# AIS 和 ARPA 雷达融合系统设计

# The Design of AIS and ARPA Radar Fusion System

**(AARFS System Level Design)**

**Version 1.0**

**Last Changed: 2008-4-5**

Authors: 董照宇

# Table of Revisions

| Time | Revisers | Comments |
|---|---|---|
| 2008-3-18 | 董照宇 | 项目规划，提出了初步的程序结构和定义各部分功能 |
| 2008-4-5 | 董照宇 | 完成了关联算法的初步设计，给出了算法的框架 |

# Table of Contents

# Table of Figures

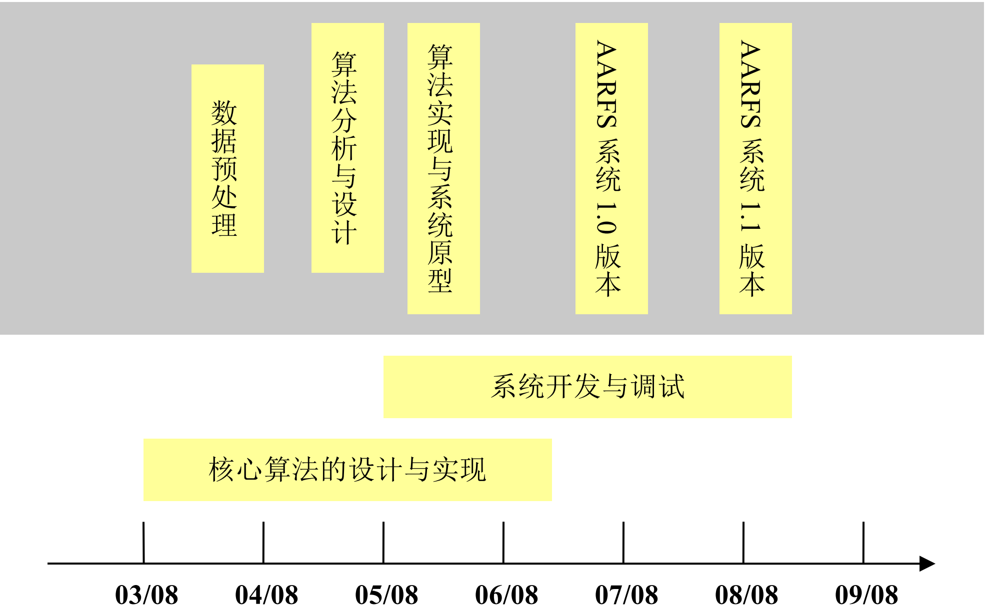
# 一、 AARFS: Overview

1. Overview

ARPA 雷达是目前船舶导航的第一工具，在海运安全中具有极其重要的作用。但是，ARPA 雷达从出现发展到今天，还存在着很多不足，例如信息量少、精度不高、存在盲区、不能绕过障碍物看到对面的目标、信息处理复杂耗时、容易受到干扰等等，因此造成的海难事故屡有发生。船舶自动识别系统（Automatic Identification System, 简称 AIS 系统）是一种新型的集网络技术、现代通讯技术、计算机技术、电子信息显示技术为一体的数字助航系统和设备。AIS 提供的信息存在很多优点，它的信息量大，目标位置数据精度高，信息的提供不容易受地形(可以曲线传播)、天气和海况的影响，因此在很多方面，AIS 提供的功能正好弥补了雷达在船舶导航、避碰等方面存在的缺陷。

AARFS 系统旨在将 AIS 中的信息和 ARPA 雷达中的信息进行融合，使两者的数据互相补充，融合后的数据能够更加精确，为驾驶员提供更加准确和详尽的船舶航行和调度信息。

2. Roadmap

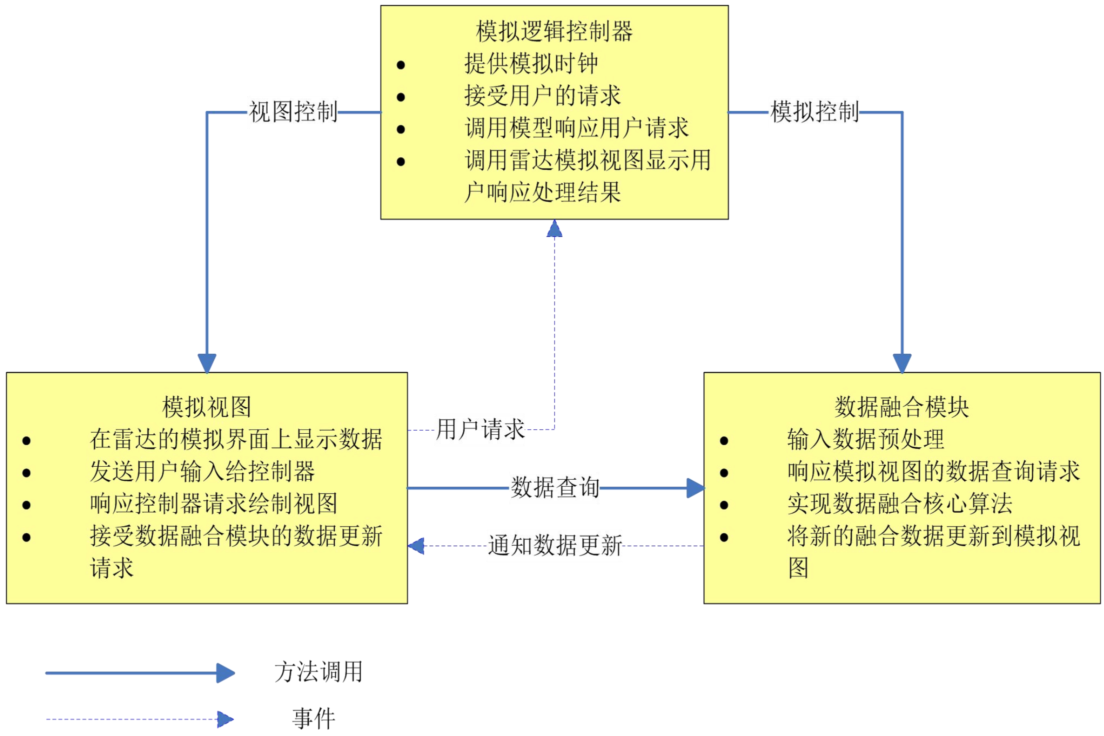



图表 1 AARFS 系统 Roadmap

# 二、AARFS 的体系结构

1. 整体结构

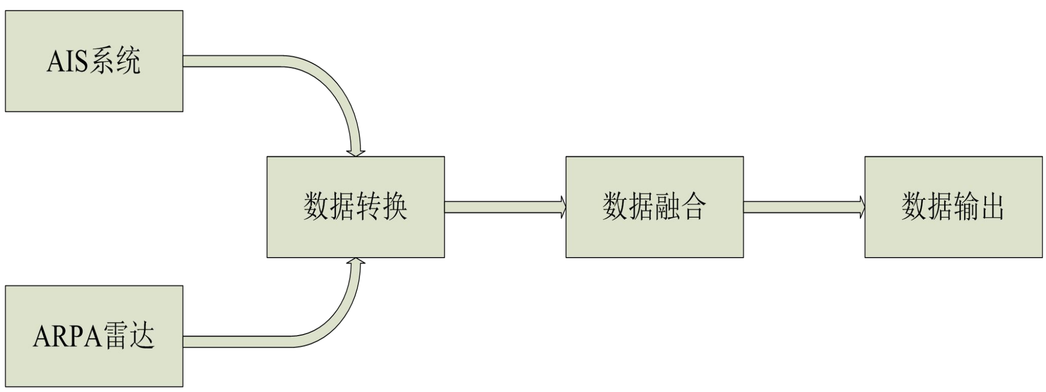
AARFS 系统用来将 AIS 和 ARPA 雷达的数据进行融合后模拟雷达的界面呈现给用户。为了让整个系统更加地易用易维护，整个采用 MVC 模式来实现，如下图所示。




图表 2　AARFS 的 MVC 结构

2.　数据融合模块设计

模型部分是 AARFS 的核心，主要的功能包括数据预处理，数据的融合和生成融合后的数据。其结构如下：




**图表 3　AAFRS 系统模型结构**

数据转换模块需要解析 AIS 系统和 ARPA 雷达的输出数据格式并将其转换成统一的中间格式，制定的中间数据格式要方便融合算法的处理；数据融合模块完成核心的融合算法，并生成融合后的数据；数据输出模块负责维护生成后的数据，如数据的查找、通知视图模块数据的更新等。

此外，融合模块和视图之间需要协商统一的数据格式，以使视图模块能够解析融合后

的数据格式将数据正确地呈现给用户。

数据融合模块需要提供接口供控制模块调用，以完成用户的输入请求。同时视图模块自己也需要查询数据的状态信息，因此融合模块也必须提供查询数据的接口。

3. 模拟视图设计

4. 模拟逻辑控制器设计

# 三、数据模型

AARFS 中涉及到的数据如下：

| | |
|---|---|
| | |

# 四、数据融合模块

1、 融合算法

融合模块中的重点是航迹关联，从雷达中获取的信息主要是船位、航向和航速，航迹关联就是要根据这些动态的信息将雷达探测到的船舶和 AIS 中的船舶关联，从而可以将雷达探测到的信息和 AIS 提供的信息整合到一块，更好地为导航服务。目前了解到的算法主要有基于模糊数学和统计的方法，模糊方法主要是模糊决策，这种方法处理灵活方便，易于扩展，计算量也相对较小，但和决策的经验有很大关系，因此提高精度比较难，基于统计的方法有加权法、邻近法等，统计的方法在处理之前需要对数据进行滤波，因为我们很难知道数据中的噪声的统计特性，滤波本身有可能带来较大误差。

在此，我们采用基于灰色理论的方法，该理论于 1982 年由我国学者邓聚龙教授提出，用来处理部分信息已知部分信息未知的少样本信息贫乏的系统，该理论的基本思想是将随机变量看成是在一定范围内变化的灰量，并且客观实际问题中得到的统计量也有一定的误差，采用灰色理论方法对处理的数据没有什么特殊的要求和限制，因此应用范围十分广泛。

在讨论航迹关联模型之前，我们先做如下的约定：

1. $\Delta t$ 雷达扫描周期，值固定，一般为 3s；
2. $\Delta s$ AIS 的数据周期，值可变，2s—12s 之间；
3. $\sigma_r$ 雷达的测距误差；
4. $\sigma_a$ AIS 的测距误差；
5. $l$ 一段航迹，长度未知；
6. $l(k)$ 航迹 $l$ 上的 k 点，k 从 1 开始；

7. $L$ 一条相对完整的航迹，$L=\{l_i \mid i \in N\}$；

8. $r(l)$ 由航迹$l$中的点所对应的方位距离构成的序列；

9. $\theta(l)$ 由航迹$l$中的点对应的方位角构成的序列；

10. $v(l)$ 由航迹$l$中的点对应的速度大小构成的序列；

11. $r(l,k)$ 航迹$l$中 k 点的方位距离，k 从 1 开始；

12. $\theta(l,k)$ 航迹$l$中 k 点的方位角，k 从 1 开始；

13. $v(l,k)$ 航迹$l$中 k 点的速度大小，k 从 1 开始；

14. 如果不指明是那段航迹，上面中的$l$可略去；

15. $d(x,y)$ x 和 y 之间的距离；

16. $Length(l)$ 航迹$l$的长度，即包含的点迹数。

对于雷达探测的一段航迹$l$，我们需要把它关联到 AIS 同时探测到的一段航迹$l^*$上，雷达有固定的探测区域，一般在 3 到 4 公里，但 AIS 的探测范围远远大于 3—4 公里，因此我们需要在 AIS 中选取有可能关联到$l$的航迹，并把选出的所有航迹称为航迹$l$的备选集，记为$S(l)$。从简单实用的角度，我们仅仅根据航迹的起点来计算备选集，雷达在 t 时刻探测到船舶 A 的位置为 P，速度为$v(t)$，根据该时刻的速度可以计算出 AIS 的报告周期$\Delta s$，按最大的可能性估计，所有可能和$l$关联的航迹它们的起点都应该落在以$l$的起点为圆心 R 为半径的圆内，其中 R 定义为：

$$R = v(t)\Delta s + \sigma_r + \sigma_a \qquad \text{* MERGEFORMAT (1.1)}$$

所以定义$S(l)$如下：

$$S(l)=\{l^* \mid d(l(1),l^*(1)) \le R\} \qquad \text{* MERGEFORMAT (1.2)}$$

雷达和 AIS 的周期不同，对于一条船舶的行驶轨迹，雷达和 AIS 是在不同的时间点上以不同的周期报告航迹，因此在将一条轨迹和它的备选集中的每条轨迹进行比较时，需要进行时间对准，不在同一个时间点上的轨迹进行比较没有意义，误差也非常大。

对于雷达探测的航迹$l$，设$l$的长度为$n$，起始时间为$t$，那么结束时间为$t+(n-1)\Delta t$，对于$S(l)$中的每条航迹$l^*$，我们截取从时间$t$到$t+(n-1)\Delta t$这段时间内的点迹，然后将$l$

和$l^*$进行时间对准（应该是先进行一次对准然后再计算关联集）。在这里我们有两种选择，一是以$l$的时间点为基准，建立模型将$l^*$对准到$l$相应的时间点，另一种方法是以$l^*$为基准，通过模型将$l$对准到$l^*$相应的时间点上。如果采用前一种做法，我们需要为每个$l^*$建立模型，这样就需要多个模型，需要计算每个模型的参数，此外，$l^*$的时间间隔$\Delta s$随着速度大小改变不固定，也给建立模型带来不便；后一种方法需要对准的时间点可变（由不同的$l^*$确定），但只需建立一个模型，求解一次模型的参数，而且时间间隔固定，建模比较方便。因此我们采用后者，而且以 AIS 的序列为基准，当船舶的速度比较大时，会相应地增加序列中的点数，速度较小时，相应地点数会减少，这样有利于提高处理效率。

在上面的讨论中我们只是假设$l$的长度为$n$，$n$值的确定和模型相关，因此在讨论完对准模型后我们再来讨论$n$的大小，在此我们姑且认为$n$值已经确定且大于 4（建模的需要）。在这里我们采用 GM(1,1)模型来进行时间对准，GM（1,1）模型不需要数据的统计分布假设，对噪声不敏感，相对于插值的方法能够获取更准确的点迹。

假设$l$的所有的点迹序列为：

$$l^0=(x^0(1),x^0(2),...,x^0(k),...,x^0(n)) \quad \text{* MERGEFORMAT (1.3)}$$

称下面的序列为$l^0$的一次累加生成（Aggregating Generation Operation, AGO）序列，

$$l^1=(x^1(1),x^1(2),...,x^1(k),...,x^1(n)) \quad \text{* MERGEFORMAT (1.4)}$$

$$x^1(k)=\sum_{i=1}^{k}x^0(i) \quad \text{* MERGEFORMAT (1.5)}$$

称下面的序列为$l^1$的均值序列，

$$z^1=(z^1(2),z^1(3),...,z^1(k),...,z^1(n)) \quad \text{* MERGEFORMAT (1.6)}$$

$$z^1(k)=0.5x^1(k-1)+0.5x^1(k) \quad \text{* MERGEFORMAT (1.7)}$$

GM（1,1）的灰微分方程为：

$$x^0(k)+az^1(k)=b \quad \text{* MERGEFORMAT (1.8)}$$

上式中$x^0(k)$称为灰导数，$a$称为发展系数，$z^1(k)$称为白化背景值，$b$称为灰作用量。

采用最小二乘法，求得上式中的参数，

$$P=\begin{pmatrix}a\\b\end{pmatrix}=(B^TB)^{-1}B^Ty_N \quad \text{* MERGEFORMAT (1.9)}$$

上式的 $B$ 和 $y_N$ 称为中间参数，

$$B=\begin{pmatrix}-z^1(2) & 1\\ -z^1(3) & 1\\ \vdots & \vdots\\ -z^1(n) & 1\end{pmatrix},\quad y_N=\begin{pmatrix}x^0(2)\\ x^0(3)\\ \vdots\\ x^0(n)\end{pmatrix}$$ * MERGEFORMAT (1.10)

（1.9）式可以变为

$$P=\frac{1}{(n-1)F-C^2}\begin{bmatrix}n-1 & C\\ C & F\end{bmatrix}\bullet\begin{bmatrix}-E\\ D\end{bmatrix}$$ * MERGEFORMAT (1.11)

中间参数 C、D、E、F 分别为

$$C=\sum_{k=2}^{n}z^1(k),D=\sum_{k=2}^{n}x^0(k),E=\sum_{k=2}^{n}z^1(k)x^0(k),F=\sum_{k=2}^{n}(z^1(k))^2$$ * MERGEFORMAT (1.12)

在计算出一段航迹 $l$ 所对应 GM（1,1）模型的参数 a、b 后，就可以预测在时间段（$t$，$t+(n-1)\Delta t$）内任意时刻的值。

式（1.8）对应下面的微分方程，

$$\frac{dx^1}{dt}+ax^1=b$$ * MERGEFORMAT (1.13)

称上式为 GM（1,1）模型的白化型，这个常微分方程的通解为

$$x^1(t)=Ce^{-at}+\frac{b}{a}$$ * MERGEFORMAT (1.14)

根据初值条件得到白化响应解为

$$\hat{x}^1(k+1)=(x^1(1)-\frac{b}{a})e^{-ak}+\frac{b}{a}$$ * MERGEFORMAT (1.15)

$$\hat{x}^0(k)=\hat{x}^1(k)-\hat{x}^1(k-1)$$ * MERGEFORMAT (1.16)

利用式（1.15）和（1.16）可以预测时间段内任何一点的值，需要注意的是白化型（1.13）并不是从 GM（1,1）的定义推导出来的，仅仅是一种借用，白化型是真正的微分方程，如果要使借用的精度高，就要使 AGO 序列 $l^1$ 接近指数变化的规律，为了满足这个条件，对 $l^0$ 序列要求满足如下的可容性覆盖，

$$\delta(k)=\frac{x^0(k-1)}{x^0(k)}\in(e^{-\frac{2}{n+1}},e^{\frac{2}{n+1}}),k=2,...,n$$ * MERGEFORMAT (1.17)

上面的 $\delta(k)$ 称为级比。

对于一段航迹$l$的点序列$l^0$，我们从方位距离、方位角和速度三个方面去比较处理，分别对应三个序列$r^0(l)$、$\theta^0(l)$和$v^0(l)$，我们可以求同时满足三个序列的可容覆盖条件的最大的 n 值，以此来确定序列的长度，根据 GM（1,1）的要求，n 必须大于 4，水面上的船只一般速度都很慢，在$4\Delta t \approx 12s$时间之内状态不会有很大变化，因此 GM（1,1）模型几乎都能适用。此外，对于角度，我们的取值为$[0,2\pi]$，不出现负角度。

下面我们定义灰色关联度，对于雷达探测的一段航迹$l$，其对应的点序列为$l^0$（可以为方位距离点列、方位角点列和速度大小的点列），对于$l_i^* \in S(l)$，设其相对应的点序列为$l_i^{*0}$，并且$l^0$和$l_i^{*0}$已经经过时间对准，则以$l^0$为参考序列，$l_i^{*0}$和$l^0$中每个点的灰色点关联度为

$$\sigma(l^0(k),l_i^{*0}(k)) = \frac{\min_i \min_k \left|l^0(k)-l_i^{*0}(k)\right| + \rho \max_i \max_k \left|l^0(k)-l_i^{*0}(k)\right|}{\left|l^0(k)-l_i^{*0}(k)\right| + \rho \max_i \max_k \left|l^0(k)-l_i^{*0}(k)\right|}, \rho \in (0,1)$$ * MERGEFORMAT (1.1

其中$\rho$称为分辨系数，则$l^0$和$l_i^{*0}$的灰色关联度为

$$\sigma(l^0,l_i^{*0}) = \frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\sigma(l^0(k),l_i^{*0}(k))$$ * MERGEFORMAT (1.19)

上面的关联度定义满足关联度的四公理（规范性、整体性、偶对称和接近性），具有良好的性质。

由于我们从航迹上点的方位距离、方位角和速度大小三个方面进行比较处理，因此我们会得到方位距离关联度、方位角关联度和速度关联度三个不同的关联度，分别记为$\sigma_r$、$\sigma_\theta$和$\sigma_v$，根据这三个关联度，我们需要计算$l$和$l_i^*$之间的距离$d(l,l_i^*)$，其为$\sigma_r(l^0,l_i^{*0})$、$\sigma_\theta(l^0,l_i^{*0})$和$\sigma_v(l^0,l_i^{*0})$的函数，因此有$d(l,l_i^*) = f(\sigma_r(l^0,l_i^{*0}),\sigma_\theta(l^0,l_i^{*0}),\sigma_v(l^0,l_i^{*0}))$，这样对于一段航迹$l$，我们将它和$l_j^*$关联，当且仅当

$$d(l,l_j^*) = \min_i \{d(l,l_i^*) \mid l_i^* \in S(l)\}$$ * MERGEFORMAT (1.20)

为了让$l$和$l_i^*$有最小的接近距离，我们用关联度定义距离如下，

$$d(l,l_i^*)=\min\{u_r^2\frac{1}{\sigma_r(l^0,l_i^{*0})}+u_\theta^2\frac{1}{\sigma_\theta(l^0,l_i^{*0})}+u_v^2\frac{1}{\sigma_v(l^0,l_i^{*0})}\}$$

$$s.t.$$

$$\begin{cases}u_r+u_\theta+u_v=1\\0<u_r,u_\theta,u_v<1\end{cases}$$

* MERGEFORMAT (1.21)

采用 Lagrange 乘子法，

$$L=u_r^2\frac{1}{\sigma_r(l^0,l_i^{*0})}+u_\theta^2\frac{1}{\sigma_\theta(l^0,l_i^{*0})}+u_v^2\frac{1}{\sigma_v(l^0,l_i^{*0})}-\lambda(u_r+u_\theta+u_v-1)$$ * MERGEFORMAT (1.22)

因此有

$$\begin{cases}\dfrac{\partial L}{u_r}=0\\\dfrac{\partial L}{u_\theta}=0\\\dfrac{\partial L}{u_v}=0\\\dfrac{\partial L}{\lambda}=0\end{cases}\Rightarrow\begin{cases}u_r=\dfrac{\sigma_r(l^0,l_i^{*0})}{\sigma_r(l^0,l_i^{*0})+\sigma_\theta(l^0,l_i^{*0})+\sigma_v(l^0,l_i^{*0})}\\u_\theta=\dfrac{\sigma_\theta(l^0,l_i^{*0})}{\sigma_r(l^0,l_i^{*0})+\sigma_\theta(l^0,l_i^{*0})+\sigma_v(l^0,l_i^{*0})}\\u_v=\dfrac{\sigma_v(l^0,l_i^{*0})}{\sigma_r(l^0,l_i^{*0})+\sigma_\theta(l^0,l_i^{*0})+\sigma_v(l^0,l_i^{*0})}\\\lambda=\dfrac{2}{\sigma_r(l^0,l_i^{*0})+\sigma_\theta(l^0,l_i^{*0})+\sigma_v(l^0,l_i^{*0})}\end{cases}$$ * MERGEFORMAT (1.23)

从而

$$d(l,l_i^*)=\frac{1}{\sigma_r(l^0,l_i^{*0})+\sigma_\theta(l^0,l_i^{*0})+\sigma_v(l^0,l_i^{*0})}$$ * MERGEFORMAT (1.24)

根据上式，我们定义

$$\sigma(l^0,l_i^{*0})=\sigma_r(l^0,l_i^{*0})+\sigma_\theta(l^0,l_i^{*0})+\sigma_v(l^0,l_i^{*0})$$ * MERGEFORMAT (1.25)

则（1.20）式等价于一段航迹 $l$，我们将它和 $l_j^*$ 关联，当且仅当

$$\sigma(l^0,l_j^{*0})=\max_i\{\sigma(l^0,l_i^{*0})\}$$ * MERGEFORMAT (1.26)

到目前为止，我们解决了分段航迹的关联问题，而对于整条航迹 $L$ 的关联需要根据分段关联的结果做出最后的决策，根据分段决策结果，对于雷达探测的一条航迹 $L$，其与 AIS 探测的航迹 $L_i^*$ 关联度定义为

$$\sigma(L,L_i^*)=\sum_{l\in L}\sum_{\substack{l^*\in L_i^*\wedge\\ l^*\in S(l)}}\frac{Length(l)}{Length(L)}\sigma(l^0,l^{*0})$$ * MERGEFORMAT (1.27)

我们将 $L$ 和 $L_j^*$ 关联，当且仅当

$$\sigma(L,L_j^*)=\max\{\sigma(L,L_i^*)\}$$ * MERGEFORMAT (1.28)

综上所述将航迹关联算法流程总结如下：

INPUT: $L$ 表示一条雷达的航迹， $\Gamma$ 代表 AIS 探测到的航迹集合。

OUTPUT: 和 $L$ 关联的 $\Gamma$ 中的一条航迹 $L^*$。

HYPOTHESIS: $\sigma(L,L^*)=0 \quad (L^* \in \Gamma)$。

```
TRACK_MATCH ( L , Γ )
    WHILE ( L  is not NULL)
        Calculate track section  l  according to (1.17);
        L = L − l ;
        Build GM (1, 1) model of  l  and calculate parameter a and b;
        FOR each  L* ∈ Γ
            Calculate  l* ∈ L*  in the same duration with l ;
            IF ( l*  is not null and l* ∈ S(l) )
                Synchronize time stamp of  l  according to l* ;
                Calculate σ(l, l*) ;
                σ(L, L*) += (Length(l) / Length(L)) σ(l, l*) ;
            END
        END
    END
    Find the maximum  σ(L, L*)  and return L* ;
END
```

到目前为止，我们讨论完了整个关联算法，该算法相对模糊方法和统计方法，计算量明显增加，但处理更加精细，对随机噪声不敏感，不需要数据的统计假设，唯一的一点限制是可容性覆盖，但由于船只的运行速度一般很慢，几乎都能满足，基于灰色理论的方法应该能够获得较高的性能。