

# 直升机林区植保作业飞行进入回避区识别方法

蔡伟<sup>1</sup> 郑林江<sup>2</sup> 苗德建<sup>1</sup> 徐前<sup>1</sup>

(1. 昌河飞机工业(集团)有限责任公司, 景德镇 333002; 2. 重庆大学计算机学院, 重庆 400044)

**摘要:** 直升机在林区植保作业中具有响应速度快、农药利用率高、防治效果明显等特点,是林区病虫害防治的重要载体。同时,避免进入回避区是直升机在林区作业起飞和着陆阶段的关键,自动识别直升机进入回避区成为一项重要任务。本研究基于飞行参数,运用支持向量机(Support vector machine, SVM)算法提出了一种适用于林区植保作业直升机飞行进入回避区的快速识别方法,对其低空飞行安全保障和飞行质效评价具有重要的工程价值。通过在直升机高度-速度包线内外侧提取数据点作为训练集和测试集,采用交叉验证方法对核函数的参数选择进行优化,从而构建一套基于支持向量机(SVM)的直升机进入回避区预测模型,对比分析了多项式核函数与径向基核函数的预测性能差异,阐明了核函数实现高维空间超平面识别直升机回避区内外数据的机理,并应用该模型识别了直升机在回避区内外侧的高度-速度组合飞行数据。实验结果显示,尽管多项式核函数及径向基核函数模型在测试集的预测准确率均达到0.894,但径向基核函数模型对飞行数据的预测精度为100%,优于多项式核函数的预测精度(97.3%),表明径向基核函数模型在直升机飞行回避区识别中的泛化能力更佳。

**关键词:** 航空施药; 直升机; 回避区; 支持向量机(SVM); 自动识别; 核函数

中图分类号: V328

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)09-0219-07

OSID:



## Identifying Helicopter Flight Entering the H - V Diagram in Plant Protection Operations

CAI Wei<sup>1</sup> ZHENG Linjiang<sup>2</sup> MIAO Dejian<sup>1</sup> XU Qian<sup>1</sup>

(1. Changhe Aircraft Industry Corporation, Jingdezhen 333002, China

2. College of Computer, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** As one of the important vehicles, helicopters play a key role in the forest-protection and pest control task. Compared with unmanned vehicles, helicopter can fly faster, carry more payloads with longer endurance. Avoiding entering the H - V diagram is a key issue for a helicopter's take-off and landing phase, and a significant task is to automatically identify entering the area. A method was developed for helicopters entering the H - V diagram based on support vector machine (SVM) theory, which had significant value for helicopters' safety management and flight evaluation. By selecting some data of a helicopter's H - V diagram as the training and testing groups, and the cross-validation algorithm was used to optimize kernel function's parameters, a prediction model for H - V diagram was developed based on SVM. Both the poly and RBF kernel functions were adopted for comparing the test results, and also the flight data (height-velocity) around the H - V diagram were identified based on the prediction model. The calculation showed that although the same accuracy (0.894) was obtained by using the poly and RBF kernel models, the RBF model's prediction accuracy got to 100%, better than poly kernel model (97.3%), which again showed that the RBF kernel model had enhanced generalization ability. In the future work, the high-speed H - V curve's identification should be emphasized so as to enhance the safety for helicopters in plant protection operations.

**Key words:** aviation spraying; helicopter; H - V diagram; support vector machine (SVM); automatic identification; kernel function

收稿日期: 2025-11-21 修回日期: 2025-12-17

基金项目: 国家自然科学基金项目(U2341230)

作者简介: 蔡伟(1983—),男,高级工程师,主要从事直升机空气动力学和飞行数据分析研究, E-mail: 87026171@qq.com

## 0 引言

航空施药在林区病虫害防治工作中发挥了重要作用,而直升机因其响应速度快、施用农药利用率高、防治效果明显等特点成为林区植保作业的重要载体<sup>[1-3]</sup>。与无人机相比,直升机在林区植保作业任务中的载药量大、飞行速度快、续航时间更长<sup>[4]</sup>。直升机低空飞行过程中,存在由不同高度和速度组合形成的特定边界区域,在此区域范围内出现发动机失效将导致其无法安全着陆,该区域被称为回避区。因而,直升机飞行员在建立起飞和着陆航迹过程中应避免进入回避区<sup>[5]</sup>。通常直升机在结束林区航空施药作业飞行后,技术人员可通过绘制飞行高度和速度的曲线图判断直升机是否进入回避区。然而,该方法存在以下技术缺陷:效率低下,难以满足对海量飞行数据进行实时或快速分析的需求;主观性强,人工判读容易导致判断失准。因此,研究一种通过读取飞行数据实现自动识别林区植保作业直升机是否进入回避区的方法,可快速有效地评估驾驶员的飞行质效,对保障直升机在林区植保作业中的飞行安全具有重要的工程价值。

关于直升机回避区的研究主要涉及理论计算、试飞方法、环境影响分析等方面<sup>[6-10]</sup>。支持向量机(Support vector machine, SVM)是在统计学习理论和结构风险最小原理基础上建立的一种机器学习方法,能够避免在小样本情况下过学习导致的泛化能力<sup>[11]</sup>,且无需复杂特征工程处理非线性问题。近年来,应用支持向量机(SVM)理论解决了一些航空故障诊断、飞行任务识别等方面的难题<sup>[12-13]</sup>。近年来,直升机在林区航空施药等植保作业中的应用得到进一步发展,于水等<sup>[14]</sup>通过直升机喷洒微囊剂实现了对松褐天牛的药效试验,茹煜等<sup>[15]</sup>通过构建直升机施药药箱晃动试验台完成了药箱的优化,而潘永福等<sup>[16]</sup>则采用VOF模型对直升机农林喷洒设备的液体开展了流量分析。但针对直升机林区植保作业安全性分析的研究较少,鲜有公开文献采用机器学习算法对林区植保作业直升机飞行安全性进行识别。

在二维平面无法对直升机回避区的高度和速度数据进行线性分类,需借助相关模型将其映射为高维特征空间的线性可分数据。为了更准确估计直升机回避区数据模型在未知飞行数据识别的性能,可采用交叉验证法开展模型的针对性调参,从而避免一次划分情况下受样本随机分布影响导致的结果不稳定。

为此,本文提出一种基于交叉验证支持向量机

的直升机飞行进入回避区识别方法,用于解决二维平面回避区无法线性分类且依靠人工判断飞行数据与回避区边界关系较为耗时的问题。

## 1 直升机回避区

直升机在低速飞行时出现发动机失效后,可通过降低旋翼总距并利用旋翼动能和相对来实现自转飞行着陆。然而,在一定的高度和速度组合条件下,直升机发动机失效后将无法安全着陆,这一高度和速度组成的区域被称为回避区,回避区的边界称为高度-速度曲线(Height-velocity curve),如图1所示。回避区的确定对直升机飞行安全非常重要,其边界受直升机飞行质量和高度影响明显<sup>[7]</sup>。

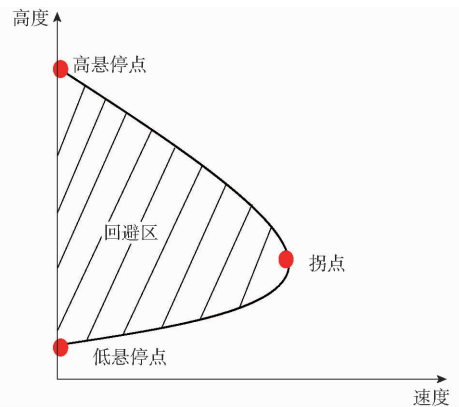


图1 直升机低速回避区示意图

Fig. 1 Helicopter low H-V diagram

直升机回避区的高悬停点按照转入最佳稳定自转所需高度确定,低悬停点由下降率及起落架承载能力确定,随前飞速度增加、上边界与下边界的交汇点被称为拐点或膝点,高度-速度曲线所形成的区域(图1中阴影部分)即为回避区。

## 2 直升机进入回避区识别方法

### 2.1 支持向量机分类算法

与其他机器学习方法不同,支持向量机能够通过小样本数据进行训练,达到结构化风险最小,具有良好的泛化能力<sup>[11,17-22]</sup>,是一种广泛使用的二分类算法。

鉴于直升机H-V回避区的高度和速度数据在二维平面上非线性可分,本方法通过选择合适的核函数,将其映射至高维特征空间,在该空间中寻找最优分类超平面。

对于二分类线性可分问题,假设样本集为 $(x_i, y_i)$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ),  $x_i \in \mathbf{R}^e$ ,  $y_i \in \{1, -1\}$  (类别标签),在此 $e$ 维空间中线性函数写为: $f(\mathbf{x}) = \mathbf{W}^T \mathbf{x} + \mathbf{b}$ ,对应的分类面方程为: $\mathbf{W}^T \mathbf{x} + \mathbf{b} = 0$ ,当该分类面为最优分类面时,如图2所示的分类间隔 $d_0$ 最大。由

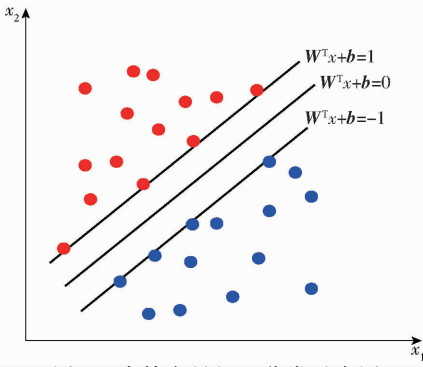


图2 支持向量机二分类示意图

Fig.2 Support vector machine binary classification diagram

于  $d_0 = \frac{2}{|W^T|}$ , 求解间隔  $d_0$  的最大值, 也就是求

$\min\left(\frac{1}{2}W^T W\right)$ 。为提升模型适应性和泛化性能, 引入松弛变量  $\xi_i$  和惩罚因子  $C$ , 转换为如下优化问题

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|W\|^2 + C \left(\sum_{i=1}^n \xi_i\right) \\ \text{s. t. } y_i(W^T x + b) \geq 1 - \xi_i \\ (\xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n) \end{cases} \quad (1)$$

将上述优化问题进行求解得到最优分类函数。在低维空间数据不可分情况下, 通过选择核函数  $k(x_i, x_j)$  将其转换到高维空间, 求得决策函数为

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n \lambda_i y_i k(x, x_i) + b\right) \quad (2)$$

式中  $\lambda_i$ ——拉格朗日乘子

常用的核函数有多项式核函数、线性核函数、径向基核函数、Sigmoid 核函数等。

### 2.2 交叉验证法

支持向量机核函数参数  $\sigma$  (核宽度) 和惩罚因子  $C$  (盒约束) 对模型的泛化能力和拟合能力有直接影响, 且同一组参数会随训练数据改变而导致模型预测精度发生改变。当数据样本较小时, 样本随机性对参数选择有较大影响, 不利于模型的泛化和推广。因此, 采用  $K$  折交叉验证法对每组参数 ( $\sigma, C$ ) 在模型的性能表现进行比较和评估, 并筛选出最优的参数组合从而形成最终预测模型。

在  $K$  折交叉验证中, 平均泛化误差  $E_{cv}$  (kfoldloss) 为

$$E_{cv} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K E_i \quad (3)$$

式中  $E_i$ ——第  $i$  轮验证集上的误差

从而,  $K$  折交叉验证优化后模型平均准确率 (得分) 为:  $A_{cvAcc} = 1 - E_{cv}$ 。

本文参数优化的本质是通过多次数据划分加验证的方法, 确保找到泛化能力稳定且最优的参数组合, 并避免选到“伪最优”模型。此外, 为考察训练

集子集划分数量对模型平均准确率的影响, 分别采用不同折数的交叉验证模型进行循环验证。参数优化的具体步骤如下:

- (1) 遍历核函数参数的各种组合方式, 构建支持向量机二分类预测模型。
- (2) 将训练集划分  $K$  个子集, 循环使用  $K-1$  个子集训练、1 个子集验证, 从而建立  $K$  折交叉验证模型。
- (3) 计算交叉验证平均准确率。
- (4) 选择评估得分最高的一组参数设置最优模型。
- (5) 使用该最优模型对测试集数据进行准确率验证。

### 2.3 飞行进入回避区识别方法

为实现对直升机进入回避区的自动识别, 本研究构建一套包含回避区内外数据训练集和测试集的模型, 使用该模型和飞行数据对直升机在执行林区植保作业低空低速飞行阶段是否进入回避区进行自动识别。同时, 将回避区内外侧数据按照比例 3:1 划分为训练集和测试集。

针对直升机高度-速度曲线特点, 在选取训练数据时, 重点选取曲线内外侧附近数据点作为训练模型的输入。其中曲线外侧数据点的标签为 1, 曲线内侧数据点标签为 -1。在此基础上, 使用 SVM 分类器对回避区内外侧数据进行模型训练, 从而对采集的飞行数据进行自动识别和有效性评估。

由于直升回避区曲线具有非线性特性, 从而需要选取合适的核函数将其映射至高维特征空间计算超平面。本文选择多项式核函数及径向基核函数分别进行 SVM 分类器的训练和对比较验证, 最终选取测试集识别率最高的组合模型。

总体的工作流程如图 3 所示。

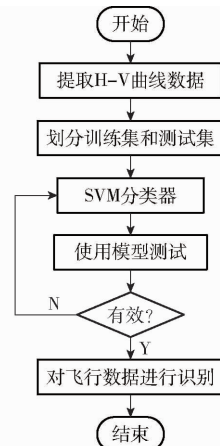


图3 进入回避区识别总体工作流程图

Fig.3 Overall workflow for identification of entering the H-V diagram

在分类器核函数的设置中,使用径向基和多项式2种核函数分别建立训练模型,并自定义多种组合的参数,按照模型在训练集的认识准确率选取最优参数组合,2种模型处理的对象均为高度-速度曲线附近数据点。通过考察2种核函数不同取值带来的认识准确率,确定最终使用的核函数及定义,从而完成对直升机林区植保作业过程中飞行进入回避区的认识。

### 3 实验与结果分析

#### 3.1 实验设置

提取的实验数据包括训练数据和飞行数据,训练数据用于建立支持向量机模型并进行测试,飞行数据是样例直升机在执行林区植保作业时低速飞行时的高度、速度点。

通过采集直升机高度-速度曲线(回避区)内外侧数据点,形成支持向量机模型初始训练数据共计164组,其中曲线外数据(标签为1)64组和曲线内数据(标签为-1)100组。尽管支持向量机方法在小样本条件下仍能保持较强泛化能力,但在对训练集进行交叉验证参数优化时,为了不致于使子集过小,故将训练数据仅留出小部分作为模型可靠性的测试数据,并使训练集与测试集的比例为3:1。

同时,考虑到支持向量机从低维到高维映射支持多种核函数,而本研究的对象为二维曲线的参数

识别,故不对线性核函数的性能进行讨论,将重点考察多项式核函数和径向基核函数在回避区曲线内外数据认识性能。参数优化采用 $K$ 折交叉验证,针对多项式核函数,优选多项式次数和盒约束;针对径向基核函数,优选核宽度和惩罚因子,以确保最优参数组合和模型认识准确率。在对模型进行 $K$ 折交叉验证后,选择特定参数组合并测试优化模型对飞行数据的认识准确率。

#### 3.2 多项式核计算

当采用多项式核函数  $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j + c)^d$  进行支持向量机建模时,其中,  $c$  为常数项,  $d$  即为多项式次数,影响模型性能的关键参数包括:盒约束(box)和多项式次数(order)。盒约束用于控制模型对错误样本的惩罚力度,平衡模型的拟合能力与泛化能力,而多项式次数可决定多项式核函数映射到高维空间的“复杂度”,若取值不恰当均会导致模型过拟合或欠拟合。

通过遍历多项式核的各种参数组合,并采用 $K$ 折交叉验证法对各参数组合条件下的模型进行优化,以模型的平均准确率为判断条件,确定对应的盒约束和多项式次数的最佳值。盒约束分别取值0.1、1和10,而多项式次数为2、3及4。为研究交叉验证折数对模型优化的效果, $K$ 的取值包括3、5和10,通过实验验证,判断子集划分是否越多越好。经计算,当 $K$ 取值保持固定时,盒约束和多项式次数都会产生模型准确率的差异,如图4所示。

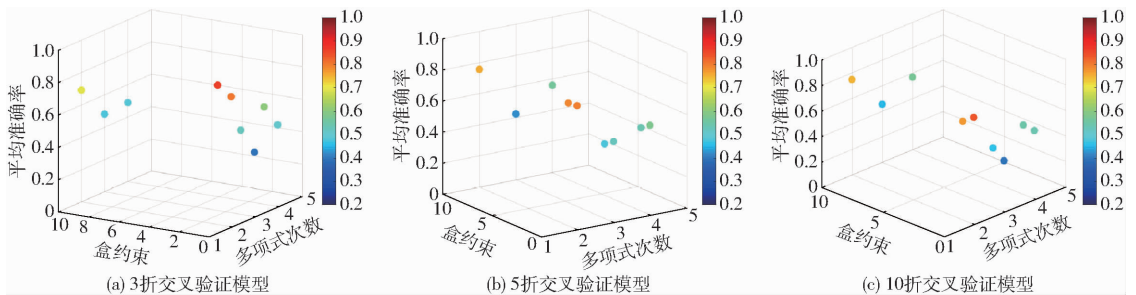


图4 不同折数交叉验证多项式核模型准确率随参数的变化

Fig. 4 Poly kernel model's accuracies varying with parameters for different  $K$  values

从图4可以看出,多项式次数对模型平均准确率有显著影响,不论交叉验证折数取值大小,模型的平均准确率都表现出与多项式次数强关联的特点。当多项式次数为2时,模型在3个不同盒约束条件下的平均准确率均显著大于3次和4次,如表1所示。

从表1中还可以看出,尽管5折交叉验证的2次多项式核参数条件下模型平均准确率高于3折和10折,但3折交叉验证的其中一个准确率(0.894)为所有参数组合的最高值,此时的模型具有最佳的泛化和推广能力,其参数值为[2,0.1]。此外,从

表1 多项式核函数模型不同次数条件下的平均准确率

Tab. 1 Average accuracy with different orders for poly kernel model

折数	次数	准确率			平均准确率
		盒约束1	盒约束2	盒约束3	
3	2	0.894	0.732	0.650	0.759
	3	0.561	0.504	0.512	0.526
	4	0.553	0.545	0.512	0.537
5	2	0.846	0.805	0.805	0.818
	3	0.439	0.496	0.447	0.461
	4	0.472	0.618	0.528	0.539
10	2	0.846	0.683	0.797	0.775
	3	0.561	0.415	0.463	0.480
	4	0.512	0.537	0.537	0.528

表1中数据分布还可以看到,随着模型盒约束的变化,5折交叉验证条件下的模型预测准确率变化更趋平缓,表明此条件下模型准确率受盒约束的影响更小,如图5所示。

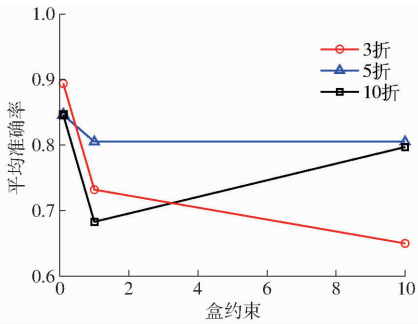


图5 多项式核2阶函数模型在不同折交叉验证的准确率  
Fig. 5 Accuracies with different K values for the second poly kernel model

采用3折交叉验证法确定的参数组合对飞行数据进行标签预测,将预测值与真实值作对比,得到飞行数据的预测精度为97.3%,这是因为在回避区曲线附近存在2组数据点出现预测错误。将飞行数据的预测值与回避区曲线绘于同一坐标系内,实现飞行进入回避区识别示意,如图6所示。从图6中可见,红线条(回避区内预测值)出现跨越回避区曲线的情况,说明多项式核模型未能完全有效识别飞行数据。

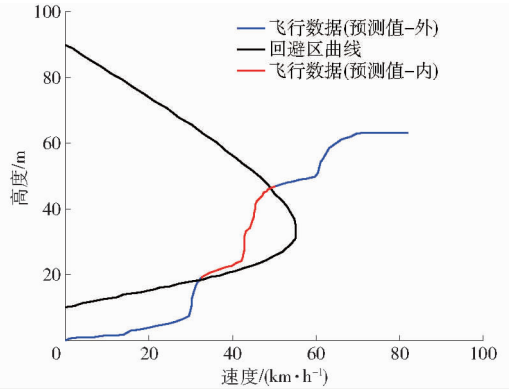


图6 多项式核模型预测飞行数据进入回避区

Fig. 6 Prediction of flight entry the H-V diagram based on flight data via poly kernel model

### 3.3 径向基核计算

为进一步验证支持向量机方法在飞行进入回避区识别的可靠性,采用径向基核函数重新建立一个二分类模型,并应用交叉验证法选出最优参数组合。选取的模型参数包括核宽度( $\sigma$ )和惩罚因子( $C$ ),核宽度决定样本对周围空间的影响范围,而惩罚因子控制对分类错误样本的惩罚力度,它们的取值范围均为(0.1,1,10)。分别采用3折、5折和10折交叉验证法对模型的平均准确率进行评估,各参数组合条件下的交叉验证模型准确率见图7。

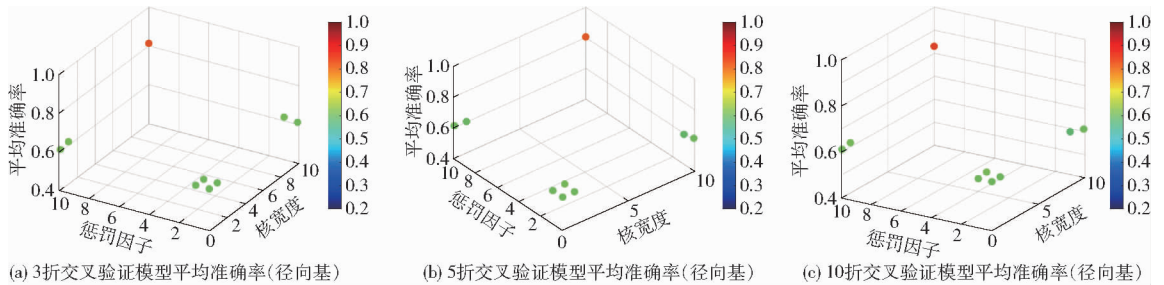


图7 不同折数交叉验证径向基核模型准确率随参数的变化

Fig. 7 RBF kernel model's accuracies varying with parameters for different K values

从图7中可以看到,当核宽度取值较小时,不论惩罚因子如何设置,其模型平均准确率都保持在0.6附近,在图中显示为绿色圆点较为集中,而深色的圆点在不同折数交叉验证情况下均位于核宽度及惩罚因子取最大值的条件下。计算不同惩罚因子配置3种核宽度(正则化参数)的平均模型准确率,结果见表2。从表2可见,不论交叉验证折数K取值大小,模型的最高平均准确率总是出现在惩罚因子取最大值时,且当核宽度同时也取最大值时,模型的准确率才能达到最大。经模型对组合参数综合优选,确定径向基核函数模型最优参数组合为(10,10)。需要指出的是,尽管此参数组合条件下的模型识别率(0.894)与多项式核模型的最佳识别率接近,但受样本数量以及参数组合条件的限制,仍需采

表2 径向基核函数模型不同惩罚因子条件下的平均准确率

Tab. 2 Average accuracy with different C for RBF kernel model

折数	惩罚因子	准确率			平均准确率
		核宽度 1	核宽度 2	核宽度 3	
3	0.1	0.610	0.610	0.610	0.610
	1	0.610	0.610	0.561	0.593
	10	0.610	0.593	0.797	0.667
5	0.1	0.610	0.610	0.610	0.610
	1	0.610	0.618	0.577	0.602
	10	0.610	0.593	0.870	0.691
10	0.1	0.610	0.610	0.610	0.610
	1	0.610	0.618	0.585	0.604
	10	0.610	0.610	0.894	0.705

用包含高度和速度的飞行数据对模型进行验证,最终确定选取的核函数。

交叉验证不同折数条件下,当惩罚因子取最大值时的模型准确率随核宽度( $\sigma$ )的变化关系如图8所示。从图8可以看到,3种不同折数的模型最大准确率均指向核宽度为10,只是准确率表现出对交叉验证折数的强关联,尤其是3折与5折交叉验证引起的准确率相差较大。

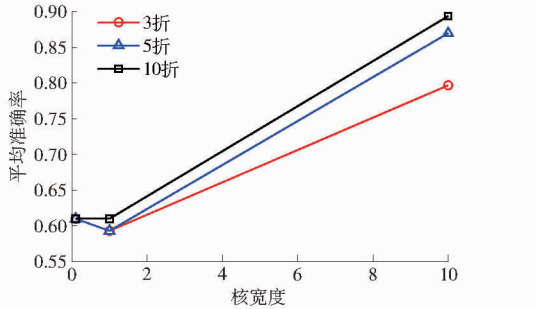


图8 径向基核函数模型在不同折交叉验证的准确率

Fig.8 Accuracies with different K values for RBF kernel model

通过采用交叉验证和径向基核函数建模对训练数据进行准确率识别得到最优参数组合后,使用该组合参数的模型对采集到的飞行数据进行二分类识别,判断其标签预测值与实际标签是否相符,从而实现该模型对飞行数据进入回避区的有效识别。经计算,采用径向基核函数的模型对飞行数据的预测准确率达到100%。飞行数据的预测值与回避区曲线如图9所示。

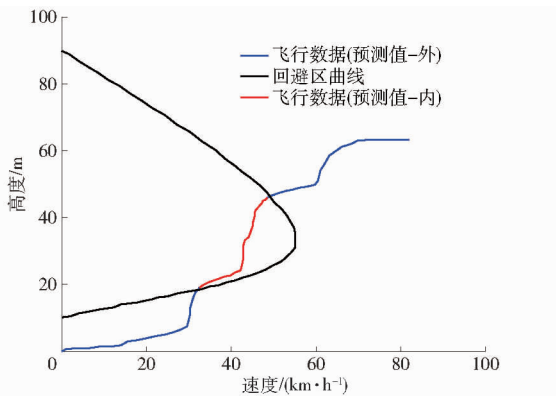


图9 径向基核模型预测飞行数据进入回避区

Fig.9 Prediction of flight entry the H-V diagram based on flight data via RBF kernel model

### 3.4 对比分析

为更直观对多项式核函数模型及径向基核函数模型在直升机林区植保作业飞行进入回避区识别中的有效性开展对比分析,交叉验证不同折数条件下2种核函数模型在测试集的识别准确率以及对飞行数据测试准确率对比如表3所示。

表3 多项式核及径向基核模型的识别准确率与预测精度  
Tab.3 Tested and predicted accuracies with poly-model and RBF kernel model

核函数	准确率			核参数	预测精度/%
	3折	5折	10折		
多项式	0.894	0.846	0.846	(2,0.1)	97.3
径向基	0.797	0.870	0.894	(10,10)	100

从表3可以看出,尽管2种不同核函数模型对测试集数据的识别准确率较为接近,但径向基核函数模型对实际飞行数据的预测精度达到100%,优于多项式核模型的97.3%,表明其具备更优异的泛化能力和鲁棒性。同时,交叉验证的折数对多项式核模型的影响弱于对径向基核模型的影响,而多项式核参数取二次时预测精度最佳,则表明直升机飞行回避区曲线更接近于二次曲线。

## 4 结论

(1) 本文基于支持向量机构建了一套适用于直升机林区植保作业中进入回避区识别的计算模型,分别计算了不同核函数在测试集预测中的表现,并对采集的飞行数据(高度-速度)进行了预测。实验结果显示,径向基核模型在飞行数据的预测精度为100%,优于多项式核模型的97.3%,表明本文建立的预测模型能够对直升机在林区飞行进入低空回避区进行有效识别。

(2) 模型预测精度的提升印证了交叉验证法在预测模型参数选择中的优化作用,这有助于提高模型的稳定性和泛化能力。

(3) 基于支持向量机的直升机进入回避区识别方法可作为评价直升机低速飞行质效的一项依据,对林区植保作业飞行安全保障具有重要的工程价值。

## 参 考 文 献

- [1] 周志艳,明锐,臧禹,等. 中国农业航空发展现状及对策建议[J]. 农业工程学报,2017,33(20):1-13.  
ZHOU Zhiyan, MING Rui, ZANG Yu, et al. Development status and countermeasures of agricultural aviation in China[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(20): 1-13. (in Chinese)
- [2] 姚伟祥,兰玉彬,王娟,等. AS350B3e 直升机航空喷施雾滴飘移分布特性[J]. 农业工程学报,2017,33(22):75-83.  
YAO Weixiang, LAN Yubin, WANG Juan, et al. Droplet drift characteristics of aerial spraying of AS350B3e helicopter[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(22): 75-83. (in Chinese)
- [3] YAO W, GUO S, WANG J, et al. Droplet deposition and pest control efficacy on pine trees from aerial application[J]. Pest

- Management Science, 2022, 78(8): 3324 - 3336.
- [4] 方树平, 茹煜, 胡晨明, 等. 基于VMM和DNiG的直升机多林区植保作业航线规划[J]. 农业工程学报, 2022, 38(1): 70 - 79.  
FANG Shuping, RU Yu, HU Chenming, et al. Route planning for multi-forest areas of helicopter plant protection operations based on vector modeling method and double-layer nested improved genetic algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(1): 70 - 79. (in Chinese)
- [5] 王适存. 直升机空气动力学[M]. 北京: 航空专业教材编审组, 1985.
- [6] 孟万里, 陈仁良. 直升机低速回避区计算分析[J]. 南京航空航天大学学报, 2014, 46(2): 204 - 211.  
MENG Wanli, CHEN Renliang. Prediction for helicopter low-speed height-velocity diagram[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2014, 46(2): 204 - 211. (in Chinese)
- [7] 周禹, 肖升兴, 李亮明, 等. 飞行质量和高度对多发直升机回避区影响分析[J]. 科技创新与应用, 2020(6): 58 - 60.
- [8] 龙福坤, 朱清华, 周淳, 等. 双发直升机回避区曲线研究[J]. 飞行力学, 2023, 41(2): 1 - 8.  
LONG Fukun, ZHU Qinghua, ZHOU Chun, et al. Research on the H - V diagram curve for twin-engine helicopter[J]. Flight Mechanics, 2023, 41(2): 1 - 8. (in Chinese)
- [9] 刘文琦, 黄钦儿. 直升机回避区飞行试验技术研究[J]. 直升机技术, 2008(2): 6 - 10.  
LIU Wenqi, HUANG Qin'er. Flight test research in height-speed envelope of helicopter[J]. Helicopter Technology, 2008(2): 6 - 10. (in Chinese)
- [10] 席华彬. 直升机单台发动机停车后的飞行轨迹优化[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2006.  
XI Huabin. Research on optimization of helicopter flight following one-engine failure[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2006. (in Chinese)
- [11] CORTES C, VAPNIK V. Support vector network[J]. Machine Learning, 1995, 20(2): 273 - 297.
- [12] 吉昱玮, 吴红兰. 基于SVM的飞机引气系统故障检测方法研究[J]. 测控技术, 2021, 40(3): 51 - 55.  
JI Yuwei, WU Honglan. Fault detection method of aircraft bleed air system based on SVM[J]. Measurement and Control Technology, 2021, 40(3): 51 - 55. (in Chinese)
- [13] 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/OL]. 北京航空航天大学学报, 1 - 11 [2025 - 06 - 03]. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0635>.  
LI Bowen, LEI Xiaoyong. Flight task recognition and action segmentation based on SVM[J/OL]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 1 - 11 [2025 - 06 - 03]. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0635>. (in Chinese)
- [14] 于水, 李涛, 姜滨. 直升机喷洒微囊剂防治松褐天牛的药效试验[J]. 山东林业科技, 2021, 51(2): 40 - 43.  
YU Shui, LI Tao, JIANG Bin. Efficacy test of helicopter spraying microcapsules against *Monochamus alternatus*[J]. Shandong Forestry Science and Technology, 2021, 51(2): 40 - 43. (in Chinese)
- [15] 茹煜, 薛江坤, 刘彬, 等. 直升机施药药箱药液阻尼防晃模拟及试验[J]. 农业工程学报, 2023, 39(9): 55 - 63.  
RU Yu, XUE Jiangkun, LIU Bin, et al. Simulation and experiment of the anti-shake damping of liquid in helicopter application tank[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(9): 55 - 63. (in Chinese)
- [16] 潘永福, 田尧旭. 直升机农林喷洒设备药箱抛放流量分析方法研究[J]. 农业机械, 2024(9): 70 - 73.  
PAN Yongfu, TIAN Yaoxu. Research on the analysis method of flow rate for helicopter agricultural spraying equipment tank discharge[J]. Agricultural Machinery, 2024(9): 70 - 73. (in Chinese)
- [17] 李冬冬, 赵彦君, 倪国华. 基于支持向量机的强噪声颗粒物图像识别[J]. 计算机应用与软件, 2024(9): 236 - 240.  
LI Dongdong, ZHAO Yanjun, NI Guohua. Strong noise particle image recognition based on support vector machines[J]. Computer Applications and Software, 2024(9): 236 - 240. (in Chinese)
- [18] 周俊, 买买提江·吐尔逊. 基于支持向量机回归的道路能见度检测[J]. 现代电子技术, 2024(23): 154 - 158.  
ZHOU Jun, TUERXUN M. Road visibility detection based on support vector machine regression[J]. Modern Electronic Technology, 2024(23): 154 - 158. (in Chinese)
- [19] 周世良, 柯春儒, 吴凡, 等. 基于支持向量机的架空直立式码头船舶撞击力预测模型[J]. 水运工程, 2023(8): 21 - 27.  
ZHOU Shiliang, KE Chunru, WU Fan, et al. Inversion model of ship impact force of overhead vertical wharf based on support vector machine[J]. Water Transport Engineering, 2023(8): 21 - 27. (in Chinese)
- [20] 陈远东, 孟辉, 李猛克, 等. 基于支持向量机的变压器碳排放预测模型[J]. 包装工程, 2024(1): 254 - 261.  
CHEN Yuandong, MENG Hui, LI Mengke, et al. Transformer carbon emission prediction model based on support vector machine[J]. Packaging Engineering, 2024(1): 254 - 261. (in Chinese)
- [21] 王海波, 王鸿桑, 王文轩. 基于支持向量机的钢-混结合段疲劳性能研究[J]. 中南大学学报, 2025(5): 1874 - 1885.  
WANG Haibo, WANG Hongsan, WANG Wenxuan. Study on fatigue performance of steel-concrete joint section based on support vector machine[J]. Journal of Central South University, 2025(5): 1874 - 1885. (in Chinese)
- [22] 刘国驰, 张伟巍, 张宏茹. 智能化装备技术在航空施药质量提升中的应用[J]. 农机质量与监督, 2024(12): 15 - 18.  
LIU Guochi, ZHANG Weiwei, ZHANG Hongru. Application of intelligent equipment technology to improve aerial spraying quality[J]. Agricultural Machinery Quality and Supervision, 2024(12): 15 - 18. (in Chinese)