文章编号:1006-9348(2004)11-0028-02

基于时间序列的自适应加权被动定位

李大勇,王红军

(海军大连舰艇学院,辽宁 大连 116018)

摘要:现代海战场电磁环境日益复杂,利用卡尔曼滤波进行纯方位跟踪定位具有很强的隐蔽性,但多传感器固定权值融合算法在复杂的海战环境下有一定的缺陷。该文针对纯方位定位数据融合特点,运用时间序列估计传感器方差实现传感器权值的在线调整,仿真结果表明该算法较固定权值跟踪精度有明显提高,对提高纯方位目标定位的实用性及适应性有一定的意义。

关键词:自适应;加权;被动;定位

中图分类号:TP301.6 文献标识码:B

Adaptive Weighted Passive Location Based on Time Series

LI Da - yong, WANG Hong - jun

(Dalian Naval Academy, Dalian Liaoning 116018, China)

ABSTRACT: Modern sea battle's electromagnetic surroundings become more and more complicated. Though using Kalman filter to estimate location and track with bearing only measurements is very conceal, but fixed weight fusion algorithm has some disadvantages in complicated sea battle field. According to the characteristics of data fusion based bearing only measurements, this paper uses time series to estimate sensors' variances and adjust their weight. The simulation results show that in contrast to fixed weight algorithm, target – tracking accuracy can be greatly improved. It has some meaning for improving passive location's practicality and adaptability.

KEYWORDS: Adptive; Weight; Passivity; Location

1 前言

在现代电子战中,用被动的方法对敌方目标定位克服了主动定位的弱点,具有隐蔽性好,定位精度高的特点,是现代海战场提高武器系统生存能力和作战能力的有效手段。纯方位被动目标跟踪就是利用舰艇辐射,例如:电磁辐射、红外辐射、声波辐射等,运用舰艇装备的多种探测器探测目标方位序列来实时估计目标航迹。可用于被动探测的探测设备有:被动雷达、电子侦察机、被动声纳等,各种传感器以一定的权值进行融合得到最优的目标位置估计。

2 在线自适应加权定位融合算法的推导

2.1 无源定位融合系统结构的选型

被动传感器在对目标进行被动定位时,采用的数据处理 方法类似,即采用卡尔曼滤波法来对纯方位目标数据进行被 动定位和跟踪,并联式的数据融合结构具有构成简单、局限 性小、层次分明的优点,是常用的舰载数据融合结构,其典型 结构如图 1。

2.2 被动定位数据融合值的求解

由于舰载被动信息 源数据检测结果都是基 本符合正态分布(即高 斯型数据分布),并且经 线性化处理后已成为线 性信号,因此,设在某一 时刻被测目标的状态为

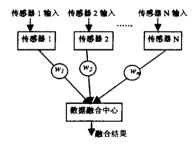


图 1 并行结构数据融合框图

X,传感器的测量值为 I,则该传感器的测量模型是:

$$I_i = A_i X + v_i \quad i = 1, 2, \dots, n$$
 (1)

式中,A 为运算系数; v_i 符合均值为零、协方差为 Dv_i 的正态分布;X 的先验均值为 UX、协方差为 DX 的正态分布。

根据传感器数量的不同,分别讨论如下:

当传感器数量为一个时,根据 Bayes 定理,有

$$P(X/I) = P(I_i/X)P(X)P(I_i)^{-1}$$

$$= a_1 \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[(I_i - A_i UX)^T D v_i^{-1} (I_i - A UX) + \frac{1}{2} (I_$$

收稿日期:2003-08-26

$$(X - UX)^{T}DX^{-1}(X - UX) - (I_{i} - A_{i}X)^{T}(A_{i}DXA_{i}^{T})^{-1}(I_{i} - A_{i}X)]$$
(2)

式中, a_1 为常数。因为 $P(X/I_i)$ 是正态分布的,故有

$$P(X/I_i) = a_2 \exp\left\{-\frac{1}{2}(X - \xi)^T DX I_i^{-1}(X - \xi)\right\}$$
(3)

式中, a_2 为常数, ξ 是 X 的最优估计, 相应的协方差为 DX/I_i 。由式(2) 和式(3) 联合求解可得:

$$DI/I_i^{-1} = A_i^T D v_i^{-1} A_i + D X^{-1}$$
 (4)

$$\widehat{X}(I_i) = DX/I_i(A_i^T D v_i I_i + DX^{-1} UX)$$
 (5)

式中, Ux 为 X 的先验均值,记为:

$$\widehat{X} = UX = \int_{-\infty}^{+\infty} XP(X) dX$$
 (6)

于是式(5) 可改为

$$\widehat{X}(I_i) = \widehat{X} + DX/I_i A_i^T D v_i^{-1} (I_i - A_i \widehat{X})$$
 (7)

当传感器数量为多个时, $P(X/I_1I_2\cdots I_N)$ 符合正态分布,可记作

$$P(X/I_1I_2\cdots I_N) = a'_1 \exp\left[-\frac{1}{2}(x-\xi')^T DX/I^{-1}(X-\xi')\right]$$
(8)

式中, a'_1 为常数, ξ' 为X的最大后验估计,相应的协方差为 DX/I。于是式(8) 可写成

 $P(X/I_1I_2\cdots I_N) =$

$$a'_{2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} \left[X - \hat{X}(I_{i}) \right]^{T} D X / I_{i}^{-1} \left[X - \hat{X}(I_{i}) \right] + \frac{1}{2} (N-1) \left[(X - \hat{X})^{T} D X^{-1} (X - \hat{X}) \right] \right\}$$
(9)

由式(8) 及式(9) 有

$$DX/I^{-1} = \sum_{i=1}^{N} DX/I_{i}^{-1} - (N-1)DX^{-1} \qquad (10)$$

$$\widehat{X}(I) = DX/I \sum_{i=1}^{N} DX/I_{i}^{-1} \widehat{X}(I_{i}) - (N-1)DX^{-1} \widehat{X}$$
 (11)

将式(4)、式(5)代人式(10)、式(11)得

$$DX/I^{-1} = \sum_{i=1}^{N} A_{i}^{T} D v_{i}^{-1} A_{i} + DX^{-1}$$
 (12)

$$\widehat{X}(I) = DX/I \left[\sum_{i=1}^{N} A_{i}^{T} D v_{i}^{-1} I_{i} + DX^{-1} \widehat{X} \right]
= \widehat{X} + D\widehat{X}/I \sum_{i=1}^{N} A_{i}^{T} D v_{i}^{-1} (I_{i} - A_{i} \widehat{X})$$
(13)

式(12)、式(13) 即为符合正态分步检测的数据融合的计算式,由此可见,融合值 $\hat{X}(I)$ 是先验估计值 \hat{X} 和先验估计与每隔传感器测量值的余差($I_L - A_L\hat{X}$) 的线性组合。

为简化计算,令观测模型式(2)中的 A_i 为单位矩阵, DX 可视为无穷大,于是由式(12)、式(13)可得到融合公式

$$DX/I^{-1} \approx \sum_{i=1}^{N} Dv_i^{-1}$$
 (14)

$$\widehat{X}(I) = \frac{\sum_{i=1}^{N} Dv_{i}^{-1}I_{i}}{\sum_{i=1}^{N} Dv_{i}^{-1}}$$
(15)

由上式可以看出,加权因子由各个传感器的方差决定,因此可根据各传感器提供的测量值应用时间域估计法算出相应的方差,监视传感器性能的变化,从而实现加权因子的动态调整。

2.3 传感器方差在线调整

假设有两个不同的传感器 p, q, 其测量值分别是 Xp, Xq, 观测误差分别是 Vp, Vq, 且互不相关, 均值为 0。

根据时间域估计法求出 Rm 的估计值为

$$R_{pp}(k) = \frac{k-1}{k} R_{pp}(k-1) + \frac{1}{k} (X_p(k) - \mu) \times (X_p(k) - \mu)$$
 (16)

同理:

$$R_{pq}(k) = \frac{k-1}{k} R_{pq}(k-1) + \frac{1}{k} (X_p(k) - \mu) \times (X_q(k) - \mu)$$
 (17)

式中, μ 为采样数据均值,在计算机递推时,可将后续跟踪算法中的卡尔曼滤波的一步预测值作为测量数据的真值, R_{pp} 为传感器p 的自协方差函数, R_{pq} 为传感器p、q 的互协方差函数。求出 R_{pp} 和 R_{pq} 后,即可得出传感器的实时方差。

因此传感器 p 的方差为

$$\sigma_p^2 = E[V_p^2] = R_{pp} - R_{pq} \tag{18}$$

因此传感器 q 的方差为

$$\sigma_q^2 = E[V_q^2] = R_{qq} - R_{qp}$$
 (19)

3 仿真实例

本文采用 10s 作为 采样周期,试验中观测 看可获得雷达侦察机和 被动声纳两传感器的目标 被动声纳两传感器的目标幅射源数据,两传感器的测量误差均为高斯 500分布,均值为 0,雷达侦察机的测量精度为 2°,被动声纳传感器测量精

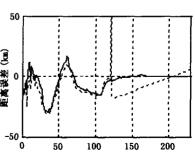


图 2 距离估计误差

度为 5°,其中,侦察机在一段时间后由于目标舰雷达关机失去了目标的信息。观测者初始位置为(0,0),(下转第 170 页)

 N_d ——表示计算机产生的到达人数;

M(n) 表示值在 $1 \sim n$ 之间的一个整数。

8.2 过表问题的解决方案

过表问题是指与当前仿真时间有关的出发列车,因列车的出发时刻越过 24点,如果我们直接用出发时刻减当前模拟时刻进行判断或操作就会出现错误,这样的问题称过表问题。对于过表问题的解决只需要将出发时刻减当前模拟时刻,如果小于 0,再加上 24 小时即可。

8.3 临时候车室类型节点的仿真实现

进队(进入临候)人数根据到达情况随机产生;队长等于上一步长的队长加上进队人数减去进去服务的人数;服务人数由队中人数和服务时间决定,当队中人数小于服务能力时,服务人数等于队长,否则就为服务能力数;离开人数等于上一步长中的服务人数;而第五种状态表示临侯中在当前步长某车次的候车总人数,其仿真过程如图 3 表示。



图 3 临候仿真过程示意图

8.4 客流集散及通过类型节点的仿真实现

客流集散及通过类型节点的客流到达情况有可能存在两种,一种是上一个节点(临时候车室)出来的客流,一种是在出发前(两小时内)通过快速通道到达的客流(不一定存在),在仿真时,它的到达客流为上一节点的客流人数加上快速通道到达的人数,其仿真过程如图 4 所示。



图 4 客流集散及通过点仿真过程示意图

8.5 候车室类型节点的仿真实现

候车室类型的点与临时候车室类型的点基本相同,只是客流离开候车室出发的时间与列车的出发时间相关,如图 5 所示。

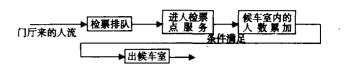


图 5 候车室仿真过程示意图

8.6 旅客在站内走行径路(边)的仿真实现

设两点内的运行时间为 n 分钟,步长为 w 分钟,则可将这条边分为 2+[w/n] 个点。设当前时刻各点的人数为 K_1 , K_2, \ldots, K_n ,则一分钟后各点人数为 $K_n = K_{n-1}(n=>1)$ 。



图 6 边的仿真过程示意图

注: k_0 记录每一步长时间内进入边(到达)的人数, $k_{n=1}$ 记录离开边(出边)的人数

9 结束语

本文介绍了大型客运站高峰期运输组织优化仿真的基本过程和仿真实现的若干关键技术,经过编程实现并运用于铁路春运组织方案的实践中,取得了较好的效果。

参考文献:

- [1] 严余松,朱松年,杜文.枢纽小运转列车运行组织的网络流优化模型[J].西南交通大学学报,2001(2).
- [2] 李文新,周育龙.大型客运站高峰期客运组织仿真模型及其优化[J].铁道学报,2003-1.
- [3] 金键,张殿业,刘澜编著.智能交通 ITS 仿真理论与技术[M].成都:四川科学技术出版社,2002-3.

[作者简介]

严余松(1963-),男(汉族),四川简阳人,四川师范大学教授,博士,博士生导师,副校长,研究领域:交通运输系统优化、交通运输系统仿真、物流信息与技术; 李文新(1962-),男(汉族),湖南耒阳人,广州铁路(集团)公司高级工程师,研究方向是:交通运输规划

与管理、铁路运输组织及优化。

(上接第29页)

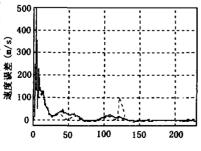


图 3 速度估计误

估计误差平均值曲线图 50 如下图所示(虚线代表 0 固定权值的方法,实线 附 50 概 55 概 55 版)。

从仿真曲线图 2、图 3、图 4 可以看出,在 仿真初时一段时间内, 两种融合方法相差不

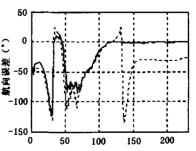


图 4 航向估计误差

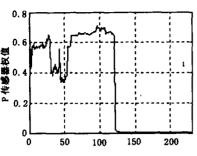


图 5 侦察机权值变化

器的误差进行实时预测从而调整传感器权值,如图 5 所示, 雷达侦察机的权值在失去目标信号后急剧下降,从而避免了 目标运动估计精度下降。仿真结果明显地验证了基于时间 序列自适应融合算法的有效性。

4 结论

本文对基于时间序列的自适应被动定位算法进行了探讨,它利用观测值序列实时估计传感器方差变化,仿真结果表明该方法有效地克服由于传感器中断造成的融合信息污染,较固定权值大幅度的改善了跟踪精度,因此具有较大的

工程价值。

参考文献:

- [1] S C Nardone, V j Aidala. Observability Criteria for Bearing only Target Motion Analysis [J]. IEEE Transactions on aerospace and Electronic systems, Mar. 1981, AES(17):161 166.
- [2] 孙仲康,陈辉煌. 定位导航与制导[M].北京:国防工业出版社, 1987.340-360.
- [3] 滕召胜,等著.智能检测系统与数据融合[M].北京:机械工业出版社,1999-12.
- [4] 杨位钦,等.时间序列分析与动态数据建模[M].北京:北京理工大学出版社,1988.



[作者简介]

李大勇(1977 -),男(汉族),山东德州人,海军大连 舰艇学院硕士研究生,研究方向为:舰艇电子对抗指 挥自动化等;

王红军(1962 -),男(汉族),山西晋城人,大连理工 大学博士研究生,海军大连舰艇学院教授,研究方

向:水面舰艇作战指挥控制决策理论与应用。

(上接第32页)

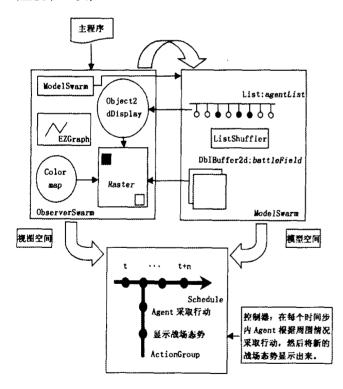


图 1 Swarm 上实现的 ABMs

基于 Agent 的陆战研究刚刚开始,这只是个初步的成果,还有许多需要完善的地方。我们的目标是建立一个能够模拟一个完整战役的模型。将来的改进主要在以下的几个方面:战场范围扩大,并引人地理信息系统(GIS);使用神经网

络或者分类器取代个性向量和罚函数,使 Agent 具有自学习的功能;加入指挥和控制系统(Command and Control, C2);提供定制作战想定和脚本的功能,等等。

参考文献:

- [1] 孙武. 孙子兵法[M]. 上海古籍出版社,1984.
- [2] 卡尔·冯·克劳塞维茨. 战争论[M]. 解放军文艺出版社,1964.
- [3] 徐学文, 王寿云. 现代战争模拟[M]. 科学出版社,2001.
- [4] Andy Ilachinski. Land Warfare and Complexity[M]. CNA Memorandum CIM - 461,1996.
- [5] 恩格斯. 马克思恩格斯选集(第3卷)[M]. 人民出版社,1995.
- [6] Craig W Reynolds. A Distributed Behavioral Model [M]. Flocks, Herds, and Schools, 1987.
- [7] Andy Ilachinski. Irreducible Semi Autonomous Adaptive Combat (ISAAC); An Artificial – Life Approach to Land Combat [M]. CNA Memorandum CIM – 461,1996.
- [8] Swarm Development Group, Documentation Set for Swarm 2.1.1[DB]. http://www.swarm.org,2000.



[作者简介]

张国锋(1974.12-),男(汉族),河北唐山人,硕士生, 主要研究方向为图形图象、人工智能和并行处理等; 孙 庚(1970.11-),女(汉族),河北唐山人,硕士, 研究方向为人工智能和嵌入式系统等;

[|] 范**植华**(1942.7 -),男(汉族),江苏南京人,教授,

博士生导师,研究方向为并行处理与实时处理等。