

# 基于支持向量机的飞机地面结冰冰型分类预测

邢志伟<sup>1</sup>, 张 辉<sup>2</sup>

- (1. 中国民航大学 特种设备研究基地, 天津 300300;  
2. 中国民航大学 航空自动化学院, 天津 300300)

**摘 要:**飞机结冰严重影响飞机的安全性,而不同结冰类型对飞机的危害程度也不同。文中提出了一种飞机结冰冰型预测模型,该方法将支持向量机应用于飞机结冰冰型分类。首先对各类结冰冰型影响因子进行分析,在此基础上建立了基于支持向量机的飞机结冰冰型分类模型。采用基于支持向量机的分类模型对飞机地面结冰进行了冰型识别,并与BP神经网络的分类模型进行了识别效果对比。试验结果表明,在小样本条件下,该方法具有分类准确度高、推广能力较强等优点,有良好的应用前景。

**关键词:**飞机结冰;支持向量机;BP神经网络;分类;预测

**中图分类号:**TP391.4

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2012)06-0247-04

## Aircraft Icing Type Classification Forecast Based on Support Vector Machine

XING Zhi-wei<sup>1</sup>, ZHANG Hui<sup>2</sup>

- (1. Ground Support Equipment Research Base, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;  
2. Aeronautical Automation College, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

**Abstract:** Aircraft icing can seriously affect the safety of aircraft, and different types of aircraft icing has an effect on the aircraft safety to various extents. A SVM (Support Vector Machine) model for aircraft icing type prediction is presented to classify aircraft icing type. The input variables of icing type are analyzed, and then based on the analysis, the appropriate forecasting methods are chosen and an SVM model for aircraft icing type classification is established. The SVM-based classification model is employed to identify aircraft ground icing type and compared with the classification model based on BP neural network. The experimental results showed that the model based on the SVM method can supply high forecast accuracy, strong generalization ability with small samples, and have good application prospect.

**Key words:** aircraft icing; support vector machine; BP neural network; classification; forecast

## 0 引 言

飞机结冰是指飞机表面某些部位聚集了冰层的现象。它会使飞机的空气动力学性能恶化,表现为升力减小,阻力增大,严重影响飞机的安全性。同时,不同的结冰类型对飞机安全运行的危害程度也不相同。因此研究如何准确预测飞机结冰类型对保证飞机的安全运行以及机场飞机除冰资源的调度有着重要意义。

支持向量机(support vector machine, SVM)是Vapnik提出的一种建立在统计学习理论的基础上的机器学习方法。该方法根据有限的样本数据在模型复杂性

和学习能力之间寻求最佳折衷,以期获得最好的推广能力<sup>[1]</sup>。SVM由于在解决高维数、非线性、小样本数据等实际问题中表现出许多特有的优势,已经被广泛的应用在文本图像分类、音频分类、故障诊断等实际问题中<sup>[2-5]</sup>。同时,对于将支持向量机应用于飞机结冰判别方面的研究,文献[6]提出了基于支持向量机的主动红外式结冰冰型分类方法,文献[7]将支持向量机用于飞机结冰严重程度的判别应用中,并都取得了较好的分类效果。

文中在研究支持向量机分类理论与对各类结冰冰型影响因子进行分析的基础上,构建了飞机结冰冰型预测模型,并进行了实验验证,最终结果表明该方法能够有效地对飞机结冰类型进行准确分类。

## 1 飞机结冰冰型的类型及其气象影响因子

飞机结冰是飞机运行中所面临的严重安全隐患,

收稿日期:2011-10-31;修回日期:2012-02-02

基金项目:国家自然科学基金(60879020)

作者简介:邢志伟(1970-),男,辽宁新民人,教授,博士,主要研究方向为民航特种设备与系统、机器人技术;张 辉(1986-),男,江苏淮安人,硕士研究生,主要研究方向为机电系统智能检测与控制技术。

多发生在飞机的机翼、尾翼、螺旋桨等部位表面。通常,不同气象条件下会产生各种不同的结冰类型,而影响飞机地面结冰类型的气象因子主要有过冷却水滴直径、温度、风速和风向等<sup>[8]</sup>。

根据飞机机翼结冰的物理现象特点,简要地将飞机结冰分为以下三种类型:

(1)明冰:表面光滑、冰体透明。明冰的外形不规则,冰中没有气泡,冰体透明,组织致密。机翼表面结了这类冰,将会破坏机翼的气动外形,又由于它与机翼表面的结合力较大而难以清除,对飞机安全造成的危害最大。

(2)凇冰。其透明度差,外表呈现乳白色,又叫“霜冰”。凇冰的表面粗糙而且不透明,冰中含有气泡,组织比较松散。凇冰容易脱落,会对飞机飞行带来较大的危害。

(3)混合冰。它是由明冰和凇冰混合组成的。混合冰表面粗糙,又不容易脱落,对飞机的危害也不小。

通过对不同结冰类型的气象因子进行测量,最后达到对飞机结冰冰型的分类,这是文中研究的根本任务。

## 2 飞机结冰冰型分类模型的构建

### 2.1 多分类 SVM 的构建方法

SVM 早先仅针对解决两分类问题,而文中要解决的飞机结冰冰型预测是多分类问题。对于涉及多分类问题时,通常可以修改 SVM 分类算法,或者按照某种方法组合多个两分类器来构造一个多类分类器<sup>[9]</sup>。文中采用的方法是后者。

在组合多个两类分类器来构造多分类器时,通常采用的方法有“一对多”法<sup>[10]</sup>(one-against-rest method)和“一对一”法<sup>[11]</sup>(one-against-one method)。

(1)“一对多”法:该方法是先将某一类别的样本数据和其他余下类的训练数据区分开来构造所有可能的二分类 SVM,然后采用某种结合方法将训练得到的所有二分类 SVM 组合起来构造成一个多分类器来解决多分类问题。对于  $n$  分类问题,该方法需要构造  $n$  个二分类 SVM。“一对多”法比较简单直观,但它的缺点是存在不可分的区域,同时如果训练样本不均衡将造成分类精度较低。并且每次都必须对所有样本训练来构造二分类 SVM,计算和时间复杂度比较大。

(2)“一对一”法:它是分别任选 2 个不同样本类别来构成一个 SVM 子分类器,这样对于  $n$  类问题构造  $n(n-1)/2$  个 SVM 子分类器。在构造两个不同类别的 SVM 子分类器时,在样本数据集中分别选取属于相应的两个不同类别的样本数据作为子分类器的训练样本数据,并将属于两个不同类别中的一个类别的数据

标记为正,将属于另一个类别的数据标记为负。在利用测试样本进行测试阶段使用“最大投票法”来确定测试样本属于哪一个类别,即每个两分类器都对测试样本的类别进行判断,并采用投票的方法为其相应的类别投上一票,最后得票最多的那个类别即是该未知样本的所属类别。

由于“一对一”法克服了“一对多”法 SVM 每次都要处理全部样本的缺点,单个子分类器的训练速度得到提高,同时样本分布不平衡的可能性也在一定程度上减少<sup>[9]</sup>,而且“一对一”法训练与测试精度都明显高于“一对多”法 SVM,所以文中使用“一对一”法来构造多分类 SVM。

### 2.2 基于支持向量机的飞机结冰冰型分类模型建立步骤

(1)构建有效的分类影响因子。由于飞机地面结冰冰型主要受气象因子的影响,故考虑将温度、过冷却水滴直径、风速、风向等共 4 个因子作为预选影响因子。

(2)选择核函数及参数值。常用的核函数有多项式核函数、径向基(RBF)核函数、Sigmoid 核函数。文中核函数的选择通过实验结果比较,以分类正确率最高的作为模型核函数。在确定核函数后,惩罚因子和核函数的参数( $c, g$ )的选择则通过交叉验证参数搜索法获取。

(3)利用“一对一”法构造多分类 SVM,用数据点构造支持向量分类机的学习样本与测试样本。针对任意类型  $i$  和  $j$  建立二分类 SVM,即构造并求解最优化问题:

$$\begin{aligned} \min_{w^i, b^i, \xi^i} & \frac{1}{2} (w^i)^T w^i + C \sum_i \xi_i^i \\ \text{s. t. } & (w^i)^T \varphi(x_i) + b^i \geq 1 - \xi_i^i, \text{ if } y_i = i, \\ & (w^i)^T \varphi(x_i) + b^i \leq -1 + \xi_i^i, \text{ if } y_i = j, \\ & \xi_i^i \geq 0. \end{aligned}$$

(4)利用学习样本来训练支持向量机,得到  $k(k-1)/2$  个 SVM 子分类器。用测试样本对支持向量机决策函数进行测试,在达到较高精度之后,该支持向量分类机就可以作为飞机结冰冰型的预测模型。

## 3 核函数对 SVM 识别性能的影响

模型采用不同的核函数就可以实现不同类型的非线性决策面的学习机,导致不同的支持向量机算法,目前常用的支持向量机核函数主要有径向基核函数、多项式核函数和 Sigmoid 核函数。为了确定对飞机结冰分类效果最佳的核函数,文中分别选取不同的核函数类型进行计算,其分类结果如表 1 所示。其中,识别正确率是支持向量机正确归类某冰型样本数与参加测试

的该冰型样本总数之比,总正确率是所有冰型测试样本正确归类样本数与参加测试的所有冰型样本数之比。

表1 核函数类型对SVM识别性能的影响

核函数类型	结冰类型	性能指标		
		测试样本数	归类正确数	正确识别率
多项式核函数	明冰	15	15	100.0%
	混合冰	27	23	85.2%
	淞冰	18	15	83.3%
Sigmoid核函数	明冰	15	0	0
	混合冰	27	27	100.0%
	淞冰	18	0	0
径向基核函数	明冰	15	14	93.3%
	混合冰	27	25	92.5%
	淞冰	18	16	88.8%

表1表明,当采取径向基核函数时,SVM对结冰冰型的识别性能最好,而采用Sigmoid核函数的SVM性能最差。因此,在使用SVM对飞机结冰冰型进行分类时,应优先使用径向基核函数,其次考虑多项式核函数。

4 模型参数的选择

相对于核函数而言,惩罚因子和核函数的参数对SVM预测模型的性能影响更为重要,因此参数的选择也是建立准确预测模型的关键步骤。然而,关于SVM参数的优化选择,还没有公认统一的最好方法,大多数情况下是根据经验以及具体的样本数据进行参数选择。

文中支持向量机参数的选择采用网格搜索法,对网格上的每组参数对(c,g)进行泛化能力评价,从而找到最优的参数对。对于泛化能力的评价,支持向量机预测模型中使用交叉验证(Cross Validation)的方法<sup>[12]</sup>,简称CV。CV是用来验证分类器的一种统计分析方法,其基本思想是:在某种意义下将原始数据(dataset)样本分成两个部分,一部分作为训练样本,另一部分作为验证样本。其方法是首先用训练样本对分类器进行训练,再利用验证样本来测试训练得到的分类模型(model),以得到的分类准确率作为评价分类器的性能指标。利用LIBSVM工具箱提供的交叉验证参数搜索方法确定飞机结冰冰型分类模型的最优参数,SVC参数选择结果如图1所示。

从图1可以看出,当模型参数 $c = 0.707107, g = 0.0625$ 时,预测模型的分类正确率是最高的,所以通过交叉验证参数搜索方法最终确定模型最优参数为 $c = 0.707107, g = 0.0625$ 。

5 仿真实验与结果分析

5.1 飞机结冰冰型数据样本

在低温试验箱中进行结冰实验,将获取的230个数据样本根据结冰类型分为3个部分,每个数据样本包括温度、风速、结冰类型。用于支持向量机的数据样本,如表2所示。支持向量机的结冰冰型判别输出如表3所示。

表2 训练及测试样本

	明冰	混合冰	淞冰
类型标签	1	2	3
训练样本个数	31	84	55
测试样本个数	15	27	18
样本总计	总样本230个,训练样本共170个,测试样本共60个		

表3 支持向量机输出

结冰类型	输出
明冰	1
混合冰	2
淞冰	3

5.2 支持向量机与BP神经网络的性能比较

BP(Back Propagation)神经网络是目前应用最广泛的神经网络模型之一,它是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,BP神经网络算法通过迭代地处理一组训练样本,并将各样本的网络预测值与实际已知类标进行比较来学习。它使用最速下降法学习规则,通过反向传播来不断调整网络的权值和阈值,使得网络的误差平方和达到最小。BP神经网络具有一定的推广、概括能力,但BP神经网络存在学习速度很慢,网络训练失败的可能性较大等缺点。

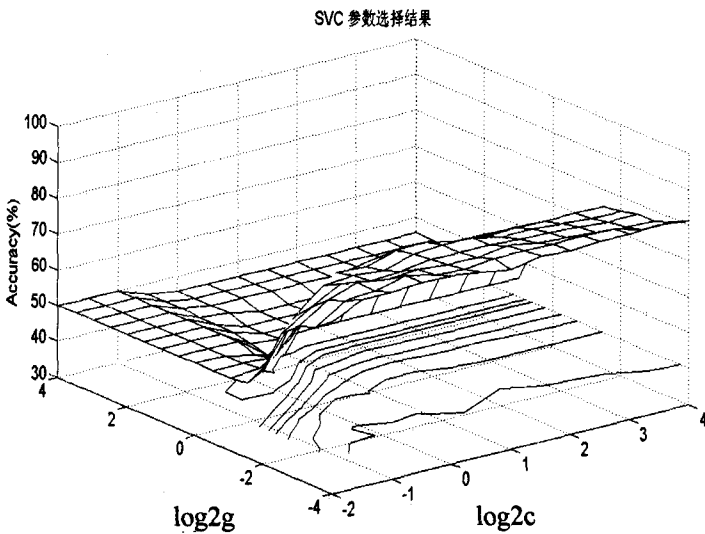


图1 SVC参数选择结果

在文献[13]中,采用BP神经网络方法进行了分类研究,文中将支持向量机分类方法与BP神经网络分类方法在相同样本情况下作了比较,其分类结果如

表 4 所示。

表 4 支持向量机方法与 BP 神经网络方法性能比较

分类方法	结冰类型	性能指标			总正确率
		测试样本	正确样本数	正确识别率	
BP 神经网络	明冰	15	14	93.3%	85.0%
	混合冰	27	25	92.5%	
	淞冰	18	12	66.6%	
SVM	明冰	15	14	93.3%	91.6%
	混合冰	27	25	92.5%	
	淞冰	18	16	88.8%	

从表 4 可知,在相同的小样本条件下,基于 SVM 的结冰冰型分类方法性能优于 BP 神经网络方法。因为支持向量机能较好地解决小样本、高维数、非线性和局部极小点等实际应用问题,克服了实际应用中样本不足的缺陷以及神经网络的过学习、局部极小值和泛化能力差的问题。

5.3 仿真结果与分析

使用 Matlab 2009a 软件和 Libsvm 工具箱来建立结冰分类预测模型,用于建模的 SVM 为 C-SVM,核函数选择径向基核函数,其表达式为  $k(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / \sigma^2)$ 。模型最优参数  $c = 0.707107$ ,  $g = 0.0625$ 。对测试样本进行分类预测,最终结冰分类模型预测结果如图 2 所示。

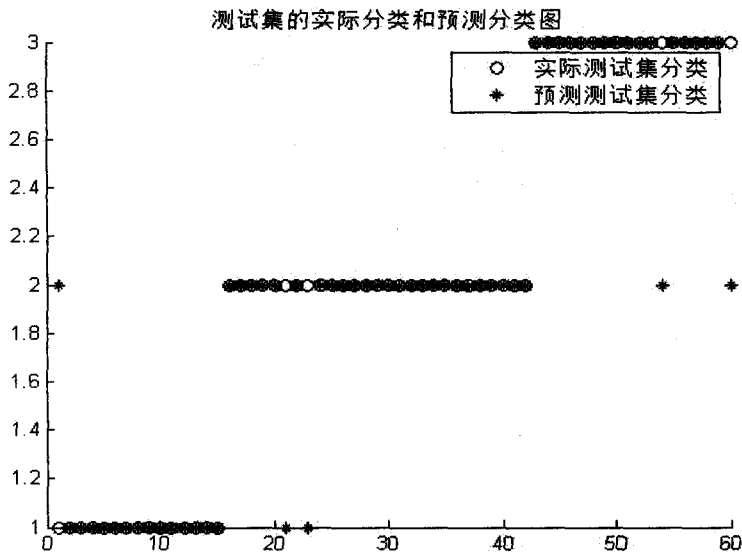


图 2 分类模型预测结果

从图 2 中可以看出,支持向量机对结冰冰型的分类正确率较高,由此可以说明文中提出的基于支持向量机的结冰分类模型是正确、可行的。在实际应用中,只要训练样本及参数选择得当,便可提供较为准确的分类结果。

6 结束语

文中探讨了基于支持向量机的飞机结冰冰型的识

别,采用“一对一”法构建多分类支持向量机,利用 K-CV 交叉验证法选择支持向量机的最优参数,建立了基于 SVM 的飞机结冰冰型分类模型,对比分析了核函数类型对支持向量机分类能力的影响。最后,通过实验结果证明,文中提出的基于支持向量机方法能够较好地对飞机结冰冰型作出分类识别,为飞机结冰冰型的准确预测提供了一个有效的方法,具有较好的实际应用价值。

参考文献:

[1] 李秀珍,孔纪名,王成华. 多分类支持向量机在滑坡稳定性判别中的应用[J]. 吉林大学学报(地球科学版),2010,40(3):632-633.

[2] 朱红斌,蔡 郁. 基于主动学习支持向量机的文本分类[J]. 计算机工程与应用,2009,45(2):134-136.

[3] 俞玉莲,郭世杰. 基于支持向量机的多类音频分类[J]. 计算机应用与软件,2010,27(4):98-101.

[4] 高亚东,邓升平. 基于支持向量机的直升机旋翼不平衡故障分类研究[J]. 南京航空航天大学学报,2011,43(3):435-438.

[5] Pal M. Support vector machine-based feature selection for land cover classification: a case study with DAIS hyperspectral data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(14):2877-2894.

[6] 张 镇,叶 林,陆海鹰,等. 基于支持向量机的主动红外式结冰冰型分类方法研究[J]. 计算机应用研究,2010,27(7):2560-2562.

[7] 邹 杰,葛俊锋,叶 林,等. 基于支持向量机的飞机空中结冰严重程度识别[J]. 中国民航大学学报,2011,29(2):9-12.

[8] 李航航,周 敏. 飞机结冰探测技术及防除冰系统工程应用[J]. 航空工程进展,2010(2):112-113.

[9] 唐发明,王仲东,陈绵云. 支持向量机多类分类算法研究[J]. 控制与决策,2005,20(7):746-750.

[10] Polat K, Gunes S. A novel hybrid intelligent method based on C4.5 decision tree classifier and one-against-all approach for multi-class classification problem[J]. Expert Systems with Application, 2009,36(2):1587-1592.

[11] Arindam C, Kajal D, Dipak C. A comparative study of kernels for the multi-class support vector[C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2008:3-7.

[12] 奉国和. SVM 分类核函数及参数选择比较[J]. 计算机工程与应用,2011,47(3):123-125.

[13] 张兰华,孙 岩,薛绍伟,等. 基于 BP 神经网络的社团分类研究[J]. 微电子学与计算机,2011,28(6):197-200.