

文章编号: 1674-8190(2025)01-045-09

一种基于二维轨迹与时序重要点的飞机机动划分与识别方法

殷之平¹, 黄勇胜¹, 田珈玮², 曹善成³

(1. 西北工业大学 民航学院, 西安 710072)

(2. 航天科工防御技术研究试验中心, 北京 100854)

(3. 西北工业大学 航天学院, 西安 710072)

摘要: 飞机机动动作识别是飞行动作评估、飞行载荷谱编制和飞行模拟等研究的重要基础。针对当前机动动作识别方法受限于现有机动动作划分准则问题, 基于时间序列重要点方法提出一种自动的基于水平、铅垂平面下飞行轨迹投影融合的机动动作划分与识别方法。该方法利用二维平面轨迹数据趋势和时间序列聚类提取出飞行数据中的机动片段, 进而借助机动动作拼接思想将机动片段组合与细化, 并用完整飞机起落数据进行动作划分与识别验证。结果表明: 该机动动作划分与识别方法能够在保证划分效率的前提下, 提高了飞行动作的识别效率。

关键词: 飞行轨迹; 机动划分; 动作识别; 时间序列重要点

中图分类号: V271.4; V323

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2025.01.06

A novel aircraft maneuver division and recognition method based on 2D flight path and perceptually important point of time sequence

YIN Zhiping¹, HUANG Yongsheng¹, TIAN Jiawei², CAO Shancheng³

(1. School of Civil Aviation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

(2. Defense Technology R&T Center, Aerospace Science & Industry Corporation, Beijing 100854, China)

(3. School of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Aircraft maneuver recognition is an important basis for flight action evaluation, flight load spectrum research, flight simulation and other research work. Aiming at overcoming the disadvantage that most of the existing maneuvers are based on the existing standard actions, combined with the important points of the time sequence, an adaptive maneuver recognition method based on horizontal and vertical plane flight trajectory projection merging is proposed. This method extracts the maneuvers in the flight data according to the trend of the two-dimensional plane trajectory data and combines and refines the maneuvers with the idea of maneuvers splicing. A maneuver recognition case study is carried out with complete aircraft takeoff and landing data. The results show that the proposed method can enhance the recognition efficiency of flight maneuvers, and improve the division efficiency.

Key words: flight path; maneuver division; maneuver recognition; time sequence important point

收稿日期: 2023-08-03; 修回日期: 2023-10-24

基金项目: 国家自然科学基金(12102346)

通信作者: 曹善成(1989-), 男, 博士, 副教授。E-mail: shancheng.cao@nwpu.edu.cn

引用格式: 殷之平, 黄勇胜, 田珈玮, 等. 一种基于二维轨迹与时序重要点的飞机机动划分与识别方法[J]. 航空工程进展, 2025, 16(1): 45-53.

YIN Zhiping, HUANG Yongsheng, TIAN Jiawei, et al. A novel aircraft maneuver division and recognition method based on 2D flight path and perceptually important point of time sequence[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2025, 16(1): 45-53. (in Chinese)

0 引言

近年来,军用飞机使用发生了巨大变化,相对于过去注重安全的“套路化”演习训练,当前军用飞机实际用法转变到了“实战中”的训练使用,其突出特点为:飞行科目以及操作规定的调整,在飞行训练中飞行员根据实际作战情况进行灵活变通,并非完全按照飞行科目飞行。因此,基于轨迹自动识别机动动作的方法就显得十分必要^[1]。除此之外,机动动作划分方法也适用于飞行动作评估^[2]、飞机载荷谱研究^[3]、发动机载荷谱研究^[4-5]、损伤估算^[6]和风险评估^[7]等。

目前国内外机动识别主要有知识库匹配法、模式匹配法、神经网络和趋势识别法等^[8-10]。倪世宏等^[11]利用专家先验知识建立了飞行动作识别库,通过飞行参数逐一配对进行机动动作的识别,该方法的缺点是在对复杂机动进行配对时可能会出现多层嵌套,配对难度增大、准确度低;由于飞行动作知识库的完备性无法判断,谢川等^[12]利用知识推理机逐帧读取数据进行飞行动作识别,将复杂机动动作分解为基本动作类的组合,物理概念明确且易理解,但基本动作类别设计粗略,未包含所有飞行过程动作;张玉叶等^[13]利用主成分分析法对飞机训练中的飞行参数数据进行粗分类,利用动态时间弯曲(Dynamic Time Warping, DTW)距离法对相关度大的时序序列进行细分类,实现机动动作划分;孟光磊等^[14]利用统计形成的飞行参数曲线描述特征构建贝叶斯网络模型,对复杂机动动作进行识别,但该方法的缺点是模型相对复杂,识别计算量大且易受飞行员操作习惯和空战姿态等多种因素影响,机动识别准确率下降;Wei Zhenglei等^[15]提出了一种多策略的正则仿射时间翘曲方法,在UCR(University of California, Riverside)数据集和UCAV(Unmanned Combat Air Vehicle)机动方面的实验中有较好表现,但该方法求解步骤复杂,算法复杂度高;Tian Wei等^[16]引入了一种新型的机动识别模型,采用深度变分自编码器网络结合自适应动态时间扭曲方法,实现对机动动作的精确分类和识别,但该方法求解难度大,对复杂机动匹配准确度不高;Lu Jing等^[17]采用无监督聚类方法对飞行主题进行分割,然后利用相空间重构(Phase Space Reconstruction, PSR)模型进行主题识别,实现了飞行训练主题的

识别和分割,但求解耗费资源大,在复杂机动上性能受限;张夏阳等^[18]利用双窗口法对飞行参数中的法向过载数据进行趋势识别划分,结合迭代自组织聚类方法对飞行参数片段进行聚类,得到了多类机动动作。

上述研究通过多种方法实现了机动动作的划分识别,但大多数情况下都针对特定机型,且计算成本高,或需要有经验的人士判读大量飞行参数数据,存在局限性。目前人工智能方法识别机动动作技术发展迅速,但人工智能方法需要大量机动数据进行训练,并不能适应多种机型,且从一整次飞行起落数据中准确拆分提取出机动动作数据仍需要较大工作量。因此,在工程中,提出一种能够快速、自动、准确地对多种机型进行机动动作划分并提取的方法尤为重要。

本文提出一种基于二维轨迹和时间序列重要点的飞机机动动作划分与识别方法。首先,给出飞机机动划分与识别的基本流程;然后,基于PLR-PIP^[19-20](Piecewise Linear Representation-Perceptually Important Point)方法,将飞行轨迹投影到铅垂平面和水平平面两个二维平面上,根据两个平面的状态叠加结果,划分出铅垂平面机动、水平面机动、空间机动三类基本动作,在此基础上,对基本动作进行细分合并进一步形成各种机动动作;最后,通过仿真试验分析验证本文方法的有效性。

1 飞机机动划分与识别方法

机动动作,是指飞行员按照一定规则操控油门杆、脚蹬、方向舵进而控制飞机飞行速度、高度和飞行方向等状态。在此期间飞行记录仪通过一帧一帧的数据将飞机状态参数记录下来,每个飞行参数数值是相对孤立的点,需要将其看作一个连续的序列进行分析才有意义。飞行动力学中将机动动作分为:铅垂面机动、水平面机动、空间机动三类基本动作。铅垂面机动是指飞机对称面与空间铅垂面重合,且飞行轨迹始终在该铅垂面内的动作;水平面机动是指飞机的飞行轨迹始终位于与海平面平行的某一空间水平面内的运动;空间机动是指飞机同时改变高度和方向的动作,其在水平面上投影是弯曲的而且在空间垂面(高度剖面)上也有变化^[21]。

根据上述思想,本文利用轨迹投影在水平以

及铅垂平面的趋势状态,提出一种基于二维轨迹与时间序列重要点的机动动作划分方法,具体步骤如下:

1) 将飞行参数按固定长度分为多段序列,将序列轨迹在水平面上进行投影,利用序列重要点分段线性表示方法^[22]对轨迹投影进行分割,识别序列趋势,利用一定的合并规则合并相邻相同状态趋势序列。

2) 将趋势序列在铅垂平面上进行投影,利用 PLR-PIP 方法对轨迹投影进行分割,识别序列趋势,利用一定的拆分规则对趋势序列进行拆分。

3) 对两个平面投影的趋势状态结果进行叠加,得到基本机动动作。

4) 根据判据划分出飞机起落段的机动动作,对于中间段,可以根据需求添加不同规则,对机动动作进行细化,机动划分与识别流程如图 1 所示。

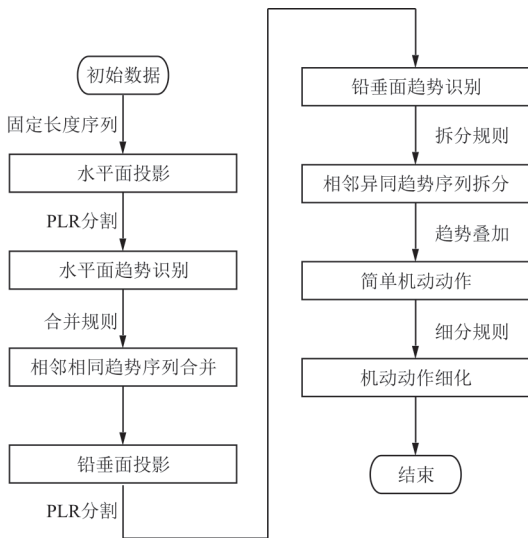


图 1 基于二维轨迹和 PLR-PIP 的机动划分与识别流程图
Fig. 1 Flowchart of aircraft maneuver division and recognition method based on 2D flight path and perceptually important point

2 基于 PLR-PIP 方法的趋势识别

趋势识别技术是一种从含噪的过程数据中提取趋势信息的技术^[23]。飞行参数数据具有海量性、复杂性、趋势性并且常伴随噪声影响。本文借助时间序列模式中常用的 PLR-PIP 方法,对参数序列进行趋势描述,识别时在水平面上选用弯曲、平直 2 种线性基元,在铅垂平面上选用上升、下降、平直 3 种线性基元,利用 2 个平面下的基元信息叠加得到参数序列的状态。

2.1 PLR-PIP 方法

PLR-PIP 方法的基本思想是选出序列中对序列整体形状具有决定性的序列点,而其他决定性较小的点可以忽略掉,选出的点称之为序列感知重要点(PIP)。求解 PIP 主要是通过计算相邻的 2 个 PIP 组成的区域中各序列点到这 2 个 PIP 的距离。目前常采用 3 种距离表示方法:垂直距离(Perpendicular Distance, PD)、铅垂距离(Vertical Distance, VD)、欧几里得距离(Euclidean Distance, ED)。数据点 P_s 到区间端点 P_1 和 P_2 的 3 种距离计算方法如图 2 所示。

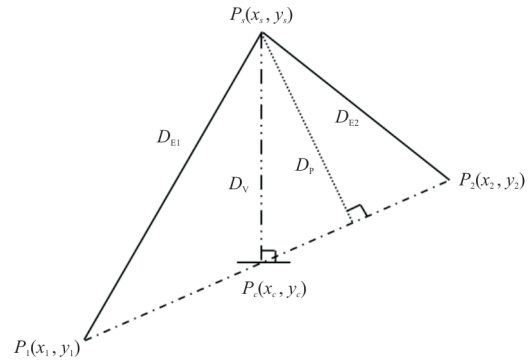


图 2 三种距离计算方式

Fig. 2 Illustration of the three distance computations

$$D_E = D_{E1} + D_{E2} = \sqrt{(x_s - x_1)^2 + (y_s - y_1)^2} + \sqrt{(x_s - x_2)^2 + (y_s - y_2)^2} \quad (1)$$

$$D_V = \left| y_1 + (y_2 - y_1) \frac{x_s - x_1}{x_2 - x_1} - y_s \right| \quad (2)$$

$$\begin{cases} \text{Slope}(P_1, P_2) = s = \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} \\ x_c = \frac{x_s + sy_s + sy_2 - s^2 x_2}{1 + s^2} \\ y_c = sx_c - sx_2 + y_2 \\ D_P = \sqrt{(x_c - x_s)^2 + (y_c - y_s)^2} \end{cases} \quad (3)$$

对于 3 种距离,需要计算的次数相同,其中使用垂直距离和铅垂距离拟合出的图形相同,但使用铅垂距离计算量最小,因此本文在分析飞行参数时使用铅垂距离作为度量值。

设有时间序列 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 重要点序列 I , 首先将序列 X 的首位点 x_1, x_n 加入集合 I ; 之后以相邻两点为一个子序列, 计算其中的 PIP 点, 加入集合 I ; 相邻的两个 PIP 形成一个子序列, 将子序列进行线性插值, 计算与相对位置原始序列的均

方根误差^[24-25];提取均方根值不满足拟合误差阈值 Δ_{PIP} 条件的序列,重复以上步骤,直至所有序列均满足阈值要求。

PLR-PIP 方法执行流程如图 3 所示。

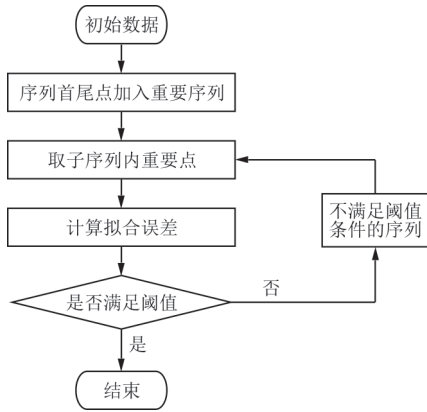
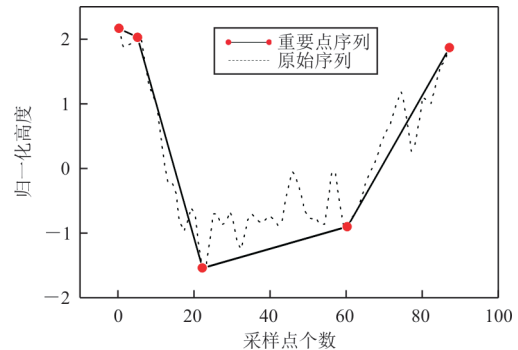


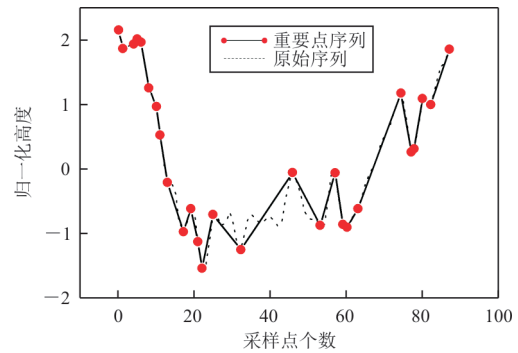
图 3 PLR-PIP 方法执行流程

Fig. 3 A flowchart of the PLR-PIP method

以某次飞行的高度数据为例,对其进行 PLR-PIP 计算,设置拟合误差阈值 Δ_{PIP} 为 0.000 1,计算流程演示如图 4 所示,可以看出:随着 PIP 的增多, Δ_{PIP} 减小,但同时数据压缩效率越低。因此 PLR-PIP 计算需要根据实际设定。



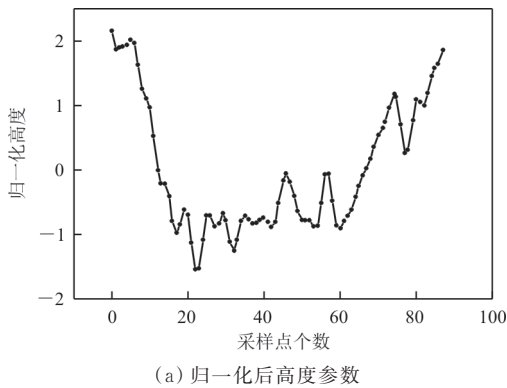
(c) PIP 为 5, $\Delta_{PIP}=0.1$



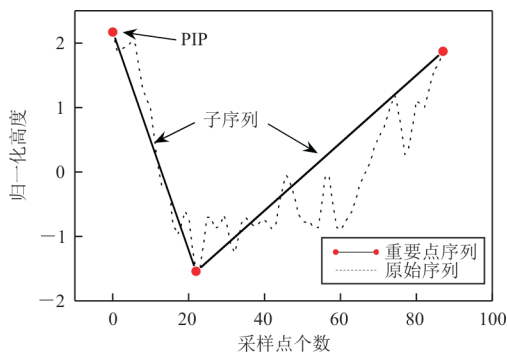
(d) PIP 为 65, $\Delta_{PIP}=0.000 1$

图 4 PLR-PIP 计算过程

Fig. 4 A demonstration of the PLR-PIP calculation progress



(a) 归一化后高度参数



(b) PIP 为 3, $\Delta_{PIP}=0.9$

2.2 简单趋势识别

将原始飞行参数数据序列分成长度均为 n 的多段序列,设某序列含有 n 个序列点,该序列在水平坐标系下横坐标 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$,纵坐标 $Y=(y_1, y_2, \dots, y_n)$ 。计算出该序列片段的 PIP 序列,记 PIP 序列横坐标为 $T=(t_1, t_2, \dots, t_m)$,纵坐标 $V=(v_1, v_2, \dots, v_m)$, PIP 的铅垂距离值 $D=(d_1, d_2, \dots, d_{m-2})$,规定距离阈值 d_{PIP} ,当 $d_{\max} \leq d_{PIP}$ 时将序列判定为平直基元,当 $d_{\max} > d_{PIP}$ 时将序列判定为弯曲基元。当该序列在铅垂坐标系下时,计算出该序列片段 PIP 序列的横纵坐标后,计算相邻两 PIP 的斜率,形成斜率序列 $k=(k_1, k_2, \dots, k_{l-2})$,规定斜率阈值 k_{PIP} ,当 $k_i \leq -k_{PIP}$ 时,将该区间标记为下降基元;当 $-k_{PIP} < k_i < k_{PIP}$ 时,将该区间标记为水平基元;当 $k_{PIP} \leq k_i$ 时,将该区间标记为上升基元。

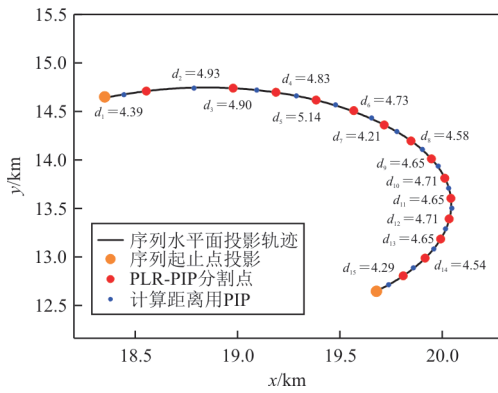
3 个参数的设置对趋势识别精度影响较大, d_{PIP} 和 k_{PIP} 主要影响趋势转折的识别能力。 d_{PIP} 和 k_{PIP} 越小对趋势转折的识别能力越强,但过小的取

值会使趋势识别局限于局部特征,分类数量过多而失去了趋势识别的意义。 n 体现了方法的初始趋势识别片段长度, n 越大对整体初始片段的局部趋势关注度就越小,受到噪声的影响就较小,但过小的取值会使片段中的重要趋势无法识别。

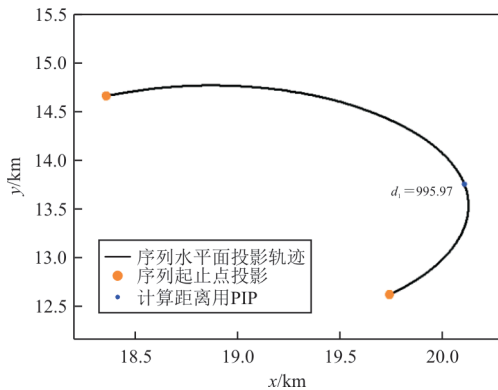
2.3 趋势序列的拆分与合并

初始定义 n 时,可能会将一个基本机动片段分成多个相邻的趋势相同的趋势序列,因此需要将这些趋势序列合并成为一个趋势序列,合并的序列有可能存在整体趋势改变的情况,如两个平直基元合并到一起有可能变为弯曲基元,此时需要对序列的趋势进行再次识别。重复序列识别、合并这一过程直到无相邻的相同趋势序列即完成趋势序列的合并。

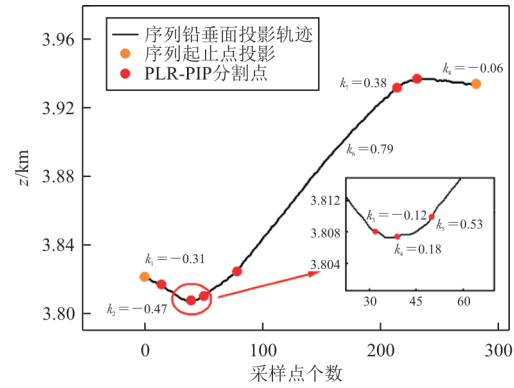
将“水平趋势序列”投影到铅垂平面进行趋势识别时,单个序列中可能存在多个基元,如上升基元—水平基元,此时需要利用 PIP 检查序列的趋势,如果序列的趋势不一致,则需要将各个基元分割开来,并利用合并的思想检验有无相邻的相同趋势序列,形成的基本机动片段如图 5 所示。



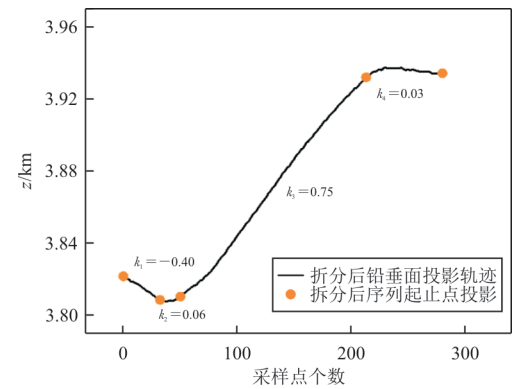
(a) 相同趋势合并前



(b) 相同趋势合并后



(c) 异同趋势拆分前



(d) 异同趋势拆分后

图 5 趋势序列的拆分与合并

Fig. 5 Division and combination of flight maneuvers

3 试验数据分析与方法验证

3.1 轨迹数据水平面分析

以一次起落数据为例,对飞行速度以及姿态角进行积分,复现飞机的运动轨迹,将轨迹投影到水平平面(xOy 平面)上,设置趋势识别参数如表 1 所示。将轨迹数据切分为多段长度为 l 的序列,对各段序列进行趋势识别,并对相邻的相同趋势序列进行合并。此时可以得到飞机飞行轨迹在水平面上的划分结果,即得到多组水平趋势序列,如图 6 所示。

表 1 水平面趋势识别参数设置

Table 1 Parameter setting of horizontal trend identification

参数	数值
l	24
d_{PIP}	3
Δ_{PIP}	0.000 1

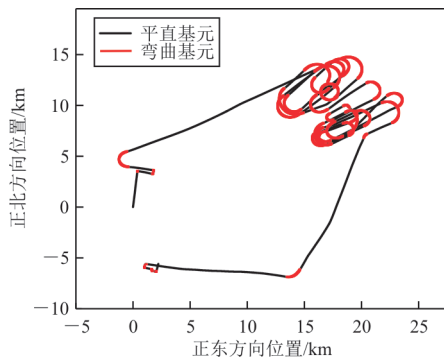


图 6 水平面趋势识别结果

Fig. 6 Horizontal trend identification results

3.2 轨迹数据铅垂面分析

对 3.1 节中产生的多个水平趋势序列进行铅垂面投影,得到与水平趋势序列相对应的铅垂趋势序列。根据 Δ_{PIP} 选出铅垂趋势序列的 PIP,计算各 PIP 之间的斜率 k_{PIP} ,对比 k_{PIP} 并判断是否发生基元种类变化的情况,如果有则在变化位置处对序列进行分割, k_{PIP} 与 Δ_{PIP} 值设置如表 2 所示。

表 2 铅垂面趋势识别参数设置

Table 2 Parameter setting of vertical trend identification

参数	数值
k_{PIP}	0.3
Δ_{PIP}	0.001

3.3 机动片段划分

叠加序列在水平与铅垂面下的趋势状态,根据飞行动力学,可以叠加出 6 种序列类型,如表 3 所示,包括平飞、爬升、下滑、转弯、转弯上升、转弯下降。根据飞行并检验整体序列中各序列类型,对相邻相同序列类型进行合并。

表 3 机动类型叠加总结

Table 3 A combination of flight maneuvers

水平面趋势	铅垂面趋势	序列类型
平直	平直	平飞
平直	上升	爬升
平直	下降	下滑
弯曲	平直	转弯
弯曲	上升	转弯上升
弯曲	下降	转弯下降

由于飞机在起飞段与降落段之间的机动动作类型更受到关注,添加以下规则识别起飞与降落段:首先,确定气压高度首次达到最大值并且之后

无明显高度上升类动作的时间,定义该时间值为起飞段与中间机动飞行段的分离点;其次,确定气压高度从某时刻开始做下降类动作,且之后无明显高度上升类动作,定义该时刻为着陆段与中间机动飞行段的分离点。利用气压高度值可以将起飞段与着陆段进一步划分出地面滑跑段,划分结果如图 7 所示。

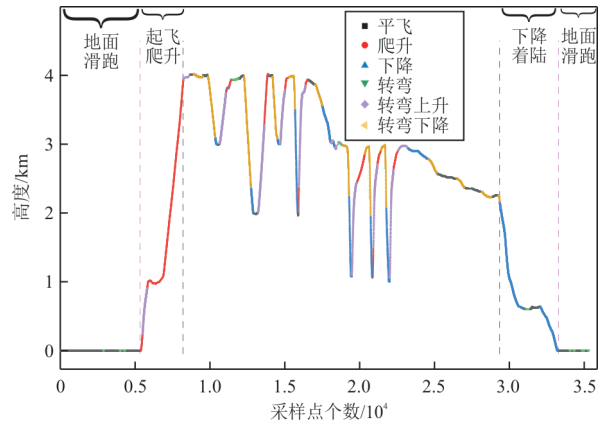


图 7 简单机动动作与任务段划分

Fig. 7 Flight maneuver and mission section division

3.4 机动片段细分

在 3.3 节中得到了此次飞行的机动动作划分结果,在此基础上可以根据不同的需求设置细分准则。根据飞行训练大纲以及飞行模式,利用片段内速度、航向角、滚转角等飞行参数的变化模式,本文总结 14 种细分准则作为参考,如表 4 所示。

表 4 飞行动作细分总结

Table 4 A summary of flight maneuver division

基本动作	速度	航向角	滚转角	细分动作
平飞	不变	不变	不变	匀速平飞
平飞	增大	不变	不变	加速平飞
平飞	减小	不变	不变	减速平飞
平飞	不变/增大/减小	不变	增大/减小	水平滚转
爬升	不变/减小	不变	不变	爬升
爬升	增大	不变	不变	跃升
下降	不变/减小	不变	不变	下降
下降	增大	不变	不变	俯冲
转弯	不变/增大/减小	增大/减小	增大	水平左转
转弯	不变/增大/减小	增大/减小	减小	水平右转
转弯上升	不变/增大/减小	增大/减小	增大	左转上升
转弯上升	不变/增大/减小	增大/减小	减小	右转上升
转弯下降	不变/增大/减小	增大/减小	增大	左转下降
转弯下降	不变/增大/减小	增大/减小	减小	右转下降

不包含起飞段与降落段的细化后的基本机动动作划分结果如图 8 所示,除此之外根据基本动作的组成顺序以及参数累积变化值也可以组成复杂的机动动作。例如,如果水平转弯航向角累积变化值超过 360°,可以认为是盘旋悬停动作;如果在一段连续的动作中先做滚转半周的水平滚转之后俯冲直俯仰角为 0°,可以认为这两个动作组成一个半滚倒转动作。用这种方法还可以继续分析图 8 中的复杂机动动作,得到水平转弯 90°、水平转弯 180°、下降转弯 180°、筋斗、半筋斗翻滚等。

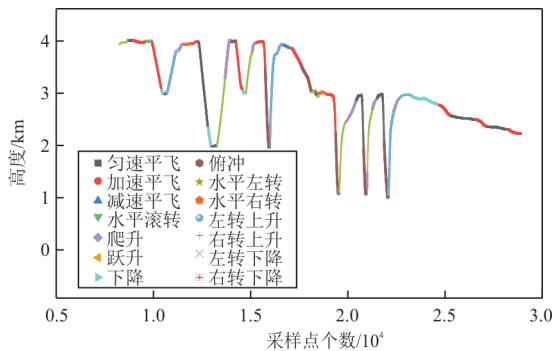


图 8 简单机动动作细分

Fig. 8 An example of flight maneuver division

3.5 动作片段有效性验证

根据 3.4 节中的划分点,在三维轨迹下载取对应片段,通过领域专家判定各片段机动动作类别,对比与本文方法划分的动作类别是否一致。限于篇幅,本文只展示部分对比结果,如表 5 所示。

表 5 飞行动作识别结果对比

Table 5 A comparison of flight maneuver identification

采样点划分区间	本文方法识别的动作类别	专家人员识别的动作类别
[7 098,8 256)	爬升	爬升
[8 257,8 664)	右转上升	右转上升
[8 665,8 951)	匀速平飞	匀速平飞
[8 952,9 552)	右转下降	右转下降
[9 570,9 882]	水平滚转	水平滚转

以上划分结果表明,该方法实现了基本机动动作的划分,即起落历程中没有数据点未被识别,且机动动作划分的类别十分吻合,证明本文建立的飞行动作识别方法是有效的。

4 不同机动识别方法对比研究

为了验证本文所提方法的识别准确性与效

率,采用 1-NN^[24]准确率来衡量时间序列相似性搜索的准确度,并用系统运行时间 t 来衡量时间序列相似性搜索效率。假设实验数据集为 $D(D_1, D_n)$,总数为 n ,其中正确的分类数为 n_r ,则分类准确度的公式为

$$y = \frac{n_r}{n} \times 100\% \quad (4)$$

对比验证研究在 Intel (R) Core (TM) i7-9750H CPU, 2.60 GHz、2.59 GHz、8 GB 内存, Microsoft Windows 10 操作系统上进行。本文所用程序由 Python 3.9 软件编写。

将本文方法与 DTW、PCA (Principal Component Analysis) 和 CTW (Canonical Time Warping) 3 种方法进行对比分析研究。选取 20 组某型固定翼飞机飞行训练数据,通过对 6 种飞行动作的识别准确率和运行时间进行统计,其中识别准确率如表 6 所示,准确率对比如图 9 所示,运行时间如表 7 所示。通过对比分析,本文所提方法提高了飞行机动动作识别准确率且计算效率最高。

表 6 飞行动作识别准确率

Table 6 Accuracy of flight maneuver recognition

飞行动作	精度/%			
	DTW	PCA	CTW	本文方法
平飞	83.51	88.34	53.15	88.38
爬升	75.12	80.36	64.86	86.46
下降	70.34	77.69	39.54	87.35
转弯	69.51	70.35	67.51	73.56
转弯上升	66.79	65.35	46.82	69.11
转弯下降	72.52	77.67	68.51	70.62

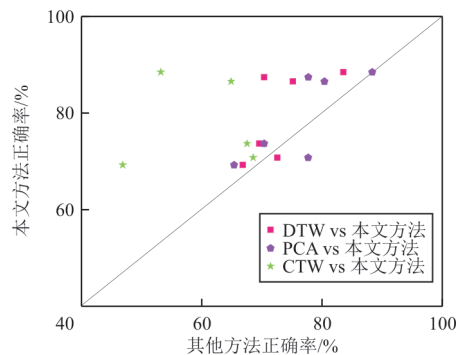


图 9 不同方法的 1-NN 正确率

Fig. 9 1-NN accuracy of different maneuvering recognition methods

表7 飞行动作识别时间
Table 7 Time of flight maneuver recognition

飞行动作	识别时间/s			
	DTW	PCA	CTW	本文方法
平飞	2 010.91	2 171.56	3 119.66	1 352.50
爬升	2 091.27	2 300.39	3 474.81	864.35
下降	1 827.73	1 847.19	2 506.61	965.24
转弯	1 884.41	2 072.85	2 036.72	1 865.43
转弯上升	1 682.95	1 851.24	3 869.26	1 352.50
转弯下降	2 161.77	2 377.94	2 336.49	1 142.56

5 结 论

1) 本文提出的飞机机动划分与识别方法能有效提取飞行参数中飞行机动的有效信息。

2) 将飞机机动划分为一些基础动作元,并通过基础动作元的组合形成复杂机动动作,可高效地识别各类典型机动动作。

参 考 文 献

- [1] FAN Hanyang, FAN Hongming, GAO Ruiyuan. Research on air target maneuver recognition based on LSTM network [C]// 2020 International Workshop on Electronic Communication and Artificial Intelligence. US: IEEE, 2020: 6-10.
- [2] 方伟, 王玉, 闫文君, 等. 基于DTW的复杂飞行动作快速评估方法研究[J]. 中国电子科学研究院学报, 2022, 17(1): 44-49.
FANG Wei, WANG Yu, YAN Wenjun, et al. Research on the rapid evaluation method of complex flight actions based on DTW[J]. Journal of China Academy of Electronic Sciences, 2022, 17(1): 44-49. (in Chinese)
- [3] 贺小帆, 朱俊贤. 军用飞机结构耐久性严重谱编制与应用研究进展[J]. 航空学报, 2022, 43(12): 63-76.
HE Xiaofan, ZHU Junxian. Research progress in the compilation and application of durability severity spectra for military aircraft structures[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(12): 63-76. (in Chinese)
- [4] JIN Yu, SUN Zhigang, SONG Yingdong, et al. Mission segment division of the whole aeroengine loading spectrum based on flight actions[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2022, 35(2): 164-174.
- [5] 李斌潮, 唐靖, 殷之平. 基于频率雨流计数法的发动机振动疲劳载荷谱编制[J]. 航空工程进展, 2021, 12(1): 24-29.
LI Binchao, TANG Jing, YIN Zhiping. Compilation of engine vibration fatigue load spectrum based on frequency rain flow counting method[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2021, 12(1): 24-29. (in Chinese)
- [6] 林长亮, 朱跃法, 胡文刚. 直升机在机动状态下的桨叶冲击数值模拟[J]. 航空工程进展, 2019, 10(6): 817-825.
LIN Changliang, ZHU Yuefa, HU Wengang. Numerical simulation of helicopter blade impact during maneuvering [J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2019, 10(6): 817-825. (in Chinese)
- [7] 刘瑛, 李敏强, 陈富赞. 飞行器机动动作风险定量评估模型[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(3): 469-475.
LIU Ying, LI Minqiang, CHEN Fuzan. Quantitative assessment model for aircraft maneuver action risk [J]. Systems Engineering and Electronic Technology, 2014, 36(3): 469-475. (in Chinese)
- [8] 沈一超, 倪世宏, 张鹏. 基于贝叶斯网络的飞行动作识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(24): 161-167, 218.
SHEN Yichao, NI Shihong, ZHANG Peng. Flight action recognition method based on Bayesian network[J]. Computer Engineering and Application, 2017, 53(24): 161-167, 218. (in Chinese)
- [9] 周超, 樊蓉, 张戈, 等. 基于多元时间序列融合的飞行动作识别方法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2017, 18(4): 34-39.
ZHOU Chao, FAN Rong, ZHANG Ge, et al. A flight action recognition method based on multivariate time series fusion[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2017, 18(4): 34-39. (in Chinese)
- [10] 王玉伟, 高永. 基于飞行基本动作对复杂动作识别方法研究[J]. 舰船电子工程, 2018, 38(10): 74-76, 168.
WANG Yuwei, GAO Yong. Research on complex action recognition method based on basic flight actions [J]. Ship Electronic Engineering, 2018, 38(10): 74-76, 168. (in Chinese)
- [11] 倪世宏, 史忠科, 谢川, 等. 军用战机机动飞行动作识别知识库的建立[J]. 计算机仿真, 2005(4): 23-26.
NI Shihong, SHI Zhongke, XIE Chuan, et al. Establishment of a knowledge base for military fighter maneuver flight action recognition [J]. Computer Simulation, 2005(4): 23-26. (in Chinese)
- [12] 谢川, 倪世宏, 张宗麟, 等. 一种基于知识的特技飞行动作快速识别方法[J]. 计算机工程, 2004(12): 116-118.
XIE Chuan, NI Shihong, ZHANG Zonglin, et al. A knowledge-based fast recognition method for aerobatics [J]. Computer Engineering, 2004(12): 116-118. (in Chinese)
- [13] 张玉叶, 王颖颖, 王春歆, 等. 分析参数相关和时序特征的飞行动作识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(5): 246-249.
ZHANG Yuye, WANG Yingying, WANG Chunxin, et al. Flight action recognition method for analyzing parameter correlation and time series characteristics [J]. Computer Engineering and Application, 2016, 52(5): 246-249.

- neering and Application, 2016, 52(5): 246-249. (in Chinese)
- [14] 孟光磊, 陈振, 罗元强. 基于动态贝叶斯网络的机动动作识别方法[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(增刊1): 140-145. MENG Guanglei, CHEN Zhen, LUO Yuanqiang. Maneuver action recognition method based on dynamic Bayesian networks[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(s1): 140-145. (in Chinese)
- [15] WEI Zhenglei, DING Dali, ZHOU Huan, et al. A flight maneuver recognition method based on multi-strategy affine canonical time warping[J]. Applied Soft Computing, 2020, 95: 106527.
- [16] TIAN Wei, ZHANG Hong, LI Hui, et al. Flight maneuver intelligent recognition based on deep variational autoencoder network[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2022(1): 1-23.
- [17] LU Jing, CHAI Hongjun, JING Ruchun. A general framework for flight maneuvers automatic recognition[J]. Mathematics, 2022, 10(7): 1-5.
- [18] 张夏阳, 殷之平, 刘飞, 等. 飞机机动划分的数据挖掘方法[J]. 西北工业大学学报, 2016, 34(1): 33-40. ZHANG Xiayang, YIN Zhiping, LIU Fei, et al. Data mining methods for aircraft maneuver division[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2016, 34(1): 33-40. (in Chinese)
- [19] 祝祯祯, 钱宇, 王杰, 等. 基于时间序列相似度的飞行训练品质评价研究[J]. 飞行力学, 2021, 39(6): 75-81. ZHU Zhenyi, QIAN Yu, WANG Jie, et al. Research on flight training quality evaluation based on time series similarity[J]. Flight Dynamics, 2021, 39(6): 75-81. (in Chinese)
- [20] 杜加础. 时间序列的特征提取与分类方法研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2022.
- DU Jiachu. Research on feature extraction and classification methods of time series[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2022. (in Chinese)
- [21] 方振平. 航空飞行器飞行动力学[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2005.
- FANG Zhenping. Flight dynamics of aircraft[M]. Beijing: Beihang University Press, 2005. (in Chinese)
- [22] JI Cun, LIU Shijun, YANG Chenglei, et al. A piecewise linear representation method based on importance data points for time series data[C]// 2016 IEEE 20th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design. US: IEEE, 2016: 111-116.
- [23] 高东, 马昕, 许欣, 等. 基于滑动窗口的定性趋势分析方法及应用[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(5): 1441-1444. GAO Dong, MA Xin, XU Xin, et al. Qualitative trend analysis method and application based on sliding window[J]. Computer Application Research, 2014, 31(5): 1441-1444. (in Chinese)
- [24] 李颖, 于东, 胡毅, 等. 基于时间序列波动性的分段线性表示方法[J]. 计算机系统应用, 2021, 30(6): 300-305. LI Ying, YU Dong, HU Yi, et al. A piecewise linear representation method based on time series volatility[J]. Computer System Applications, 2021, 30(6): 300-305. (in Chinese)
- [25] COVER T M, HART P E. Nearest neighbor pattern classification[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1967, 13(1): 21-27.

(编辑:丛艳娟)