

文章编号: 1001-0920(2010)01-0110-05

综合运用模式识别与回归分析的数据融合算法

黄伟平^{1a}, 徐 毓^{1b}, 王 杰²

(1. 空军雷达学院 a. 研究生管理大队, b. 科研部, 武汉 430019; 2. 中国人民解放军 95174 部队, 武汉 430019)

摘 要: 在混合式系统融合框架下, 提出综合运用模式识别和回归分析的数据融合算法. 在融合中心, 首先处理的是各目标航迹起始段的本地航迹, 其次是经粗处理的原始测量. 基于模式相似性测度分析形成起始段的融合航迹, 并利用融合航迹信息对原始测量数据进行回归分析, 估计融合点和置信区间, 跟踪滤波形成航迹. 通过仿真实验, 验证了算法的有效性和实用性.

关键词: 本地航迹; 初始段; 观测数据; 相似性测度; 回归分析; 数据融合

中图分类号: TN911.72

文献标识码: A

Algorithm of data fusion based on mode recognition and regression analysis

HUANG Wei-ping^{1a}, XU Yu^{1b}, WANG Jie²

(1a. Group of Graduate Management, 1b. Department for Scientific Research, Air Force Rader Academy, Wuhan 430019, China; 2. Unit 95174 of PLA, Wuhan 430019, China. Correspondent: HUANG Wei-ping, E-mail: kjld_hwp@163.com)

Abstract: An algorithm of data fusion is presented based on mode recognition and regression analysis in terms of mixed fusion system. Firstly, the initial tracks of every sensor on its own are sent to the centre, and the original observation data is obtained. To get the fusion track, the association algorithm based on pattern similarity analysis is used. When the useful information of this short track is picked-up, a regression analysis is given to the original observation data which has a simple disposal. The fuse point estimate and interval estimates of the measured quantity can be obtained, and the object is tracked. Simulation results show the effectiveness and feasibility of the method.

Key words: Local track; Initial period; Observation data; Data similarity analysis; Regression analysis; Data fusion

1 引 言

多雷达数据系统主要分为集中式和分布式两种. 集中式结构将各单雷达的点迹数据直接送到信息中心, 通常采用联合概率数据关联(JPDA)进行点迹相关和跟踪, 信息损失小、精度高, 但是航迹起始困难, 计算强度高, 实时性差^[1]. 分布式结构先由单雷达数据处理器形成本地航迹, 再在信息中心采用加权或序贯航迹关联算法进行航迹相关和融合, 系统复杂度小, 但由于过早遗失部分数据使系统跟踪精度有所下降^[2].

现代战争的复杂电磁环境打乱了雷达目标跟踪的常规模式, 战场态势瞬息万变, 残缺离散的量测信息将更加常见, 实时性与精确性兼顾是电磁战场的

最高要求. 在雷达数据处理中心, 任何单一的结构均不能全面跟踪目标, 在输入的各雷达信息中需要既有原始点迹又有已处理过的航迹, 即混合式结构^[3]. 因此, 有效的混合系统关联算法是本文的研究重点.

本文通过对集中式、分布式关联算法的比较分析, 综合两类算法的长处, 航迹起始段在分布式框架下进行, 形成的本地航迹送入融合中心, 采用基于模式相似性测度法实现航迹关联; 之后各传感器的测量数据经粗处理(时间配准、坐标转化、空间配准)后, 直接送入融合中心采用回归分析方法实现数据关联融合. 相似性测度的航迹关联是基于模式识别思想提出的^[4], 将各传感器中的任意航迹视为一个模式, 把航迹关联问题转化为模式匹配问题. 该方法

收稿日期: 2008-12-23; 修回日期: 2009-05-26.

基金项目: 国家地、县级海防管理监控中心基金项目(KJ Z06088).

作者简介: 黄伟平(1982—), 女, 湖北安陆人, 博士生, 从事目标跟踪、信息融合等研究; 徐毓(1957—), 男, 江西九江人, 教授, 博士生导师, 从事信息融合、数据处理等研究.

根据航迹整体走向判断相关性,关联效果较一般航迹关联算法好。

回归分析^[5]是一种基于统计相关量误差分析的有效数学工具,是基于误差方差最小的最优估计。本文将这种统计工具应用于多站多目标的观测数据关联融合,通过对成组观测数据的回归分析,拟合回归直线的函数方程,利用直线方程进行点迹预测、关联筛选、融合估计。算法以观测点送入的时刻点为组进行数据分析,对异步观测也同样有效,解决了多目标关联融合的复杂计算问题。模式识别和回归分析方法的有机结合,对提高改善多目标跟踪系统的适应能力、提高系统稳健性有着重要意义。

2 问题描述

设目标运动特性为如下状态方程:

$$\begin{cases} X_k = F \cdot X_{k-1} + w_{1,k}, \\ Z_k = H \cdot X_k + w_{2,k}. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $X_k = [x \ y \ v_x \ v_y]^T$ 为状态向量, $Z_k = [z_x \ z_y]^T$ 为测量向量;过程噪声和观测噪声 $w_{1,k}$ 和 $w_{2,k}$ 是均值为零的高斯白噪声,两者相互独立,其协方差分别为 Q_k, R_k ,且有 $Q_k = E\{w_{1,k} \cdot w_{1,k}^T\}, R_k = E\{w_{2,k} \cdot w_{2,k}^T\}$; F 和 H 分别为状态和测量转移矩阵,有

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

设 $k-1$ 时刻有 m 个雷达站 $(1, 2, \dots, m)$ 观测到 n 批目标,则对 m 个传感器送来的 n 批航迹,先基于模式相似性测度分析法确定相关性,形成空域范围内多批目标 p_i 的融合航迹。然后,将 k 时刻经过粗处理的观测点作为输入序列传递到融合中心,按观测点进入融合中心的时间节点为组进行数据回归分析,估计 k 时刻的观测融合点,用观测融合点更新新息,滤波点作为输出。最后计算出 $k+1$ 时刻的预测点、预测置信区间,筛选 $k+1$ 时刻的输入点,进入预测区间的则认为是关联,两时刻滑窗循环进入下一回归处理周期。

3 基于模式识别的航迹关联

设传感器 1 跟踪 m_1 个目标,其航迹集合为 $\gamma_1 = \{1, 2, \dots, m_1\}$,在第 $k-1$ 时刻对第 i 个目标的状态估计为 $X_i^1(k-1) (i \in \gamma_1)$,估计误差为 $U_i^1(k-1)$,估计误差协方差为 $P_i^1(k-1)$;传感器 2 跟踪 m_2 个目标,航迹集合为 $\gamma_2 = \{1, 2, \dots, m_2\}$,在第 $k-1$ 时刻对第 j 个目标的状态估计为 $X_j^2(k-1) (j \in \gamma_2)$,估计误差为 $U_j^2(k-1)$,估计误差协方差为 $P_j^2(k-1)$,

且两传感器误差独立。

定义航迹 i 与航迹 j 在时刻 t 状态估计向量之间的距离为

$$d_{ij}(t) = [X_i^1 - X_j^2]^T [P_i^1(t) + P_j^2(t)] [X_i^1 - X_j^2]. \quad (2)$$

定义航迹 i 与航迹 j 在时刻 t 的模式相似性测度为

$$S_{ij}(t) = \exp(-d_{ij}(t)). \quad (3)$$

其意义是:在时刻 t ,航迹间的距离越小,则数据间的相似性测度越大。故把每一时刻的航迹相似性测度组成航迹相似性向量

$$M_{ij}(k) = [S_{ij}(1), S_{ij}(2), \dots, S_{ij}(t), \dots, S_{ij}(k-1)]^T, \quad (4)$$

则航迹 i 与航迹 j 到 k 时刻为止的总体相似性测度^[6]为

$$u_{ij}(k) = \left(\prod_{t=1}^k S_{ij}(t) \right)^{1/k}, \quad (5)$$

进而得到如下递推式:

$$u_{ij}(k+1) = (u_{ij}(k) S_{ij}(k+1))^{1/(k+1)}. \quad (6)$$

在航迹间总体相似性测度的基础上,采用相似性测度最大化和阈值条件相结合的准则来进行航迹关联判断。即若

$$u_{ij}^*(k) = \max_j u_{ij}(k) > q, \quad (7)$$

则判断航迹 i 与航迹 j^* 在时刻 k 相关,且航迹 j^* 不再与其他航迹相关;反之,航迹 i 与航迹 j^* 在时刻 k 不相关。其中 $0.5 < q < 1.0$ 。完成“航迹关联”判断后,对来自同一目标的航迹可采用极大似然估计法进行航迹的融合^[6]。

下面提取融合航迹的目标状态估计及估计误差协方差阵,并在此基础上进行观测数据回归分析。

4 观测数据的回归分析

4.1 成组观测数据的回归分析

所谓成组观测数据的回归分析,就是对于成组出现的观测数据各点直接进行回归分析,与将各组数据取均值后再进行回归分析的散点回归分析法相比,得到的回归曲线相同,而方差估计精度更高,且受回归模型影响较小^[5]。而同一空情环境观测通常具有相同的误差方差,因此本文采用成组数据同方差回归分析法拟合目标运动曲线。

数学上对曲线性质的推导是从微观直线段出发的,有足够的理由认为基于合适时间段的逐步递推能表述出目标的任何运动状态。在观测数据 $z = (x, y)^T$ 送入的两时段里,距离变量与时间存在线性回归关系,则测量分量 x 和时间变量 t 有下式成立:

$$x = a + bt + \dots \quad (8)$$

其中: $\sim N(0, \sigma^2)$; a, b 和 σ^2 为待定参数.

设 $(t_i, x_{i1}), (t_i, x_{i2}), \dots, (t_i, x_{im_i})$ 是在 t_i 时刻 m_i 部雷达观测到目标的一个样本集合, l 为回归处理周期, l 为进入回归分析的起点时刻, 结束时刻为 $l +$

l , 则每个处理周期计算的点数为 $n = \sum_{i=l}^{l+l} m_i$.

由回归分析方法可知, a 和 b 的估计量可由下式求得:

$$\hat{a} = \bar{x} - b\bar{t}, \quad \hat{b} = l_u^{-1} l_{tx}. \quad (9)$$

回归方程为

$$x = \hat{a} + bt, \quad (10)$$

且 $\hat{x} = \hat{a} + bt \sim N(a + bt, [1/n + (t - \bar{t})^T l_u^{-1} (t - \bar{t})] \sigma^2)$. σ^2 的估计量为

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{v} \sum_{i=l}^{l+l} \sum_{j=1}^{m_i} (x_{ij} - \hat{a} - bt)^2, \quad (11)$$

式中自由度 $v = n - 2$. 成组数据回归分析比通常的(散点)回归分析给出了更精确的 σ^2 估计. 成组数据回归分析中的线性相关系数计算公式^[7] 为

$$r^2 = \frac{L_{tx}^T L_u^{-1} L_{tx}}{l_{xx} - l_s} = 1 - \frac{v \hat{\sigma}^2 - l_s}{l_{xx} - l_s}. \quad (12)$$

式(9) ~ (12) 中

$$\bar{t} = \frac{1}{n} \sum_{i=l}^{l+l} m_i t_i, \quad (13)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=l}^{l+l} \sum_{j=1}^{m_i} x_{ij}, \quad (14)$$

$$\bar{x}_i = \frac{1}{m_i} \sum_{j=1}^{m_i} x_{ij}, \quad i = l, \dots, l + l, \quad (15)$$

$$l_{xx} = \sum_{i=l}^{l+l} \sum_{j=1}^{m_i} (x_{ij} - \bar{x})^2, \quad (16)$$

$$l_s = \sum_{i=l}^{l+l} \sum_{j=1}^{m_i} (x_{ij} - \bar{x}_i)^2, \quad (17)$$

$$l_u = \sum_{i=l}^{l+l} m_i (t - \bar{t})^2, \quad (18)$$

$$l_{tx} = \sum_{i=l}^{l+l} \sum_{j=1}^{m_i} (t - \bar{t})(x_{ij} - \bar{x}). \quad (19)$$

4.2 当前时刻 t_i 观测量的点估计

在 4.1 节中得到了 z 的 x 分量的回归方程, 那么可由下式求得被测量 x 分量的估计值:

$$\hat{x}_i = \hat{a} + bt_i. \quad (20)$$

根据式(20) 求得的被测量 x 分量的估计值已消除系统误差, 并且将偶然误差分散化了.

4.3 预测量的置信区间估计

当直线回归方程显著时, 可利用它来预测 $t = t_{i+1}$ 处 x_{i+1} 的情况:

1) x_{i+1} 的点预测:

$$x_{i+1} = \hat{a} + bt_{i+1}. \quad (21)$$

2) x_{i+1} 的 $(1 - \alpha) \times 100\%$ 的预测区间为

$$\mathbf{R} = [x_{i+1} - t S_{x_{i+1}}, x_{i+1} + t S_{x_{i+1}}], \quad (22)$$

其中

$$S_{x_{i+1}} = \sqrt{\hat{\sigma}^2 \left(\frac{1}{n} + \frac{(t_{i+1} - \bar{t})^2}{l_u} \right)}. \quad (23)$$

同理, 对 y 分量的回归分析依此类推.

5 综合模式识别与回归分析的融合算法

前面对两种关联算法进行了介绍, 下面将它们综合应用于雷达跟踪, 对离原始观测数据最近的融合航迹段从 0 开始标号, 具体步骤如下:

1) 从已融合航迹段中, 取离当前时刻最近两点 $[\tilde{X}(0/0), t_0]$ 和 $[\tilde{X}(1/1), t_1]$, $P(1/1)$, 令方差

$$\hat{\sigma}_1^2 = P(1/1), \quad z_0 = H\tilde{X}(0/0), \quad z_1 = H\tilde{X}(1/1).$$

建立两点直线方程 $z_1 = \hat{a}_1 + \hat{b}_1 t_1$, 下一时刻预测

$$z_2 = \hat{a}_1 + \hat{b}_1 t_2, \quad l_{t_1 t_1} = (t_0 - \bar{t}_1)^2 + (t_1 - \bar{t}_1)^2,$$

$$\bar{t}_1 = \frac{t_0 + t_1}{2}, \quad S_{z_2} = \sqrt{\hat{\sigma}_1^2 \left(\frac{1}{2} + \frac{(t_2 - \bar{t}_1)^2}{l_{t_1 t_1}} \right)},$$

计算 z_2 的 $(1 - \alpha) \times 100\%$ 预测区间为 $\mathbf{R} = [z_2 - t S_{z_2}, z_2 + t S_{z_2}]$.

2) 向融合中心输入各雷达站经过粗处理的点 (z_{2j}, t_2) , 认为落入融合航迹置信区间的 m_2 个点是该航迹的延续点, 结合 (z_1, t_1) 进行回归分析, 这里取 $m_1 = 1$, 具体如下:

$$\bar{z}_2 = \frac{1}{m_2 + 1} \sum_{i=1}^{m_2} z_{ij}, \quad \hat{a}_2 = \bar{z}_2 - \hat{b}_2 \bar{t}_2,$$

$$\hat{b}_2 = l_{t_2 t_2}^{-1} l_{t_2 z_2}, \quad l_{t_2 t_2} = \sum_{i=1}^{m_2} m_i (t_i - \bar{t}_2)^2,$$

$$l_{t_2 z_2} = \sum_{i=1}^{m_2} m_i (t_i - \bar{t}_2) z_i,$$

$$\bar{t}_2 = \frac{1}{m_2 + 1} (m_2 t_2 + t_1),$$

$$\hat{\sigma}_2^2 = \frac{1}{v} \sum_{i=1}^{m_2} \sum_{j=1}^{m_i} (z_{ij} - \hat{a}_2 - \hat{b}_2 t_i)^2.$$

3) 计算融合观测点 z_2 , 有 $z_2 = \hat{a}_2 + \hat{b}_2 t_2$.

4) 对融合点 z_2 进行 Kalman 滤波^[8], 状态更新值 $\tilde{X}(2/2)$ 作为输出.

5) 计算预测区间

$$\mathbf{R} = [z_3 - t S_{z_3}, z_3 + t S_{z_3}].$$

其中

$$z_3 = \hat{a}_2 + \hat{b}_2 t_3,$$

$$S_{z_3} = \sqrt{\hat{\sigma}_2^2 \left(\frac{1}{1 + m_2} + \frac{(t_3 - \bar{t}_2)^2}{l_{t_2 t_2}} \right)}.$$

6) t_3 时刻有 m_3 个粗相关点进入预测区间 R , 联合 t_2 时刻 m_2 个粗相关点 (z_{2j}, t_2) 进行回归分析, 循环步骤 2) ~ 5), 处理完所有粗相关点, 连接输出的融合点 $\tilde{x}(i/i)$ 得到目标的融合航迹.

6 仿真分析

为比较本文算法与 JPDA 及加权航迹算法在目标交叉点的跟踪效果, 在相同运动场景设置两个传感器跟踪两个目标. 目标初始状态为

$$x_1(0) = [0, 3000, 300, -300]^T,$$

$$x_2(0) = [0, -3000, 300, 300]^T.$$

100 次 Monte Carlo 采样, 每个算法运行 20 个周期, 两目标在第 11 周期相交. 假设杂波服从泊松分布, 杂波密度 λ 已知. 通过交叉点位置估计 MSE(均方误差) 的 100 次 Monte Carlo 给出了比较结果.

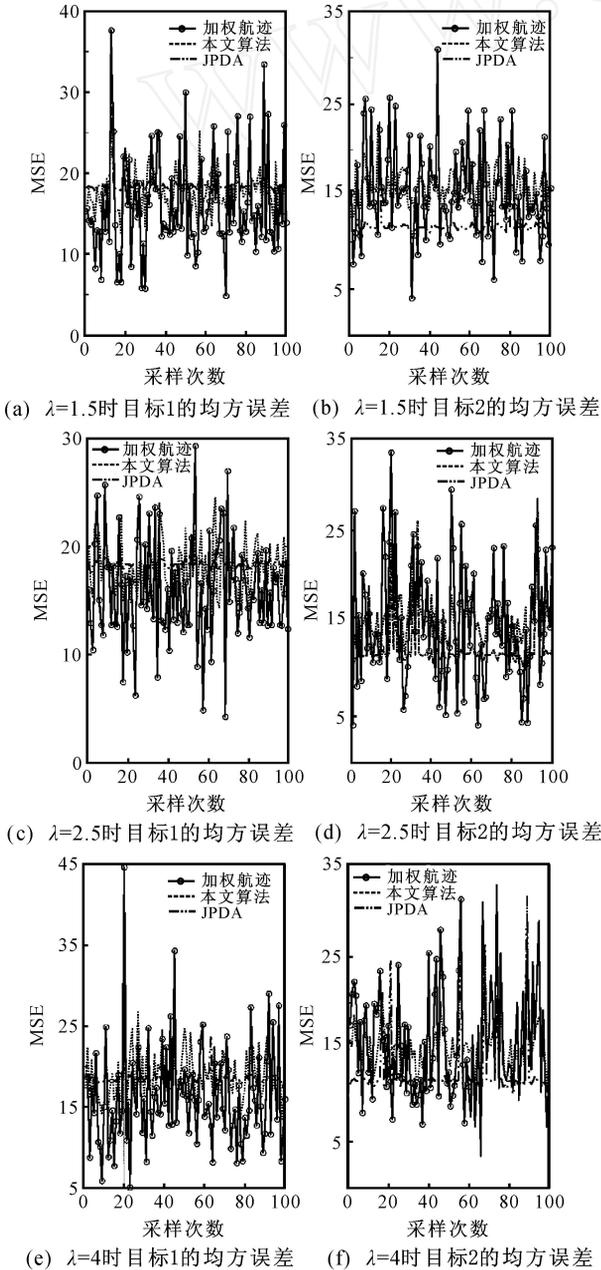


图 1 不同杂波密度下的均方误差

MSE 定义如下:

$$MSE_m = \frac{1}{SCAN} \sum_{k=1}^{SCAN} \sqrt{(x_k - \hat{x}_k)^2 + (y_k - \hat{y}_k)^2},$$

$$m = 1, 2, \dots, MC. \quad (24)$$

其中: MC 是 Monte Carlo 模拟次数, SCAN 是每个仿真的扫描次数.

$$Q_k = \text{diag}\{Q_x, Q_x, Q_v, Q_v\}, R_k = \text{diag}\{R_x, R_x\}.$$

6.1 不同密度杂波环境下的效果分析

取 $Q_x = 50, Q_v = 10, R_x = 100$, 为变量, 在不同的杂波密度中进行仿真实验, 结果如图 1 所示. 同时, 给出 3 种算法在不同密度杂波条件下对目标位置估计误差的均值 (mean 记作 m) 及标准偏差 (std 记作 s) 如表 1 所示.

表 1 两目标位置估计误差的均值及标准偏差比较

目标 1/2	加权航迹		本文算法		JPDA	
	m	s	m	s	m	s
$\lambda = 1.5$	15.05/	5.9/	18.03/	4.6/	18.39/	0.59/
	15.61	5.4	17.07	3.1	11.74	1.05
$\lambda = 2.5$	16.18/	5.5/	19.00/	2.4/	18.47/	0.39/
	15.51	5.9	16.91	2.8	12.12	2.97
$\lambda = 4$	15.44/	5.1/	18.96/	4.4/	18.58/	0.83/
	17.00	7.2	17.48	4.1	12.99	5.00

6.2 不同过程噪声环境下的效果分析

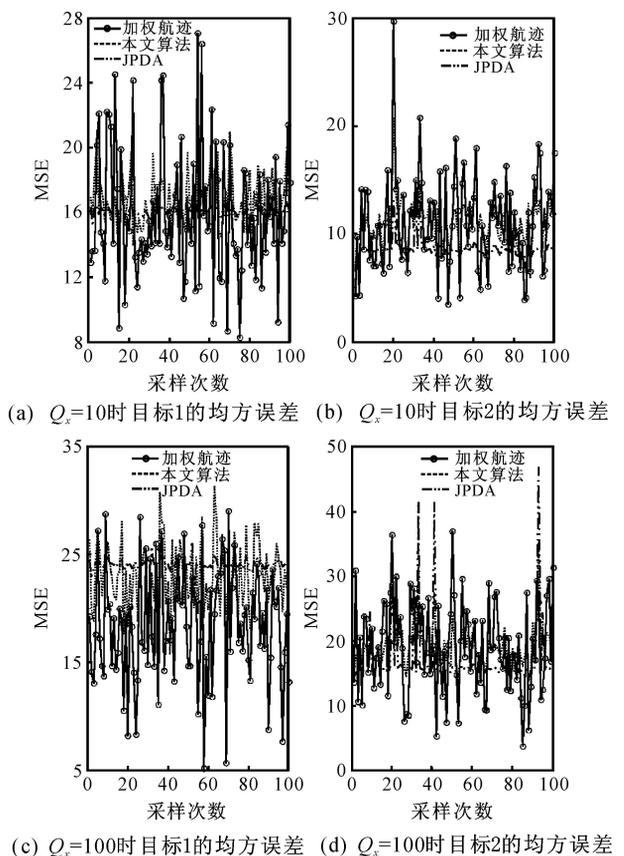


图 2 不同过程噪声的均方误差

把 Q_x 作为变量,分别取 $Q_v = 10, R_x = 100, = 2.5$,不同过程噪声下的跟踪效果如图 2 所示.

3 种算法在不同过程噪声条件下,对目标位置估计误差的均值及标准偏差如表 2 所示.

表 2 两目标位置估计误差的均值及标准偏差比较

目标 1/2	加权航迹		本文算法		JPDA	
	m	s	m	s	m	s
$Q_x = 10$	16.01/ 11.58	4.2/ 3.8	17.66/ 12.29	3.0/ 2.3	16.01/ 11.58	4.2/ 3.8
$Q_x = 100$	19.12/ 20.51	6.3/ 7.3	23.90/ 20.85	3.11/ 3.4	19.12/ 20.51	6.3/ 7.3

由表 2 可以看出,当过程噪声 Q_x 从 10 增长到 100 时,3 种算法跟踪效果产生了巨大的变化.从而得出结论:过程噪声的变化加快了状态估计的不确定性,使得算法的差别增大,即便是在这种条件下,本文算法仍能保持较好的性能.

6.3 不同观测噪声环境下的效果分析

令 $Q_x = 50, Q_v = 10, = 2.5$,观测噪声 R_x 为变量,不同观测噪声下的跟踪效果如图 3 所示.

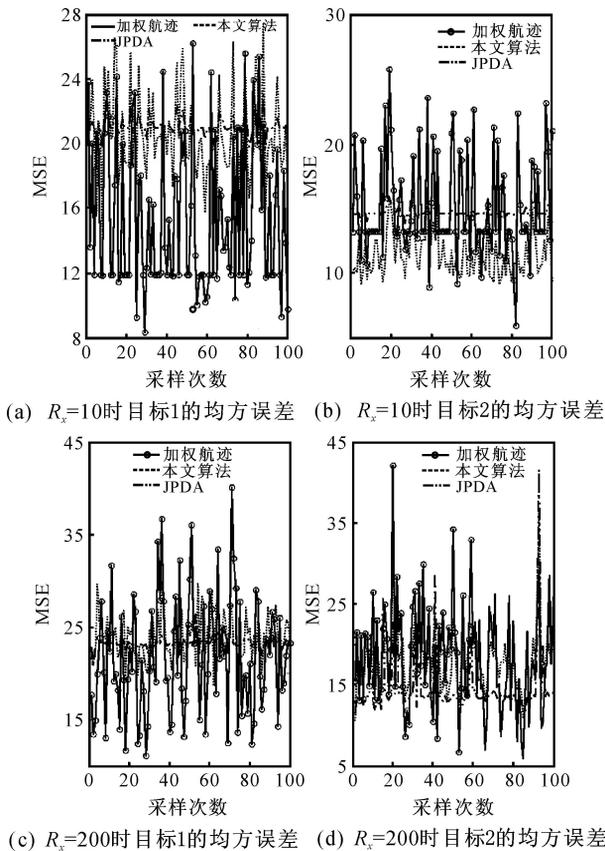


图 3 不同观测噪声的均方误差

3 种算法在不同观测噪声条件下,对目标位置估计误差的均值及标准偏差如表 3 所示.

由表 3 可以看出,随着观测噪声 R_x 的增长,3 种算法的误差均值及标准差显著增大.这是因为较大

表 3 两目标位置估计误差的均值及标准偏差比较

目标 1/2	加权航迹		本文算法		JPDA	
	m	s	m	s	m	s
$R_x = 10$	14.13/ 15.37	4.08/ 4.34	19.46/ 11.56	3.44/ 2.17	20.97/ 14.70	14.13/ 15.37
$R_x = 200$	22.18/ 18.41	6.13/ 5.65	26.21/ 20.13	4.80/ 3.42	23.63/ 14.07	22.18/ 18.41

的过程噪声使得测量较大偏离真实轨迹,这一过程中本文算法一直保持较稳定的状态.

从表 1 ~ 表 3 可以看出,本文所提算法跟踪精度位于加权航迹关联算法和联合概率数据关联算法(JPDA)之间,并且在不同的杂波密度、过程噪声及观测噪声条件下都能保持较好的鲁棒性.

6.4 计算复杂度分析

这里不再设计特别的计算复杂度分析仿真实验,从各个算法的计算过程很容易得出 3 种算法的计算复杂度,加权航迹关联算法优于本文算法,而本文算法优于 JPDA 算法.

JPDA 算法对落入每个目标波门的量测需计算关联概率,随着重叠区域量测增多,计算量指数增长.加权航迹关联是根据各传感器的观测协方差确定航迹权重,计算复杂度小.而本文算法在航迹起始段使用航迹模板比较法,在数据关联段根据区域内点的回归直线给出关联融合估计,计算复杂度不高.

7 结 论

兼顾融合精度和计算复杂度是跟踪融合的工程实践的关键所在,本文提出了一种综合运用模式识别和回归分析的数据关联融合算法.在航迹起始段,把各传感器中的航迹看成模式,通过已知模式与待匹配的模式之间的相似性分析来判断本地航迹的相关性,得到的小段融合航迹作为回归分析的输入;在航迹延续段,通过回归分析进行关联融合,简化了数据关联的复杂计算;仿真实验验证了算法的有效性和实用性.

参考文献(References)

[1] Kirubarajan T, Bar-Shalom Y. Probabilistic data association techniques for target tracking in clutter[J]. Proc IEEE, 2004, 92(3): 536-557.
 [2] Andersson M, Ilestrand M. Data fusion of secondary and primary surveillance radars for increased robustness in air-traffic monitoring[C]. Proc of European Radar Conf 2007. Munich, 2007: 456-459.
 [3] Pan Q, Ye X N, Zhang H C. Generalized probability data association algorithm[J]. Acat Electronic Sinica, 2005, 33(3): 467-472.

(下转第 120 页)

- object classification[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(4): 578-593.
- [5] Pedrycz W, Amato A, Lecce V D, et al. Fuzzy clustering with partial supervision in organization and classification of digital images[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2008, 16(4): 1008-1026.
- [6] 孙广玲, 唐降龙. 基于分层高斯混合模型的半监督学习算法[J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(1): 156-161. (Sun G L, Tang X L. A semi-supervised learning algorithm based on a hierarchical GMM [J]. J of Computer Research and Development, 2004, 41(1): 156-161.)
- [7] Wagstaff K, Cardie C. Clustering with Instance-level Constraints[C]. Proc of the 17th Int Conf on Machine Learning. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 2000: 1103-1110.
- [8] Frigui H, Krishnapuram R. Clustering by competitive agglomeration[J]. Pattern Recognition, 1997, 30(7): 1109-1119.
- [9] Bezdek J C, Ehrlich R, Full W. FCM: The fuzzy C-means clustering algorithm [J]. Computer & Geoscience, 1984, 10(2/3): 191-203.
- [10] Gira N, Crucianu M, Boujema N. Fuzzy clustering with pairwise constraints for knowledge-driven image categorization[J]. IEE Proc—Vision, Image and Signal Processing, 2006, 153(3): 299-304.
- [11] Lange T, Law M H C, Jain A K, et al. Learning with constrained and unlabelled data [C]. IEEE Computer Society Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2005, 1: 731-738.
- [12] Blake C, Keogh E, Merz C J. UCI repository of machine learning database [EB/OL]. (2008-11-16). <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.html>.

(上接第 109 页)

- [11] Yeong-chan C, Bor-sen C. Robust tracking designs for both holonomic and nonholonomic constrained mechanical systems: Adaptive fuzzy approach [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2000, 8(1): 46-66.
- [12] Yonggon L, Zak S H. Uniformly ultimately bounded fuzzy adaptive tracking controllers for uncertain systems[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2004, 12(6): 797-811.

(上接第 114 页)

- [4] 蔡元龙. 模式识别[M]. 西安: 西安电子科技大学, 1992. (Cai Y L. Mode recognition [M]. Xi'an: Xidian University, 1992.)
- [5] 傅惠民. 模糊回归分析和数据融合方法[J]. 中国安全科学学报, 2002, 12(6): 73-76. (Fu H M. Fuzzy regression analysis and data fusion [J]. J of China Safety Science, 2002, 12(6): 73-76.)
- [6] 谢希权, 谢邦荣, 李伟仁. 机载雷达与红外搜索跟踪装置的航迹融合研究[J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24(4): 20-22. (Xie X Q, Xie B R, Li W R. Study on track fusion for airborne radar and infrared searching and track system [J]. Systems Engineering and Electronics, 2002, 24(4): 20-22.)
- [7] 傅惠民, 张应福, 张少波. 解非线性方程组的一元化方法[J]. 机械强度, 1999, 21(3): 205-207. (Fu H M, Zhang Y F, Zhang S B. Univariate method for solving nonlinear simultaneous equations [J]. J of Mechanical Strength, 1999, 21(3): 205-207.)
- [8] Rong Li R, Vesselin P Jilkov. Survey of maneuvering target tracking, Part : Dynamic models [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1333-1364.