

文章编号:1673-1522(2019)06-0505-06

DOI: 10.7682/j.issn.1673-1522.2019.06.007

基于量测一致性的 分布式多传感器多目标跟踪算法

邓 露¹, 崔世麒²

(1. 92074 部队, 浙江 宁波 315000; 2. 海军航空大学, 山东 烟台 264001)

摘 要:针对无线传感器网络跟踪多目标过程中传感器能搭载的计算负荷有限,不宜采用复杂算法实现数据处理的问题,提出了一种基于量测一致性的分布式多传感器多目标跟踪算法。算法采用计算相对简易的最近邻域法处理多目标跟踪中的数据互联问题,针对最近邻域法容易受杂波干扰的情况,通过量测的平均一致性迭代来改进算法的性能。仿真结果证明,算法具备有效抑制因误判产生的错误量测对跟踪过程干扰的性能,实现了良好的传感器网络跟踪精度和估计信息一致性。

关键词:传感器网络;多目标跟踪;一致性;数据互联

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

多目标跟踪过程中,数据互联是将量测与目标航迹正确配对,以便后续滤波过程中能利用正确量测更新对应目标的估计值,避免因量测的错误互联导致目标状态估计精度下降。经典的多目标数据互联方法包括最近邻域算法、概率最近邻域算法、概率数据互联算法、联合概率数据互联算法、综合概率数据互联算法、多假设跟踪算法、最优贝叶斯算法等。其中,最近邻域算法和概率最近邻域算法的计算过程相对简单,计算量小,其他算法的计算过程相对复杂,计算耗时很大。但是前2种方法的跟踪精度相对其他算法有所下降,尤其是在高杂波密度和密集目标情况下,算法性能的区别比较明显^[1-2]。

Kuo Chu C等^[3]将集中式结构下的JPDA方法扩展到了分布式无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)中,并实现了多目标跟踪。以SCKF^[4]的信息形式为基础,文献[5]提出了一种平方根容积信息一致性滤波器,通过JPDA和信息量的适当加权降低虚假量测对跟踪的影响。文献[6]针对JPDA不能直接用于多传感器对多目标的跟踪,以极大似然估计完成了对来自多传感器的测量集合进行同源最优分划。文献[7]针对单传感器跟踪系统的缺陷,解决了多传感器多目标跟踪的数据关联问题。文献[8]将PF应用到传感器网络中,使得跟踪系统能解决非线性非高斯模型下的问题,并采用JPDA的Monte Carlo实现完成数据互联。文献[9]将自适应分配算法和动态权值分配算法结合,以解决融合航迹误差低和不稳定性问题。文献[10]提出了基于高斯混合PHD的多目标多传感

器跟踪算法。文献[11]基于FISST理论,构建一种反馈式多传感器PHD融合跟踪框架。吴鑫辉等^[12]以PHD滤波算法为基础,针对多传感器共同探测区域和盲区的情况,将PHD推广到多传感器系统中,并提出了异步传感器丢失航迹的解决方案。Kamal A T推导出JPDA的信息形式,并结合到信息一致性滤波算法中,解决了基于信息一致性的分布式WSN跟踪多目标时的数据互联问题^[13]。

上述算法都是用JPDA或PHD来完成数据互联,但这类算法计算复杂,所需的计算量大,且目标数量较多时容易出现数据组合爆炸。WSN节点均为搭载有限设备和电源的小型传感器,需要完成信息获取、信息处理、通信等各项任务,因而传感器节点能分配给数据互联环节的计算负荷很少。考虑节约传感器资源并避免出现复杂数据组合,计算量最小的最近邻域算法更适合处理传感器网络中的数据互联问题^[14]。

针对多目标分布式一致性跟踪问题,本文采用最近邻域关联方法实现网络中多传感器的数据互联,考虑最近邻域方法易受杂波影响从而误判杂波为量测的情况,对节点量测实施一致性迭代,进而提出基于量测一致性的分布式多传感器多目标跟踪算法(Distributed multi-sensor multi-target tracking algorithm based on measurement consistency, MC-DMMTA)。

1 问题描述

跟踪任务中,多个目标的运动状态一般是独立

收稿日期: 2019-10-06; 修回日期: 2019-10-28

作者简介: 邓 露 (1986-), 男, 工程师, 博士。

的。若跟踪场景中有 t 个目标,假设它们的状态方程为:

$$\mathbf{x}_t(k) = f_t(\mathbf{x}_t(k-1)) + \mathbf{w}_t(k-1) \tag{1}$$

式(1)中: $\mathbf{x}_t(k)$ 表示 k 时刻目标 t 的状态; $f_t(\cdot)$ 是目标 t 的状态转移函数,在线性系统中用状态转移矩阵 \mathbf{F}_t 来表示。假设所有目标的过程噪声符合零均值高斯分布, $\mathbf{w}_t(k-1) \sim N(0, \mathbf{Q}_t(k-1))$ 。

多传感器网络探测目标时,由于传感器观测性能的差异,其接收到的回波通常是不一样的,用 $\hat{z}_i(k)$ 表示 k 时刻传感器 i 接收到的回波,其中包含多个目标的真实量测和杂波。每个目标的真实量测需要借助数据互联方法来判定。

如果一个 WSN 由 n 个传感器构成,假设 WSN 跟踪 t 个目标的量测方程为:

$$z_{i,t}(k) = h_i(\mathbf{x}_t(k)) + r_i(k) \quad i = 1, 2, \dots, n \tag{2}$$

式(2)中: $z_{i,t}(k)$ 表示 k 时刻传感器 i 对目标 t 的量测; $h_i(\cdot)$ 是传感器 i 的量测转移函数,在线性系统中用量测转移矩阵 \mathbf{H}_i 来表示。假设传感器 i 的量测噪声符合零均值高斯分布, $r_i(k) \sim N(0, \mathbf{R}_i(k))$ 。

2 基于量测一致性的分布式多传感器多目标跟踪算法

2.1 最近邻域算法确定量测

WSN 跟踪多目标时,首先须要解决的问题依然是数据互联问题。解决数据互联问题旨在达到2个目标:①在多个回波中找出真实量测(或是最接近真实量测的回波);②确定量测与目标航迹之间的正确配对关系。

以下推导过程中,网络中各个传感器的运算是一样的,不妨用下标 i 来表示传感器 $i, i = 1, 2, \dots, n$ 。

根据上一时刻的各个目标滤波结果或是已确定的各个目标最后一个航迹点预测本时刻状态:

$$\hat{\mathbf{x}}_{i,t}(k|k-1) = \mathbf{F}_t \hat{\mathbf{x}}_{i,t}(k-1); \tag{3}$$

$$\mathbf{P}_{i,t}(k|k-1) = \mathbf{F}_t \mathbf{P}_{i,t}(k-1) \mathbf{F}_t^T + \mathbf{Q}_t(k); \tag{4}$$

$$z_{i,t}(k|k-1) = \mathbf{H}_i \hat{\mathbf{x}}_{i,t}(k|k-1) \tag{5}$$

式(3)~(5)中: $\hat{\mathbf{x}}_{i,t}(k-1)$ 为上一时刻($k-1$ 时刻)传感器 i 中目标 t 的状态估计; $\hat{\mathbf{x}}_{i,t}(k|k-1)$ 为本时刻(k 时刻)传感器 i 中目标 t 的状态预测估计; $\mathbf{P}_{i,t}(k-1)$ 为上时刻传感器 i 中目标 t 的状态协方差, $\mathbf{P}_{i,t}(k|k-1)$ 为本时刻传感器 i 中目标 t 的状态预测协方差; $z_{i,t}(k|k-1)$ 为本时刻传感器 i 中目标 t 的预测量测。

确定量测之前,由跟踪门初步筛选出部分回波成为候选回波,以限定下一步判定过程中的回波数量^[15]。各个目标跟踪门的中心分别位于各被跟踪目标的预测位置 $z_{i,t}(k|k-1)$,跟踪门的大小由各自的新息协方差 $\mathbf{S}_{i,t}(k)$ 来确定,需要确保有一定的概率接收到正确回波。

$$\mathbf{S}_{i,t}(k) = \mathbf{H}_i \mathbf{P}_{i,t}(k|k-1) \mathbf{H}_i^T + \mathbf{R}_i(k) \tag{6}$$

根据常用的椭圆(球)波门规则,当回波 $\hat{z}_i(k)$ 满足下式时,认为该回波位于目标 t 跟踪门之内,于是将其选定为候选回波。

$$[\hat{z}_i(k) - z_{i,t}(k|k-1)]^T \mathbf{S}_{i,t}^{-1}(k) [\hat{z}_i(k) - z_{i,t}(k|k-1)] \leq \gamma \tag{7}$$

式(7)中, γ 由 χ^2 分布表获得,会对真实量测落入椭圆(球)波门的概率产生影响,详情见文献[16]。

筛选所有回波,确定候选回波的集合之后,从候选回波中选取和波门中心统计距离最小的回波作为目标量测。

最近邻域法中的统计距离是新息加权范数:

$$d^2(\hat{z}) = [\hat{z}_i(k) - z_{i,t}(k|k-1)]^T \mathbf{S}_{i,t}^{-1}(k) [\hat{z}_i(k) - z_{i,t}(k|k-1)] \tag{8}$$

根据式(8)计算各候选回波统计距离,各目标的候选回波分别比较后,便可确定目标 t 的量测 $z_{i,t}(k)$ 。

2.2 基于局部平均的量测一致性

最近邻域算法只需要计算出候选回波的统计距离,再比较大小确定目标量测,其简单的判断过程所花费的计算量也是相当小的。然而,简单的判断过程中能采取的判定依据是非常有限的。因此,判定出正确量测的概率较复杂判断过程会有所下降。对于最近邻域算法来说,最容易影响它判定正确量测的是数据互联中的杂波。当存在杂波(或其他目标的量测)离波门中心的统计距离小于真实量测离波门中心的统计距离,而且其被选定为候选回波时,最近邻域算法就会将该杂波确定为目标量测。错误量测会严重影响后续滤波过程,降低自身传感器估计精度,进而通过信息交流影响网络中其他传感器的估计性能,导致整个传感器网络目标跟踪效果不佳^[17-18]。

本节利用传感器网络中多个传感器的探测信息减少错误量测对跟踪过程的不良影响。错误量测对滤波过程的影响在于,错误量测会给予预测值一个错误的修正从而增大状态估计值相对于真实状态的偏差。考虑各传感器对同一目标 t 刚确定量测的情景,此时 WSN 中有多个量测,每个量测都可能是错误的,网络中各传感器均发送自身量测值 $z_{j,t}(k)$,并接收邻居节点的量测值 $z_{i,t}(k), j \in N_i (N_i$ 为零距界点集合)。与

常用一致性迭代不同的是,本算法所采取的一致性协议为局部平均,传感器网络量测信息交互之后,进行局部平均,即求自身量测和邻居节点量测的平均值。对同一目标来说,多个杂波之间是没有任何关联的,而不同传感器的真实量测之间存在关联。若多个量测全为杂波,其均值是最接近波门中心(预测值)的,此时以保守方式来削弱杂波对预测值的修正。若多个量测中部分为杂波,部分为真实量测,真实量测之间因为存在关联性而差距较小,这些真实量测的值分布得更加集中,而杂波之间没有关联,分布得很分散。此时的均值为更加接近真实量测的值。若多个量测均为真实量测,分布式WSN中的局部平均能发挥和一致性迭代相似的作用。

由上述分析可知,网络中各传感器量测信息交互之后,采用局部平均的方式能很好地抑制多种量测情况下错误量测对状态估计过程的影响。为进一步加强抑制效果,对此过程进行 L_1 次迭代:

$$z_{i,t}(k) = \frac{1}{n_i} \sum_{j \in N_i} z_{j,t}(k-1) \quad (9)$$

经过此量测一致性迭代,能够得到比较准确的目标 t 量测,解决了杂波干扰下的数据互联问题。

2.3 基于局部平均的信息一致性

算法的滤波过程基于文献[5]的信息一致性,在完成量测一致性迭代之后,利用最终的量测值更新信息矩阵和信息向量:

$$Y_{i,t}^0 = \frac{1}{n} (P_{i,t}(k|k-1))^{-1} + H_i^T R_i^{-1}(k) H_i; \quad (10)$$

$$y_{i,t}^0 = \frac{1}{n} (P_{i,t}(k|k-1))^{-1} \hat{x}_{i,t}(k|k-1) + H_i^T R_i^{-1}(k) (H_i \hat{x}_{i,t}(k|k-1) + z_{i,t}(k) - z_{i,t}(k|k-1)) \quad (11)$$

式(10)、(11)中: n 是网络中传感器的数量; $Y_{i,t}^0$ 和 $y_{i,t}^0$ 分别表示传感器 i 中目标 t 的信息矩阵和信息向量。

与上一节做同样考虑,为抑制杂波形成的错误量测对滤波过程的干扰,对信息矩阵和信息向量做一致性迭代时,亦采用局部平均作为一致性协议。对信息矩阵和信息向量做 L_2 次一致性迭代:

$$Y_{i,t}^l = \frac{1}{n_i} \sum_{j \in N_i} Y_{j,t}^{l-1}; \quad (12)$$

$$y_{i,t}^l = \frac{1}{n_i} \sum_{j \in N_i} y_{j,t}^{l-1} \quad (13)$$

最后,用信息矩阵和信息向量求得状态估计值和状态估计协方差:

$$\hat{x}_{i,t}(k) = (Y_{i,t}^{L_2})^{-1} y_{i,t}^{L_2}; \quad (14)$$

$$P_{i,t}(k) = (n Y_{i,t}^{L_2})^{-1} \quad (15)$$

3 仿真实验与结果分析

3.1 仿真实验设置

为验证算法的有效性并对比其性能,设置传感器网络跟踪多目标的实验,3个目标在同一块区域内匀速运动,它们的运动互不影响,但存在航迹交叉。选取基于最近邻域的信息加权一致性滤波算法^[19](Information weighted consensus filters and their application in distributed camera networks, DN-IWCF)作为对比算法,2种算法的区别仅在于是否实施量测一致性和局部平均,从而可以充分体现本文所提方法在杂波干扰下的优越性能。

为避免实验的偶然性,得到客观的实验结果,在目标真实运动不变的前提下,用随机Monte Carlo循环求平均的方法获取实验中各项性能指标的均值,设置Monte Carlo循环次数为100次。

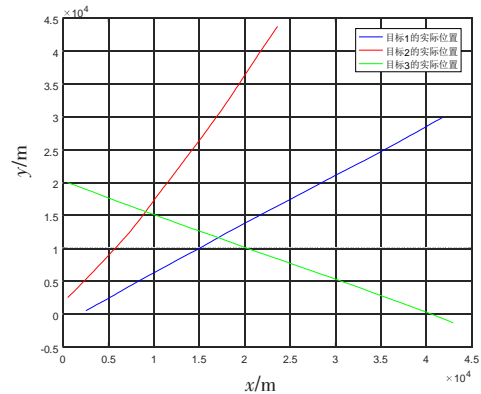


图1 多目标运动轨迹

Fig.1 Motion trajectory of multi-target

3.2 仿真结果及分析

图2~4分别展示了传感器网络在2种算法的作用下跟踪多个目标的位置误差、速度误差和不一致程度。相应地,表1~3用数据准确说明了3个目标3种误差各自的平均情况。

综合实验效果图和实验数据,在杂波干扰下的简单运动目标跟踪任务中,本文所提算法MC-DMMTA对3个目标的跟踪精度和一致性程度都要优于DN-IWCF,特别是一致性程度有明显改善。2种算法的主要区别在于MC-DMMTA通过量测一致性减少了错误量测导致的跟踪性能下降,而DN-IWCF易受杂波干扰。可以得出,本文所提出的MC-DMMTA能非常有效地抑制杂波对传感器网络跟踪性能的影响。

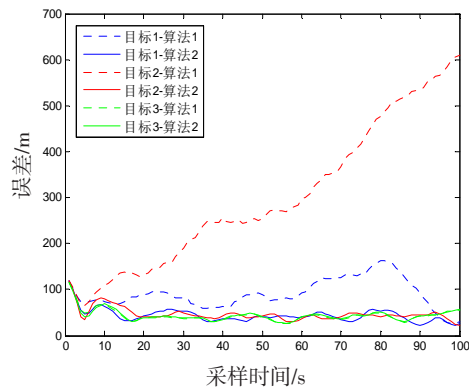


图2 多目标跟踪位置误差

Fig.2 Position error of multi-target tracking

表1 2种算法的位置误差

Tab.1 Position errors of the two algorithms

算法	目标1误差/m	目标2误差/m	目标3误差/m
DN-IWCF	96.372 2	337.660 8	44.856 3
MC-DMMTA	45.694 2	48.558 2	45.534 0

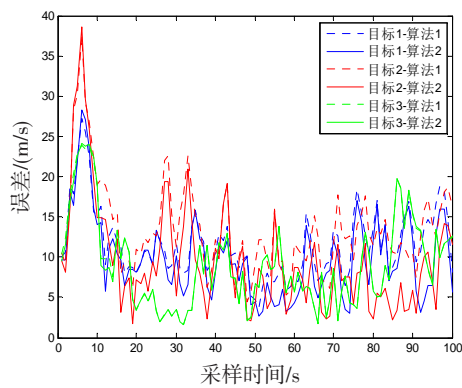


图3 多目标跟踪速度误差

Fig.3 Multi-target tracking speed error

表2 2种算法的速度误差

Tab.2 Speed errors of the two algorithms

算法	目标1误差/(m/s)	目标2误差/(m/s)	目标3误差/(m/s)
DN-IWCF	12.377 3	14.657 4	10.561 6
MC-DMMTA	11.049 9	11.675 6	10.527 8

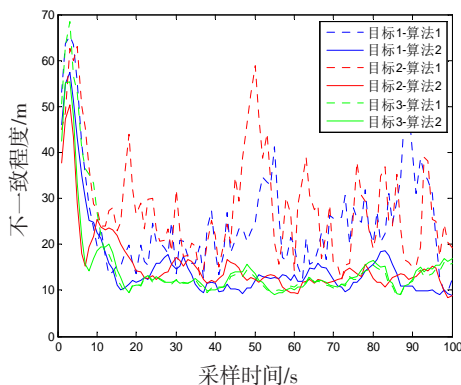


图4 多目标跟踪不一致程度

Fig.4 Inconsistency of multi-target tracking

表3 2种算法的不一致程度

Tab.3 Inconsistency between two algorithms

算法	目标1不一致程度/m	目标2不一致程度/m	目标3不一致程度/m
DN-IWCF	27.434 7	30.454 8	19.311 8
MC-DMMTA	17.902 0	17.023 6	16.692 3

4 总结

本文探究了基于WSN的分布式一致性跟踪中的多目标跟踪问题。在采用简易数据互联方法的基础上,针对传感器网络跟踪多目标过程中数据互联易受杂波影响,从而误判杂波为量测的情况,对网络中各传感器当前时刻确定的量测做一致性迭代。通过局部平均交互所有量测信息,利用多传感器中正确量测的关联性削弱可能出现的错误量测,对预测值的错误修正,保证后续滤波过程中的估计精度。提出了基于量测一致性的分布式多传感器多目标跟踪方法,设置了杂波干扰下的传感器网络多目标跟踪实验,对比了NN-IWCF与MC-DMMTA的跟踪性能。实验结果表明:MC-DMMTA能有效抑制因误判产生的错误量测对跟踪过程的干扰,可以实现良好的传感器网络跟踪精度和估计信息一致性。

参考文献:

- [1] CHEN G, HONG L. A genetic algorithm based multi-dimensional data association algorithm for multi-sensor multi-target tracking[J]. Mathematical and Computer Modeling, 1997, 26(4): 57-69.
- [2] ZHU LILI, ZHAN HUANCHUN, JING YAZHI. FGAs based data association algorithm for multi-sensor multi-target tracking[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2003, 16(3): 177-181.
- [3] KUO CHU C, CHEE YEE C, BAR SHALOM Y. Joint probabilistic data association in distributed sensor networks[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1986, 31(10): 889-897.
- [4] HAYKIN S, ARASARATNAM I. Cubature kalman filters [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(6): 1254-1269.
- [5] YANMING CHEN, QINGJIE ZHAO. A novel square-root cubature information weighted consensus filter algorithm for multi-target tracking in distributed camera networks[J]. Sensors, 2015, 15: 17907-17916.
- [6] 巴宏欣, 赵宗贵, 杨飞. 多传感器多目标跟踪的JPDA算

- 法[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(7): 1563-1566.
- BA HONGXIN, ZHAO ZONGGUI, YANG FEI. JPDA in multisensor multitarget tracking[J]. Journal of System Simulation, 2004, 16(7): 1563-1566. (in Chinese)
- [7] 郝燕玲, 孟凡彬, 张崇猛. 多传感器多目标跟踪的粒子PHD滤波算法[J]. 传感器与微系统, 2010, 29(4): 21-25. HAO YANLING, MENG FANBIN, ZHANG CHONGMENG. Particle PHD filter algorithm for multi-sensor multi-target tracking[J]. Transducer and Micro System Technologies, 2010, 29(4): 21-25. (in Chinese)
- [8] TOHID Y R, MOHAMMAD ALI TINATI. Distributed multi-target tracking using joint probabilistic data association and average consensus filter[J]. Annales Des Telecommunications- Annuals of Telecommunications, 2011, 66: 553-566.
- [9] 郑佳春, 于浩, 王凤歆. 分布式自适应多传感器多目标跟踪算法[J]. 中国惯性技术学报, 2015, 23(4): 472-476. ZHENG JIACHUN, YU HAO, WANG SUXIN. Distributed adaptive multi-sensor multi-target tracking algorithm [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2015, 23(4): 472-476. (in Chinese)
- [10] LI WENLING, JIA YINGMIN, DU JUNPING. Gaussian mixture PHD filter for multi-sensor multi-target tracking with registration errors[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 93(1): 86-99.
- [11] 申屠晗, 薛安克, 周治利. 多传感器高斯混合PHD融合多目标跟踪方法[J]. 自动化学报, 2017, 43(6): 1028-1037. SHEN TUHAN, XUE ANKE, ZHOU ZHILI. Multi-sensor Gaussian mixture PHD fusion for multi-target tracking [J]. Journal of Automatica Sinica, 2017, 43(6): 1028-1037. (in Chinese)
- [12] 吴鑫辉, 黄高明, 高俊. 异步多传感器多目标PHD航迹合成算法[J]. 航空学报, 2013, 34(12): 2785-2793. WU XINHUI, HUANG GAOMING, GAO JUN. PHD for composite tracking algorithm based on asynchronous multi-sensor multi-target measurements[J]. Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica, 2013, 34(12): 2785-2793. (in Chinese)
- [13] KAMAL A T, FARRELL J A, ROY CHOWDHURY A K. Information consensus for distributed multi-target tracking[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston: IEEE, 2013.
- [14] 车志宇, 王海鹏, 董云龙. 基于概率最近邻域算法的分布式多传感器多目标跟踪算法[J]. 海军航空工程学院学报, 2009, 24(2): 202-206. CHE ZHIYU, WANG HAIPENG, DONG YUNLONG. Distributed multi-sensor multi-target tracking algorithm based on probabilistic nearest neighbor standard function [J]. Journal of Naval Aeronautical and Astronautical University, 2009, 24(2): 202-206. (in Chinese)
- [15] 何友, 修建娟, 张晶炜, 等. 雷达数据处理及应用[M]. 3版. 北京: 电子工业出版社, 2013: 120. HE YOU, XIU JIANJUAN, ZHANG JINGWEI, et al. Radar data processing with applications[M]. 3rd ed. Beijing: Electronic Industry Press, 2013: 120. (in Chinese)
- [16] BLACKMAN S S. Multiple target tracking with radar applications[M]. Boston: Artech House, 1986: 19-44.
- [17] 陈旻, 张鑫, 金鑫. 一种多智能体协同信息一致性算法[J]. 航空学报, 2017, 38(12): 321222. CHEN WU, ZHANG XIN, JIN XIN. A cooperative information consensus algorithm for multi-agent system[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2017, 38(12): 321222. (in Chinese)
- [18] 闫茂德, 宋家成, 杨盼盼. 基于信息一致性的自主车辆变车距队列控制[J]. 控制与决策, 2017, 32(12): 2296-2300. YAN MAODE, SONG JIACHENG, YANG PANPAN. Consensus based platoon for autonomous vehicles with time varying inter-vehicle distance[J]. Control and Decision, 2017, 32(12): 2296-2300. (in Chinese)
- [19] KAMAL A T, FARRELL J A, ROY CHOWDHURY A K. Information weighted consensus filters and their application in distributed camera networks[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2013, 58(12): 3112-3125.

Distributed Multi-Sensor Multi-Target Tracking Algorithm Based on Measurement Consistency

DENG Lu¹, CUI Shiqi²

(1. The 92074th Unit of PLA, Ningbo Zhejiang 315000, China;

2. Naval Aviation University, Yantai Shandong 264001, China)

Abstract: A distributed multi-sensor multi-target tracking algorithm based on measurement consistency was proposed to solve the problem of data processing in wireless sensor network tracking with limited computational load. The algorithm used a relatively simple nearest neighborhood method to deal with the data interconnection problem in multi-target tracking. Then, aiming at the recent neighborhood method was vulnerable to clutter interference, the performance of the algorithm was improved by measuring the average consistency iteration. The simulation results show that the algorithm has the ability to effectively suppress the disturbance of the error measurement pair tracking process due to misjudgment, and achieve good tracking accuracy and information consistency of the sensor network.

Key words: sensor networks; multi-target tracking; consistency; data interconnection

(上接第492页)

Route Turning Maneuvering Wind Measurement Method for Aircraft

WEI Xufei, WEI Xianli

(Beijing Electro-Mechanical Engineering Institute, Beijing 100074, China)

Abstract: The traditional wind measurement method is based on wind measurement equipment such as pitot tube to realize accurate real-time wind measurement. Considering the need to reduce costs and other requirements, some aircrafts are not equipped with wind measurement equipment. In view of this situation, in this paper, a method was proposed to realize wind measurement through route turning maneuver flight. Assuming that the atmospheric wind field would not change in a short period of time, two equations were respectively constructed on the two routes before and after turning based on the speed triangle principle, and the atmospheric wind field information was obtained by solving the two equations in combination. The Monte Carlo method was used for simulation verification. The results show that the method is simple and effective with high accuracy, and a new idea for real-time measurement of atmospheric wind field was also provided.

Key words: aircraft; velocity triangle; maneuver; wind measurement

(上接第504页)

Fuzzy Single Neuron PID Control Algorithm of Rocket Electric Steer Motor

SUN Jianfei, XIN Changfan

(School of Mechanical and Electrical Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In order to improve the response speed and accuracy of control for the electric steering motor in guided rocket, a fuzzy PID control method with single neuron setting output coefficient was proposed based on fuzzy PID controller in this paper. The servo system model of rocket was established firstly, and then an intelligent control system was built by combining fuzzy inference, single neuron self-learning algorithm and PID controller to achieve accurate and fast response to the input command of the servo. The simulation results show that the servo system can improve the traditional fuzzy PID controller effectively in step response adjustment time, overshoot and sinusoidal tracking, which shows that the servo system has good dynamic and static performance, self-adaptability and stability.

Key words: electric steering gear; fuzzy inference; single neuron; PID controller