \mathbf{g}(k)\mathbf{q}(k)\mathbf{g}^T(k) \quad (4)$$

(2)测量更新:

$$\boldsymbol{\varepsilon}_i(k) = \mathbf{y}_i(k) - \mathbf{h}_i(k)\hat{\mathbf{x}}_i^-(k) \quad (5)$$

$$\mathbf{S}_i(k) = \mathbf{h}_i(k)\mathbf{p}_i^-(k)\mathbf{h}_i^T(k) + \mathbf{r}_i(k) \quad (6)$$

$$\mathbf{k}_i(k) = \mathbf{p}_i^-(k)\mathbf{h}_i^T(k)\mathbf{S}_i^{-1}(k) \quad (7)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_i^+(k) = \hat{\mathbf{x}}_i^-(k) + \mathbf{k}_i(k)\boldsymbol{\varepsilon}_i(k) \quad (8)$$

$$\mathbf{p}_i^+(k) = [\mathbf{I}_{n \times n} - \mathbf{k}_i(k)\mathbf{h}_i(k)]\mathbf{p}_i^-(k) \quad (9)$$

其中 $\hat{\mathbf{x}}_i^-(k)$ 、 $\hat{\mathbf{x}}_i^+(k)$ 分别为系统在 k 时刻的状态预测值与估计值, $\mathbf{p}_i^-(k)$ 、 $\mathbf{p}_i^+(k)$ 分别为系统的状态预测误差

协方差阵与估计误差协方差阵, $\boldsymbol{\varepsilon}_i(k)$ 、 $\mathbf{S}_i(k)$ 分别为新息及新息协方差阵, $\mathbf{k}_i(k)$ 为卡尔曼滤波增益.

为了提高局部估计的精度,对全局融合的状态估计 $\hat{\mathbf{X}}^+(k)$ 及其估计误差协方差阵 $\mathbf{P}^+(k)$ 进行反馈,作为第 i 个局部估计过程在 $k+1$ 时刻的状态初始值,即:

$$\hat{\mathbf{x}}_i^+(k) = \mathbf{X}^+(k) \quad (10)$$

$$\mathbf{p}_i^+(k) = \beta_i(k)\mathbf{P}^+(k) \quad (11)$$

其中 $\beta_i(k)$ 为全局融合估计误差协方差阵的反馈系数.

2.2 全局融合估计

利用卡尔曼滤波进行全局融合估计,引入映射矩阵,构建自适应全局融合模型;定义局部和全局的估计误差协方差阵之间的调节系数,自动调节全局融合增益;全局融合估计信息反馈给各局部滤波,由此形成一个闭环自适应融合系统.

设全局融合估计的系统和测量模型为:

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{F}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{G}(k)\mathbf{W}(k) \quad (12)$$

$$\mathbf{Y}(k) = \mathbf{C}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k) \quad (13)$$

其中全局观测量 $\mathbf{Y}(k)$ 及全局观测矩阵 $\mathbf{C}(k)$ 分别为:

$$\mathbf{Y}(k) = [\mathbf{y}_1(k), \mathbf{y}_2(k), \dots, \mathbf{y}_N(k)]^T \quad (14)$$

$$\mathbf{C}(k) = [\mathbf{c}_1(k), \mathbf{c}_2(k), \dots, \mathbf{c}_N(k)]^T \quad (15)$$

在式(12)和式(13)中, $\mathbf{W}(k)$ 、 $\mathbf{V}(k)$ 分别为过程噪声和观测噪声,二者均假设为零均值的高斯白噪声,对应的协方差阵分别为 $\mathbf{Q}(k)$ 和 $\mathbf{R}(k)$, $\hat{\mathbf{X}}^+(k-1)$ 、 $\hat{\mathbf{X}}^-(k)$ 、 $\hat{\mathbf{X}}^+(k)$ 分别为全局融合在时刻 $k-1$ 的状态估计值、 k 时刻的状态预测值和状态估计值.在式(14)和式(15)中, N 是船舶艏向测量系统电罗经数量, $\mathbf{y}_i(k)$ ($i=1,2,\dots,N$)为电罗经 i 的测量值, $\mathbf{c}_i(k)$ ($i=1,2,\dots,N$)是新的局部观测矩阵.

2.2.1 映射矩阵

为了定义各局部估计和全局融合估计之间的关系,引入映射矩阵 $\mathbf{M}_i(k)$,对其定义为:当电罗经 i 的局部估计用于全局融合时有 $\mathbf{M}_i(k) = \mathbf{I}_{n \times n}$,否则有 $\mathbf{M}_i(k) = \mathbf{0}_{n \times n}$,其中 n 为系统状态向量阶数.

根据各局部观测矩阵和映射矩阵,得到新的局部观测矩阵 $\mathbf{c}_i(k)$ 进行全局融合:

$$\mathbf{c}_i(k) = \mathbf{h}_i(k)\mathbf{M}_i(k) \quad (16)$$

这样,当第 i 局部估计用来进行全局融合时有 $\mathbf{c}_i(k) = \mathbf{h}_i(k)$,否则 $\mathbf{c}_i(k)$ 为零阵.

2.2.2 全局融合估计的误差协方差阵

由式(12)和式(13)对全局融合估计误差协方差阵进行推导, k 时刻全局融合估计的误差协方差阵预测值为:

$$\mathbf{P}^-(k) = \mathbf{F}(k)\mathbf{P}^+(k-1)\mathbf{F}^T(k) + \mathbf{G}(k)\mathbf{Q}(k)\mathbf{G}^T(k) \quad (17)$$

第 i 局部估计对应的估计误差协方差阵修正项为:

$$\mathbf{p}_i(k) = \mathbf{k}_i(k) \mathbf{c}_i(k) \mathbf{P}^-(k) \quad (18)$$

对由式(18)确定的 N 个修正项 $\mathbf{p}_i(k)$ 求和, 再进行规范化, 得到融合估计误差协方差阵的修正值:

$$\mathbf{P}_1^-(k) = \mathbf{D}(k) \sum_{i=1}^N \mathbf{p}_i(k) \quad (19)$$

其中 $\mathbf{D}(k)$ 是一个定义的规范矩阵:

$$\mathbf{D}(k) = \left[\sum_{i=1}^N \mathbf{M}_i(k) \right]^{-1} \quad (20)$$

利用预测后进行校正的卡尔曼滤波原理, 得到全局融合估计的误差协方差阵为:

$$\mathbf{P}^+(k) = [\mathbf{I}_{n \times n} - \mathbf{D}(k) \sum_{i=1}^N \mathbf{k}_i(k) \mathbf{c}_i(k)] \mathbf{P}^-(k) \quad (21)$$

2.2.3 全局融合状态估计

由式(12)~式(15)进行卡尔曼滤波, 得到系统状态的全局融合估计.

k 时刻全局融合的系统状态预测值为:

$$\hat{\mathbf{X}}^-(k) = \mathbf{F}(k) \hat{\mathbf{X}}^+(k-1) \quad (22)$$

以预测值 $\hat{\mathbf{X}}^-(k)$ 作为第 i 局部估计的预测值, 得到测量值 $\mathbf{y}_i(k)$ 对应的新闻:

$$\boldsymbol{\varepsilon}_i(k) = \mathbf{y}_i(k) - \mathbf{c}_i(k) \hat{\mathbf{X}}^-(k) \quad (23)$$

则相应的新闻修正项为:

$$\boldsymbol{\varphi}_i(k) = \mathbf{k}_i(k) [\mathbf{y}_i(k) - \mathbf{c}_i(k) \hat{\mathbf{X}}^-(k)] \quad (24)$$

对 N 个新闻修正项进行求和, 并进行规范化处理, 得到全局融合估计的新闻修正值为:

$$\boldsymbol{\varepsilon}(k) = \mathbf{D}(k) \sum_{i=1}^N \boldsymbol{\varphi}_i(k) \quad (25)$$

则系统状态的全局融合估计为:

$$\hat{\mathbf{X}}^+(k) = \hat{\mathbf{X}}^-(k) + \boldsymbol{\varepsilon}(k) \quad (26)$$

由式(22)~式(26)可整理得:

$$\hat{\mathbf{X}}^+(k) = \mathbf{E}(k) \hat{\mathbf{X}}^+(k-1) + \mathbf{D}(k) \times \sum_{i=1}^N \mathbf{k}_i(k) \mathbf{y}_i(k) \quad (27)$$

其中

$$\mathbf{E}(k) = [\mathbf{I}_{n \times n} - \mathbf{D}(k) \sum_{i=1}^N \mathbf{k}_i(k) \mathbf{c}_i(k)] \mathbf{F}(k) \quad (28)$$

下面对式(27)进一步推导, 由第 i 局部估计得到:

$$\hat{\mathbf{x}}_i^+(k) = \boldsymbol{\alpha}_i(k) \hat{\mathbf{x}}_i^+(k-1) + \mathbf{k}_i(k) \mathbf{y}_i(k) \quad (29)$$

其中

$$\boldsymbol{\alpha}_i(k) = [\mathbf{I}_{n \times n} - \mathbf{k}_i(k) \mathbf{h}_i(k)] \mathbf{f}(k) \quad (30)$$

由式(29)可整理得:

$$\mathbf{k}_i(k) \mathbf{y}_i(k) = \hat{\mathbf{x}}_i^+(k) - \boldsymbol{\alpha}_i(k) \hat{\mathbf{x}}_i^+(k-1) \quad (31)$$

在局部和全局估计的误差协方差阵之间引入调节系数 $\lambda_i(k)$, 令 $\lambda_i(k)$ 为:

$$\lambda_i(k) = \mathbf{P}^+(k)^{-1} \mathbf{M}_i^T(k) \mathbf{p}_i^+(k) \quad (32)$$

将调节系数引入式(31)中, 使 $\mathbf{k}_i(k) \mathbf{y}_i(k)$ 变为

$\lambda_i(k) \mathbf{k}_i(k) \mathbf{y}_i(k)$, 这样由式(27)得到系统状态的全局融合估计为:

$$\hat{\mathbf{X}}^+(k) = \mathbf{E}(k) \hat{\mathbf{X}}^+(k-1) + \mathbf{D}(k) \sum_{i=1}^N \lambda_i(k) \times [\hat{\mathbf{x}}_i^+(k) - \boldsymbol{\alpha}_i(k) \hat{\mathbf{x}}_i^+(k-1)] \quad (33)$$

2.3 全局融合估计信息的反馈

由式(21)和式(33)得到系统状态的全局估计值后, 将全局融合估计的结果反馈给各局部滤波器, 以改善各局部估计的精度.

全局融合的状态估计值 $\hat{\mathbf{X}}^+(k)$ 直接反馈给各局部滤波器, 作为第 i 局部滤波器在 $k+1$ 时刻的滤波初始值:

$$\hat{\mathbf{x}}_i^+(k) = \mathbf{X}^+(k) \quad (34)$$

根据信息共享原理可知, 最优融合估计的信息量可等效分解为若干个信息量之和, 即融合信息可被若干个子系统所分享. 这样, 可由局部估计的误差协方差阵求取信息分配系数, 由此计算各局部滤波所得的反馈信息量. 信息分配系数有多种求取方法, 本文采用工程和计算上较为可行的估计误差协方差阵求迹法.

由第 i 局部估计误差协方差阵 $\mathbf{p}_i(k)$ 计算得到:

$$\rho(k) = \left(\sum_{i=1}^N \frac{1}{\text{tr}(\mathbf{p}_i(k))} \right)^{-1} \quad (35)$$

第 i 局部估计对应的反馈系数为:

$$\beta_i(k) = \frac{\rho(k)}{\text{tr}(\mathbf{p}_i(k))} \quad (36)$$

则第 i 局部估计对应的全局估计误差协方差阵的反馈为:

$$\mathbf{p}_{ib}^+(k) = \beta_i(k) \mathbf{P}^+(k) \quad (37)$$

用全局融合估计的反馈量 $\beta_i(k) \mathbf{P}^+(k)$ 取代第 i 局部估计的误差协方差阵 $\mathbf{p}_i^+(k)$ 进行 $k+1$ 时刻的局部估计.

由上述的推导过程可知, 本文所建的闭环分级融合算法实质上是由多传感器的集中式扩维融合算法得到的, 所以该融合算法也是全局最优的.

3 算法仿真分析

本文以船舶艏向三元余测量系统为研究对象, 利用船舶半实物仿真系统的试验数据, 对建立的动态定位多传感器闭环分级融合结构与算法进行仿真.

船舶半实物仿真系统由实验平台、传感器、测量数据处理与控制系统组成, 可以按照给定的船舶仿真模型模拟船舶的六自由度运动, 以完成船舶动力定位系统的仿真验证. 船舶半实物仿真试验系统安装有三个电罗经及其他传感器, 如图2所示.

(1) 仿真系统描述与数据准备

对船舶艏向测量系统, 取角度 ψ 、角速度 r 为状态

变量,即 $\mathbf{x} = [\psi, r]^T$,则有系统模型^[16]:

$$\hat{\mathbf{x}}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \mathbf{w}(t) \quad (38)$$

其中,系统过程噪声 $\mathbf{w}(t)$ 为零均值高斯白噪声.



图2 船舶半实物仿真试验系统

电罗经的实际采样周期 $T = 0.1\text{s}$, 以此对式(38)进行离散化, 可得:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}\mathbf{x}(k) + \mathbf{G}\mathbf{w}(k) \quad (39)$$

其中, $\mathbf{F} = [1, 0.1; 0, 1]$, $\mathbf{G} = [0; 0.1]$, 系统过程噪声的协方差阵可取为 $\mathbf{Q} = [0.3]$.

若观测向量为 $\mathbf{y} = [\psi]$, 则观测方程为:

$$\mathbf{y}_i(k) = \mathbf{h}_i \mathbf{x}_i(k) + \mathbf{v}_i(k), i = 1, 2, 3 \quad (40)$$

其中, $\mathbf{h}_i = [1, 0]$, 测量噪声 $\mathbf{v}_i(k)$ 为零均值高斯白噪声且协方差阵为 $\mathbf{r}_i = [0.01]$, i 为电罗经数量.

根据试验数据情况, 从中选取幅值变化较小的一组电罗经测量数据作为三个电罗经的测量值, 分别记为 data1、data2 和 data3, 再选取幅值变化较大的一组也作为三个电罗经的测量值, 分别记为 data12、data22 和 data32, 利用这两组数据分别对相应融合算法进行仿真.

(2) 算法仿真

为了验证所建闭环分级融合算法的有效性, 选择文献^[17]的分布式融合算法与之进行仿真比较, 两种融合算法的仿真分别记为分级融合和分布式融合, 表示为粗实线和细实线. 利用测量数据 data1、data2 和 data3, 对两种融合算法进行仿真, 测量值的仿真表示为虚线、细实线和粗实线, 仿真结果如图 3 和图 4 所示.

利用电罗经的第二组测量数据 data12、data22 和 data32, 对闭环分级融合算法和分布式融合算法进行仿真, 三组测量值的仿真结果如图 5 和图 6 所示.

由上述仿真结果可知, 在船舶艏向变化频繁时, 闭环分级融合算法的融合估计变化幅度小于分布式融合估计; 在船舶艏向变化较小时, 闭环分级融合估计比较稳定, 而分布式融合估计波动较大, 这是由于闭环分级融合算法将局部和全局估计组成了一个相互补偿的有机整体, 提高了系统状态的融合估计精度.

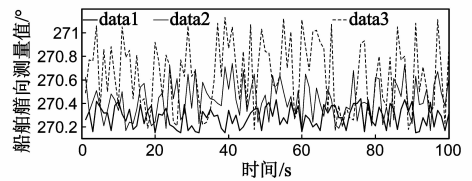


图3 第一组船舶艏向测量值

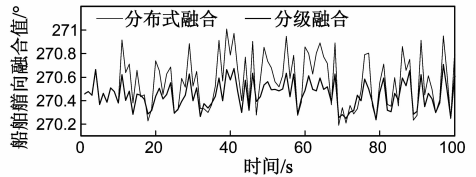


图4 第一组船舶艏向融合值

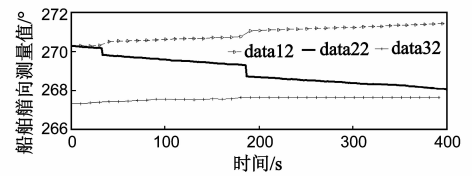


图5 第二组船舶艏向测量值

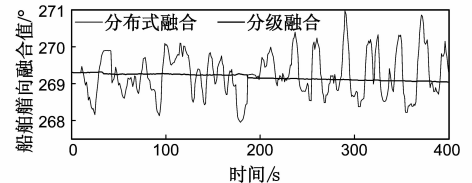


图6 第二组船舶艏向融合值

4 结论

为了改善船舶动力定位系统多传感器的融合性能, 本文提出了一种多传感器闭环分级融合算法, 该算法与传统的分级融合算法不同, 通过引入反馈、映射矩阵和自适应调节系数, 将局部和全局估计融合构成一个相互补偿的整体, 实现了多传感器的最优融合. 利用船舶半实物仿真系统的试验数据, 验证了所建算法能够改善动力定位系统多传感器的融合性能.

参考文献

- [1] Stephens R I, Chamberlain A G, Cretollier F. Dynamic Positioning Architecture [P]. United States Patent: US 20100088030A1, 2010-04-08.
- [2] Sørensen A J. A survey of dynamic positioning control systems [J]. Annual Reviews in Control, 2011, 35(1): 123-136.
- [3] Isermann R. Fault-Diagnosis Applications [M]. Berlin: Springer, 2011. 286-295.
- [4] Raol J R. Multi-Sensor Data Fusion With Matlab [M]. New York: CRC Press, 2010. 11-61.
- [5] Khaleghi R, Khamis A, Karry F O, et al. Multisensor data fusion: a review of the state-of-the-art [J]. Information Fusion,

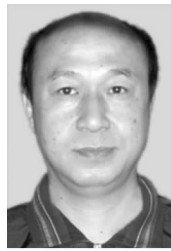
- 2013, 14(1): 28 - 44.
- [6] Ajgl J, Šimandl M, Dunik J. Millman's formula in data fusion [A]. Proceedings of the 10th International PhD Workshop on Systems and Control [C]. Pilsen: University of West Bohemia, 2009. 1 - 6.
- [7] Fiengo G, Domenico D D, Glielmo L. A hybrid procedure strategy for vehicle localization system: design and prototyping [J]. Control Engineering Practice, 2009, 17(1): 14 - 25.
- [8] Wu C W, Chung Y N, Chung P C. A hierarchical estimator for object tracking [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010, 2010: 1 - 11.
- [9] Klein J, Lecomte C, Miche P. Hierarchical and conditional combination of belief functions induced by visual tracking [J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2010, 51(4): 410 - 428.
- [10] 冯巍, 胡波, 杨成林, 等. 基于贝叶斯理论的分布式多视角目标跟踪算法 [J]. 电子学报, 2011, 39(2): 315 - 321.
FENG Wei, HU Bo, YANG Chen-lin, et al. A distributed multi-view object tracking algorithm under the Bayesian framework [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(2): 315 - 321. (in Chinese)
- [11] Zhang Z Q, Wu J K. A novel hierarchical information fusion method for three-dimensional upper limb motion estimation [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2011, 60(11): 3709 - 3719.
- [12] 乔向东, 李涛, 杨全, 等. 多传感器混合多模型估计的误差互相关性及其融合算法研究 [J]. 电子学报, 2010, 38(4): 804 - 810.
- QIAO Xiang-dong, LI Tao, YANG Tong, et al. On error cross-correlation and fusion algorithm for multi-sensor hybrid multiple model estimation [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(4): 804 - 810. (in Chinese)
- [13] 黄江涛, 王明辉, 李武, 等. 基于动态权值的多分类器故障诊断系统 [J]. 电子学报, 2012, 40(4): 734 - 738.
HUANG Jiang-tao, WANG Ming-hui, LI Wu, et al. Multiple classifier fault diagnosis system based on dynamic weight [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(4): 734 - 738. (in Chinese)
- [14] 刘志刚, 汪晋宽. 多传感器交互滤波算法 [J]. 电子学报, 2012, 40(4): 724 - 728.
LIU Zhi-gang, WANG Jin-kuan. Interacting multiple sensor filter for sensor networks [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(4): 724 - 728. (in Chinese)
- [15] 张博, 景晓军, 孙松林, 等. 基于梯度离散度和互信息准则的残缺指纹方向场重建融合算法 [J]. 电子学报, 2011, 39(9): 2131 - 2134.
ZHANG Bo, JING Xiao-jun, SUN Song-lin, et al. Fusion algorithm for incomplete fingerprint orientation field reconstruction based on gradient dispersion and mutual information [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(9): 2131 - 2134. (in Chinese)
- [16] Fossen T I. Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control [M]. Noida: John Wiley & Sons Ltd, 2011. 15 - 30.
- [17] 彭冬亮, 文成林, 薛安克, 等. 多传感器多源信息融合理论及应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2010. 105 - 113.

作者简介



徐树生 男, 1966 年 4 月出生于山东淄博. 2013 年在哈尔滨工程大学获工学博士学位. 现为青岛农业大学机电工程学院副教授, 主要研究方向为水下仿生机器人、信号处理、多传感器数据融合等.

E-mail: xuss0319@163.com



林孝工 男, 1962 年出生于黑龙江齐齐哈尔. 哈尔滨工程大学自动化学院教授、博士生导师. 主要研究方向为船舶动力定位系统、多传感器数据融合等.