

基于数据关联的多雷达点迹融合算法研究

张 昕, 张博文, 张玉萍, 李军侠, 燕瑞超

(中国船舶工业系统工程研究院, 北京 100094)

摘要: 在典型应用场景下, 针对传统数据关联算法易于产生目标跟踪丢失的问题, 提出了并行多传感器联合概率数据关联算法 (PMSJPDA), 给出并行多传感器联合概率数据关联算法的实现流程, 并对该算法进行理论分析; 最后采用两部典型雷达构成 PMSJPDA 数据融合系统, 对其算法的目标跟踪精度进行 1 000 次蒙特卡洛仿真, 仿真统计结果表明, 在目标跟踪全程阶段, 融合后的目标跟踪精度比单部雷达跟踪精度提高约 6%, 在目标跟踪稳定阶段, 融合后的目标跟踪精度比单部雷达跟踪精度提高约 10%, 即所提出的 PMSJPDA 算法可有效提高对目标的跟踪性能, 尤其是目标跟踪进入稳定阶段。

关键词: 点迹融合; 联合概率数据关联; 组网雷达; 融合算法; 并行结构

Research on Multi-radar Point Track Fusion Algorithm Based on Data Association

Zhang Xin, Zhang Bowen, Zhang Yuping, Li Junxia, Yan Ruichao

(System Engineering Research Institute of CSSC, Beijing 100094, China)

Abstract: In the typical application scenario, aiming at the problem that the traditional data association algorithm is easy to generate target tracking loss, the parallel multi-sensor joint probability data association (PMSJPDA) realization process is proposed, and the algorithm is theoretically studied. Finally, two typical radars are used to construct a data fusion system; the performance of the data fusion algorithm is simulated and verified in the shipboard application scenarios. Simulation results show that tracking whole segment the target tracking accuracy of the fusion is 6% higher than the single radar tracking. Simulation results show that tracking stable segment the target tracking accuracy of the fusion is 10% higher than the single radar tracking. The proposed PMSJPDA algorithm can effectively improve the tracking performance.

Keywords: point track fusion; joint probability data association; netted radar; fusion algorithm; parallel structure

0 引言

现代战争已成为高科技的信息战争, 随着反辐射导弹、低空突防、隐身技术和电子对抗技术的发展, 仅仅依赖单部的雷达已经无法满足作战需求。目前装备的雷达广泛应用航迹融合技术, 但是多雷达组网的点迹融合技术中点迹信息量较为丰富, 信息利用率较高且通信代价较小^[1-2]。与传统的航迹融合相比, 点迹融合能够充分利用系统中所有雷达的原始探测信息, 有利于扩大有效跟踪范围, 缩短系统反应时间, 提高跟踪精度, 具有抗干扰、抗隐身、抗低空入侵等特点, 是多平台协同作战的核心技术^[3]。

因此, 多部雷达组网的点迹融合技术可大幅度提高雷达系统的生存能力, 实现按需的信息获取与处理, 获得高质量的目标信息, 形成清晰的战场态势, 从而协助指挥中心实时、准确地做出作战决策^[4]。很多实际雷达系统已采用或正在采用雷达组网数据融合技术^[5]。

作为一种多传感器数据融合系统, 可分为集中式、分布式、混合式、多级式等结构^[6]。其中集中式结构的多雷达系统相比于分布式结构系统, 采用点迹融合, 信息损失

最小, 稳定性和精确度更高, 能够得到更精确的航迹状态估计和航迹预测^[7]。

多传感器的数据融合技术是为了获取准确的状态估计和属性判决而进行的多源检测、关联、相关、估计的处理过程。多传感器的数据融合有助于提高系统的可靠性、扩大时间和空间的可控范围、提高分辨率、增加观测空间维数, 充分利用多传感器系统的资源。

单舰作战平台一般配备了中远程警戒雷达和中近程搜索雷达等多部主战搜索雷达, 这些传感器能够提供目标一维、二维、三维以及目标分类信息, 而且还能够提供目标的相关点迹以及航迹信息, 实现全天候目标警戒和探测, 提高舰艇对空搜索范围。如何对多传感器信息进行有效融合, 增强战场态势的清晰度、准确度以及尽可能地减少感知盲区, 提升作战效能, 是单平台多传感器信息融合技术要解决的主要问题。

本文立足于解决舰载多传感器点迹融合问题, 首先提出可行的并行多传感器联合概率数据关联算法实现流程, 得到目标航迹的估计结果。其次, 对并行多传感器联合概率数据关联具体算法重点研究, 构建了合理的 PMSJPDA 算法点迹融合系统硬件结构。最后在点迹融合典型应用条件下, 对提出的并行多传感器联合概率数据关联算法进行仿真验证, 根据仿真数据分析了 PMSJPDA 算法性能。

收稿日期: 2019-02-18; 修回日期: 2019-03-09。

作者简介: 张 昕(1983-), 男, 黑龙江哈尔滨人, 硕士, 工程师, 主要从事舰船作战系统设计、雷达系统设计方向的研究。

1 并行多传感器联合概率数据关联算法

针对舰载雷达组网, 并行多传感器联合概率数据关联算法实现流程的步骤如下:

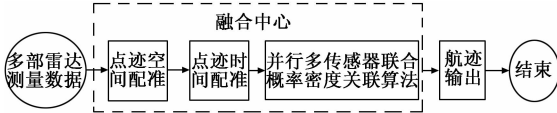


图 1 并行多传感器联合概率数据关联算法实现流程

步骤一、利用波门技术测量各个雷达有效目标位置数据, 即点迹数据, 送入融合中心;

步骤二、统一测量坐标系, 对测量到的点迹数据进行空间配准;

步骤三、对空间配准后的点迹数据进行时间配准; 以上 3 个步骤是多部雷达点迹融合的预处理工作。

步骤四、本步骤为并行多传感器联合概率数据关联算法的核心步骤, 对时空配准后的多部雷达点迹分别与融合中心的航迹关联与滤波, 然后对航迹滤波结果进行融合;

步骤五、输出最终滤波器状态量和协方差矩阵, 其中航迹信息可由状态量和协方差表示。

1.1 空间对准

本文考虑二维平面坐标系下空间对准的情况。假设融合中心为坐标原点, 以 2 部雷达为例, 其中雷达 1 的坐标为 (a, b) (直角坐标系下), 以此雷达为原点, 得到的目标量测信息为 $z' = [\tilde{r}', \tilde{\theta}']$, 为使多部雷达的点迹能够在统一的坐标系下进行处理, 需要将量测 z' 转换到以融合坐标为原点的坐标系下^[8]。转换后的坐标为: $\tilde{x} = \tilde{r}' \cos \tilde{\theta}' + a, \tilde{y} = \tilde{r}' \sin \tilde{\theta}' + b, \tilde{r} = \sqrt{x^2 + y^2}, \tilde{\theta} = \arctan\left(\frac{\tilde{y}}{\tilde{x}}\right)$ 。即融合中心坐标系下目标的直角坐标系下的状态向量为 $[\tilde{r}, \tilde{\theta}]$ 。

1.2 时间对准

时间对准是将多部雷达的时间对准到一个时间基准上。在低目标密度情况下, 融合系统对时间对准的要求不高。本文采用一种易操作的方法: 多项式插值法进行时间对准。基本原理是利用有限的点迹数据对目标短时间内的运动轨迹进行逼近。多项式插值法实际上是一种曲线拟合法, 得到目标多个时刻的数据拟合得到一条曲线, 进而计算得到曲线上的任意一点。

时间对准的具体步骤为: 1) 对空间对准的点迹数据进行关联, 得到并存储雷达对同一个目标连续扫描 3 圈的数据; 2) 更新同一个目标连续 3 圈的数据。以 x 轴坐标为例, x_0, x_1, x_2 分别为目标在 t_0, t_1, t_2 时刻的 x 轴坐标; 3) 将所得目标数据对准到融合中心的基准时间。定义融合时的对准起始时刻为 t_c , 利用拉格朗日三点插值法, 近似得到 t_c 时刻的目标坐标信息, 其中时刻 x 轴坐标的计算公式为:

$$x_c = \frac{(t_c - t_1)(t_c - t_2)}{(t_0 - t_1)(t_0 - t_2)}x_0 + \frac{(t_c - t_0)(t_c - t_2)}{(t_1 - t_0)(t_1 - t_2)}x_1 + \frac{(t_c - t_0)(t_c - t_1)}{(t_2 - t_0)(t_2 - t_1)}x_2$$

4) 将时间对准的点迹输出至后续处理。

1.3 并行多传感器联合概率数据关联算法

首先推导雷达多目标跟踪的目标状态转移模型和测量模型。设 m 时刻目标 q 的状态为 $x_m^q = [x_m^q, v_x^q, y_m^q, v_y^q]$, 假设目标做匀速直线运动, 则目标动态方程为

$$x_m^q = Fx_{m-1}^q + v_m^q$$

其中: $[x, v_x, y, v_y]$ 分别代表目标 x 方向的位置和速度以及 y 方向的位置和速度, F 为状态转移转移矩阵 $F =$

$$\begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \text{其中 } T \text{ 代表状态转移的时间间隔, } v_m^q \text{ 为均}$$

值为零方差为 Q 的高斯白噪声。

雷达经过信号处理检测得到的目标点迹可以表示为 $z_m^q = [\tilde{r}_m^q, \tilde{f}_{D,m}^q, \tilde{\theta}_m^q]$, 其中 \tilde{r} 代表距离测量, \tilde{f}_D 代表多普勒测量, $\tilde{\theta}$ 代表角度测量信息。假设各维度量测为相互独立的高斯随机变量, 均值为目标真实状态 $[r_m^q, f_{D,m}^q, \theta_m^q]$, 标准差分别为 $[\sigma_r, \sigma_f, \sigma_\theta]$ 。

雷达获得的量测一般处于极坐标系下, 易知与上述定义的目标状态 x_m^q 呈非线性关系。考虑将上述极坐标系量测转换为直角坐标系量测, 则可以将测量模型由非线性模型近似为线性模型。转化后的量测表示为:

$$z_m^q = [\tilde{x}_m^q, \tilde{v}_m^q, \tilde{y}_m^q, \tilde{v}_m^q] = Hx_m^q + n_m^q$$

其中: H 为单位阵, n_m^q 为新量测 z_m^q 的噪声, 其方差设为 R 。

按上述方式将极坐标量测转换得到的直角坐标系的目标量测, 可近似认为是均值为 Hx_m^q , 方差为 R 的高斯向量, 从而可利用卡尔曼滤波实现目标状态的估计。

雷达多目标跟踪的主要难点在于量测 (点迹) 来源的不确定性, 因此在使用卡尔曼滤波进行多目标状态估计前, 需要判决哪些量测是由目标产生, 进而再判断由哪个目标产生, 数据关联方法是一种有效解决量测来源不确定性的方法。

首先, 并行多传感器联合概率数据关联算法 (PMSJPD) 的基础是单传感器联合概率数据关联算法 (joint probability data association, JPDA)。首先利用波门技术 (GT, 也称作门限法) 抑制部分明显不属于目标的量测。波门 (或相关域) 是以被跟踪目标的预测位置为中心, 用来确定该目标的观测值可能出现范围的一块区域。区域大小由正确接收雷达回波的概率来确定。

设 m 时刻的某一量测为 $z(m)$, 由目标测量方程以及卡尔曼滤波得到 m 时刻第 q 个目标的期望量测为 $z^q(m | m - 1)$, 则新息为 $v^q(m) = z(m) - z^q(m | m - 1)$, 设新息协方差矩阵为 $S(m)$, γ 代表门限值。若新息满足:

$$(v^q(m))^H S^{-1}(m) v^q(m) \leq \gamma \quad (1)$$

则认为量测 $z(m)$ 属于目标 q , 否则不属于目标 q 。此时会出现多个量测属于一个目标, 或者多个目标共同拥有一个量测的情况, 如图 2 所示。

将概率数据关联技术与卡尔曼滤波技术结合在一起为联合概率数据互联滤波 (JPDAF) 算法, JPDAF 算法可实现此种情况下的多目标跟踪, 并且不需要任何关于目标和杂波的先验信息。

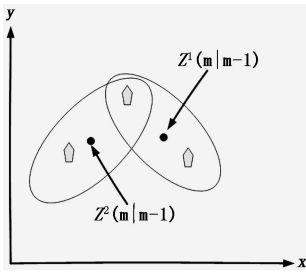


图 2 量测与目标互联示意图

JPDAF 算法处理起始后的航迹, 目标个数默认已知。设当前时刻 m 的量测个数为 $P(m)$, 则第 $i \in P(m)$ 个量测产生于目标 q ($q = 0$ 表示量测产生于噪声或杂波) 记为事件 $\theta^{i,q}$, 其互联概率为 $\beta^{i,q}$, 则其对目标 q 的状态估计为:

$$\hat{\mathbf{x}}^q(m|m) = \sum_{i=0}^{P(m)} \beta^{i,q}(m) \hat{\mathbf{x}}^{i,q}(m|m) \quad (2)$$

其中: $\beta^{i,q}$ 代表事件 $\theta^{i,q}$ 的后验概率, $\hat{\mathbf{x}}^{i,q}(m|m)$ 表示事件 $\theta^{i,q}$ 下对目标 q 的状态估计结果, 即为卡尔曼滤波结果。

事件 $\theta^{i,q}$ 的后验概率 $\beta^{i,q}$ 推导过程如下:

假设一个互联事件为 θ , 则有 $\theta = \bigcap_{i=1}^{P(m)} \theta^{i,q}, 0 \leq q \leq Q$

则后验概率 $\beta^{i,q}$ 为所有包含事件 $\theta^{i,q}$ 的互联事件的后验概率之和, 即

$$\beta^{i,q} = \sum_{\theta: \theta^{i,q} \in \theta} P\left\{\frac{\theta}{Z}_{1,m}\right\} \quad (3)$$

其中互联事件 θ 的后验概率 $P\left\{\frac{\theta}{Z}_{1,m}\right\}$ 为:

$$P\left\{\frac{\theta}{Z}_{1,m}\right\} = \frac{\lambda^{-\varphi(\theta)}}{c} \prod_{i=1}^{P(m)} \{N(z_m^i; z_{m,i}^{\theta}, S_m^{\theta})\}^{\tau_{i,q}(\theta)} \prod_{q=1}^Q (P_b^q)^{\Delta_q} (1 - P_b^q)^{1-\Delta_q} \quad (4)$$

其中: $N(\cdot)$ 表示量测的先验高斯概率分布, P_b^q 表示目标 q 的检测概率; $\tau_{i,q}(\theta)$ 是互联事件 θ 中量测 i 与目标 q 的互联指示, Δ_q 是互联事件的目标检测指示, $\tau_{i,q}(\theta)$ 与 Δ_q 取值均为 0 或者 1, λ 为杂波密度, $\varphi(\theta)$ 表示互联事件 θ 中假量测的个数。

则目标 q 的状态估计的协方差矩阵为:

$$\mathbf{P}^q(m|m) = \beta^{0,q}(m) \mathbf{P}^q(m|m-1) - (1 - \beta^{0,q}(m)) \mathbf{P}_c^q(m|m) + \tilde{\mathbf{P}}^q(m) \quad (5)$$

其中: $\mathbf{P}^q(m|m-1)$ 为预测目标状态的协方差矩阵, 由卡尔曼滤波进行航迹外推得到。 $\beta^{0,q}(m)$ 代表无量测属于目标 q , 即

$$\beta^{0,q}(m) = 1 - \sum_{i=1}^{P(m)} \beta^{i,q}(m) \quad (6)$$

$\mathbf{P}_c^q(m|m)$ 和 $\tilde{\mathbf{P}}^q(m)$ 可以表示为:

$$\mathbf{P}_c^q(m|m) = \mathbf{P}^q(m|m-1) - \mathbf{K}^q(m) \mathbf{S}^q(m) (\mathbf{K}^q(m))^{-1} \tilde{\mathbf{P}}^q(m) = \sum_{i=1}^{P(m)} \beta^{i,q}(m) \hat{\mathbf{x}}^{i,q}(m|m) (\hat{\mathbf{x}}^{i,q}(m|m))^{-1} -$$

$$\hat{\mathbf{x}}^q(m|m) (\hat{\mathbf{x}}^q(m|m))^{-1} \quad (7)$$

其中: \mathbf{K}^q 代表目标 q 的增益矩阵, \mathbf{S}^q 表示新息协方差矩阵。JPDAF 是通过概率加权得到目标状态, JPDAF 算法只考虑当前时刻量测与目标的互联, 其历史量测信息完全由上一时刻的估计状态和估计协方差描述。

以单传感器联合概率数据互联算法 (JPDA) 为基础, 把单部雷达的 JPDA 算法推广到多部雷达, 采用平行结构, 得到并行多传感器联合概率密度关联 (PMSJPDA) 算法。N 个传感器算法结构如图 3 所示。

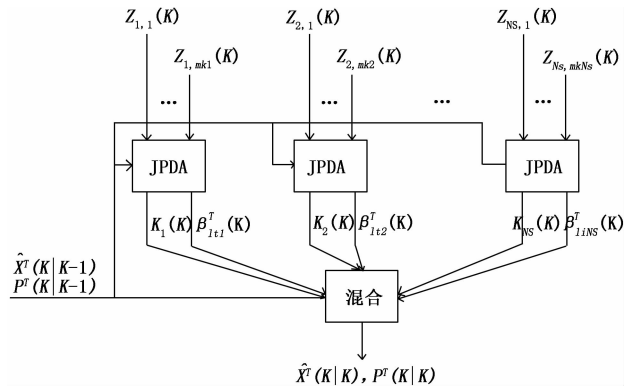


图 3 并行多传感器联合概率密度关联算法结构图

其中, 各部雷达进行 JPDA 算法得到此雷达点迹的权重, 然后在融合中心进行状态更新, 状态更新方程如下:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}^t(k|k) &= \hat{\mathbf{X}}^t(k|k-1) + \sum_{i=1}^{N_s} K_i(k) \sum_{l_i=0}^{m_{i_s}} \beta_{l_i,i}(k) Z_{l_i,i}(k) - \\ &K(k) H(k) \hat{\mathbf{X}}^t(k|k-1) = \\ [I - K(k) H(k)] \hat{\mathbf{X}}^t(k|k-1) + \sum_{i=1}^{N_s} K_i(k) \sum_{l_i=0}^{m_{i_s}} \beta_{l_i,i}(k) Z_{l_i,i}(k) \end{aligned} \quad (8)$$

其中: $Z_{l_i,i}(k)$ 为 i 个传感器的第 l_i 个回波量测, $\hat{\mathbf{X}}^t(k|k-1)$ 为对目标 t 的预测, $K_i(k)$ 为第 i 个传感器的滤波增益, $\beta_{l_i,i}(k)$ 为第 i 个传感器的第 l_i 个回波与目标 t 互联的事件概率。状态估计的协方差矩阵为:

$$\mathbf{P}^t(k|k) = \sum_L \beta_{L,t}(k) [\mathbf{P}_{L,t}^t(k|k) + \hat{\mathbf{X}}_{L,t}^t(k|k) \hat{\mathbf{X}}_{L,t}^t(k|k)] - \hat{\mathbf{X}}^t(k|k) \hat{\mathbf{X}}^t(k|k) \quad (9)$$

其中:

$$\beta_{L,t}^t(k) = \prod_{i=1}^{N_s} \beta_{l_i,i}(k) \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{L,t}^t(k|k) = \hat{\mathbf{X}}^t(k|k-1) + \sum_{i=1}^{N_s} K_i(k) [Z_{l_i,i}(k) - H_i(k) \hat{\mathbf{X}}^t(k|k-1)] \quad (11)$$

各部雷达输入的回波量测值表征了点迹信息, 并输入融合中心, 各部雷达应用 JPDA 算法改进中间状态估计和协方差, 最终输出的状态估计和协方差表征融合中心融合后输出的航迹信息。

2 PMSJPDA 算法点迹融合系统硬件实现方案

PMSJPDA 算法点迹融合系统硬件实现如图 4 所示。

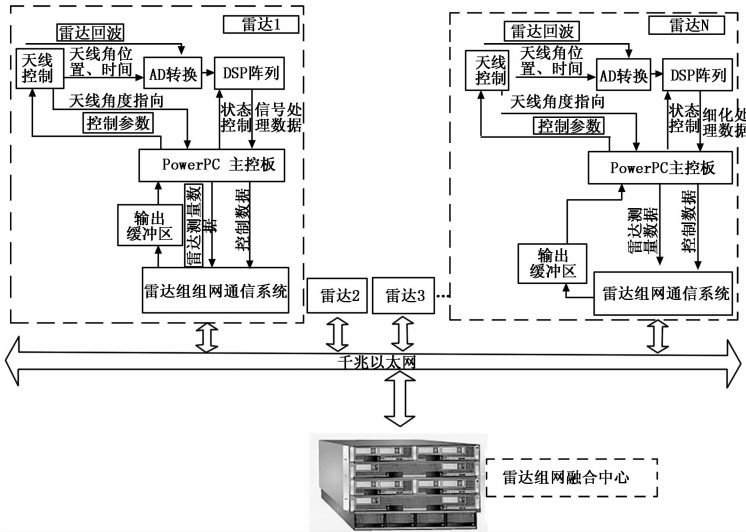


图 4 点迹融合系统硬件实现方案

点迹融合系统中的雷达处理机和雷达组网融合中心参数如表 1 与表 2 所示。

表 1 雷达处理机参数

雷达处理机	
DSP 阵列处理器	单片 DSP 达到 GFLOPS 以上处理能力
PowerPC 主控板	16GFLOPS 以上处理能力
雷达组网通信模块	支持千兆网通信

表 2 雷达组网融合中心硬件参数

雷达组网融合中心服务器	
处理器	4 核英特尔 E5-4600 系列
高速缓存	10MB~20MB
QPI 总线速率	6.4GT/s~8.0GT/s
内存	支持 DDR3-1600 内存,最大可扩展 512GB 内存
存储	支持 2 块热插拔 2.5 寸 SATA/SAS 接口硬盘或固态硬盘
千兆交换模块	支持多口千兆

3 PMSJPDA 算法点迹融合系统跟踪精度仿真

在低目标密度环境下,采用 2 部典型雷达构成 PMSJPDA 算法数据融合系统对目标跟踪精度进行仿真,融合数据源为单个空中目标的距离和方位角。设定 2 部雷达具有相同的扫描周期,雷达天线指向为同方向(2 部雷达同向转)的实际应用场景下,对 PMSJPDA 算法进行仿真分析。

仿真条件:2 部雷达的脉冲重复间隔均为 $1\ 010\ \mu\text{s}$,扫描一圈的 CPI 个数(扫描一圈共发送 2 400 个脉冲),则扫描周期约为 2.4 s,扫描圈数为 120 圈,距离单元个数为 3 000(计算虚警点个数使用),虚警概率为 $P_{fa}=10^{-6}$ 。假设雷达 1 和雷达 2 的位置为坐标原点,2 部雷达测量点迹精度不同,雷达 1 的距离误差为 75 m,角度误差为 0.4° ;雷达 2 测量点迹的距离误差为 150 m,角度误差为 0.6° 。

目标参数:设定目标逐渐接近雷达,做匀速运动,在仿真图坐标轴上,目标的初始位置表示为 $[63, 63]\ \text{km}$,速度为 $[-100, -100]\ \text{m/s}$ 。

在 2 部雷达跟踪精度不同的情况下,采用 PM-SJPDA 算法进行点迹融合,分别得到两部雷达与采用 PMSJPDA 算法点迹融合后全程段和稳定段的跟踪结果,如图 5~12 所示,仿真图显示跟踪后段雷达的跟踪误差稳定。即 PMSJPDA 算法能够提高对目标跟踪性能,尤其是跟踪进入稳定阶段。

进行 1 000 次蒙特卡洛仿真,得到仿真结果如表 3、表 4 所示。由表 1 全程段误差标准差统计结果可知:两部雷达不同精度情况下,应用 PMSJPDA 算法,全程段的距离误差提高了约 6%,角度误差提高了约 7%,航速误差提高了约 5%,航向误差提高了约 5%。即在全程阶段,融合后的目标跟踪精度比单部雷达跟踪精度提高约 6%。

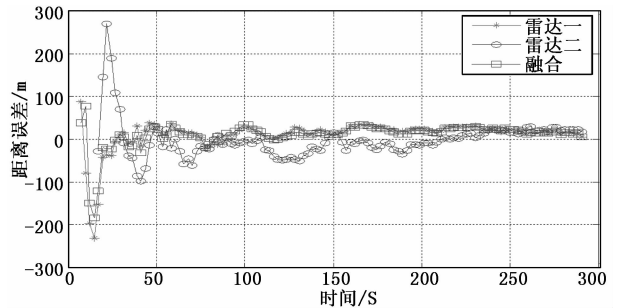


图 5 两部雷达不同精度情况下全程段距离误差

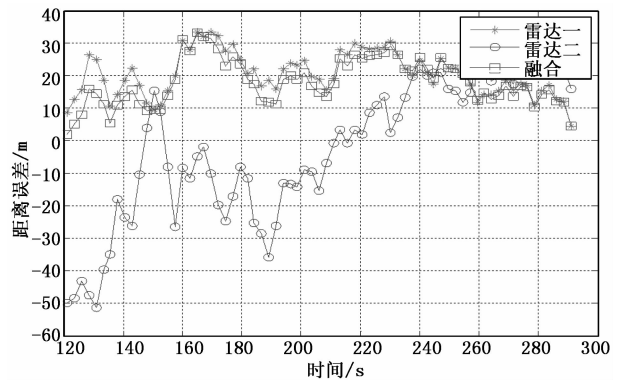


图 6 两部雷达不同精度情况下稳定段距离误差

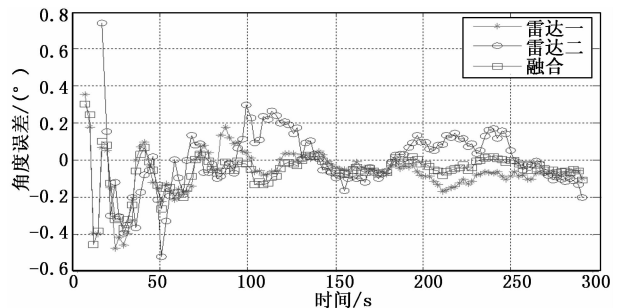


图 7 两部雷达不同精度情况下全程段角度误差

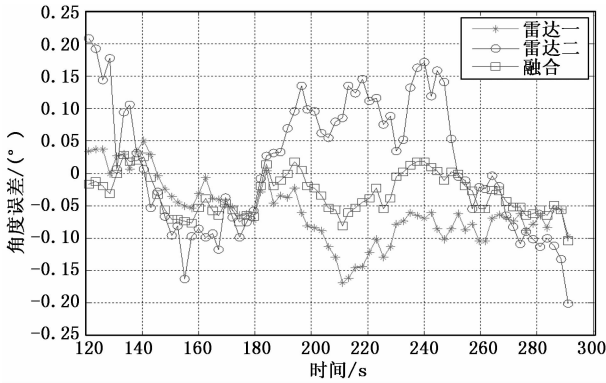


图 8 两部雷达不同精度情况下稳定段角度误差

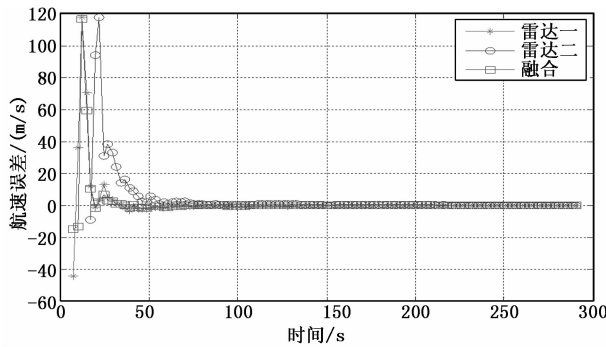


图 9 两部雷达不同精度情况下全程段航速误差

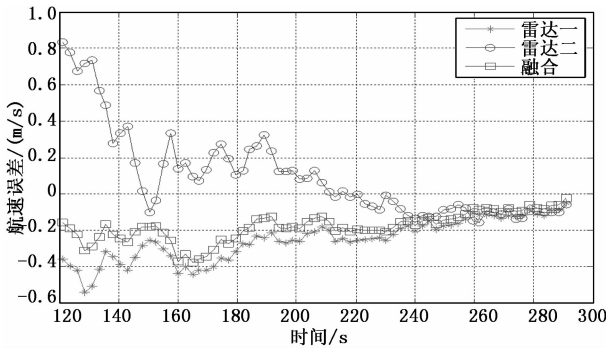


图 10 两部雷达不同精度情况下稳定段航速误差

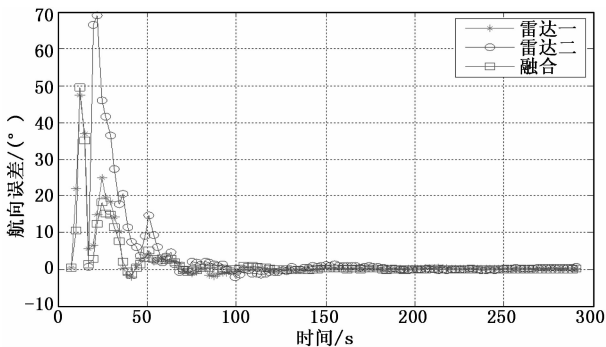


图 11 两部雷达不同精度情况下全程段航向误差

由表 2 稳定段误差标准差统计结果可知: 稳定段的距离误差提高了约 10%, 角度误差提高了约 12%, 航速误差

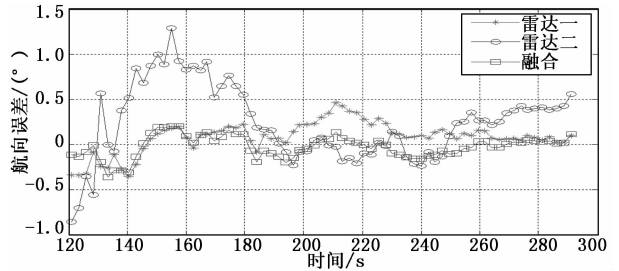


图 12 两部雷达不同精度情况下稳定段航向误差

提高了约 8%, 航向误差提高了约 10%。即在稳定阶段, 融合后的目标跟踪精度比单部雷达跟踪精度提高约 10%。

表 3 全程段航迹误差统计结果

指标参数	雷达 1	雷达 2	采用 PMSJPDA 算法	融合后精度结果
距离误差均值/m	0.376 1	-0.261 0	0.1601	提高
距离误差标准差/m	26.765 1	51.4152	25.176 3	提高
角度误差均值/(°)	-0.001 2	-0.000 9	-0.000 3	提高
角度误差标准差/(°)	0.140 5	0.226 8	0.1318	提高
航速误差均值/(m/s)	1.494 1	2.587 5	1.315 6	提高
航速误差标准差/(m/s)	11.185 8	19.1708	10.726 2	提高
航向误差均值/(°/s)	0.022 6	0.086 0	-0.049 9	相当
航向误差标准差/(°/s)	7.093 2	8.996 4	6.720 0	提高

表 4 稳定段航迹误差统计结果

指标参数	雷达 1	雷达 2	采用 PMSJPDA 算法	融合后精度结果
距离误差均值/m	0.386 4	-0.731 3	0.201 5	提高
距离误差标准差/m	16.110 8	33.4641	14.456 4	提高
角度误差均值/(°)	0.001 1	-0.000 8	-0.000 6	提高
角度误差标准差/(°)	0.089 4	0.150 3	0.078 3	提高
航速误差均值/(m/s)	0.008 6	0.027 0	0.008 7	提高
航速误差标准差/(m/s)	0.165 4	0.346 7	0.151 6	提高
航向误差均值/(°/s)	0.003 1	0.003 3	0.002 0	提高
航向误差标准差/(°/s)	0.461 2	0.762 1	0.412 6	提高

3 结束语

本文针对舰载雷达组网, 在进行时空处理、综合相关等预处理基础上, 通过对点迹融合技术的研究, 提出一种高性能多雷达点迹融合 PMSJPDA 算法。在 PMSJPDA 算法点迹融合系统实现方案的基础上, 对点迹融合的功能和性能进行仿真验证, 仿真结果表明, 该算法能够有效提高目标跟踪性能, 加强了舰载作战系统对战场态势感知的灵敏度, 对获取完整而及时的战场态势、提高舰艇作战能力具有重要意义, 具有实际工程化前景。

(下转第 216 页)