

一种新的两站多目标无源定位与跟踪模型

周正, 苏峰, 关欣

(海军航空工程学院 电子信息工程系, 山东 烟台 264001)

摘要:为了改善两站无源定位与跟踪算法的性能,在研究了现有的无源定位与跟踪技术以及人的两只眼睛如何协同对目标定位和跟踪的基础上,设计了分辨信息生成与属性关联算法,结合方位数据关联算法和扩展卡尔曼滤波器,初步构建了相对完整的两站多目标无源定位与跟踪的智能仿生新模型,并对有效定位范围和误差分布进行了分析。初步的仿真试验证明该算法对目标数量和队形适应能力强,定位跟踪精度高,同时将计算量控制在较小的规模内。

关键词:无源定位;跟踪算法;属性关联;智能仿生

中图分类号:TP273

文献标识码:A

文章编号:1006-0707(2012)02-0073-04

1 概述

无源定位与跟踪最简单的就是用两个观测站对目标进行位置估计,由于这种方法定位精度低,为了提高定位精度不得不设置3个以上的观察站。但是这样又引起了平台间数据关联的NP难题从而限制了其应用。随着传感器精度和灵敏度的提高,人们更期望采用两个观测站实现对目标的定位与跟踪。

文献[1]提出了一种将多模型方法和扩展卡尔曼滤波算法相结合来解决两站多目标纯方位定位与跟踪的新方法,但是在运动状态下的多目标测量交叉点会有极其复杂的分布,导致这样方法产生的误差较大。文献[2]结合时差去除法通过计算双平台间测量数据的相近度来进行最优匹配并去除虚假定位,但是时间差的配对和方位角交叉定位配对一样都会产生很多虚假点,这样的结合如果没有很强的条件限制会导致多一个环节的NP难题。文献[3]以及[4]以目标、被动站确定的平面的俯仰角的正切值为不变量进行关联,希望获得比基于残差的数据关联方法高的速度,但是由于测向交叉点与这种正切值的对应关系也是NP问题,添加的这一环节对排除虚假定位点没有明显效果。文献[5]和[6]采用双站无源定位模型和最小二乘法能够获得较三角测距法更高的测距精度,由于最小二乘法有一个隐含的假定条件为数据矩阵中的数值是没有误差的,而全部误差都限制在观测数据中,因此还需要改进无偏估计算法以进一步提高估计精度。文献[7]利用传感器测角精度作为一个门限,先用最小二乘法求出目标位置的估计值,并算出该估计值相对于基准平台的俯仰角,再算出该角度与基准平台实际俯仰角的差值并用该值和门限作比较,大于门限的看成虚假点排除,然而这种方法不能用于虚假定位分布比实际目标分布稠密的情况。近

年来一些研究开始借助于多种属性、人工智能等方法^[8-12]来提高两站无源定位与跟踪的速度和精度,但是改进效果仍不明显。

其实,人的两只眼睛就相当于两个无源传感器,两只眼睛分别接受到目标的光信号通过大脑合成处理得出目标的位置信息,即使多个目标以不同的队形以不同速度运动仍能够被人们准确的识别和跟踪。目前的传感器的探测距离和精度已经远远超过人眼的的能力,如果将人们的智能原理成功地与这些传感器技术相结合,开发出的两站多目标无源定位与跟踪系统必将发挥巨大的威力,但是根据国内外公开的文献,尚无关于两站多目标无源定位与跟踪的智能仿生的研究报导。

本文第2节介绍算法原理;第3节分析该算法的有效探测距离和最大误差分布,并进行模拟仿真。第四节给出结论。

2 算法原理

当前的算法之所以不能令人满意,首要原因是一开始就引入了太多的虚假信息。例如若监视区域内存在 M 个目标,两个无源观测站对这些目标测向总共会产生 $2M$ 条测向线,这些测向线相交最多可获得 M^2 个交叉定位点,而这些交点中最多只有 M 个为目标真实定位点,其余 $M(M-1)$ 个交点均为虚假定位点,而且真实环境下还存在漏检和虚警情况,使得问题变得更加复杂。如图1所示的两站 O_1 和 O_2 对三目标 T_1 、 T_2 和 T_3 的测向线交叉产生的虚假定位点均远离目标真实位置,应用最小距离法、最大似然法、谱相关法和拉格朗日松弛等算法时均不符合收敛条件。

通过研究发现,人眼在复杂背景中定位目标时两只眼睛首先通过颜色、轮廓、运动方式等特征分别对多目标进行分辨,然后再由大脑对分辨之后的信息进行提取和关联,最后由大脑处

收稿日期:2011-12-16

基金项目:国家自然科学基金(60972190);航空科学基金(20105584004);海军航空工程学院青年科学基金(HYQN201115)资助

作者简介:周正(1978—),男,博士,主要从事信息融合与对抗研究。

理得出目标的具体方位,如图2(a)所示。将这种机制应用于两站多目标无源定位,首先两无源观测站分别获取监控范围内各目标的方位、频谱等多种信息,并对目标进行初级分辨,然后对两站的探测分辨结果进行关联,从而计算出各目标的位置信息,如图2(b)所示。这样就可以避免引入大量的虚假信息,有效改善后续的定位跟踪计算。

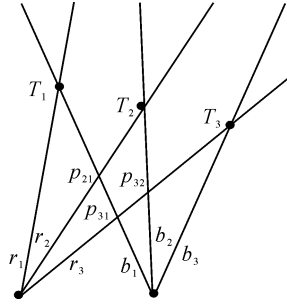


图1 测向交叉定位示意图

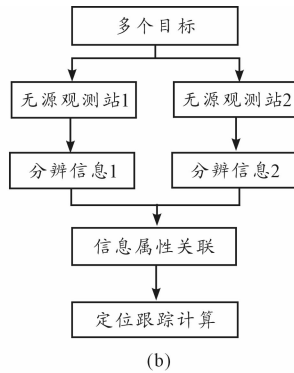
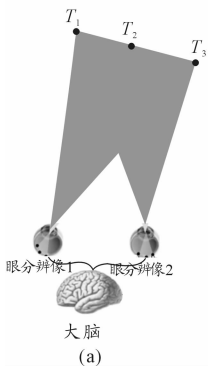


图2 模型基本思想

2.1 分辨信息生成与属性关联算法

假定观测站A测得的方位角集合为 $O_A = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m\}$,观测站B测得的方位角集合为 $O_B = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$, O_A 和 O_B 中的方位角已经按照由小到大排列(很容易实现),考虑到漏检和虚警情况, m 和 n 可能不相同。这里不再从 $m \cdot n$ 个方位角组合中选择正确的方位关联,当然也不能直接采取 $(\alpha_1, \beta_1), (\alpha_2, \beta_2), \dots$ 或者 $(\alpha_m, \beta_n), (\alpha_{m-1}, \beta_{n-1}), \dots$ 等关联方式,而是首先分析 O_A 和 O_B 中能够相关的属性。随着无源雷达等传感器技术的发展,在获取方位的已经能够同时获取频谱、能量等多种信息。监控区域内的多个目标被两个无源观测站观测时,这些目标的分布规律必然地在两个观测站中都有所反映。 O_A 和 O_B 中方位角的分布可能如图3所示,从角度分布规律可以初步确定一对关联 $(\alpha_{i_2}, \beta_{j_3})$,在此基础上可以继续确定 $(\alpha_{i_2-1}, \beta_{j_3-1}), (\alpha_{i_2+1}, \beta_{j_3+1})$ 等关联。这种关联算法可能使得 O_A 和 O_B 中含有未被关联的剩余元素,暂且不予处理。

这种算法将原先 $O(n^2)$ 的复杂度降低到 $O(n)$ 级别,显著地降低了后续定位跟踪的计算量。

这里仅从测角分布规律来进行分辨信息生成与关联,结合

载频、脉宽等多种属性可以达到更好的效果。

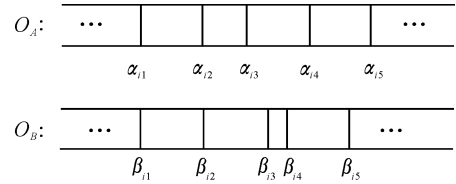


图3 两站测量方位角分布图

2.2 定位与跟踪算法

方位关联之后即可以对目标进行交叉定位,不妨指定观测站A和B其中一个为主观测站,另外一个为辅观测站,如图4所示。

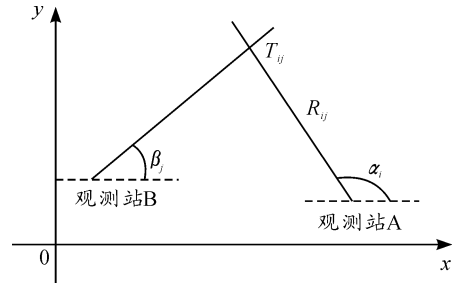


图4 两站测向交叉定位图

则A和B的一对关联 (α_i, β_j) 可以确定一个目标 T_{ij} ,具体位置可由相对于主观测站的距离和方位角来表示,其中距离 R_{ij} 为:

$$R_{ij} = \left| \frac{[(y_B - y_A) + (x_A - x_B) \tan \beta_j] \sec \alpha_i}{\tan \beta_j - \tan \alpha_i} \right| \quad (1)$$

在观测定位基础上用扩展卡尔曼进行滤波,初始状态为

$$\hat{X}_{ij}(1|1) = \begin{bmatrix} R_{ij} \cos(\alpha_i(1)) \\ R_{ij} \sin(\alpha_i(1)) \\ v_A \cos(\alpha_i(1)) \\ v_A \sin(\alpha_i(1)) \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中: v_A 为基准观测站的初始运动速度。

初始协方差矩阵为

$$P_{ij}(1|1) = A_{RP} \begin{bmatrix} R_{ij}^2 \sigma_\alpha^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{R_{ij}}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \hat{\sigma}_v^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \hat{\sigma}_v^2 \end{bmatrix} A_{RP}^T \quad (3)$$

其中: $\hat{\sigma}_v$ 为速度测量误差标准差的估计值,上标 T 表示矩阵的转置,而

$$A_{RP} = \begin{bmatrix} \sin(\alpha_i(1)) & \cos(\alpha_i(1)) & 0 & 0 \\ -\cos(\alpha_i(1)) & \sin(\alpha_i(1)) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

为了对多目标进行跟踪,两次定位的数据需要进行关联,有对计算的具体位置进行关联,有的采用两次测量的方位进行关联,这里采用文献[1]中的方位数据关联算法,篇幅所限,不再

赘述。

接下来进行滤波模型的建立,目标的状态方程为

$$\hat{X}_{ij}(k+1) = F(k)\hat{X}_{ij}(k) + G(k)W(k) \quad (5)$$

其中: $\hat{X}_{ij}(k)$ 为 k 时刻 $\alpha_i(k)$ 和 $\beta_j(k)$ 确定的目标的状态向量, $F(k)$ 为状态转移矩阵, $W(k)$ 为具有协方差阵 $Q(k)$ 的零均值白色高斯过程噪声, $G(k)$ 是过程噪声分布矩阵,即

$$\hat{X}_{ij}(k) = [x_{ij}(k)y_{ij}(k)\dot{x}_{ij}(k)\dot{y}_{ij}(k)]^T \quad (6)$$

$$F(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G(k) = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中 T 为采样间隔。

$\alpha_i(k)$ 和 $\beta_j(k)$ 确定的目标的量测方程为:

$$Z_{ij}(k) = h(\hat{X}_{ij}(k)) + V(k) = \arctan\left(\frac{y_{ij} - y_A}{x_{ij} - x_A}\right) + V(k) \quad (8)$$

其中: (x_A, y_A) 为基准观测站的位置, (x_{ij}, y_{ij}) 为 $\alpha_i(k)$ 和 $\beta_j(k)$ 确定的目标的位置, $V(k)$ 为基准观测站的测量噪声,该测量噪声和过程噪声 $W(k)$ 是相互独立的,且为具有协方差阵 $R(k)$ 的零均值、白色高斯噪声。

状态方程的一步预测为:

$$\hat{X}_{ij}(k+1|k) = F(k)\hat{X}_{ij}(k|k) - U(k+1) \quad (9)$$

其中: $U(k+1)$ 为从 k 时刻到 $k+1$ 时刻的时间间隔内基准观测站位置的改变,若假设基准观测站做匀速直线运动,则

$$U(k+1) = \begin{bmatrix} v_{Ax}T \\ v_{Ay}T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中 v_{Ax}, v_{Ay} 分别为基准观测站 x, y 轴方向的运动速度,矩阵中 T 为采样间隔。

状态预测协方差阵为:

$$P_{ij}(k+1|k) = F(k)P_{ij}(k|k)F(k)^T + G(k)Q(k)G(k)^T \quad (11)$$

进而,可求得滤波增益为:

$$K_{ij}(k+1) = P_{ij}(k+1|k)(H_{ij}(k+1))^T(S_{ij}(k+1))^{-1} \quad (12)$$

其中:

$$S_{ij}(k+1) = H_{ij}(k+1)P_{ij}(k+1|k) \cdot (H_{ij}(k+1))^T + R(k+1) \quad (13)$$

为新息协方差。

$$H_{ij}(k+1) = \frac{\partial h}{\partial \hat{X}_{ij}(k+1|k)} = \left[\frac{-\dot{y}_{ij}(k+1|k)}{r_{ij}^2}, \frac{\dot{x}_{ij}(k+1|k)}{r_{ij}^2}, 0, 0 \right] \quad (14)$$

为量测矩阵,式中

$$r_{ij}^2 = (\hat{x}_{ij}(k+1|k))^2 + (\hat{y}_{ij}(k+1|k))^2 \quad (15)$$

由式(9)和(12)可求得状态更新方程为:

$$\hat{X}_{ij}(k+1|k+1) = \hat{X}_{ij}(k+1|k) + K_{ij}(k+1)v_{ij}(k+1) \quad (16)$$

其中:

$$v_{ij}(k+1) = Z_{ij}(k+1) - h(\hat{X}_{ij}(k+1|k)) \quad (17)$$

为新息。

由式(11)、(12)和(14)可求得协方差更新方程为:

$$P_{ij}(k+1|k+1) = [I - K_{ij}(k+1)H_{ij}(k+1)] \cdot P_{ij}(k+1|k)[I - K_{ij}(k+1)H_{ij}(k+1)]^T + K_{ij}(k+1)R(k+1)K_{ij}^T(k+1) \quad (18)$$

其中: I 为单位矩阵。

3 算法分析与仿真

即使像人眼这样灵活,也存在定位跟踪的优质区域、一般区域和模糊区域。我们首先研究所建立算法本身的性质,以便于测试和应用。

3.1 有效定位范围和误差分布

理论上只要两条测向线相交就可交叉定位出目标点,但是由于观测站传感器客观存在的误差,根据公式(1)可知,在图4中 α_i 和 β_j 的差值小于观测站 B 的测角误差时的定位将不再具有意义。 α_i 和 β_j 的差值大小就是以观测站 B 、目标 T_{ij} 和观测站 A 组成的以目标 T_{ij} 为顶点的夹角的大小,所以该算法的有效定位区域应是以观测站 A 和 B 的连线为弦,以观测站 B 的测角误差 σ_β 为圆周角的圆弧内部,在观测站固定的情况下有效定位距离将随着方位角的变化而变化,如图5所示。测角误差一般都比较小,因此两站随方位角变化的有效定位距离变化曲线比较靠近。而且,当 α_i 和 β_j 足够小时,最大有效距离近似于两站间距的 $1/\sigma_\alpha$ 和 $1/\sigma_\beta$ 倍。

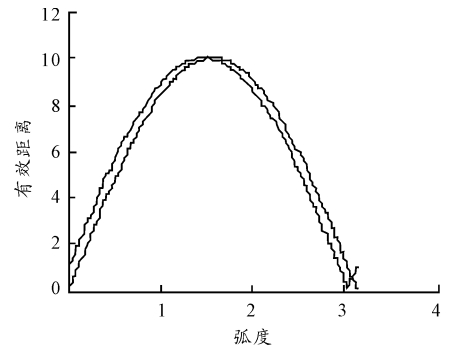


图5 σ_α 和 σ_β 为0.1时的有效定位距离

在此范围内利用公式(1)计算的定位最大误差分布如图6所示,计算结果表明,观测站的方位角在 $\pi/3$ 和 $2\pi/3$ 区间内较为稳定。当然,通过多站联合组网可以扩大探测区域实现全角监控。

因此该算法的较高质量监控范围为距离两站间距的 $1/\sigma$ 倍

以内且方位角在 $\pi/3$ 到 $2\pi/3$ 之间的区域上。

3.2 多目标定位与跟踪仿真分析

如图 7(a) 所示,用该算法对 300 km 距离以外 5 个目标以 600 m/s 高速接近“一”字形编队飞行的跟踪仿真,在 50 次 Monte-Carlo 计算之后误差稳定在 6 km 以内。如图 7(b) 所示,该算法对 300 km 距离以外 5 个目标以 600 m/s 高速“人”字形编队飞行的跟踪仿真,虽没有像图 7 那样航迹重合,但在 50 次 Monte-Carlo 计算之后误差同样稳定在 6 km 以内,相对观测站三个目标后面的两个目标没有计算显示跟踪航迹是因为在二维平面内被前面三个目标所遮挡,与人眼实际观察情况相似,图 8 所示的两组双机编队交叉飞行情况,在交叉点会出现不稳定现象,也是由于平面遮挡原因,该算法应用到三维空间以及后续的多组两站系统组网时会完善对这种情况的处理。

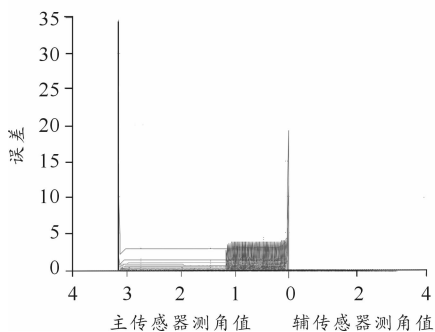
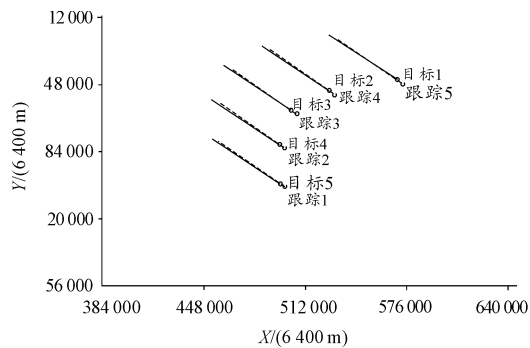
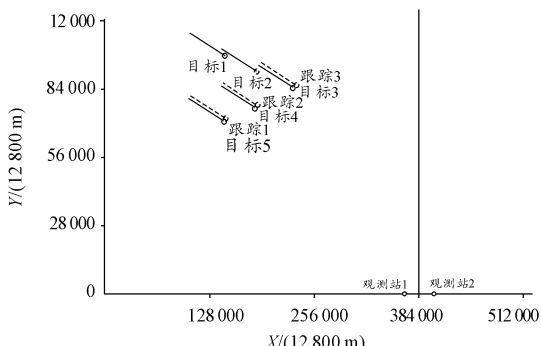


图 6 最大误差与方位角的关系



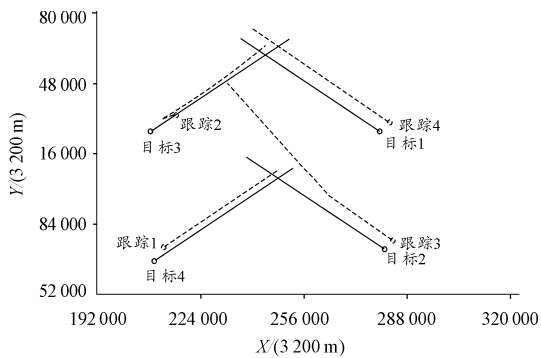
(a)



(b)

实线为真实目标航迹,虚线为目标跟踪航迹

图 7 近“一”字形和“人”字形编队跟踪仿真



实线为真实目标航迹,虚线为目标跟踪航迹

图 8 两组双机编队交叉飞行跟踪仿真

4 结束语

本文在研究了现有的无源定位与跟踪技术以及人的两只眼睛如何协同对目标定位和跟踪的基础上,设计了分辨信息生成与属性关联算法,结合方位数据关联算法和扩展卡尔曼滤波器,初步构建了相对完整的两站多目标无源定位与跟踪的智能仿生新模型,并对有效定位范围和误差分布进行了分析。初步的仿真试验已经证明该算法对目标数量和队形适应能力强,定位跟踪精度高,同时将计算量控制在较小的规模内。正因为算法显著降低了计算的复杂度和计算量,对多目标的定位与跟踪仿真程序是由 VC 编程并进行了接近实时性的动画演示,适合将来的工程实用化。当然,人眼当中还有好多奥妙需要进一步研究,很多功能值得仿生应用来进一步改善该模型的分辨信息生成与属性关联算法。

参考文献:

- [1] 修建娟. 多站无源定位与跟踪算法研究[D]. 海军航空工程学院,2004.
- [2] 胡洪涛,敬忠良. 双平台交叉定位去除虚假点方法研究[J]. 航空电子技术,2004,35(4):29-32.
- [3] 刘海军,王丽娜,李陟. 测向交叉定位及数据关联技术研究[J]. 计算机工程与设计,2007,28(3):657-660.
- [4] 刘海军,张学义,顾尔顺. 测向交叉定位系统多目标数据关联研究[J]. 现代防御技术,2007,35(2):89-91.
- [5] Ronald J Pieper, Alf red W Cooper, Pelegris G. Passive range estimation using dual2baseline t riangulation [J]. Opt Eng, 1996,35(3):685-692.
- [6] 徐勇. 基于 LS 的双站纯方位无源定位算法[J]. 光学与光电技术,2008,6(2):9-11.
- [7] 张海峰,李宏,吴建民. 一种双平台无源定位去除虚假点的新方法[J]. 弹箭与制导学报,2008,28(4):256-257.