http://bhxb.buaa.edu.cn jbuaa@buaa.edu.cn
DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0635

基于支持向量机的飞行任务识别和动作划分

李博雯[1,2]，雷小永[1,2,*]

(1. 北京航空航天大学 虚拟现实技术与系统全国重点实验室，北京 100191；
2. 北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院，北京 100191)

摘 要：民航飞行训练质量评估逐渐向定量化、智能化方向发展。为满足其对飞行任务识别提出的新需求，提出一种基于支持向量机(SVM)的民航飞行任务识别和动作划分方法。对民航飞行参数进行收集与预处理，用于后续飞行任务识别与动作划分；使用支持向量机模型对民航飞行任务进行识别。传统方法通过航迹图像进行识别，但由于缺少时序特征，起飞和降落识别准确率较低。为解决这一问题，将*xyz*坐标转化为RGB图像，引入时间序列特征，并加入数值通路以反映数据绝对值。对比传统航迹图像识别、RGB图像识别、RGB图像与数值通路结合识别的实验结果，发现使用RGB图像与数值通路结合的方法，识别准确率提升了43%，能够有效提高绕地标转弯和矩形航线识别准确率。此外，根据飞行任务识别结果，将各项任务划分为起飞、降落、爬升、下降、巡航、爬升转弯、下降转弯、巡航转弯、盘旋9类飞行动作，为后续的飞行训练质量评估研究提供了支持。

关 键 词：支持向量机；飞行任务识别；飞行动作划分；飞行训练质量评估；数据预处理
中图分类号：TP391.7
文献标志码：A **文章编号**：1001-5965(2026)11-4090-08

近年来，中国航空工业不断发展，对飞行员的需求量逐渐增加，传统飞行学院训练质量的评估由飞行教官给出，该评价方法主观性强，极易出现评价错误[1]。随着人工智能的发展，使用机器辅助甚至代替飞行教官进行飞行训练评价成为飞行训练的发展方向，而飞行任务的识别是飞行训练质量评估的重要基础，飞行任务识别的准确率关乎后续评价的正确与否。通过飞参数据进行飞行动作识别是目前较为常用的方法，由于飞参数据复杂庞大，传统基于飞行规则的方法依靠飞行规则进行飞行任务的划分，所需时间长且难以做到模型的泛化。近年来，机器学习在识别和分类领域取得了巨大成就，使用机器学习进行飞行任务识别成为未来发展的方向[2-3]。

目前针对飞行器的任务识别主要集中在战机机动动作识别方面，主要有人工识别、基于专家经验库的识别[4]、支持向量机(support vector machine, SVM)、随机森林模型[5]、动态贝叶斯网络[6]、逻辑回归[7]等方法。

麻省理工学院的研究员[8]使用简单统计度量、随机森林模型、套袋树、简单决策树、支持向量机、逻辑回归和卷积神经网络，对飞行数据进行了初步“好”和“坏”的分类，数据分类准确率达到97.8%，但该方法只对飞行数据进行初步好坏筛选，无法进行飞行任务准确识别。张夏阳等[9]根据法向过载数据的趋势从飞行数据中提取机动片段，并用迭代自组织数据分析技术(iterative self-organizing data analysis techniques, ISO-DATA)聚类将机动片段分

收稿日期：2024-09-02；**录用日期**：2024-10-30；**网络出版时间**：2024-11-04 17:29
网络出版地址：link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20241104.1537.002
基金项目：国家重点研发计划(2018AAA0102902)
*通信作者. E-mail：leixy@buaa.edu.cn

引用格式：李博雯，雷小永. 基于支持向量机的飞行任务识别和动作划分[J]. 北京航空航天大学学报，2026，52(11)：4090-4097.
Li B W，Lei X Y. Flight task recognition and action segmentation based on SVM[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics，2026，52(11)：4090-4097 (in Chinese).

类, 对不同大小的飞行数据进行实验, 该方法识别准确率达到 89% 以上。孟光磊等[10] 使用基于动态贝叶斯网路的方法, 先对飞参数据特征进行归纳, 建立由决策层、速度层、航向层和高度层构成的动态贝叶斯网络模型, 能够实现飞行动作在线识别, 但该方法需要大量样本训练, 且模型参数需由人工给定。针对飞行训练数据中飞行训练识别完备性不高的问题, Lu 等[11] 提出了一种基于欧氏距离的多变量子序列搜索双窗口算法(multivariate subsequence search with double windows, MSDW), 该算法能够成功识别单个飞行训练科目, 与传统基于增量时间规整的流式模式匹配算法 (streaming pattern recognition using incremental time warpinG, SPRING) 相比, 在识别飞行训练科目上的完备性更高, 可以满足工程应用的需求。

SVM 是基于统计学原理的小样本分类器, 在飞行任务识别方面具有良好的表现。杨俊等[12] 使用模糊支持向量机的方法对飞行动作进行了识别, 各项飞行任务识别准确率在 27%～100%。Feng 等[13] 将状态匹配与 SVM 方法相结合, 在进行识别前对飞行数据进行状态匹配, 加快了 SVM 识别的速度。为了解决 SVM 方法在大样本条件下计算速度慢、无法实时识别的问题, 徐西蒙等[14] 提出了一种基于运动分解和层次支持向量机 (hierarchical support vector machine, H-SVM) 的机动识别方法, 利用 v-SVM 二分类器构造 H-SVM 多分类器, 结合运动分解思想, 提出从不同方向对目标机动动作进行分解识别的方法。

目前针对民航飞行的任务识别及动作划分研究较少, 相较于军用战机, 民用飞行器动作变化较平缓, 用于识别的飞参数据特征不够明确, 其动作识别算法要求更为精细。本文针对民航飞行的特点, 选取起飞、降落、绕地标转弯、矩形航线 4 类飞行任务进行识别及动作划分。首先, 对获取的飞参数据进行预处理, 保证其能够用于后续计算。然后, 通过支持向量机模型对飞行任务进行识别分类。最后, 根据民航飞行特点, 将飞行任务细分为 9 类飞行动作。

1　飞参数据获取及预处理

CCAR-61 部对飞机类别飞行技能共提出 14 条要求[15], 综合考虑《飞机飞行指南》对飞行科目的要求[16], 选取正常起飞、降落、矩形起落航线、绕地标转弯 4 类飞行任务进行识别。使用 X-Plane 飞行模拟器, 对波音 737-800 飞机进行飞行模拟。从飞机进入地面跑道起飞端开始至任务结束, 每 0.5 s 记录一组数据, 包括: 时间、xyz 这 3 个方向的位移, 用于初步评估飞行任务类别; 速度、俯仰、滚转、偏航角度、油门、襟翼指令、起落架、副翼、方向舵, 用于后续飞行训练质量评估。

1.1　飞行坐标系转换

从飞行模拟器中获取飞机 x,y,z 三轴坐标数值是在某固定惯性坐标系下产生的绝对值, 会受到机场环境、起飞跑道等环境位置影响, 因此, 需要对飞行坐标系进行转换, 使不同任务飞机起始点均为原点, x 轴方向均为起飞跑道所在方向。

从飞行模拟器中获得数据: 飞机在初始地轴系任意时刻的位置坐标 x_i,y_i,z_i,其中, x_0,y_0,z_0 为飞机初始位置, 飞机初始航迹偏角 χ(即飞机起飞跑道与原始坐标系的 x_k 轴之间的夹角)。由于不同机场条件不同, 为统一飞机航迹坐标系, 将原始航迹坐标系 $Ox_ky_kz_k$ 原点平移至 (x_0,y_0,z_0), 并绕 Oz_k 轴顺时针旋转 χ 角(从 z_k 轴正向看), 得到归一化后的航迹坐标系 $O'x'_ky'_kz_k$, 如图 1 所示。其公式如下[17]:

$$\begin{cases} x_k = x_i - x_0 \\ y_k = y_i - y_0 \\ z_k = z_i - z_0 \end{cases} \tag{1}$$

$$\begin{cases} x'_k = x_k\cos\chi + y_k\sin\chi \\ y'_k = x_k\sin\chi - y_k\cos\chi \end{cases} \tag{2}$$

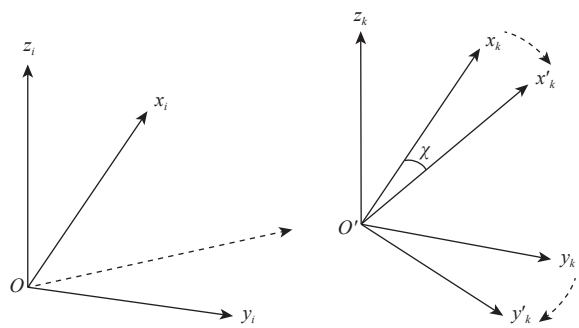


图 1　坐标系转换示意

Fig. 1　Coordinate system conversion diagram

1.2　飞行数据重采样

飞机执行各种任务的时间存在差异, 而从飞行模拟器中获取的数据为固定时间间隔, 因此得到的数据长度并不统一, 为满足后续使用支持向量机进行任务识别, 需要对数据进行重采样, 使其长度一致。给定重采样后飞行数据长度为 l_s, 实际得到飞行数据长度为 l_t, 通过比较 l_s 和 l_t 的大小, 当实际数据长度小于需要长度时, 进行上采样, 在固定间隔内使用线性插值法增加数据; 当实际间隔长度大于需要长度时, 进行下采样, 间隔几个数值取一次样本, 并在固定间隔内删除数据。

每 0.5 s 采集一次数据, 起飞、降落、矩形航线、

绕地标转弯4类飞行任务数据长度在200～1 000，选定重采样的目标长度为800，即$l_s=800$。比较实际数据x_k'的长度l_t和l_s，当$l_t>l_s$时，两者相除计算商q和余数r,即$l_t=l_sq+r$，并将实际长度与上述余数相除，即$m=l_t/r$，每间隔$q-1$取一次数据，每间隔$m-1$剔除一组会取到的数据，也就是在将原始数据长度减小到原来的$1/q$的同时，均匀剔除r组数据，最终得到数据长度即为l_s；当$l_t<l_s$时，将剔除改为加入前后两组数据均值即可。重采样后数据尺的长度可能为l_s,l_s+1,l_s-1这3种情况，因此，需要在最后进行检查，若为l_s+1，则去掉最后一组数据；若为l_s-1则复制最后一组数据添加至末尾。重采样算法流程如图2所示，其中，i,j为循环次数，初始值均为0，t为重采样控制量，用于判断相应数据点的保留或舍弃，D为新坐标系下的三维坐标数据。

对重采样前后误差进行定量定性分析。计算采样前后各项误差如表1所示，可见采样前后数据误差保持在2位数以内，而飞参数据数量级保持在4～5位，该重采样方法的误差与原始数据相比占比不超过2%，不影响后续飞行任务识别。

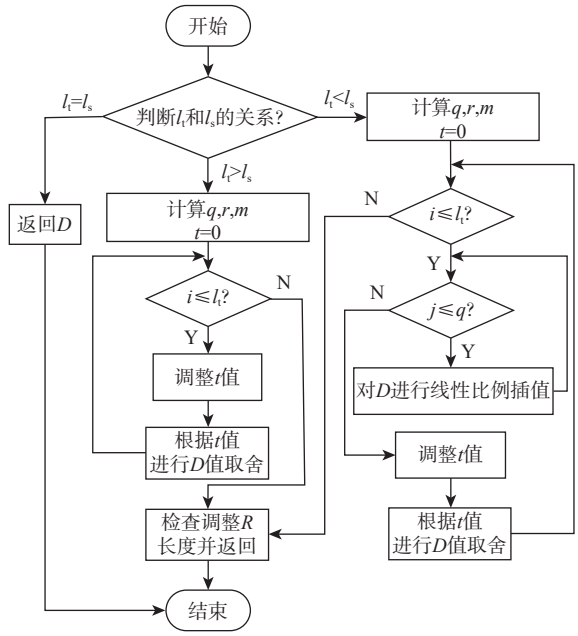


图2 飞行数据重采样流程

Fig. 2 Flowchart of flight data resampling

表1 各项飞行任务下的重采样误差

Table 1 Resampling error of each flight mission

飞行任务	平均绝对误差	均方根误差	最大绝对误差
矩形航线	0.737	3.558	22.996
绕地标转弯	1.797	5.440	22.006
起飞	1.421	3.730	11.678
降落	3.625	12.576	45.320

对比重采样前后数据绘制三维飞行航迹，如图3所示，可见重采样前后飞机航迹图像基本重合，该重采样方法不会导致飞行航迹任务出现改变，不影响飞行任务识别。但该方法可能会导致飞机航迹在特定拐点或起降端点的数据丢失，导致飞行动作界限的区分不准确，因此，重采样后的数据仅用于飞行任务识别。后续研究中对飞行动作的划分需要使用原始数据进行，以保证划分结果的准确。

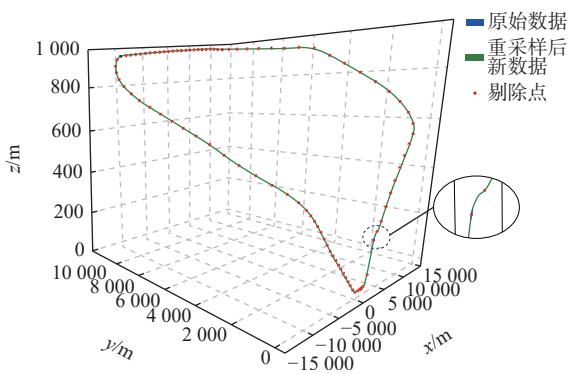


图3 重采样前后飞行航迹对比

Fig. 3 Comparison of flight trajectories before and after resampling

1.3 均值模糊处理

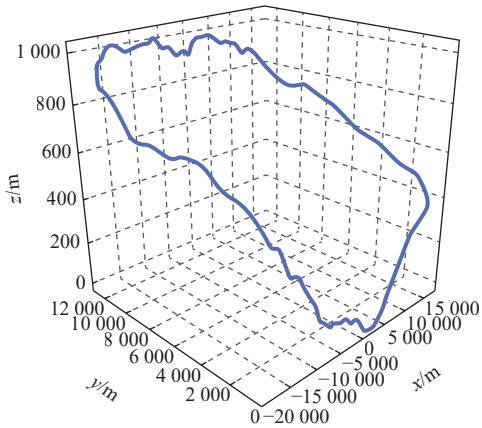
由于飞行过程中会出现风切变等干扰，飞行数据会有较小的波动，而这种波动会导致动作划分的不准确，因此，可以使用均值模糊的方法对数据进行处理，在保证数据整体趋势不变的条件下，去除较小的波动值。为了保证飞参数据在全过程中变化平缓稳定，滤除小波动，需要取一个时间段，对这个时间段内全部飞参数据计算平均值。同时，为保证数据量充足，需要根据数据量大小，选取合适间隔，每间隔固定长度计算一次均值，计算式如下：

$$p'=\frac{1}{n}\left(\sum_{i=m}^{m+n}p_i\right)\qquad m=1,1+c,1+2c,\cdots \tag{3}$$

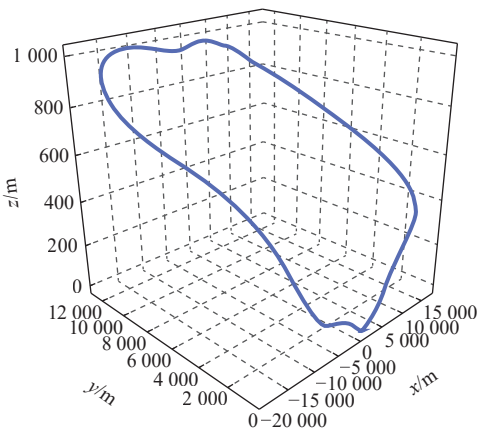
式中：p_i为处理前飞参数据；p'为处理后的飞参数据；n为所选时间段内的数据长度；c为间隔长度。

所用时间段内数据长度n及间隔长度c可以根据采集间隔时间确定，本文取$n=50,c=5$，即每间隔5组数据，取其后面50组数据的平均值组成一组新数据。使用新的数据进行动作划分，可以在保证数据量的基础上避免因数据波动产生的划分错

误, 所用具体间隔数据及平均数据可以根据采集间隔时间确定, 处理前后数据对比如图 4 所示。



(a) 均值模糊处理前矩形航线任务航迹



(b) 均值模糊处理后矩形航线航迹

图 4　均值模糊处理前后对比

Fig. 4　Comparison of mean values before and after mean fuzzy processing

2　飞行任务识别

2.1　支持向量机模型

SVM 模型是机器学习领域中计算简单、应用较为广泛的方法, 依据监督学习的基本策略, 使学习机追求结构化风险最小, 提高了泛化能力, 同时达成了置信范围和经验风险最小化[18], 因此, SVM 方法不需要很多样本, 就可以得到较好的统计规律, 常用于解决样本容量较小、非线性、数据维度较高的问题[19]。本文需要根据飞机 *xyz* 三轴坐标识别飞机所执行的任务, 并且数据样本容量较小, 因此, SVM 模型在识别飞行任务方面优势较大。

SVM 方法的原理是通过核函数 $K(\boldsymbol{s}_i,\boldsymbol{s}_j)$将样本从高维非线性空间映射到低维线性空间, 进而寻找合适的超平面对映射后的样本进行分类。

对于给定样本 $\boldsymbol{s}$, 有超平面:

$$g(\boldsymbol{s})=\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{s}+b=0 \tag{4}$$

式中: $\boldsymbol{w}$ 为系数; b 为截距。通过式 (4) 可以计算出每个点到达分类超平面的距离, 假设数据集中的一个点 $O(x_1,x_2,\cdots,x_i,\cdots,x_n)$, x_i为第 i 个变量, n 为维度。距离计算式如下:

$$d=\frac{|\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}+b|}{\|\boldsymbol{w}\|} \tag{5}$$

式中: $\boldsymbol{S}=[x_1,x_2,\cdots,x_i,\cdots,x_n]^{\mathrm{T}}$; $\|\boldsymbol{w}\|$为超平面范数。

搜寻所有支持向量计算距离, 并对所有符合条件的超平面对应距离进行比较, 保留最大距离对应的超平面, 即 $\frac{2}{\|\boldsymbol{w}\|}$最大时的 $\boldsymbol{s}$ 和 b。目标函数如下:

$$\arg\max\left\{\min\left(y\left(\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{s}+b\right)\right)\frac{1}{\|\boldsymbol{w}\|}\right\} \tag{6}$$

其中, y 可以取 1 或−1, 为数据点的标签。当样本点相对于平面在正方向, y 取 1, 样本点相对于平面在负方向, y 取−1, 可以保证计算结果“几何距离”的正数性, 即通过 y 取值正负保证分类正确性。

通过计算最终得到最优分类函数为

$$f(\boldsymbol{s})=\mathrm{sgn}(\boldsymbol{w}^{*}\boldsymbol{s}+b^{*})=\mathrm{sgn}\sum_{i=1}^{n}[\alpha_i^{*}y_i(\boldsymbol{s}_i\cdot\boldsymbol{s})+b^{*}] \tag{7}$$

式中: $\alpha_i>0$为拉格朗日乘子, α_i^{*}为最优解; b^{*}为分类阈值。

由式 (7) 可见, 对于待预测样本, 只需计算其与支持向量的内积$(\boldsymbol{s}_i\cdot\boldsymbol{s})$即可。

对于非线性空间样本, 若$\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{s})$是通过非线性映射后, 样本 $\boldsymbol{s}$ 在新的空间中的特征向量。对于上述内积$(\boldsymbol{s}_i\cdot\boldsymbol{s})$的计算就转变为新空间中的内积, 即 $\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{s}_i)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{s}_j)$。引入核函数:

$$K(\boldsymbol{s}_i,\boldsymbol{s}_j)=\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{s}_i)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{s}_j) \tag{8}$$

即通过在原始空间中计算$K(\boldsymbol{s}_i,\boldsymbol{s}_j)$的值, 就能得到新空间中的内积, 最终分类函数为

$$f(\boldsymbol{s})=\mathrm{sgn}(\boldsymbol{w}^{*}\boldsymbol{s}+b^{*})=\mathrm{sgn}\sum_{i=1}^{n}[\alpha_i^{*}y_iK(\boldsymbol{s}_i\cdot\boldsymbol{s})+b^{*}] \tag{9}$$

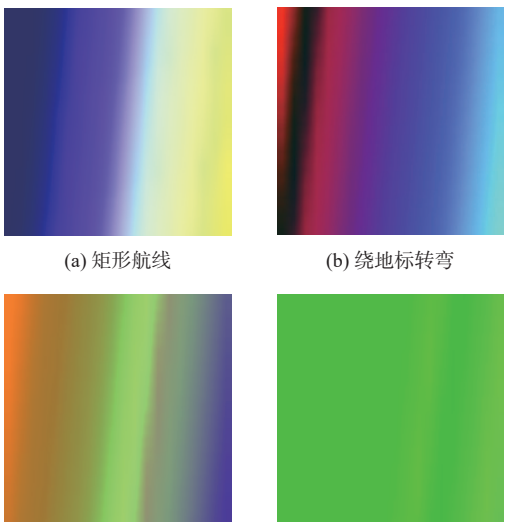
核函数对样本数据集实现了由低维到高维的映射过程, 并在未经过任何变换的低维空间中通过计算函数值得到样本在映射后复杂空间中的内积, 从而能通过式 (9) 进一步找出理想中的分类面, 可见核函数的选择对于非线性支持向量机的构建非常重要。尤其对于实际场景中那些表现出非线性的分类任务, 通过核函数的引入便能够解决这类问题, 从而使模型的泛化能力得到极大提升。目前常用的核函数主要有线性核、多项式核 (d 为多项式的阶数)、高斯核、拉普拉斯核、Sigmoid 核 5 种。

2.2　飞行任务识别

传统飞行任务识别中使用飞行航线图像作为样本进行识别训练, 但该方法在图像上无法反映数据的时序特征, 导致分类识别的准确率并不高。利

用飞行坐标三维特性，将不同时刻3个方向坐标分别作为不同像素点的RGB值绘制图像，并将绘制的图像作为样本输入，该方法可以在保存坐标数据完整性的前提下提高识别效率。

图像RGB数据范围为0～255，而飞行数据从零开始但最大值不确定，因此，可以将飞行数据最大值缩放为255，并将其他数据均按比例进行缩放，保证所有飞行数据范围在0～255。根据重采样后的长度l_s绘制$m\cdot n$图像，对m,n的具体数值不做要求，只需满足$m\cdot n=l_s$。本文取$l_s=800$，在此处可取$m=40,n=20$，构造RGB图像如图5所示。



(a) 矩形航线　(b) 绕地标转弯　(c) 起飞　(d) 降落

图5　不同飞行任务RGB图像

Fig. 5　RGB images of different flight tasks

由于在坐标向RGB图像转化过程中对坐标进行了放缩，坐标绝对值数据会丢失。为解决这一问题，在基础SVM分类上加入数值通路，将坐标数据绝对值的最值、方差、平均值作为新特征，输入SVM分类器中，最后将2个SVM分类器结果进行综合得到最终分类结果，如图6所示。

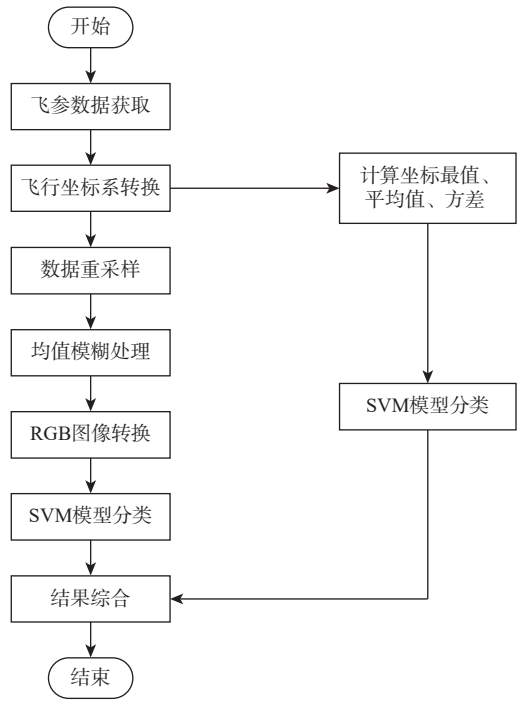


图6　飞行任务识别算法流程

Fig. 6　Algorithm flowchart of flight task identification

2.3　实验结果及分析

实验运行环境基于windows10 64位操作系统，Python 3.10.9实现。

为了验证本文方法的有效性，将传统未处理的航迹图像分类、预处理后的RGB图像分类、加入数值通路的RGB图像分类3种方法进行对比，将全部样本的80%作为训练集，20%作为测试集，得到结果如表2所示。可见，使用RGB图像并加入数值通路的方法识别准确率提升了0.43。

表2　分类结果对比

Table 2　Comparison of classification results

分类方法	飞行任务	精确率	召回率	F1值	准确率
传统航迹图像	绕地标转弯	0.14	1.00	0.25	0.48
	矩形航线	1.00	0.90	0.95	
	降落	0	0	0	
	起飞	0	0	0	
RGB图像	绕地标转弯	0.23	1.00	0.38	0.71
	矩形航线	1.00	0.78	0.88	
	降落	1.00	0.50	0.67	
	起飞	1.00	0.60	0.75	
RGB图像+数值通路	绕地标转弯	0.50	0.33	0.40	0.91
	矩形航线	1.00	1.00	1.00	
	降落	1.00	0.88	0.93	
	起飞	0.71	1.00	0.83	

由表 2 可见, 传统方法识别准确率极低, 由于传统航迹图像无法反映时间特征, 只能识别飞机航迹, 而起飞、降落在航迹图像中表现相似, 无法有效识别, 这 2 类飞行任务识别的精确率、召回率及 F1 值均为 0; 对于绕地标转弯的识别精确率极低, 主要原因是三维航迹图像中无法很好地反映航迹矩形特征, 与绕地标转弯识别存在一定的混淆。通过调整样本数据类型可以发现, 使用航迹图像进行识别时, 随着样本量的增大, 识别准确率有所增加。使用文献 [8] 中提供的飞行任务航迹图像样本进行识别, 结果表明, 在大样本条件下, 航迹图像识别准确率可以达到 0.60 以上。但由于该方法缺少时序特征、丢失部分坐标特征, 识别准确率无法得到更大提升。

使用处理后的 RGB 图像进行识别, 该方法相对于航迹图像识别准确率有极大提升。由于 RGB 像素点的位置可以在一定程度上反映时间特征, 因此, 对于起飞、降落任务的识别效果有所提升, 识别精确率达到 1, 但召回率不高; 对于绕地标转弯和矩形航向的识别效果与航迹图像相比相差不大, 在精确率上略有提升。该方法引入了部分时间特征, 因此, 在识别时间序列影响较大的降落与起飞时有较大提升, 但 RGB 数据范围在 0～255, 导致数据预处理时进行放缩, 丢失了三维坐标准确值, 识别收到一定限制。

使用加入数值通路的 RGB 图像进行识别时效果较好, 准确率达到 1。针对上述 2 种方法存在的绕地标转弯识别精确率不高的问题, 本文方法的精确率有较大提升。

SVM 分类器分类效果受核函数及惩罚参数的影响较大, 对加入数值通路的 RGB 图像方法进行核函数及惩罚参数的调整, 得到结果如图 7 所示, 0、1、2、3 标签分别为绕地转弯、矩形航线、降落、起飞 4 个飞行动作。

由图 7 可见, 线性核函数分类准确率最高, 在本文所用样本集条件下, 准确率能够达到 100%。而其他核函数均在绕地标转弯和矩形航线分类方面存在一定的错误, 但整体准确率在 90% 以上。由于绕地标转弯和矩形航线 2 种飞行任务航迹均为完整环形, 本文所用样本数据量不大, 在使用非线性核函数时, 训练程度不足, 无法做到完全收敛, 在对样本数量进行逐渐增加的过程中, 发现随着样本数量增加非线性核函数分类准确率也在增加。可见, 在小样本情况下, 使用线性或非线性核函数均能达到较好的分类效果, 本文所用 RGB 图像与数值通路结合的方法, 能够有效用于飞行任务识别。

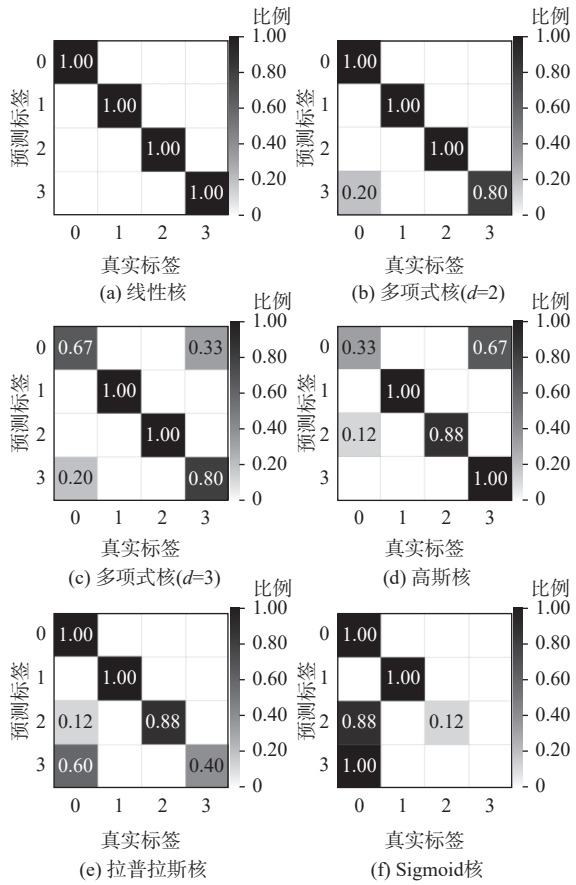


图 7　不同核函数分类结果

Fig. 7　Classification results of different kernel functions

3　飞行动作划分

由于一项飞行任务可能会包括一个或多个飞行动作, 在进行飞行训练评估之前, 需要将分类后的飞行任务进行动作划分。针对民航飞行任务, 其飞行动作可以分为起飞、爬升、巡航、下降、降落、巡航转弯、下降转弯、爬升转弯、盘旋 9 种类别, 民航飞行基本的训练内容均可由上述 9 种动作组成, 后续可以根据每种飞行动作提出不同的评价标准。一种飞行任务包含上述 9 种飞行动作的一个或几种, 如将矩形航线划分为: 起飞、爬升、爬升转弯、巡航、下降转弯、下降、降落 7 种动作。

飞行动作分割由高度划分和横航向划分组成, 首先, 根据飞行高度变化划分为起飞、爬升、巡航、下降、降落 5 种动作, 其次, 根据飞机横航向变化划分为转弯、盘旋、直飞 3 种动作, 最后, 将上述 2 种划分结果进行组合得到最终结果, 如图 8 所示。当第 1 步高度划分结果为起飞、降落时, 可不进行第 2 步划分直接得到最终结果。

在高度划分方面, 起飞、爬升和下降、降落以高度具体数值作为区分, 以波音 737-800 飞机为例, 当飞机高度大于 10.7 m 时, 认为飞机完成起飞, 进

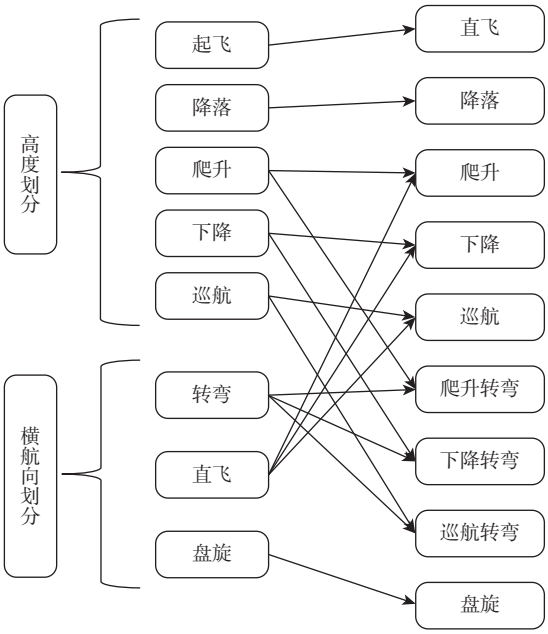


图 8 飞行动作划分示意

Fig. 8 Schematic diagram of flight action segmentation

入爬升状态；下降和降落区分同理，划分所用高度具体数值可查看飞行手册；当飞机高度保持基本不变时认为飞机进入巡航状态。在横航向划分方面，综合考虑 x,y 轴坐标变化，并结合飞机航向角，确定飞机所执行的横航向动作动作。最后，综合高度划分和横航向划分，得到最终动作划分结果，如图 9 所示。

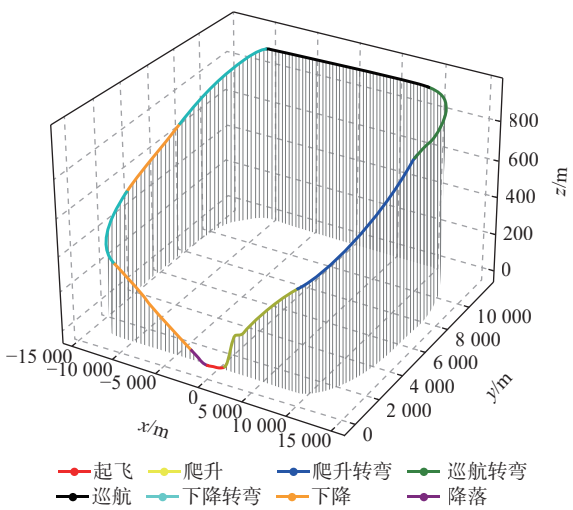


图 9 矩形航线任务飞行动作划分结果

Fig. 9 Flight action division result of rectangular route task

4 结 论

本文针对民航飞行训练评价中对飞行任务识别提出的要求，进行了飞行任务识别和动作划分方法研究。

1）本文提出针对飞行参数的数据预处理方法，包括坐标系转换、重采样、均值模糊处理 3 部分，保证飞参数据可用于后续研究。

2）在传统航迹图像识别的基础上，本文提出基于支持向量机模型的 RGB 图像识别方法，并加入数据识别通路，飞行任务识别准确率可以达到 1。

3）本文提出能够用于飞行训练评价的动作划分方法，将民航飞行过程中的各项任务细分为起飞、爬升、巡航、下降、降落、巡航转弯、下降转弯、爬升转弯、盘旋共 9 种飞行动作。

参考文献（References）

[1] Yin D W. Design of flight training evaluation system based on flight parameters data[C]// Proceedings of the 2022 IEEE 8th International Conference on Computer and Communications. Piscataway: IEEE Press, 2022: 2405-2409.

[2] Yang S Q, Yu K, Lammers T, et al. Artificial intelligence in pilot training and education-towards a machine learning aided instructor assistant for flight simulators[C]// Proceedings of the HCI International 2021 - Posters. Cham: Springer International Publishing, 2021: 581-587.

[3] Paces P, Insaurralde C C. Artificially intelligent assistance for pilot performance assessment[C]// Proceedings of the 2021 IEEE/AIAA 40th Digital Avionics Systems Conference. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-7.

[4] 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, 22(4): 23-26.
Ni S H, Shi Z Ke, Xie C, et al. Establishment of avion inflight maneuver action recognizing knowledge base[J]. Computer Simulation, 2005, 22(4): 23-26(in Chinese).

[5] 贾镇泽, 樊晓光, 薛明浩, 等. 基于机动动作元的敌机战术机动在线识别方法[J]. 北京理工大学学报, 2018, 38(8): 820-827.
Jia Z Z, Fan X G, Xue M H, et al. Online identification method for tactical maneuver of target based on air combat maneuver element[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2018, 38(8): 820-827(in Chinese).

[6] 刘浩, 王昊, 孟光磊, 等. 基于动态贝叶斯网络和模糊灰度理论的飞行训练评估[J]. 航空学报, 2021, 42(8): 243-254.
Liu H, Wang H, Meng G L, et al. Flight training evaluation based on dynamic Bayesian network and fuzzy gray theory[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(8): 243-254(in Chinese).

[7] Palladino A, Duff M, Bock A, et al. AI-augmented human performance evaluation for automated training decision support[C]// Proceedings of the Intelligent Human Systems Integration 2021. Cham: Springer International Publishing, 2021: 469-475.

[8] Samuel K, Larosa M, Mcalpin K, et al. AI enabled maneuver identification via the maneuver identification challenge[PP/OL]. arXiv (2022-11-28)[2024-07-08].https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.15552.

[9] 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 X Y, Yin Z P, Liu F, et al. An aircraft maneuver partition method based on data mining[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2016, 34(1): 33-40(in Chinese).

[10] 孟光磊, 张慧敏, 朴海音, 等. 自动化飞行训练评估中的战机机动

动作识别[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(7): 1267-1274.
Meng G L, Zhang H M, Piao H Y, et al. Recognition of fighter maneuver in automatic flight training evaluation[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(7): 1267-1274(in Chinese).

[11] Lu J, Deng J L, Ren Z, et al. Flight training subject identification method based on multivariate subsequence search with double windows[J]. IEEE Access, 2023, 11: 3221-3231.

[12] 杨俊, 谢寿生. 基于模糊支持向量机的飞机飞行动作识别[J]. 航空学报, 2005, 26(6): 738-742.
Yang J, Xie S S. Fuzzy support vector machines based recognition for aeroplane flight action[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2005, 26(6): 738-742(in Chinese).

[13] Feng S, Magana A J, Kao D. A systematic review of literature on the effectiveness of intelligent tutoring systems in STEM[C]// Proceedings of the 2021 IEEE Frontiers in Education Conference. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-9.

[14] 徐西蒙, 杨任农, 于洋, 等. 基于运动分解和 H-SVM 的空战目标机动识别[J]. 控制与决策, 2020, 35(5): 1265-1272.
Xu X M, Yang R N, Yu Y, et al. Target maneuver recognition in air combat based on motion decomposition and H-SVM[J]. Control and Decision, 2020, 35(5): 1265-1272(in Chinese).

[15] 中国民用航空局. 民用航空器驾驶员合格审定规则: CCAR-61-R5[S]. 北京: 中华人民共和国交通运输部, 2018: 87-89.
Civil Aviation Administration of China. Certification Rules for Civil Aircraft Pilots: CCAR-61-R5[S]. Beijing: Ministry of Transport of the People's Republic of China, 2018: 87-89(in Chinese).

[16] 欧阳霆. 飞机飞行指南[M]. 2 版. 成都: 西南交通大学出版社, 2018: 72-124.
OUYANG T. Aircraft flight guide[M]. 2nd ed. Chengdu: Southwest Jiaotong University Press, 2018: 72-124(in Chinese).

[17] 刘世前. 现代飞机飞行动力学与控制[M]. 2 版. 上海: 上海交通大学出版社, 2018: 41-45.
Liu S Q. Flight dynamics and control of modern aircrafts[M]. 2nd ed. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University Press, 2018: 41-45(in Chinese).

[18] Goddard H, Shamir L. SVMnet: non-parametric image classification based on convolutional ensembles of support vector machines for small training sets[J]. IEEE Access, 2022, 10: 24029-24038.

[19] Nalepa J, Kawulok M. Selecting training sets for support vector machines: a review[J]. Artificial Intelligence Review, 2019, 52(2): 857-900.

Flight task recognition and action segmentation based on SVM

LI Bowen[1, 2], LEI Xiaoyong[1, 2, *]

(1. State Key Laboratory of Virtual Reality Technology and Systems, Beihang University, Beijing 100191, China;
2. School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: The quality assessment of civil aviation flight training is gradually developing in the direction of quantification and intelligence. A support vector machine (SVM)-based approach for civil aviation flight task recognition and action division is suggested in order to satisfy the new requirement of flight task recognition. Firstly, civil aviation flight parameters are collected and preprocessed for subsequent flight task identification and action division. Then, the support vector machine model is used to identify the civil aviation flight tasks. The traditional method uses a flight track image for recognition, but the accuracy of take-off and landing recognition is low due to the lack of time sequence features. This issue is resolved by converting *xyz* coordinates to RGB pictures, adding numerical channels to represent the data's absolute value, and introducing time series characteristics. Compared with the experimental results of traditional track image recognition, RGB image recognition, and the combination of RGB image and numerical channel recognition, it is found that the recognition accuracy is increased by 43% by using the method of combining RGB image and numerical channel, which can effectively improve the recognition accuracy of turning around landmarks and rectangular routes. In addition, according to the flight task identification results, each task is divided into nine types of flight actions: take-off, landing, climb, descent, cruise, climb turn, descent turn, cruise turn and hover, which provides support for the subsequent flight training quality assessment research.

Keywords: support vector machine; flight task identification; flight action division; flight training quality assessment; data preprocessing

Received: 2024-09-02; **Accepted**: 2024-10-30; **Published Online**: 2024-11-04 17:29
URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20241104.1537.002
Foundation item: National Key Research Plan - Science and Technology Innovation 2030- "New Generation of Artificial Intelligence" Major Project (2018AAA0102902)

* **Corresponding author**. E-mail: leixy@buaa.edu.cn