

Data Fusion and Trajectory Prediction of Multi-Sensor

MA Liang-liang, TIAN Fu-peng

(School of Mathematics and Computer Science, Northwest University for Nationalities, Lanzhou 730030, China)

mll198684@126.com, tfp@xbmu.edu.cn

Abstract: The steps of data fusion for multi-sensor can be divided into data preprocessing, track correlation, and track fusion, etc. At first, conversion of units for data has been done in this paper. Then the data has been classified by the radar number, radar type, and track height, with the methods of systematic cluster analysis, trajectory which measured by each radar has been extracted, where longitude and latitude, time, velocity are the variables. Using the time slice technology of clustering, and using the outsider push data alignment algorithm of time normalization based on the information multi-sensor data, temporal registration has been done and extracted trajectories for seven objectives; VAR model has been established based on the data which observed by radar, and judged the observation precision by virtue of goodness of fitting, AIC and SC criterion of results of model test, derived the observation precision of each radar. On this basis, trajectory of observation with larger error drew closer to the trajectory with smaller error in order to eliminate the relative deviation of the radar. After error correction for radar, a trajectory of the same goal observed by radar has been fused and relative data has also been integrated. VAR model has been established with the variables of the precision, latitude and time. Software of Matlab7.0 has been used to draw the track of the goal in the future ten minutes after the model passed the model test.

Key words: data fusion; principal component analysis; cluster analysis; VAR model; trajectory prediction

多传感器数据融合与航迹预测

马亮亮, 田富鹏

(西北民族大学 数学与计算机科学学院, 兰州 甘肃 730030)

mll198684@126.com, tfp@xbmu.edu.cn

【摘要】 多传感器数据融合可以分为数据预处理、航迹相关、航迹融合等步骤。文中首先对数据进行单位的换算, 而后将数据按雷达编号、雷达类型、航迹高度进行分组, 运用系统聚类分析的方法以经纬度、时间、速度为变量, 提取各个雷达测得的航迹。再采用聚类的时间片技术, 采用一种基于多类型传感器数据信息的时间归一化外推数据对准算法, 进行时间配准, 抽取出七个目标的航迹对; 依据各个雷达的观测数据分别建立向量自回归模型, 依据模型检验结果中的拟合优度、AIC 和 SC 准则对观测精度进行判定, 并得出各个雷达的观测精度; 在这个基础上, 将观测误差较大的航迹向观测误差较小的航迹靠拢, 以消除相对雷达偏差。在对各航迹进行误差修正之后, 融合出了多部雷达观测到的同一目标的一条航迹, 对该航迹所对应的数据进行整合, 并以此数据中的目标精度、目标纬度和时间为变量建立了向量自回归模型, 在模型检验通过的基础上, 利用 Matlab7.0 软件中绘制工具绘制出了相应目标在未来 10 秒钟内的轨迹。

【关键词】 数据融合; 主成分分析; 聚类分析; 向量自回归模型; 轨迹预测

0 问题重述及分析

多传感器数据融合可以分为数据预处理、航迹相关、航迹融合等步骤。如果某个时刻某雷达站接收到空间某点反射回来的电磁波, 它将记录下有关的数据, 并进行计算, 得到包括目标的经度、纬度、海拔高度, 经向速度、纬向速度、观察时刻在内的一组数据。然后雷达网中各个雷达站将各自的观测数据传送并存储到融合中心进行雷达数据相关和数据融合。航迹即上

述某雷达站接受到某一检测目标陆续反射回来的电磁波后记录、计算检测目标所处的一系列空中位置而形成的离散点列。

由于观测到的数据量较大, 变量较多且单位不统一, 因此需将变量单位统一化, 并选取合理的评判标准和分类方法对变量进行评判和分类, 减少变量数目、归类目标数据。航迹相关分析是指依据一定的准则确定各个雷达站的多组数据中那些数据是来自同一个检

测目标^[1]。由于各组数据的观测时刻和时间间隔均不同，所以在进行航迹两两相关分析之前首先要进行时间配准，即让不同雷达表示同一目标位置的时刻集合扩大为一致^[2]。因此时间配准是关键。而分析各个雷达站雷达的观测精度，关键在于找到合理的方法对雷达观测数据进行处理。

1 数据来源、问题基本假设及变量符号说明

1.1 数据来源

雷达观测数据来源于第六届全国研究生数学建模大赛 C 题 Data2. txt 文件。

1.2 问题基本假设

假设在可允许的、较短的时间范围内，检测目标总是在同一高度飞行且运行速度变化不大；对于高度为 0 的检测目标，将其视为海平面上运行的舰艇。

1.3 变量符号说明

x_1 : 目标经度, 单位: 秒; x_2 : 目标纬度, 单位: 秒; x_3 : 观察时间, 单位: 秒; x_4 : 目标经向速度, 单位: 米/秒; x_5 : 目标纬向速度, 单位: 米/秒; x_6 : 目标高度, 单位: 米; y_0 : 雷达站编号; y_1 : 雷达站 7724; y_2 : 雷达站 7728; y_3 : 雷达站 2910; y_4 : 雷达站 2539; y_5 : 雷达站 2537; y_6 : 雷达站 2025; z_0 : 传感器类型编号。

2 模型建立及求解

2.1 不同目标航迹对的提取

2.1.1 主成分分析方法的应用

为了统一变量的单位，首先将目标经度 (x_1)、目标纬度 (x_2) 和观察时间 (x_3) 的单位分别转化为秒。然后利用主成分分析的原理，对变量 x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 、 x_5 和 x_6 进行主成分分析，选出对提取目标航迹对贡献较大的变量，减少变量个数，解决数据量大、冗繁的问题。

变量 x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 、 x_5 和 x_6 的主成分分析结果如表 1 所示。

表 1 主成分的统计信息

因子	初始特征值			提取求和的平方载荷		
	总计	各因子方差贡献率 (%)	累计方差贡献率 (%)	总计	各因子方差贡献率 (%)	累计方差贡献率 (%)
x_1	1.885	31.411	31.411	1.885	31.411	31.411

x_2	1.266	21.092	52.503	1.266	21.092	52.503
x_3	1.043	17.377	69.880	1.043	17.377	69.880
x_4	.937	15.613	85.493	.937	15.613	85.493
x_5	.546	9.105	94.598	.546	9.105	94.598
x_6	.324	5.402	100.000	.324	5.402	100.000

由表 1 可知，前三个因子的特征根均大于 1，第四个因子的特征根为 0.937，接近 1。前四个特征根的累积贡献率为 85.493%，说明前四个因子能够解释总现象的 85.493%，基本上满足了实际要求。而第五个因子 x_5 的特征根远小于 1，第六个因子 x_6 只解释了总变异的 5.402%，贡献率最小，故将它们剔除。

相应的主成分数学表达式如下：

$$z_1 = -0.135 \cdot stdx_1 - 0.397 \cdot stdx_2 + 0.169 \cdot stdx_3 + 0.401 \cdot stdx_4 + 0.014 \cdot stdx_5 + 0.407 \cdot stdx_7 \quad (1)$$

$$z_2 = 0.693 \cdot stdx_1 + 0.275 \cdot stdx_2 + 0.240 \cdot stdx_3 + 0.076 \cdot stdx_4 - 0.247 \cdot stdx_5 + 0.332 \cdot stdx_7 \quad (2)$$

$$z_3 = -0.001 \cdot stdx_1 + 0.316 \cdot stdx_2 + 0.347 \cdot stdx_3 + 0.016 \cdot stdx_4 + 0.851 \cdot stdx_5 + 0.120 \cdot stdx_7 \quad (3)$$

$$z_4 = 0.274 \cdot stdx_1 + 0.064 \cdot stdx_2 - 0.864 \cdot stdx_3 + 0.362 \cdot stdx_4 + 0.302 \cdot stdx_5 + 0.144 \cdot stdx_7 \quad (4)$$

这里， $stdx_i (i = 1, 2, 3, 4)$ 表示标准指标变量。

$$stdx_1 = (x_1 - 1219080) / 12453.652 \quad (5)$$

$$stdx_2 = (x_2 - 288313) / 14972.919 \quad (6)$$

$$stdx_3 = (x_3 - 140770.1) / 3346.644 \quad (7)$$

$$stdx_4 = (x_4 - 188.51) / 100.283 \quad (8)$$

2.1.2 目标航迹的筛选思路

1) 按雷达编号将观测数据进行分类，分为 7724、7728、2910、2539、2537 和 2025 六类，分别用 y_1 、 y_2 、 y_3 、 y_4 、 y_5 和 y_6 表示；

2) 对同一雷达所观测的数据，按照高度不同将其进行分类。对于 y_1 、 y_3 、 y_4 、 y_5 ，由于各自所观察的数据对应的 y_6 均是相同的，故可分为五类；而对于 y_2 ，其所观察的数据按 y_6 可分为 21 类：0 米、1000 米、2000 米、2500 米、2600 米、2800 米、3000 米、3500 米、4000 米、4500 米、5000 米、5500 米、6000 米、6500 米、7000 米、9000 米、9500 米、9600 米、10000 米、10500 米和 11000 米；

3) 将 (2) 中划分的 26 类数据整理后进行聚类分析。

按照层次聚类的原理得出它们的层次聚类树形图，从图中观察它们的聚类情况。层次聚类分析的主要过程是：通过观察数据的变化情况，按照检测目标的飞行速度进行分类，将速度相同或差别不大的归为一类，把速度相差很大的分为一组，然后对其进行层次聚类分析，判定其到底归为那几类；

4) 将(2)中分类后的数据，利用 Matlab7.0 软件以 x_1 、 x_2 和 x_3 为变量作出对应的三维图形，从图形中观察数据的动态和分布情况，并将其与(3)中得到的分类结果相结合，以分类结果最少为最优原则，得到最终的分类结果，即得到最终的目标航迹。

2.1.3 聚类分析方法的应用

文中以雷达站 2025 (y_6) 为例，说明利用层次聚类分析方法对 y_6 的观测数据所进行的聚类分析，其余雷达站的聚类分析过程雷同。

由于 y_6 观测的数据的高度均为 0 米，按照(2)中的分类方法，可将其看作 1 类。依据 y_6 的观测数据，以 x_1 、 x_2 和 x_3 为变量进行聚类分析，得到的层次聚类树形图如图 1 所示。图 2 是以 x_1 、 x_2 和 x_3 为变量利用 Matlab7.0 软件绘制的三维图形。

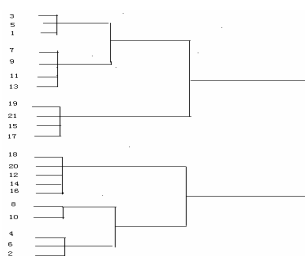


图1 y_6 层次聚类树形图

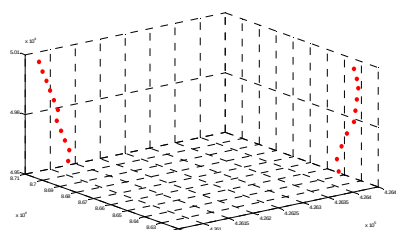


图2 y_6 三维图形

由图 1 可知， y_6 至少分为 1 类，至多分为 6 类；通过对图 2 的观察， y_6 可分为两类。综合图 1 和图 2，可知 y_6 可分为 1、3、5、7、9、11、13、19 和 2、4、6、8、12、14、15、16、18、20 两类。其中 1, 2, ..., 20 表示 y_6 的观测数据在 Excel 中的列编号。

2.1.4 目标航迹的筛选结果

- 1) y_1 检测到 11 个目标航迹；
- 2) y_2 检测到 158 个目标航迹；
- 3) y_3 检测到 28 个目标航迹；
- 4) y_4 检测到 4 个目标航迹；
- 5) y_5 检测到 8 个目标航迹；
- 6) y_6 检测到 2 个目标航迹。

2.1.5 目标航迹对的筛选

筛选航迹对筛选的理论依据是：同一目标在同一时刻返回给不同雷达的目标经度与目标纬度是相同的。在实际情况下，由于目标与各雷达的相对距离不同且各雷达的观测精度与观测时间间隔也各不相同，致使同一目标返回给不同雷达的记录存在偏差，因此在抽取表示同一目标的航迹对时，要将考察的时间范围和经纬度扩大到一个小的区间或范围^[4-5]。目标航迹对抽取的步骤为：将各雷达在各个时间段收集到的记录，利用 SPSS11.5 软件以 x_1 、 x_2 和 x_3 为变量进行聚类分析，将处理得到的数据转移到 Excel 表格中，按类排序并分析各个航迹的相关性。

以雷达站 7724 (y_1) 和雷达站 2539 (y_4) 为考察对象，对它们在相交时间段 T_7 中接收到的记录进行分析。首先，将 T_7 中的记录导入 SPSS11.5 软件，以 x_1 、 x_2 和 x_3 为变量进行聚类分析。由系统聚类分析的树状图知，可将其分为 8 类。将分类结果导入 Excel 表格中，并按照分类的序号排序。分类 2 中存在 77244 与 25391 两个航迹，分类 4 中存在 7724-11 与 2539-3 两个航迹。其中 7724-11 表示 y_1 检测到的第 11 条航迹，其余雷同。从结果中可明显的看出 7724-4 与 2539-1 是不同雷达站对同一检测目标探测到的航迹，它们可表示该目标的航迹对。同理 77244 与 2539-1 也可表示同一目标的航迹对。这种方法得出的结论在图 3 中得到了证实（图 3 中可明显观察到红色线条与蓝色星线重合，蓝色线条与紫色▽型线重合，其中红

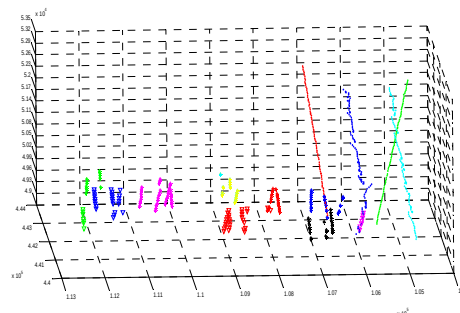


图 3 y_1 和 y_4 中航迹的三维图

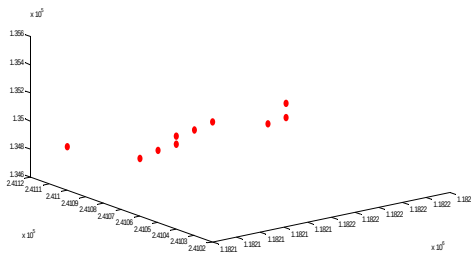


图 4 目标 24-1 和 7724-8 在未来 10 秒钟内的航迹

色的线条是航迹 2539-1 的图像，蓝色星线是航迹 7724-4 的图像，蓝色线条是航迹 2539-3 的图像，紫色▽型线是航迹 7724-11 的图像）。

用上述方法分别对 6 个雷达站测得的航迹进行了分析与筛选，得到了 12 个目标航迹对。它们分别为：(7724-8,2537-2)、(7724-1,2537-2)、(7724-4,2537-5)、(2537-5,2539-1)、(7724-4, 2539-1)、(7724-11,2539-3)、(2910-7,7728-4000-2)、(2910-10,7728-4000-12)、(2910-8,7728-4000-7)、(2910-8,7728-4000-8)、(2910-5,7728-4000-17)、(2910-5,7728-4000-15)。其中 7724-8 表示 y_1 的第 8 条航迹；7728-4000-2 表示 y_2 在 4000 米处所测到的第 2 条航迹；其余雷同。

2.2 时间配准和同一目标航迹对的抽取

时间片技术是解决时间配准问题的技术手段之一。它可将整个观测过程划为若干时间片，对每个片上采集到的数据进行时间聚类，可在一个时间片上得到若干个时间聚类点。在一个时间聚类内，若以该类的时间聚类点为基准点，将其他观测点的数据内插或外推到该基准点，就可将一个时间聚类内的多个观测看成是在时间聚类点上的一个虚拟观测^[6-7]。

2.2.1 时间聚类

以 y_1 和 y_4 为例，选取它们的一个相交时间片，并对该时间片进行时间聚类。选取雷达站 y_1 和 y_4 在 302 个时刻 49548、...、50093 采集到的数据，现对该时间片进行系统聚类分析。

以观察时间 x_3 为变量，对 y_1 和 y_4 中的 302 个时刻的所有目标航迹进行系统聚类分析，从系统聚类分析的树状图知，可将其分为 8 类，即可将时间片分为 T_1 、 T_2 、 T_3 、 T_4 、 T_5 、 T_6 、 T_7 、 T_8 。

2.2.2 类中心的获取

根据系统聚类分析的结果，分别求出 8 类的时间平均值作为聚类中心时间点。

- 1) 第 1 类的聚类中心时间点为：49536.85 秒；
- 2) 第 2 类的聚类中心时间点为：49615.85 秒；
- 3) 第 3 类的聚类中心时间点为：49682.85 秒；
- 4) 第 4 类的聚类中心时间点为：49774.07 秒；
- 5) 第 5 类的聚类中心时间点为：49877.21 秒；
- 6) 第 6 类的聚类中心时间点为：49942.00 秒；
- 7) 第 7 类的聚类中心时间点为：50017.95 秒；
- 8) 第 8 类的聚类中心时间点为：50080.75 秒。

2.2.3 同一目标航迹对的抽取

对各个雷达进行时间配准后，所有航迹的观测时间都可用与其相近的中心时间点换算或描述出来，从而使得不同的雷达有了统一的观测时间尺度，为抽取表示同一目标的航迹对提供了保证^[8]。由于雷达的分布位置不同，观测到目标的时间可能不同，因此不同雷达可能观测来自同一目标在不同时间段，不同位置发来的电磁波，即每个雷达可能只记录了某个目标的部分航迹。为更好的分析、预测目标航迹，必须把表示同一目标的航迹对抽取出来，为航迹的融合做准备。抽取的方法是：将包含相同航迹的航迹对归为表示同一目标的航迹对。现在对先前求得的 12 个航迹对进行抽取，得到以下的结果：{(7724-8,2537-2)、(7724-1,2537-2)}、{(7724-4,2537-5)、(2537-5,2539-1)、(7724-4, 2539-1)}、{(7724-11,2539-3)}、{(2910-7,7728-4000-2)}、{(2910-10,7728-4000-12)}、{(2910-8,7728-4000-7)、(2910-8,7728-4000-8)}、{(2910-5,7728-4000-17)、(2910-5,7728-4000-15)}。其中 {(7724-8,2537-2)、(7724-1,2537-2)} 表示 (7724-8,2537-2) 与 (7724-1,2537-2) 是同一目标的航迹对；7724-8 表示的第 8 条航迹；7728-4000-2 表示在 4000 米处所测到的第 2 条航迹，其余雷同。

2.3 雷达观察精度分析

为了分析 6 个雷达站 y_1 、 y_2 、 y_3 、 y_4 、 y_5 和 y_6 的观测精度，基于它们检测到的数据建立向量自回归模型，并依据模型的检验结果进行判别。

由主成分分析的结论可知，变量 x_1 、 x_2 和 x_3 的特征值均大于 1，故以 x_1 、 x_2 、 x_3 为变量序列建立向量自回归模型。为了避免数据的剧烈波动，对各序列进行对数化处理，新序列分别记为 lx_1 、 lx_2 、 lx_3 。经过多次试验在估计向量自回归模型时将最终内生变量的滞后期数选择为二阶滞后。

变量 y_1 的 VAR 模型写成矩阵形式为：

$$LX_t = \begin{bmatrix} 1.03 & -0.00 & 0.01 \\ -0.38 & 0.52 & -0.33 \\ -0.71 & 0.00 & 0.25 \end{bmatrix} * LX_{t-1} + \begin{bmatrix} -0.04 & 0.00 & 0.01 \\ 1.00 & 0.25 & -0.25 \\ 0.70 & 0.00 & 0.10 \end{bmatrix} * LX_{t-2} + \begin{bmatrix} -1.16 \\ -0.88 \\ 7.80 \end{bmatrix} \quad (9)$$

变量 y_2 的 VAR 模型写成矩阵形式为:

$$LX_t = \begin{bmatrix} 1.01 & -0.00 & -0.00 \\ -3.50 & 0.10 & -0.13 \\ -4.61 & -0.02 & 0.10 \end{bmatrix} * LX_{t-1} + \begin{bmatrix} -0.01 & -0.00 & 0.00 \\ 4.27 & 0.10 & -0.06 \\ 4.54 & -0.01 & 0.12 \end{bmatrix} * LX_{t-2} + \begin{bmatrix} 0.01 \\ 1.50 \\ 10.51 \end{bmatrix} \quad (10)$$

变量 y_3 的 VAR 模型写成矩阵形式为:

$$LX_t = \begin{bmatrix} 1.84 & -0.01 & -0.00 \\ 3.70 & 0.16 & -0.02 \\ 1.99 & -0.03 & 0.22 \end{bmatrix} * LX_{t-1} + \begin{bmatrix} -0.70 & -0.01 & 0.00 \\ 1.60 & 0.14 & -0.02 \\ -0.95 & -0.04 & 0.29 \end{bmatrix} * LX_{t-2} + \begin{bmatrix} -1.74 \\ -65.00 \\ -7.75 \end{bmatrix} \quad (11)$$

变量 y_4 的 VAR 模型写成矩阵形式为:

$$LX_t = \begin{bmatrix} 0.98 & -0.00 & -0.00 \\ -1.11 & 0.35 & 0.01 \\ -3.50 & -1.57 & 0.61 \end{bmatrix} * LX_{t-1} + \begin{bmatrix} 0.03 & -0.00 & 0.00 \\ 2.23 & 0.36 & -0.03 \\ 8.32 & 0.30 & 0.22 \end{bmatrix} * LX_{t-2} + \begin{bmatrix} -0.05 \\ -11.88 \\ -49.47 \end{bmatrix} \quad (12)$$

变量 y_5 的 VAR 模型写成矩阵形式为:

$$LX_t = \begin{bmatrix} 0.98 & -0.00 & 0.00 \\ -0.25 & 0.70 & 0.01 \\ 0.76 & 0.02 & 0.53 \end{bmatrix} * LX_{t-1} + \begin{bmatrix} 0.02 & -0.00 & 0.00 \\ 0.42 & 0.25 & -0.23 \\ -1.02 & -0.09 & 0.32 \end{bmatrix} * LX_{t-2} + \begin{bmatrix} -0.01 \\ -1.55 \\ 6.24 \end{bmatrix} \quad (13)$$

变量 y_6 的 VAR 模型写成矩阵形式为:

$$LX_t = \begin{bmatrix} 0.07 & -0.01 & -0.01 \\ 33.02 & 1.19 & 0.41 \\ -61.20 & -1.06 & 0.35 \end{bmatrix} * LX_{t-1} + \begin{bmatrix} 1.45 & 0.03 & -0.00 \\ -75.78 & -1.26 & 0.26 \\ 23.14 & 0.17 & -0.30 \end{bmatrix} * LX_{t-2} + \begin{bmatrix} -7.42 \\ 603.22 \\ 554.35 \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中 $LS = [lx_1 \quad lx_2 \quad lx_3]^T$ 。

模型 (9)、(10)、(11)、(12)、(13)和 (14) 对序列 lx_1 、 lx_2 、 lx_3 的拟合优度分别达 0.9157、0.9857、0.9981、0.9634、0.9911、0.9999, 说明模型的拟合效果整体不错, 模型所对应的 AIC 和 SC 值分别为: -37.6095、-36.5656; -28.3085、-28.0233; -32.9746、-32.7726; -21.5992、-21.5150; -29.6177、-29.3149; -22.9002、-22.8737。综合考虑拟合优度、AIC 和 SC 准则, 可将 y_1 、 y_2 、 y_3 、 y_4 、 y_5 和 y_6 依照观测精度由大到小排列为: y_2 、 y_4 、 y_1 、 y_5 、 y_3 、 y_6 。

2.4 航迹对融合及航迹预测算法

由于不同雷达站所观测到的关于同一目标的航迹的集合(即航迹对)中, 不同航迹的观测雷达的精确度不一样, 有些比较精确, 有些误差比较大, 所以在进行航迹融合之前, 需要把观测误差较大的航迹向观测误差较小的航迹靠拢, 以消除相对雷达偏差^[9]。

2.4.1 数据融合

将多部雷达观测到的同一目标的航迹对融合为一条航迹时, 需要对航迹对所对应的数据(变量)进行数据融合。数据融合是一个多级、多层面的数据处理过程, 主要完成对来自多个信息源的数据进行自动检测、关联、相关及组合等的处理。综合考虑抽取得到的 7 个目标的航迹对: { (7724-8,2537-2)、(7724-1,2537-2) }、{ (7724-4,2537-5)、(2537-5,2539-1)、(7724-4, 2539-1) }、{ (7724-11,2539-3) }、{ (2910-7,7728-4000-2) }、{ (2910-10,7728-4000-12) }、{ (2910-8,7728-4000-7)、(2910-8,7728-4000-8) }、{ (2910-5,7728-4000-17)、(2910-5,7728-4000-15) } 和 y_1 、 y_2 、 y_3 、 y_4 、 y_5 、 y_6 的观测精度的大小, 将抽取得到的 12 个目标航迹对进行融合处理。在 { (7724-8,2537-2)、(7724-1,2537-2) } 中, 因为 y_1 比 y_5 的观测精度高, 故 7724-8 与 2537-2 时间段相重合的轨迹以 7724-8 的轨迹替代, 7724-1 与 2537-2 时间段相重合的轨迹用

7724-1 的航迹替代,从而得到更加准确的航迹。其余可类似融合。

2.4.2 轨迹预测

基于向量自回归模型的思想,以 7724-1 和 7724-8 为例对该目标未来 10 秒钟内的轨迹进行预测。首先将 7724-1 和 7724-8 所对应的数据进行汇总,然后以 x_1 、 x_2 和 x_3 为变量建立向量自回归模型,其数学表达式如 (15) 式所示。

$$LX_t = \begin{bmatrix} 0.07 & 0.01 & 1.36 \\ -0.03 & 0.02 & 0.04 \\ -1.07 & -0.35 & -2.07 \end{bmatrix} * LX_{t-1} + \begin{bmatrix} -0.02 & 0.01 & -0.31 \\ 0.06 & 0.02 & -0.10 \\ -1.36 & -0.35 & 2.14 \end{bmatrix} * LX_{t-2} + \begin{bmatrix} 12.38 \\ 51.34 \\ -1.29 \end{bmatrix} \quad (15)$$

该模型的检验结果如表 2 所示。

表 2 轨迹预测模型检验结果

样本决定系数	调整后的样本决定系数	回归标准误差	残差平方和	F-检验统计量
0.987356	0.984388	7.22E-05	0.001046	1.052893
对数似然比	AIC 值	SC 值	因变量的均值	因变量的标准差
401.1058	-10.79742	-10.57779	12.99827	0.01048

从表 2 中可以看出,该模型的拟合优度达 0.9874,效果非常不错,且该模型的 AIC 和 SC 都较小,分别为: -32.2401 和 -31.5812,故模型通过假设检验。利用 Matlab7.0 软件绘制该目标在未来 10 秒钟内的轨迹。其结果如图 4 所示。其他情况的轨迹可类似推出。

3 结论

未来的战争,将是陆、海、空相结合的立体战争,成功地收集各种情报非常重要,甚至对战争的胜负起着决定性的作用。在实战中各种情报的收集依赖于多种传感器设备,由于,1)电磁环境将异

常复杂,敌方会主动或随机发送错误、无用的信号使我方传感器受到各种欺骗和干扰;2)需要检测目标的数量越来越多,运动速度也越来越快;3)多数目标会利用散射或吸收的方法大大减少对电磁波的反射等隐身技术和低空、超低空突防技术,让目标的反射电磁波和地面所反射电磁波混在一起,无法区分;总之使传感器难以捕捉和跟踪检测目标。因此,采用单传感器捕捉和跟踪的技术效果很差,而多传感器数据融合在解决探测、跟踪和识别方面不仅具有能够数倍地扩大捕捉和跟踪空间和时间覆盖范围的优势,还可以降低信息模糊度、提高可信度和改进探测性能等等。故采用并不断发展多传感器数据融合技术将是军事电子领域一种趋势。

致谢

本文不在创作过程中受到导师田富鹏教授的关心和帮助,在此表示衷心的感谢。

References (参考文献)

- [1]Gong Fengxun. Research on time-alignment for data fusion of multi-types of sensors[J].Journal of Liaoning Technical University,2005,24(2),P897-899(Ch).
- [2]Li Xuejiu, Zhou Jun. Real Time Register of Data Time[J].Electronic Engineering,2007,33(11),P1-4(Ch).
- [3]Jiang Qiyuan, Xie Jinxing,Ye Jun. Mathematical Model[M].High Education Press,2003.
- [4]Li Zhihui, Luo Ping. SPSS for Windows Statistical Analysis Tutorial[M].Electronic Industry Press,2003.
- [5]Sun Xiang, Xu Liumei, Wu Qing. MATLAB 7.0 Essentials[M].Tsinghua University Press,2005.
- [6] Gao Deping, Huang Xuemei.Multisensor and data fusion[J].Infrared and Laser Engineering,1999,15(2),P34(Ch).
- [7]Lawrence A.Klein.Multi-sensor data fusion theory and application[M].Beijing Institute of Technology Press,2004.
- [8] Wang Huanzhao, Fan Lin, Wang Hai, Li Zengduo. Data Fusion of Multi-Target Tracking in Wireless Sensor Networks[J]. Journal of Xi'an JiaoTong University,2006,44(10),P1043-1046(Ch).
- [9]Liu Hong, Zhang Xiaoshui, Li Yiqun. A Method of Multi-Sensor Data Fusion Based on Gray Incidence Analysis[J].Journal of Air Force Engineering University,2004,5(2),P34-36(Ch).