

# 基于二次代码集的飞行计划配对算法研究

林毅<sup>1,2</sup>, 张建伟<sup>1,2</sup>, 刘洪<sup>1,2\*</sup>

(1. 视觉合成图形图像技术国家重点学科实验室, 四川 成都 610065; 2. 国家空管自动化系统技术重点实验室, 四川 成都 610065)

**摘要:**针对包含空域飞行阶段且不存在二次代码的飞行计划配对问题,首次提出一种基于“二次代码集”的飞行计划与航迹配对方法。该方法首先利用边界搜索算法提取航迹轨迹轮廓,然后将其与计划轨迹分为航路飞行阶段和空域飞行阶段计算配对置信度,并将配对置信度与事先设定的置信度阈值相比较确定是否配对;同时针对长期计划的计划轨迹不变性提出一种基于航迹历史轨迹时间序列分类学习的方法处理其配对问题。通过某大型流量系统应用实践证明,提出的飞行计划配对方法不仅能解决常规计划配对问题,也能较好地适应当前系统中存在的二次代码缺失的飞行计划配对问题。

**关键词:**飞行计划;配对;二次代码集;轨迹轮廓;配对置信度;分类学习

中图分类号:TP391

文献标志码:A

## Study on Algorithm for Flight Plan Pairing Based on SSR Code-Set

LIN Yi<sup>1,2</sup>, ZHANG Jianwei<sup>1,2</sup>, LIU Hong<sup>1,2\*</sup>

(1. Notional Key Lab. of Fundamental Sci. on Synthetic Vision, Chengdu 610065, China;

2. National Key Lab. of Air Traffic Control Automatization System Technol., Chengdu 610065, China)

**Abstract:** Aiming at the pairing issue for flight plan which contains a airspace phase but without SSR (secondary surveillance radar) code, a novel method based on SSR code-set for matching plan and track was proposed. Firstly, the boundary search algorithm was used to extract the contour of track, then for computing the matching confident factor the planned trajectory of flight plan was splited into route phase and airspace phase, and compared with the presettable threshold to determine the partnership between flight plan and track. At the same time, a novel time series classification learning method based on the trajectory of historical track was presented to deal with the issue of long-term flight plan because of its property of invariance plan trajectory. The result of the application of a large-scaled flow management system proved that the proposed algorithm can not only solve the pairing problems of the general flight plan, but also solve the flight plan without SSR code with a good adaptability.

**Key words:** flight plan; pairing; SSR code-set; contour of track; confidence degree of couple; classification learning

飞行计划配对的主要目的是将雷达航迹或者ADS航迹(以下统称航迹)与飞行计划进行关联以便对航迹和计划进行监视和管理。常规飞行活动严格按照航路飞行(称为航路飞行阶段),其飞行过程中的过点位置与飞行时间存在对应关系,因此可以通过当前飞行时间、位置、方向以及速度等维度信息来进行民航飞行计划配对。但是某些飞行活动根据

目的不同可能包含空域飞行阶段,在该阶段内存在重复飞行等不同于常规飞行活动的特征,此时空域内飞行时间和位置的对应关系不能再作为配对的判别因素。目前该类飞行计划配对主要依据航迹与计划的二次代码匹配来完成,此类信息具有较高的唯一性,可以作为判断配对的依据。但多数飞行计划并不包含这类信息,目前作者参与的课题中大约仅

收稿日期:2016-02-26

基金项目:国家空管委十二五国家空管科研专项资助项目(GKG201403004)

作者简介:林毅(1989—),男,博士生.研究方向:空管自动化;多源信息融合. E-mail: phxy0710@163.com

\*通信联系人 E-mail: liuhong@scu.edu.cn

网络出版时间:2016-09-09 10:58:56

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/51.1596.T.20160909.1058.004.html>

<http://jsuese.scu.edu.cn>

有29%的飞行计划包含这类信息,因此急需一种更为通用的飞行计划配对方法来解决当前运行过程中面临的问题。

鉴于目前飞行活动特征,在已知管制区二次代码集情况下,提出一种基于二次代码集和轨迹轮廓匹配的飞行计划配对方法。

## 1 配对方法流程

提出了一种基于轨迹匹配的二次代码集配对方法,该方法主要解决不包含二次代码等信息且包含空域飞行阶段的飞行计划与航迹配对问题。对于重复性飞行计划,基于航迹历史轨迹进行机器学习<sup>[1]</sup>,确定其对应的长期计划ID,然后寻找当前计划与其配对。轨迹匹配可以直接将航迹历史轨迹与计划轨迹进行匹配,但是空域飞行阶段的轨迹估算较为复杂,且与飞行目的(某些计划并未包含这类信息)有着紧密联系,不易精确获得。因此本文提出的方法基于空域轮廓进行轨迹匹配。算法需要以下先决条件为数据支撑:

- 1) 各机场管制区二次代码集,用于粗选候选航迹;
- 2) 航迹历史轨迹,用于提取该目标飞行轨迹轮廓;
- 3) 飞行计划4D轨迹估算结果(计划轨迹)的特征信息,包含位置、高度、速度、航向和过点时间等,用于与航迹历史轨迹进行匹配。

在现行运行条件下,前2条数据可以得到较为准确的数据,4D轨迹估算依据计划内容也能获取航路过点和空域边界信息。如果飞行计划中包含二次代码等信息,且不包含空域飞行阶段,则以此为基础判断航迹与计划轨迹的时间、位置、方向和速度等门限值进行配对;若飞行过程包含空域飞行阶段,则直接进行以下Step 2(此时已完成Step 1粗选候选航迹)。现将二次代码集配对的主要思想描述如下:

**Step 1:粗选候选航迹。**根据起飞机场所在管制区查找二次代码集,过滤出其中未配对的航迹,以此减少尝试配对次数,提高算法效率。

**Step 2:长期计划配对。**搜索机器学习结果,判断是否为长期计划。若是,则根据长期计划ID反查当前系统计划ID进行配对处理,配对成功返回,否则转到Step 3。

**Step 3:提取轨迹轮廓。**根据航迹历史轨迹提取其轮廓用于轨迹匹配,若航迹存在空域飞行阶段,则提取其边界信息,否则保持其航迹点。

**Step 4:轨迹匹配。**匹配航迹轮廓与飞行计划轨迹,计算配对置信度。

**Step 5:配对处理。**若Step 4得到的配对置信度满足 $\eta \geq \eta_{\text{threshold}}$ 时则成功配对,否则采用人工干预配对。

**Step 6:配对有效性检测。**按照上述配对方法定时对系统中已配对的航迹进行有效性检测。

## 2 航迹轨迹轮廓提取

航迹历史轨迹由一系列离散点组成,每个离散点属性可用向量表示为:

$$\mathbf{s} = [x, y, z, v, t, c]^T \quad (1)$$

式中, $x, y$ 分别代表以经纬度表示目标位置, $z$ 代表目标高度, $v$ 代表目标速度, $t$ 为目标状态对应的时刻, $c$ 为目标的唯一标识。属于同一航迹的点迹序列唯一标识 $c$ 应相同,其离散点序列可表示为:

$$\mathbf{S} = \langle s_1, s_2, \dots, s_n \rangle \quad (2)$$

本节的目的是提取航迹 $\mathbf{S}$ 的外轮廓线特征点信息,包含位置、高度、速度、航向和该状态对应的时间等,轮廓分为空域飞行阶段和航路飞行阶段,前者提取该飞行阶段轨迹点其轮廓,用于描述空域阶段飞行的位置信息,后者保留其轨迹过点。本文轨迹轮廓提取算法步骤描述如下:

**Step 1:计算轨迹点密度。**以0.1经纬度(约10 km)为单位作航迹轨迹点密度直方图,点密度高的区域为空域飞行阶段,否则为航路飞行阶段。

**Step 2:区域粗选。**选取点密度最高的几个区域作为空域飞行阶段的基准区域,将这些区域进行交集处理以融合相邻的高密度区域。

**Step 3:选取轮廓关键点。**将合并之后的高密度区域的周围8个点作为轮廓关键点组成一个初始轮廓。

**Step 4:数学形态学处理。**通过将区域类比为“图像”,并进行膨胀和形态学边界处理提取区域边界信息。

**Step 5:航迹轨迹轮廓。**将Step 4的边界与航迹轨迹连线进行求交点处理,用以区分空域飞行阶段和航路飞行阶段的点迹,去掉空域内航迹点,与航路飞行阶段轨迹点形成航迹轨迹轮廓<sup>[2]</sup>。

## 3 轨迹匹配

轨迹匹配的目的在于将提取到的航迹轮廓与计划轨迹进行匹配以获取两者配对置信度,现将轨迹匹配流程描述如下:

Step 1: 获取当前时间点之前计划轨迹特征点信息,若该时间点处于空域飞行阶段,则提取整个空域轮廓特征点,标记特征点中的航路飞行阶段和空域飞行阶段信息,如航路段和空域数量信息;

Step 2: 比较航迹历史轨迹轮廓与 Step 1 中标记的数量信息是否一致。若不一致,则退出匹配,返回置信度 -1, 否则转到 Step 3;

Step 3: 以计划轨迹关键点和空域飞行阶段为分割点将航迹轮廓和计划轨迹特征点分为不同的置信度计算区间分别计算各区间置信度;

Step 4: 计算综合配对置信度并返回结果。

在本文应用中,由于飞行活动具有不确定的机动性,其计划中的速度和航向可能会在飞行过程中改变,因此匹配过程中主要是利用其经纬度、高度以及对应的时间点信息。

### 3.1 航路飞行阶段置信度

在航路飞行阶段,航迹历史轨迹是一系列有序点迹,飞行计划轨迹是一些关键过点之间的折线,两者的时间与位置存在对应关系。本文采用曲线拟合的思想<sup>[3-5]</sup>求置信度  $\eta_l$ , 认为计划轨迹是航迹点曲线拟合的结果,从而采用统计估计量来评价配对置信度<sup>[6-7]</sup>。首先计算航迹序列点(实际点)在计划轨迹方向上对应点(预测点)位置,这里点的属性包含经纬度、高度、速度、航向等;然后根据其相关统计估计量值以表示配对置信度。采用的统计量包含以下:

1) 均方误差(mean squared error)

用于评价数据的变化程度,其平方根为  $RMSE$ , 其计算公式为:

$$MSE = \frac{1}{r \sum_{i=1}^r (v_{pi} - v_{ai})^2} \quad (3)$$

2) 可决系数(coefficient of determination)

作为综合度量回归模型对样本观测值拟合程度的度量指标,其取值范围为  $0 \leq R^2 \leq 1$ , 越接近 1 说明拟合程度越高。其计算公式为:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^r (v_{pi} - v_{ai})^2}{\sum_{i=1}^r (v_{pi} - v_{av})^2} \quad (4)$$

不难看出:当  $R^2$  越接近 1 时, $MSE/RMSE$  越接近 0,两者在描述配对置信度上意义类似,由于  $R^2$  的取值更加便于配对置信度分析,因此将其作为描述航路飞行阶段的置信度  $\eta_l$  的统计量。

### 3.2 空域飞行阶段置信度

在空域飞行阶段,由于飞行计划中并未得到精确轨迹估算结果,且空域飞行并非沿着边界飞行,因此拟合统计估计量不再使用描述其配对置信度。飞行轨迹轮廓表示轨迹的边界信息,表示本阶段轨迹与计划空域的相似性,可以作为配对的判断标准。本文采用“类集合”方式<sup>[8]</sup>来描述空域飞行阶段置信度,其计算公式表示为:

$$\eta_s = \frac{\pi_{r \cap p}}{\pi_r} \quad (5)$$

式中,  $\pi$  表示空域面积,下标  $r$  代表航迹轨迹轮廓特征点组成的平面区域, $p$  代表计划轨迹特征点组成的平面区域, $r \cap p$  表示两区域的交集。

航迹轨迹轮廓  $r$  与计划轨迹空域飞行阶段轮廓  $p$  之间的关系如下:1) 若  $r \cap p = \emptyset$ ,说明两者是完全不同的 2 个空域,此时  $\eta_s = 0$ ;2) 若  $r \cap p = r$ ,说明目标完全在计划轨迹空域内进行飞行,此时  $\eta_s = 1$ ;3) 否则, $0 \leq \eta_s \leq 1$ ,说明目标飞行轮廓与计划轨迹空域有交叉,此时应根据  $\eta_s$  取值做出是否配对判决。

### 3.3 配对置信度

根据第 3.1 和 3.2 节讨论的航路和空域飞行阶段的置信度计算方式,不难得出以下结论:各阶段置信度( $\eta_l/\eta_s$ )的取值满足  $[0,1]$ ,且越大说明配对的置信度越高。因此,配对置信度衡量了航迹历史轨迹与飞行计划轨迹之间的匹配程度,可以作为是否进行配对的判断标准。

由于雷达航迹的随机性干扰和飞行活动的不确定性,因此可预先设置置信度值作为门限来确定是否配对。由于在置信度计算过程中进行分段处理,为保证综合配对置信度在  $[0,1]$  区间内,需要对其进行“归一化”处理。综合以上讨论,提出的综合置信度表示方式如下:

$$\eta = \frac{1}{2} \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \eta_l + \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \eta_s \right) \quad (6)$$

式中,  $\eta_l$  和  $\eta_s$  分别为代表航路飞行阶段和空域飞行阶段置信度, $n$  和  $m$  分别为代表置信度计算区间数。

根据区间置信度可知,总体置信度取值为  $0 \leq \eta \leq 1$ ,且越接近 1 说明配对可信度越高。

## 4 长期计划配对学习模型

### 4.1 时间序列

由于长期计划飞行具有相似性,因此可根据历史航迹之间的相似性来关联计划并进行配对处理<sup>[9]</sup>。从

本质上讲,航迹历史轨迹是一个时间序列,其中每个时间点的属性用向量表示,见式(1),分类的目的是用长期计划 ID 对航迹进行标定,因此需要对此进行分类学习。假设一个时间序列数据集有  $n$  条时间序列:未标记数据集仅包含观测值序列,已标记数据还包含类型标签值  $c_i$  (本文中为长期计划 ID)。

在本文应用中待分类的序列并非是完整时间序列,而是与待分类数据长度相同的子序列 (Subsequence) 进行分类处理。子序列可以通过“滑窗法”获取<sup>[10]</sup>,给定一个长度为  $n$  的时间序列  $T$ ,其子序列  $C_p$  定义为如下:

$$C_p = \langle t_p, t_{p+1}, \dots, t_{p+w-1}, c \rangle \quad (7)$$

其中,  $1 \leq w \leq n, 1 \leq p \leq n - w + 1$ 。在时间序列分类中,时间序列间的“距离”是度量类别的一个重要指标,将时间序列  $A = \langle a_1, a_2, \dots, a_n \rangle$  和  $B = \langle b_1, b_2, \dots, b_n \rangle$  间距离定义为  $D(A, B)$ 。常用的“距离”度量有欧氏距离和 DTW 距离,欧氏距离简单易用,但两个序列时间轴必须对齐;DTW 距离在欧氏距离的基础上适应不同序列时间轴对齐的情况,即不需要两个时间序列的长度一致,但计算相对复杂。两者定义如下:

1) 欧氏距离 (euclidean distance)

$$D_E(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^n [(a_{ix} - b_{ix})^2 + (a_{iy} - b_{iy})^2]} \quad (8)$$

式中,  $A$  和  $B$  为具有相同的时间长度  $n$  且已作规范化处理的时间序列,否则式(8)距离无意义。

2) 动态时间规整距离 (dynamic time warping distance)

考虑  $M(a_i, b_j)$  是  $A$  和  $B$  2 个时间序列点组成一个  $m \times n$  的矩阵<sup>[11]</sup>,定义  $M(i, j) = (a_{ix} - b_{jx})^2 + (a_{iy} - b_{jy})^2$ ,那么一条规整路径定义为下标从  $(1, 1)$  到  $(m, n)$  之间的连续元素点,如图 1 所示,路径表示为:

$$P = \langle (e_1, f_1), (e_2, f_2), \dots, (e_s, f_s) \rangle \quad (9)$$

对于定义的路径  $P$  满足以下条件:

1) 边界条件:

$$(e_1, f_1) = (1, 1), (e_s, f_s) = (m, n);$$

2) 单调性和连续性

$$0 \leq e_{i+1} - e_i \leq 1, 0 \leq f_{i+1} - f_i \leq 1, \forall i, i < n.$$

对于任意下标  $e$  和  $f$  对应的序列点  $a$  和  $b$ , 其距离为:

$$D_p(a, b) = 1^S M_{e,f} \quad (10)$$

若  $\Xi$  是所有路径的集合,定义其中距离最小的

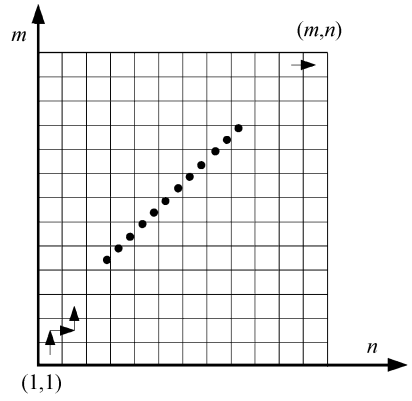


图 1 DTW 规整路径

Fig. 1 Diagram of warping path

一条路径  $P^*$  的距离为 DTW 距离,即:

$$P^* = \min_{P \in \Xi} (D_p(a, b)) \quad (11)$$

$$D_p(A, B) = D_{p^*}(a, b) = \sum_{i=1}^k M_{e,f} \quad (12)$$

4.2 时间序列分类器训练

应用中考虑适应雷达输出综合航迹的不稳定性,因此采用 DTW 距离度量时间序列之间的距离<sup>[12-14]</sup>,将已标记数据作为正分类  $P$  (Positive),未标记数据集为  $U$  (Unlabeled),算法 1 描述其基本步骤,其中,  $p$  和  $u$  分为属于已标记和待标记的数据。分类器训练迭代所有的已标记数据求出 DTW 距离,找出其中最小的样本进行标记,为保证配对的正确性,还需要判断  $D_p(p, u) \leq D_{\text{threshold}}$  是否满足条件。在初期阶段由于标记样本较少,算法支持基于未标记数据进行半监督分类学习,以提高配对效率和准确率。

算法 1 DTW 算法步骤

```
function DTW(p, u)
    MinDis ← +∞
    Dis ← ∅
    LabeledP ← ∅
    Ξ ← All Path Between p and u
    p_i ∈ Ξ
    while (Ξ ≠ ∅) do
        Dis ← D_p(p_i)
        if (Dis < MinDis)
            MinDis ← Dis
            LabeledP ← p_i
        end if
    P ← P \ p_i
    end while
    return LabeledP.c
```

end function

## 5 应用实践

根据提出的处理算法以下面的数据为例来仿真配对过程,各数据内容如图 2 所示(图中,实线表示计划轨迹,序列点代表雷达轨迹):

- 1) 一条飞行计划,不包含二次代码等信息,包含 2 个空域飞行阶段;
- 2) 在飞行计划起飞机场管制区的二次代码集中粗选出的候选航迹数据。

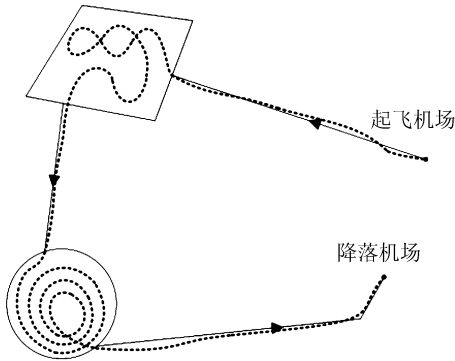


图 2 仿真数据

Fig.2 Data of simulation

### 5.1 航迹轨迹轮廓提取过程仿真

首先,根据航迹数据画出航迹点密度图,如图 3 所示。

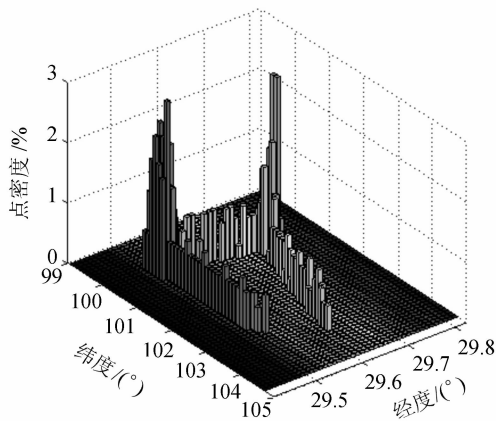


图 3 航迹轨迹点密度图

Fig.3 Diagram of point density of track

然后,选取高点密度区域作为粗选区域,并选取其关键点,粗选出的区域如图 4 所示,其中,虚线矩形为粗选区域,圆点为区域关键点。

最后,采用形态学方法进行处理提取空域边界,求取航路和空域飞行阶段的临界点,在此基础上形成航迹轮廓,如图 5 所示,其中,虚线框为空域边界轮廓,与轨迹点组成航迹轮廓。

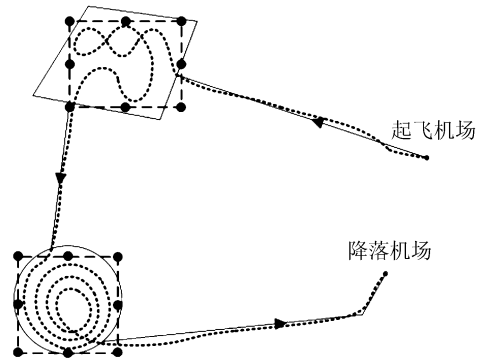


图 4 空域飞行阶段粗略轮廓图

Fig.4 Diagram of cursory contour for airspace phase

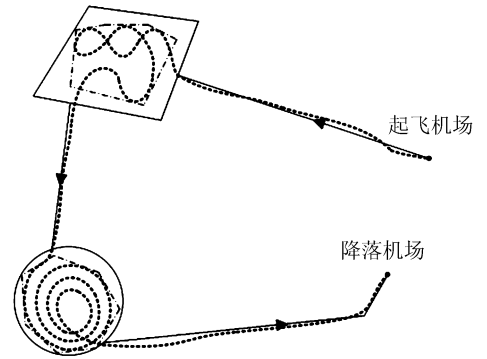


图 5 航迹轮廓图

Fig.5 Diagram of contour for track

### 5.2 轨迹匹配仿真

根据第 5.1 节的仿真结果对航迹轮廓进行区间划分并计算配对置信度,区间划分如表 1 所示。

表 1 区间划分信息

Tab.1 Information of calculation section

| 序号 | 飞行阶段类别 | 区间边界点                        |
|----|--------|------------------------------|
| 1  | 航路     | (104.09,30.61)(100.65,31.59) |
|    |        | (100.79,31.92)(100.45,31.96) |
| 2  | 空域     | (100.03,31.94)(98.86,31.92)  |
|    |        | (99.03,30.97)(100.35,30.91)  |
| 3  | 航路     | (99.71,30.95)(99.79,29.84)   |
|    |        | (99.79,29.84)(100.75,29.80)  |
| 4  | 空域     | (103.39,29.55)(100.81,28.76) |
|    |        | (100.12,28.83)(99.36,29.43)  |
|    |        | (99.05,29.80)                |
| 5  | 航路     | (100.81,28.76)(103.38,29.49) |
| 6  | 航路     | (103.38,29.49)(103.68,29.75) |

首先获取当前飞行时间点计划轨迹部分,由于第 5.1 节中已求得各阶段临界点,因此按照此临界点将其划分为不同的配对置信度计算区间。根据划分置信度区间,按计算置信度信息如表 2 所示(表

中,matching confident factor 代表该飞行阶段配对置信度值,MCF)。

表2 各区间配对置信度

Tab.2 MCF of calculation section

| 序号 | MCF( $\eta_l/\eta_s$ ) | 序号 | MCF( $\eta_l/\eta_s$ ) |
|----|------------------------|----|------------------------|
| 1  | 0.983 4                | 4  | 1.000 0                |
| 2  | 1.000 0                | 5  | 0.945 7                |
| 3  | 0.962 6                | 6  | 0.990 1                |

根据分段配对置信度值得总体配对置信度值,按轮廓包含的飞行阶段分组计算如表3所示,将其与预设阈值比较以确定是否配对。

表3 不同飞行时间点的配对置信度

Tab.3 MCF at various pair points

| 配对时包含的飞行阶段 | 综合 MCF( $\eta$ ) |
|------------|------------------|
| 1          | 0.983 4          |
| 1~2        | 0.991 7          |
| 1~3        | 0.982 0          |
| 1~4        | 0.986 5          |
| 1~5        | 0.978 3          |
| 1~6        | 0.980 3          |

### 5.3 时间序列学习模型仿真

在获取确切的长期配对计划样本(包含航迹历

$$D = \begin{bmatrix} 0.052\ 81 & 3.053\ 65 & 9.010\ 25 & 11.938\ 30 & 17.962\ 60 \\ 2.983\ 14 & 0.020\ 28 & 5.976\ 21 & 8.906\ 32 & 14.928\ 60 \\ 8.951\ 56 & 5.948\ 84 & 0.012\ 59 & 2.954\ 58 & 8.960\ 33 \\ 11.984\ 20 & 8.981\ 53 & 3.024\ 95 & 0.397\ 30 & 5.927\ 85 \\ 14.967\ 40 & 11.964\ 60 & 6.008\ 05 & 3.109\ 91 & 2.945\ 34 \\ 18.001\ 20 & 14.998\ 50 & 9.041\ 93 & 6.132\ 03 & 0.123\ 02 \end{bmatrix}。$$

根据矩阵,可以计算出2个时间序列之间的DTW距离为:3.55 km。将上述方法扩展至整个航迹历史航迹进行计算,求得当前航迹与历史航迹之间的DTW距离,并与所设置的距离阈值进行比较,以此作为判断长期计划是否配对的依据。

## 6 总结与展望

针对非常规飞行计划运行过程中的配对问题进行研究,提出了轨迹匹配的二次代码集判断以及基于机器学习的长期计划配对模型,通过实践证明,本文提出的方法很好地解决了该类飞行计划配对问题。结论如下:

1)提出了“二次代码集”配对的概念,为不包含二次代码且包含空域飞行阶段的飞行计划提供了一种粗选候选航迹的方法;

2)提出了基于轨迹轮廓匹配的配对方法来处理4D轨迹估算结果不精确的情况下的空域飞行阶段的配对问题;

史轨迹点和飞行计划信息),对计划进行时间序列分类学习,下面根据历史数据进行分类学习仿真(仅对历史轨迹的某一个子序列进行仿真,类似的方法扩展至整个序列),仿真数据如表4所示。

表4 分类学习仿真数据

Tab.4 Simulation data for classification learning

| 类型    | 时间序列                     |
|-------|--------------------------|
| 已分类数据 | (104.032 655,30.647 533) |
|       | (104.001 993,30.654 512) |
|       | (103.941 661,30.668 213) |
|       | (103.911 000,30.675 169) |
|       | (103.880 834,30.681 998) |
|       | (103.850 150,30.688 935) |
| 待分类数据 | (104.032 103,30.647 529) |
|       | (104.001 781,30.654 512) |
|       | (103.941 609,30.668 317) |
|       | (103.911 020,30.671 596) |
|       | (103.850 834,30.687 998) |

根据仿真过程计算  $m \times n$  路径距离矩阵为(所有经纬度单位均转换为 km):

3)提出了飞行计划配对置信度概念来适应该类飞行活动的灵活性;

4)提出了基于航迹时间序列分类学习的长期计划配对方法。

### 参考文献:

[1] Zheng Ya, Chen Xingshu, Yin Xueyuan. Distribution denial of service detection algorithm based on PCC time series analysis[J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2015, 47(Supp 2): 142-148. [郑亚, 陈兴蜀, 尹学渊. 基于PCC时间序列的DDoS检测算法[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2015, 47(增刊2): 142-148.]

[2] Wen Weibin, Jian Kailin, Luo Shaoming. 2D numerical manifold method based on quartic uniform B-spline interpolation and its application in thin plate bending[J]. Application Mathematics and Mechanics (English Edition),

- 2013,34(8):1017-1030.
- [3] González M, Bergmeir C, Triguero I, et al. On the stopping criteria for k-nearest neighbor in positive unlabeled time series classification problems [J]. *Information Sciences*, 2016,328:42-59.
- [4] Li Wei, Keogh E. Semi-supervised time series classification [C]// *Acm Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*. 2006:748-753.
- [5] Goudarzi S, Wan H H, Anisi M H, et al. A novel model on curve fitting and particle swarm optimization for vertical handover in heterogeneous wireless networks [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015(4):1-16.
- [6] Yuan Jidong, Wang Zhihai, Han Meng. Shapelet pruning and Shapelet coverage for time series classification [J]. *Journal of Software*, 2015,26(9):2311-2325. [原继东, 王志海, 韩萌. 基于 Shapelet 剪枝和覆盖的时间序列分类算法 [J]. *软件学报*, 2015,26(9):2311-2325.]
- [7] Verma B, Li M M. Nonlinear curve fitting to stopping power data using RBF neural networks [J]. *Expert Systems with Applications*, 2016,45(C):161-171.
- [8] Zhong Qiang, Chen Qigang, Li Danxun, et al. The scale and circulation characteristics of spanwise vortexes in open channel flows [J]. *Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition)*, 2013,45(Supp2):66-70. [钟强, 陈启刚, 李丹勋, 等. 明渠湍流横向涡旋的尺度与环量特征 [J]. *四川大学学报(工程科学版)*, 2013,45(增刊2):66-70.]
- [9] Lines J, Bagnall A. Time series classification with ensembles of elastic distance measures [J]. *Data Min Knowl Disc*, 2015,29:565-592.
- [10] Tavenard R, Amsaleg L. Improving the efficiency of traditional DTW accelerators [J]. *Knowledge & Information Systems*, 2015,42(1):215-243.
- [11] Tan Hailong. Multivariate time series classification technology research [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2015. [谭海龙. 多维时间序列的分类技术研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2015.]
- [12] Zheng Baofen. Research on time series data mining and its application [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2015. [郑宝芬. 时间序列数据挖掘算法研究及其应用 [D]. 杭州: 浙江大学, 2015.]
- [13] Xiao Jinsheng, Cheng Xian, Li Bijun, et al. Lane detection algorithm based on Beamlet transformation and K-means clustering [J]. *Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition)*, 2015,47(4):98-103. [肖进胜, 程显, 李必军, 等. 基于 Beamlet 和 K-means 聚类的车道线识别 [J]. *四川大学学报(工程科学版)*, 2015,47(4):98-103.]
- [14] Wang Yan, Li Wenzao, Zhang Yi, et al. Vehicle sound signal recognition in border surveillance based on improved TESP algorithm [J]. *Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition)*, 2014,46(Supp2):122-127. [王艳, 李文藻, 张意, 等. 基于改进 TESP 算法的边防车辆类型声音识别 [J]. *四川大学学报(工程科学版)*, 2014,46(增刊2):122-127.]

(编辑 杨 蓓)