

目录

1	问题与背景	3
1.1	背景介绍	3
1.2	问题重述	4
1.2.1	任务一：轨迹聚类	4
1.2.2	任务二：轨迹分类与异常检测	4
1.2.3	任务三：轨迹分类与异常检测	4
2	符号含义与名词解释	5
2.1	符号含义	5
2.2	名词解释	5
3	任务一：提取航路信息	5
3.1	飞行目标异常行为定义	5
3.2	问题分析	7
3.3	模型建立及数据处理	7
4	任务二：轨迹相似度度量问题	13
4.1	归一化处理	13
4.2	基于离散的弗雷歇距离的相似度	14
4.3	定义轨迹相似度度量方法	17
4.4	铅垂面的异常识别	18
5	任务三：轨迹模型分类	21
5.1	线型轨迹	21
5.2	“8”字形轨迹	21

题目：航迹目标轨迹数据挖掘

1 问题与背景

1.1 背景介绍

飞机如今已经成为了人们出行的重要交通工具 [1]，不论是出差还是旅行，几乎都会把它作为首选。而及时发现空中突发的异常情况也是保护人们生命财产安全的重中之重。2018年5月14日，四川航空公司3U8633 航班执行重庆-拉萨航班任务，在成都区域巡航阶段，驾驶舱右座前风挡玻璃破裂脱落，机组实施紧急备降。2019年7月9日上午，在由贵阳飞往北京的南航CZ3681 航班上，一位旅客突然心脏剧烈疼痛，飞机紧急备降到山西太原机场，让患者及时就医治疗。

类似的航班未依照规定航路行进的异常情况时有发生，而且随着科技的发展和航空领域的需要，为更好的智能化监控实现对飞行目标的属性识别，行为模式辨识，异常状态检测，本文将对航迹目标的活动规律、运动情况、模式判别进行研究与挖掘。

对于航迹而言，完成上述研究任务，要对空中目标的经纬度、速度、高度、速度、时间等状态进行分析和预测。目标活动规律分析是数据融合分析领域的重要课题，而实时目标模型研究和特定模式挖掘则是目标活动规律分析领域的研究重点，具体表现为对各种轨迹数据项进行理论建模并依据相似度度量方法，评估目标工作状态；解决特定模式的定量化可视化模型构建，模型间处理好相似性度量问题。

现实情况是，随着传感器和通信设备的与日俱增，人们可以实时接收发射海量数据，这为研究空中目标的运动方式与规律提供了巨大的便利。但同时由于轨迹数据量大、数据质量不一、数据收发点分布不均等特点，也给航路信息提取和航迹模式挖掘带来了困难。为此，本文将利用成熟的机器学习和数据挖掘算法，完成航迹目标活动规律挖掘研究任务。

1.2 问题重述

本论文将就飞行目标的实时状态评估问题和特定轨迹模式问题，进行分析、计算、设计模型、评估优化。

1.2.1 任务一：轨迹聚类

对Trace_All文件包含7个目标的航迹数据处理分析，针对7个不同目标提取所有的航路信息。

1.2.2 任务二：轨迹分类与异常检测

对Trace_for_Compute_Similarity文件包含3个实时目标的航迹数据处理分析：

- 设计目标F-X实时航迹与任务一中提取的航路信息相似度度量方法；
- 依据相似度度量方法评估实时目标工作状态；
- 判别目标是否出现异常。

1.2.3 任务三：轨迹分类与异常检测

对Trace_All文件包含7个目标的航迹数据处理分析：

- 设计算法挖掘特定模式，例如“8”字型轨迹、“S”形轨迹、圆形轨迹等；
- 解决模式之间相似性度量问题。

2 符号含义与名词解释

2.1 符号含义

表 1 符号说明

符号	含义
F	飞行目标编号 (Target)
T	航迹, 由无数条航迹 (ID) 构成
P	航迹点信息, 五维向量
WD	纬度
JD	经度
GD	高度
SD	速度
SJ	时间
k	聚类个数
β_k	聚类结果
α_k	聚类中心
\bar{V}	平均速度
SC_i	速度修正系数
TC_i	修正后的轨迹
$r(TC_i, TC_0)$	相似度度量函数
H_{ij}	能量高度
$\overline{HC_j}$	能量高度中心
$\overline{HC_{ij}}$	修正后的能量高度
$\overline{dis_i}$	能量高度轨迹的异常点到能量高度中心轨迹对应点的平均距离

2.2 名词解释

- 航路 [2]: 由国家统一划定的具有一定宽度的空中通道。有较完善的通信、导航设备, 宽度通常为20KM。划定航路的目的是维护空中交通秩序, 提高空间利用率, 保证飞行安全。
- ADS-B数据 [3]: ADS-B全称是Automatic Dependent Surveillance - Broadcast, 中文是广播式自动相关监视, 顾名思义, 即无需人工操作或者询问, 可以自动地从相关机载设备获取参数向其他飞机或地面站广播飞机的位置、高度、速度、航向、识别号等信息, 以供管制员对飞机状态进行监控。

3 任务一: 提取航路信息

3.1 飞行目标异常行为定义

智能监控下的异常行为监测是一个备受关注的领域, 总结各种领域对异常检测的

研究可以大体把飞行目标的异常行为检测分为两大部分：

对于数据采集：由于收发设备的对信号信息传输的稳定可靠性不同、设备采集点地理位置分布不合理、网络通信的异常导致的数据收集的不可靠、不可用、不完整等异常；

对于实体飞行目标行为检测：不同于其他常见的智能监控研究领域中的异常行为检测情景，例如平面二维问题如地面车辆 [4]、船舶航海航线 [5]问题，飞行目标的运动状态是多维度立体的问题。于是，本文将把飞行目标的异常行为检测划分为水平面和铅垂面两个平面来观察监测运动状态和轨迹位置的异常情况，具体分类见下图：

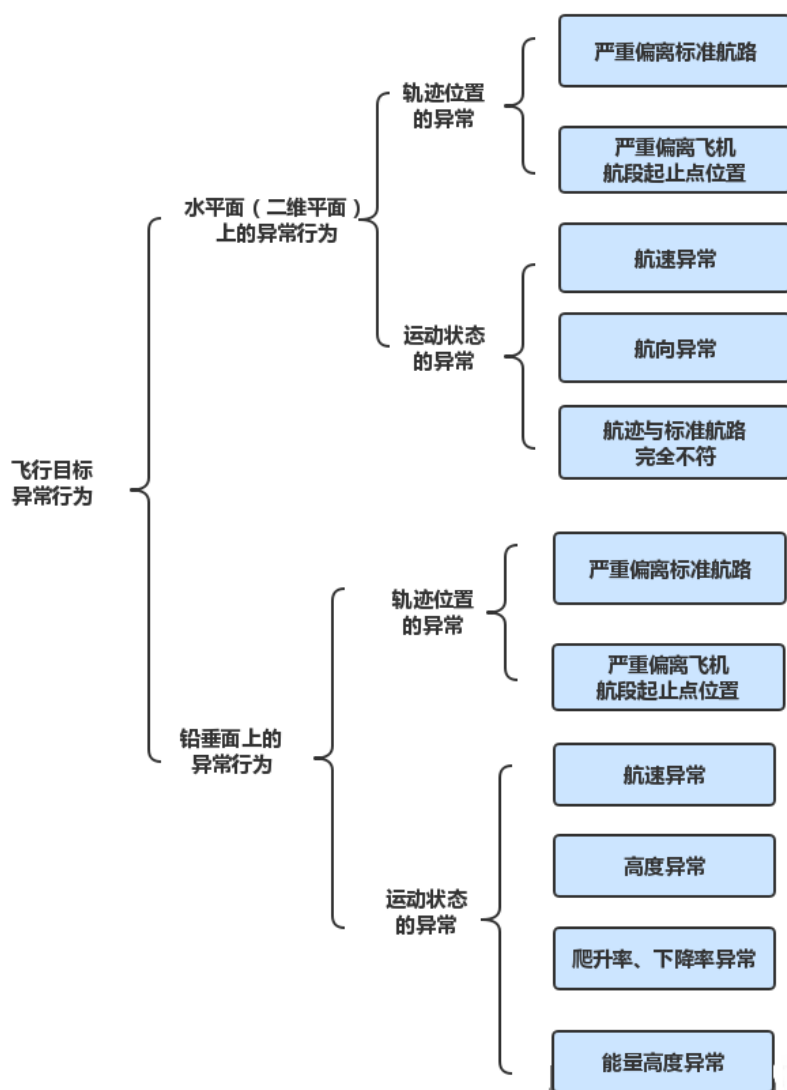


图 1 飞行目标异常分类

3.2 问题分析

首先，为了提取所有的航路信息，先对F-1到F-7共7个历史运动轨迹进行数据处理和规律挖掘。

航空器的飞行轨迹数据一般是通过雷达、ADS-B监视设备等采集得到，理想化情况下由一组具有相同时间间隔的离散点构成。每个飞行轨迹数据除了包含时间 t 与空间 (x, y, z) 信息，有时还包括航向、速度等飞行特征信息，是一种典型的高维数据。考虑到实际航迹数据更加复杂，比如在查阅挖掘了网页 [6] [7]上的ADS-B数据发现真实情况中的航迹数据由于志愿者们的定位通信设备的精确度有限，ADS-B信息收发点的地理位置分布不均匀（如海上、高山等人迹罕至的地方以及无人类资源开发涉及处的位置缺乏ADS-B 信息收发点），导致航路信息的采集频率并不固定，航迹段的数据经常出现缺失现象。所以实际情况下的轨迹数据，其空间和时间信息不确定性互相影响，对采集到的数据的分析带来了困难。本题提供的仿真民航数据每10秒一条，理想化的采样频率方便更广泛的数据规律挖掘方法的研究分析。同时，所有航迹的速度数据均介于650km 和750km之间，高度数据均介于4500km和5500km之间。说明航迹是飞机完整航班也即从起飞到降落的航路中的一部分，即不包含类似起飞和降落阶段高度明显变化的部分。

3.3 模型建立及数据处理

飞行目标的轨迹数据作为发掘航路信息的重要时空数据，它能够反映飞行目标的历史位置、速度、高度等信息。F-1到F-7共7个飞行目标的历史运动轨迹地图散点图见下页图2。以下给出数据处理的步骤：1、按照七个目标分类：针对每一个飞行目标的所有历史轨迹进行研究，存入子表格中。为了不失一般性，航迹表示为

$$F = \{T_1, T_2, \dots, T_i, \dots, T_n\} \quad (1)$$

式中， T_i 为第 i 条航迹； $i \in [1, n]$ 为航迹编号； n 为航迹总条数。且 T_i 可用航迹点的数据集表示为

$$T_i = \{P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{ij}, \dots, P_{im}\} \quad (2)$$

式中， P_{ij} 表示第 i 条航迹中第 j 个航迹点的信息； $j \in [1, m]$ 为航迹点编号； m 为航迹点总

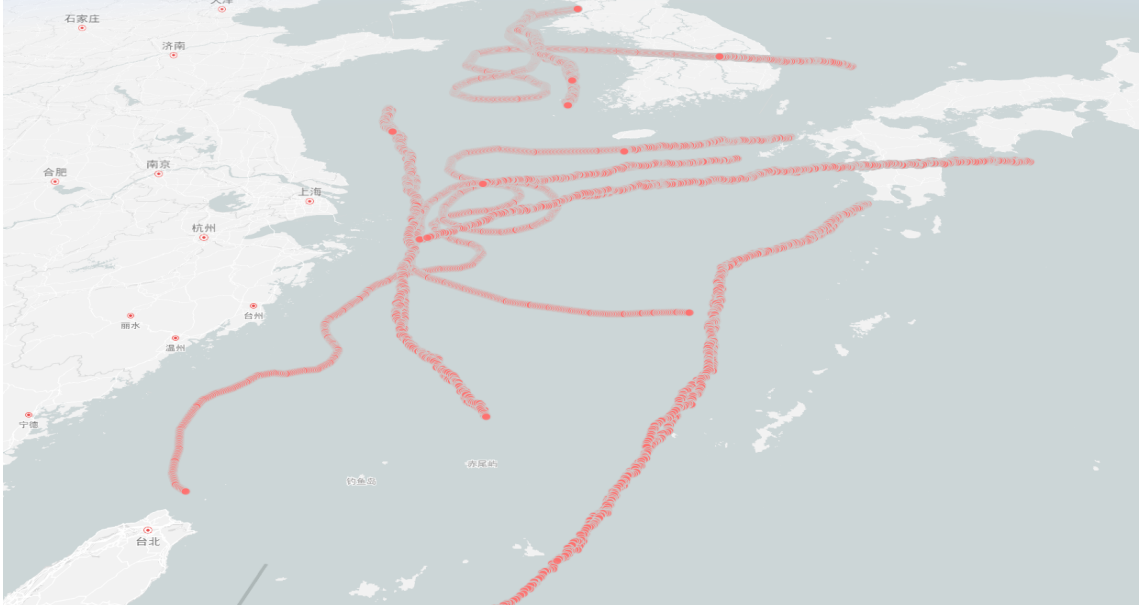


图2 七个飞行目标轨迹地图散点图

数。每一个航迹点 P_{ij} 定义为一个5维向量，即

$$P_{ij} = (x, y, z, v, t) \quad (3)$$

式中， x 、 y 、 z 、 v 、 t 分别表示第 i 条航迹中第 j 个航迹点的纬度（WD）、经度（JD）、高度（GD）、速度（SD）、时间（SJ）。

2、将本题所给的五维数据信息：纬度（WD）、经度（JD）、高度（GD）、速度（SD）、时间（SJ），进行处理。在数据处理过程中，发现只研究二维水平面上经纬度信息时，由于F-1、F-2、F-3的经纬度不是单值函数一一对应的关系，也即由于轨迹的形状特殊性，出现了S形、“8”字形、圆形的轨迹，在拟合标准航路的过程中会出现同一个纬度值对应两个经度值的现象，因而转而采用参数方程的思想来处理轨迹信息。可将纬度（WD）、经度（JD）、高度（GD）、速度（SD）作为因变量，进行时间到这些变量的映射。给定时间点 t ，通过设定以时间 t 作为自变量的函数WD（ t ）、JD（ t ）、GD（ t ）、SD（ t ），可以相应的求出飞行目标在时间点 t 那一刻，在三维空间中的位置以及运动动态信息。

3、轨迹时间序列的标准化处理：虽然飞行目标的数据信息均为每10秒一条，但同一目标的不同航次的点迹数不同，这将无法保证对轨迹点对的匹配的有效性和合理性，因此，按照时间序列标准化处理每个航次不同的点迹信息。把每个航次的序列数除以当次航次的总航迹点数，这样把时间标准化到[0, 1]之间，这样使得同一目标的不同航

次具有可比性。

其中飞行目标F-2的经过上述步骤处理后的图如下：

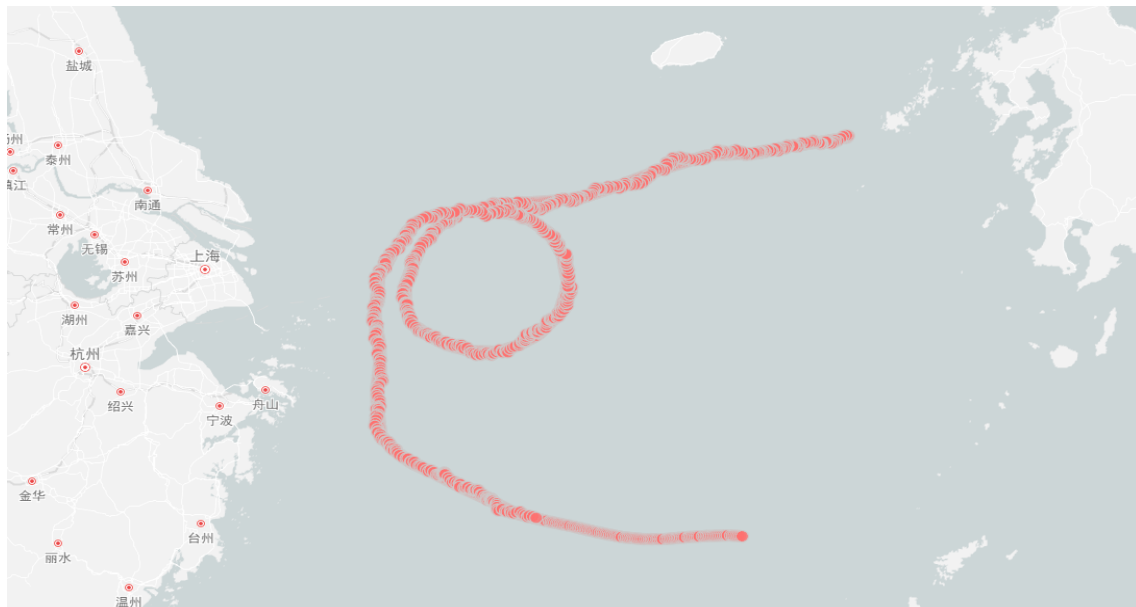


图 3 飞行目标F-2轨迹预处理图

4、K-medoids航迹聚类算法：考虑到每一条航迹数据都是由一系列的航迹点组成，航迹点数目可能都不相同，不具备典型的数据与属性之间的对应关系特征，因此，本文选用基于K-medoids划分的聚类算法，流程图如下：

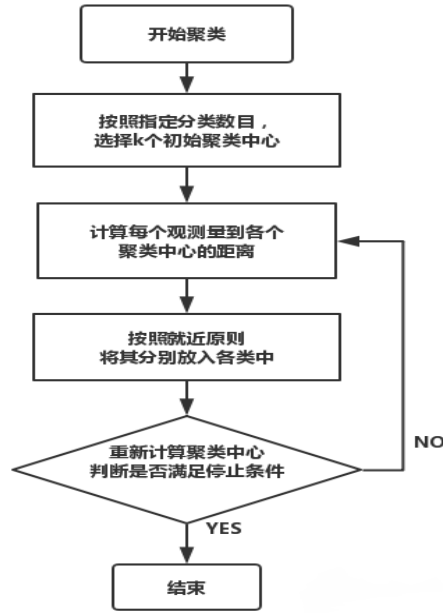


图 4 K-medoids聚类处理流程图

对满足指定条件的航迹数据集进行航迹相似度的聚类分析。由于航迹的离散性，K-medoids 算法在航迹簇中选取真实的航迹作为簇中心，能很好地采用该方法结合航迹数据进行聚类。表2 给出结合航迹数据的K-medoids算法。

表 2 K-medoids航迹聚类算法

输入：	航迹点数集合R，聚类个数k
输出：	聚类结果 β_k 和聚类中心 α_k
步骤一：	随机在R中选取k个数据作为聚类中心 $\alpha_k = \{c_1^1, c_2^2, \dots, c_k^1\}$
步骤二：	将余下的航迹根据距离簇中心点最近的原则分配到 $\beta_k = \{C_1^1, C_2^2, \dots, C_k^1\}$
步骤三：	$i=2$ While($d(a_k^i, a_k^{i-1}) > \varepsilon \wedge i \leq G$) { 更新簇中心 α_k^i ; $i = i+1$; }
步骤四：	输出聚类结果 $\beta_k = \beta_k^G = \{C_1^G, C_2^G, \dots, C_k^G\}$ 和聚类中心 $\alpha_k = \{\alpha_k^G, \alpha_k^2, \dots, \alpha_k^G\}$

其中，F-2目标聚类后轨迹见下图，用紫色点表示，可以看到聚类效果很好，已经完成了把大量多次航次的航迹点统一出标准航路的雏形。



图 5 飞行目标F-2聚类结果图

5、使用matlab采用傅里叶8阶标准函数形式为!! 进行函数拟合，其中F-2聚类后的标准航路的拟合公式为：

拟合结果图如下：

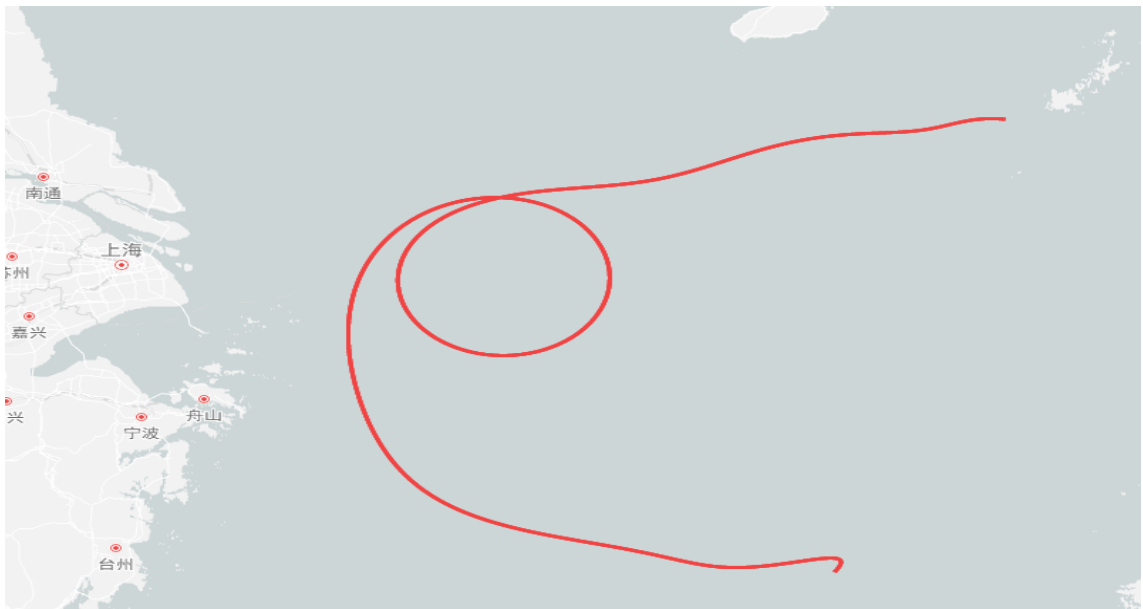


图 6 七个飞行目标拟合结果图

把F-2飞行目标的原始预处理后的点迹、聚类后的点迹、拟合后的标准航路示意图现统一放于同一个地图上，



图 7 七个飞行目标拟合结果图

可观察到上述处理步骤较好地完成了任务一的针对某一区域（范围在纬度（），经度（））某一目标（如F-2飞行目标）的航路信息的提取工作。对于7个目标的航迹地图可视化拟合效果如下图：

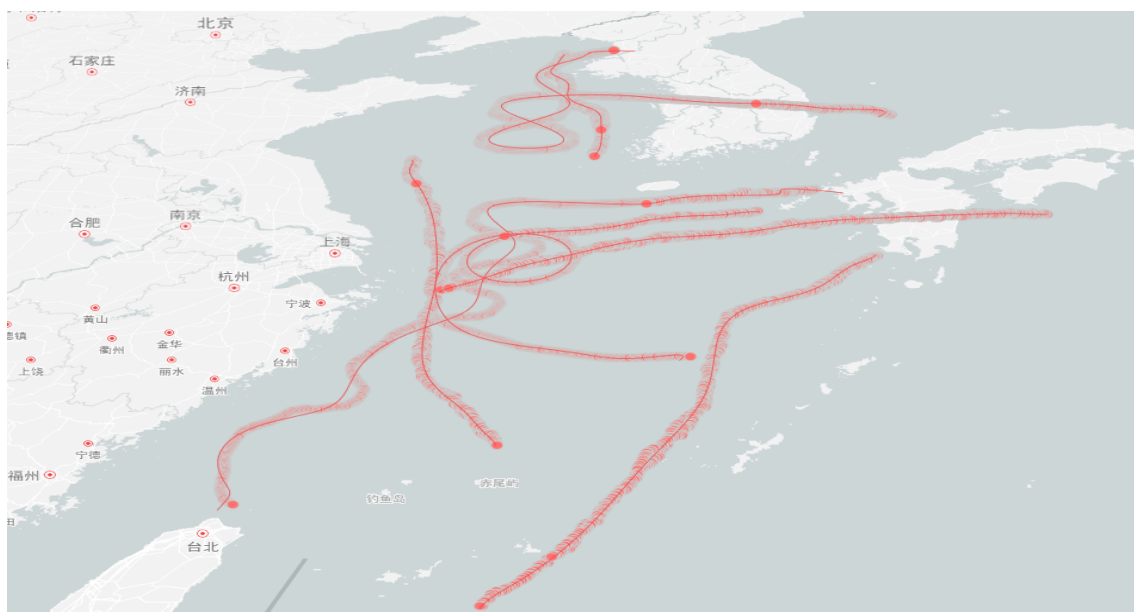


图 8 七个飞行目标拟合结果图

4 任务二：轨迹相似度度量问题

4.1 归一化处理

- 计算所有航迹线的飞机平均速度：

$$\bar{V} = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1, j=1}^{i=n, j=m} v_{ij} \quad (4)$$

其中， i 表示第 i 条航迹线， j 表示航迹线的第 j 个采样点。

- 计算每条航线的飞机平均速度：

$$V_i = \frac{1}{m} \sum_j^m v_{ij} \quad (5)$$

- 设采样点数为 P ，计算所有航迹线的平均采样点数：

$$\bar{P} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i \quad (6)$$

- 计算每条航线的运行时间：

$$t_i = P_i \times \Delta t \quad (7)$$

其中 Δt 表示采样间隔（10s）。

- 计算速度修正系数：

$$SC_i = \frac{\bar{V}}{V_i} \quad (8)$$

当速度较大的时候，两个采样的间隔会较大，相应的 SC_i 就小，通过平均速度和实际该条航迹的速度的比值将间距缩短，从而保证航迹点之间的相似度比较是在同一位置上比较。

- 实际航线与理论航线比较时的取点间隔即新的时间间隔为

$$tc_i = \frac{t_i}{\bar{P}} \times SC_i \quad (9)$$

4.2 基于离散的弗雷歇距离的相似度

按 tc_i 间隔重新取点记为 PC_{ij} ，修正完的航迹线就可以表示为 TC_i

$$TC_i = \{PC_{i1}, PC_{i2}, \dots, PC_{ik}, \dots, PC_{im}\} \quad (10)$$

使得两条航迹线处理后具有相同的维度。

查阅大量文献可知一般的轨迹相似性度量方法分为三个大类：一是相对简单的比较适合于路网静态匹配的离散点集匹配；二是通常应用于GPS序列和导航路线相似性的曲线拟合匹配，又可以细分为基于几何信息、基于拓扑信息、基于概率预测等等；三是对于时空轨迹的匹配。

由于时空轨迹相似性度量主要依赖于轨迹之间距离的定义 [10]，轨迹之间的距离通过轨迹之间的匹配程度来表示，不同的轨迹匹配度量方法对轨迹之间的匹配程度有着不同的处理方式。目前主流研究把时空轨迹相似性度量方法又细分为两类：基于轨迹点的相似性度量方法和基于轨迹段的相似性度量方法，如图9所示。

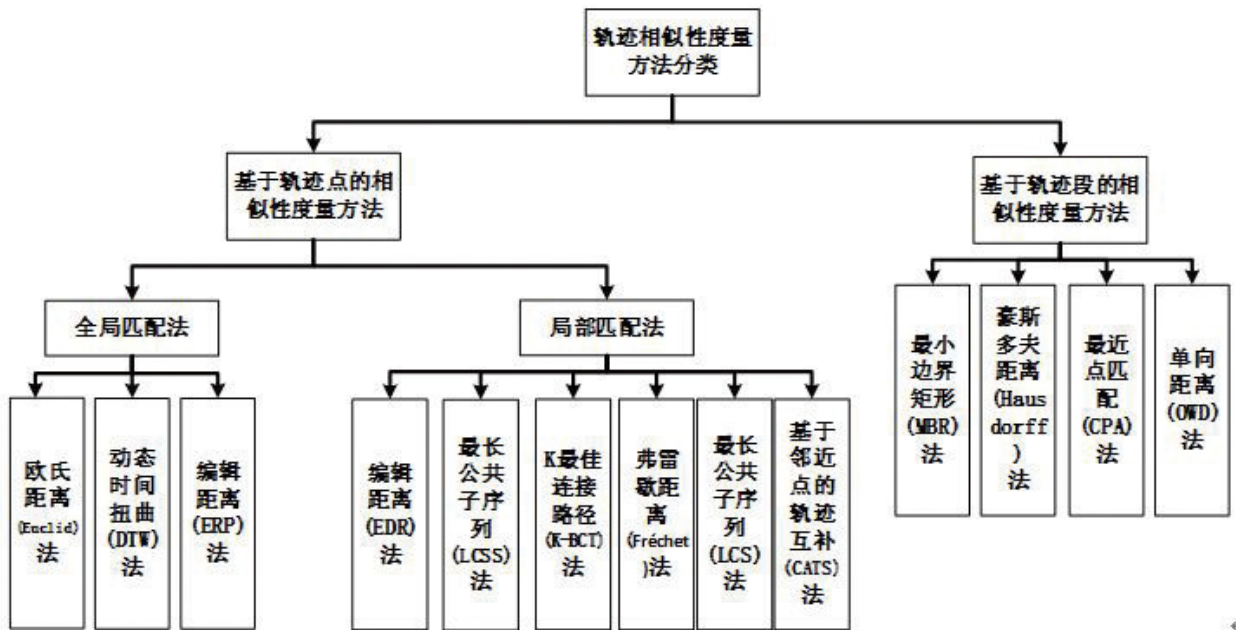


图9 轨迹相似性度量方法分类

由于轨迹目前主要是以轨迹点的方式进行接收、存储，当人们对轨迹进行相似性度量时，最直观的方式就是利用两条轨迹中对应轨迹点之间的距离来度量轨迹之间的相似性。基于轨迹点的相似性度量方法种类较多，而且每种方法都有自己独特的应用场景和对相似性的定义，如有些度量方法认为两条轨迹只需要有部分相似，它们就是

相似的；一些度量方法认为两条轨迹整体都相似，它们才是相似的。因而又可以基于轨迹点的相似性度量方法分成两类：全局匹配度量法和局部匹配度量法。

全局匹配法针对本文研究情景效果并不好，原因有：轨迹的采样率以及轨迹点的个数必须一致；对轨迹进行匹配时需要满足单调连续的原则；由于需要计算每一个轨迹点与其匹配点之间的距离，噪声点也需要找到相应的匹配点，所以全局匹配方法通常对噪声都比较敏感，在实际应用中很少直接运用其计算轨迹之间的相似性。综上所述，只有当两条轨迹整体相似时才能被全局匹配度量法判定为相似。常见的全局匹配度量法比较见下图：

名称	是否满足三角不等式	是否可以时间扭曲	轨迹长度一致	采样率一致	对噪声敏感	时间复杂度	匹配是否单调连续	映射关系
Euclid	是	否	是	是	是	$O(n)$	是	1-1
DTW	否	可以	否	否	是	$O(n^2)$	是	$1-n/n-1$
ERP	是	可以	否	否	是	$O(n^2)$	是	1-1

图 10 全局匹配度量法分类

由于全局匹配法在识别只有部分相似的轨迹问题上的缺陷性，本文采用局部匹配方法来研究航迹相似度度量问题。常见的局部匹配度量法的比较见下图：

名称	是否三角不等式	是否可以时间扭曲	轨迹长度及采样率是否一致	噪声敏感	是否是个要点	是否每点都匹配	时间复杂度	匹配连续	匹配单调	映射关系
EDR	否	可以	否	否	否	否	$O(n*m)$	否	是	1-1
LCSS	否	可以	否	否	否	否	$O(n*m)$	否	是	1-1
K-BCT	否	可以	否	否	否	否	$O(n*m)$	---	---	1-1
Fréchet	满足	可以	否	是	是	是	$O(n*m)$	是	是	$1-n/n-1$
LCS	否	可以	否	否	否	否	$O(n*m)$	否	是	1-1
CATS	否	可以	否	否	否	否	$O(n*m)$	否	是	$n-1$

图 11 局部匹配度量法分类

本文将以基于弗雷歇距离算法 [8]对航空目标多维度信息进行研究。1906年法国数学家Maurice RenéFréchet提出了一种基于空间路径相似度描述方式，其着重将路径空间距离考虑进去，在对于有一定空间时序的曲线相似度范围的研究领域中，相较于其他局部匹配度量法的评价效率更高，这便是Fréchet distance（弗雷歇距离）。

弗雷歇距离可以直观理解为人遛狗时的狗绳距离。如图12所示：人在一条曲线上行走，而狗在另一条曲线上行走。前进时狗和人速度和方向可以任意改变，甚至停止，但不能倒退。弗雷歇距离指的是能够遍历两条曲线所需的最小绳子的长度。弗雷歇距离方法对采样率和轨迹长度没有要求。

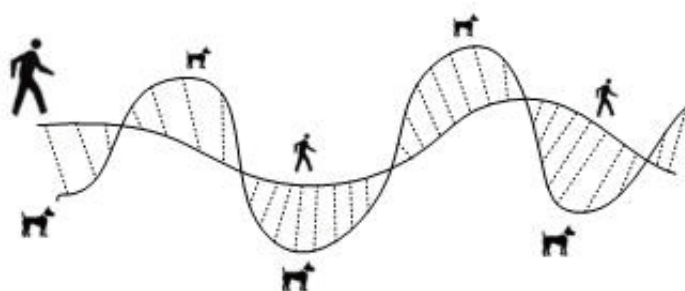


图 12 人遛狗时的绳子距离变化示意图

4.3 定义轨迹相似度度量方法

1、前面处理好的实际航线 TC_i 内有一个新划分的采样点 PC_{ij} ，现在计算它到理论航线 TC_0 内的三个点 PC_{0j-1} ， PC_{0j} ， PC_{0j+1} 的距离 $d(PC_{ij}, PC_{0(j-1)})$ ， $d(PC_{ij}, PC_{0j})$ ， $d(PC_{ij}, PC_{0(j+1)})$ 。其中这三个点是与实际航线的相同序列数对应下的理论航线的相应点 PC_{0j} 及相邻两点 PC_{0j-1} ， PC_{0j+1} 。

2、定义相似度距离函数

$$r(TC_i, TC_0) = \frac{1}{m} \sum_{j=2}^{m-1} \left(\frac{d(PC_{ij}, PC_{0(j-1)}) + d(PC_{ij}, PC_{0j}) + d(PC_{ij}, PC_{0(j+1)})}{3} \right) \quad (11)$$

用实际航迹线的采样点到理论航迹对应相邻三个点的平均距离来衡量俩条线的相似度，如果 r 越大则相似度越低。

表 3 F-2, F-3, F-4的相似度距离函数部分计算值列表

F-2	F-3	F-4
194.287	338.1951	386.5414
162.5304	244.1177	277.4326
271.9177	227.3047	103.1393
548.537	330.0071	298.3892
290.6648	504.251	166.8155
100.4237	181.0907	157.8184
364.2316	409.3811	140.5293
...
...
...
...
231.1939	138.6843	210.6878
363.6303	193.8611	235.1108
463.4054	136.6217	311.7938
179.568	167.4875	309.5157
309.1877	272.7435	124.4183
124.9426	164.559	268.3349
578.1921	115.2399	213.2892
107.2284	514.9955	149.5584
279.4314	127.359	103.6578

3、设置评判是否异常的阈值边界：由公式（14）含义可知，其值最小值为0，因而下边界就是零。对于上边界，由国家统一划定的航路宽度为20KM，可以将上文得到的理论航线向两侧分别沿线的法向平移正负10KM形成两条新的边界航线，之后重新计算理论航线到其中一条边界航线的 r 值，并把这个值当成上边界。也即公式表述为当满

足下述条件时：

$$\frac{d(PC_{ij}, PC_{0(j-1)}) + d(PC_{ij}, PC_{0j}) + d(PC_{ij}, PC_{0(j+1)})}{3} = d(PC_{ij}, PC_{0j}) = 10\text{KM} \quad (12)$$

可以得到评价飞行目标实时状态是否出现异常的上边界r值。

4.4 铅垂面的异常识别

1、参考文献 [12] [14]为了更好的描述飞行器的高度状态，引入能量高度H概念，由机械能转换定律

$$mgH = mgh + \frac{1}{2}mv^2 \quad (13)$$

可得：

$$H = h + \frac{1}{2g}v^2 \quad (14)$$

其中g表示重力加速度取 $9.8m/s^2$ ，v表示飞行目标的飞行速度。通过这样计算可以得到每一个采样点的能量高度 H_{ij} ，同上文设定的一样，i表示第i条航迹线，j表示航线上的第j个航迹点或称采样点。

2、将上述得到的能量高度轨迹重新插值得到连续的能量高度轨迹：

线性差值是一种针对一维数据的插值方法，它根据一维数据序列中需要插值的点的左右邻近两个数据点来进行数值的估计。该方法简单易行，已知两个坐标点 (t_1, h) 和 (t_2, h) ，确定 $[t_1, t_2]$ 时间内t的值，根据两点式直线方程，求解出航空目标的能量高度坐标

$$\frac{h - h_1}{h_2 - h_1} = \frac{t - t_1}{t_2 - t_1} \quad (15)$$

其算法步骤如下：

Step 1: 将所需要进行线性差值的表格用xlsread（）语句导入MATLAB；

Step 2: 在MATLAB 中读取进行线性差值的列；

Step 3: 用interp1（）语句进行线性差值；

Step 4: 将用线性差值得到的航迹数据导入Excel 表中。

3、由上一步中得到的新的时间间隔 t_{ci} 重新取点 HC_{ij} ，组成新的能量轨迹采样点集 GD_i ， $GD_i = \{HC_{i1}, HC_{i2}, ..., HC_{ij}, ..., HC_{im}\}$

4、计算能量高度中心：有n条航迹，每条航迹的能量高度 HC_{ij} 在对应的j个位置处

进行加和去均值，即：

$$\overline{HC_j} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^n HC_{ij} \quad (16)$$

从而得到能量高度中心轨迹 $GD_0 = \{\overline{HC_1}, \overline{HC_2}, \dots, \overline{HC_j}, \dots, \overline{HC_m}\}$

5、采用盒须图的方法计算能量高度的上边界和下边界：!! 是让插盒须图么????

将每条航迹j位置的的能量高度 HC_j 进行处理，计算标准差：

$$\sigma_{HC}^j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (HC_{ij} - \overline{HC_j})^2}{n}} \quad (17)$$

其中F-2飞行目标的标准差图如下，横坐标为j，即所有航迹点，纵坐标为能量高度 HC_j 。

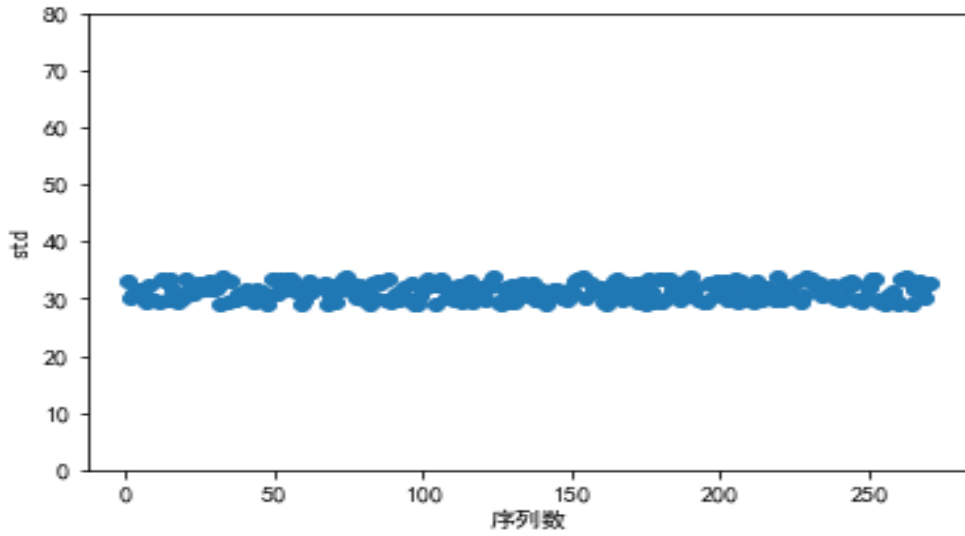


图 13 F-2飞行目标的标准差 σ_{HC}^j 图

上边界计算公式为：

$$HC_j^+ = \overline{HC_j} + k \times \sigma_{HC}^j \quad (18)$$

其中k表示采用几倍标准差，本文取k=2，即采用 2σ 原则。之后可以得到上边界的轨迹 $GD_0^+ = \{HC_1^+, HC_2^+, \dots, HC_j^+, \dots, HC_m^+\}$ ，之后使用相同的上文处理轨迹点的插值方法将轨迹点插值成上曲线。

同理可得下边界计算公式为：

$$HC_j^- = \overline{HC_j} - k \times \sigma_{HC}^j \quad (19)$$

并可以得到下边界轨迹点 $GD_0^- = \{HC_1^-, HC_2^-, \dots, HC_j^-, \dots, HC_m^-\}$ ，之后处理轨迹点，插值得到下曲线。

6、能量高度阈值计算：考虑到实际情况下，每一条航迹线与中心线或多或少会有几个点“异常”，偶尔的几个点“异常”并不能说明该轨迹异常，因此要设置阈值，也即某一航迹线的异常点数超过的一定的数量才能判定为该目标飞行状态出现异常。给出能量高度阈值计算公式：

$$HC_t = HC_\mu + k \times HC_\sigma \quad (20)$$

式中， HC_t 表示这簇航迹的能量高度阈值， HC_μ 表示这簇航迹的能量高度均值

$$HC_\mu = \frac{1}{n \times m} \sum_{i=1, j=1}^{i=n, j=m} HC_{ij} \quad (21)$$

仍有 $k=2$ ， HC_σ 表示这簇航迹能量高度的标准差 $HC_\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1, j=1}^{i=n, j=m} (HC_{ij} - HC_\mu)^2}{n \times m}}$ 。

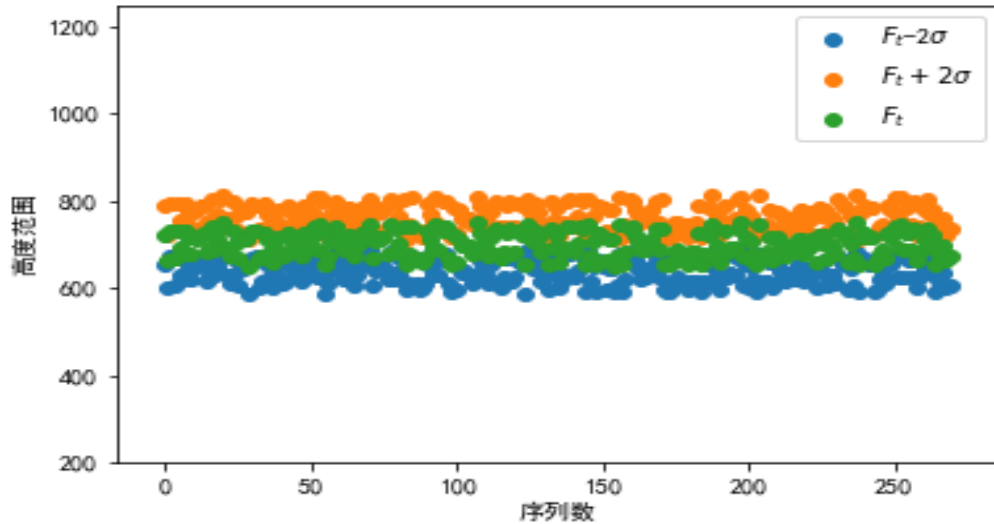


图 14 F-2高度范围图

7、计算各能量高度轨迹的异常点到能量高度中心轨迹对应点的平均距离：

$$\overline{dis_i} = \frac{1}{b} \sum_{j=1}^b d(HC_{ij}, \overline{HC_j}) \quad (22)$$

其中**b**表示异常点的数目，即能量高度轨迹中的点满足 $HC_{ij} > HC_j^+$ 或 $HC_{ij} < HC_j^-$ ，则**b** = **b** + 1，如果 $\overline{dis_i} > HC_l$ ，则判定该轨迹为异常轨迹。

5 任务三：轨迹模型分类

可以观察到本题F-2，F-3，F-4数据包含了任务要求需要识别的“8”字形、“S”形、圆形模式，而其完整段轨迹也是由各种形状模式的轨迹分段构成的。下面首先对模型给出规定与假设：

5.1 线型轨迹

线性的单值函数类型的轨迹应满足：

$$\begin{cases} X = \alpha t + C \\ Y = \beta t + C \end{cases} \quad (23)$$

其中 α ， β 是系数，C是一个常数；

5.2 “8”字形轨迹

由大学物理学到的知识，“8”字形轨迹标准形式应该满足：

$$\begin{cases} X = r \sqrt{\cos 2\theta} \cos \theta \\ Y = r \sqrt{\cos 2\theta} \sin 2\theta \\ r = r(t) \\ \theta = \theta(t) \end{cases} \quad (24)$$

其中，充分考虑到轨迹形状的对称性，如果该轨迹沿某一对称轴“上下”对称，则应有 $r = a + b \sin(\frac{\theta}{2})$ ，其中 θ 的换算由时间t来决定。

下面针对一个理想化的“8”字型轨迹示意图来分析该模式在一些物理量上具有的特点：

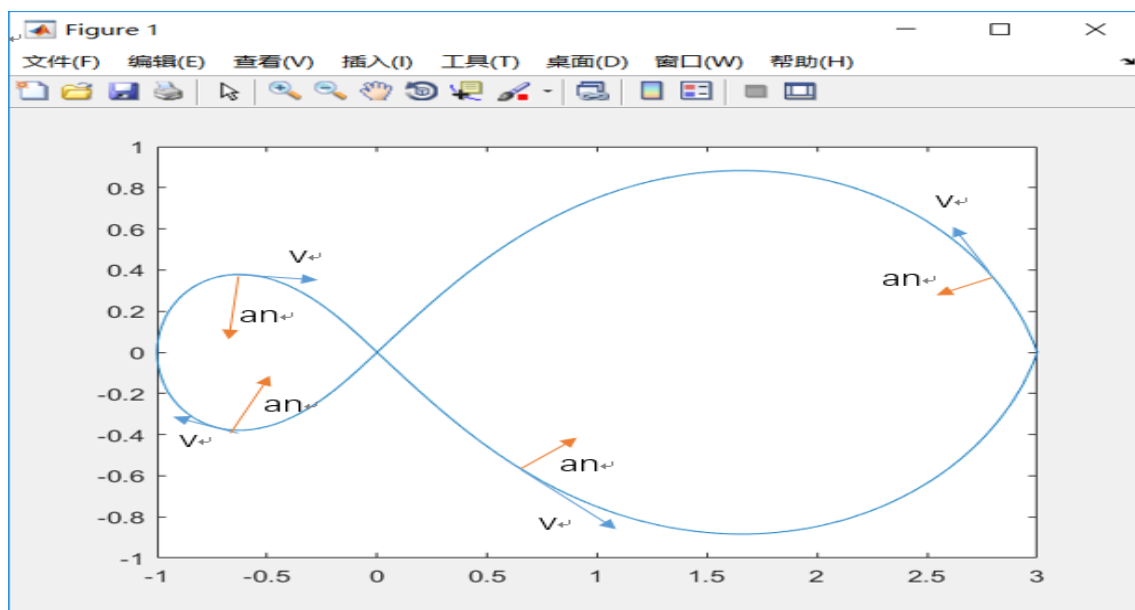


图 15 “8”字形轨迹示意图

从图可以看到任意时刻法向加速度 a_n 的变化情况，法向加速度 a_n 的朝向会在交汇的点处发生变化，且在一个“周期”内会有两次变化。现规定法向加速 a_n 的模值函数为 $A_n(t)$ ，观察到“8”字型轨迹模式下的 $A_n(t)$ 会在同一位置有两个拐点。

为了不失一般性，考虑到实际情况对于该情景的研究应注意，要排除掉同样也符合这个特点的圆形轨迹模式，二者之间的区别为“圆形”模式出现法向加速 a_n 的模值函数 $A_n(t)$ 出现两个拐点的轨迹点的距离可能过大，从而实现区别由两个“圆形”模式构成的轨迹和单独的“8”字形轨迹示意图如下：

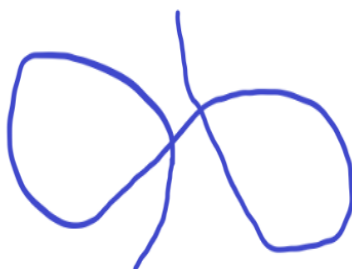


图 16 类似“8”字形的“圆形”轨迹示意图

下面给出具体的公式和证明解释：由牛顿运动规律可知 $\vec{a}_a = \vec{a}_x + \vec{a}_y$ 运动物体的加速度可以由X方向和Y方向的加速度合成，同样也可以由切向加速度 a_τ 和法向加速度 a_n 合成，本文考虑到“8”字型轨迹模式下的法向加速度 a_n 具有可以研究识别区分与其他模式的特点，采用切向法向加速度分解法： $\vec{a}_a = \vec{a}_\tau + \vec{a}_n$ 。又知： $a_x = \frac{d^2x}{dt^2}$ ， $a_y = \frac{d^2y}{dt^2}$ ，可以求得：

$$a_a^2 = a_x^2 + a_y^2 \quad (25)$$

同理可得

$$a_a^2 = a_\tau^2 + a_n^2 \quad (26)$$

其中， $a_\tau = \frac{dv}{dt}$

参考文献

- [1] 朱雅峰.我国民航空中交通管理面临的挑战和机遇[J].科技资讯,2012(16):228- 230.
- [2] <https://baike.baidu.com/item/航路/1120077?fr=aladdin>
- [3] <https://baike.baidu.com/item/ADS-B>
- [4] 宋耀. 交通监控视频中的车辆异常行为检测[D].南京邮电大学,2015.
- [5] 张树波,唐强荣. 基于AIS 数据的船舶异常行为检测方法[J].人工智能与机器人研究, 2015,4(4),23-31.
- [6] <http://map.variflight.com/origin>
- [7] <https://zh.flightaware.com/>
- [8] Fréchet M M. Sur quelques points du calcul fonctionnel[J]. Rendiconti Del Circolo Matematico Di Palermo, 1906, 22(1):1-72.
- [9] 胡宏宇,王庆年,曲昭伟,等.运动目标空间模式辨识与异常交通行为检测[J]. 吉林大学学报：工学版,2011,41(6):1598-1602.
- [10] 周星星,吉根林,张书亮.时空轨迹相似性度量方法综述[J].地理信息世界,2018,25(4):11-18. DOI:10.3969/j.issn.1672-1586.2018.04.003.
- [11] 刘朋. 基于监视数据的机动区航空器异常行为检测[D].中国民航大学,2018.
- [12] 邓人博. 基于监视数据的终端区航空器异常行为识别研究[D].中国民航大学,2018.
- [13]
- [14] 桂远洋. 低空风切变下飞机自动着陆安全控制策略研究[D].南京航空航天大学,2013.