

DOI: 10.13382/j.jemi.B2103979

基于被动音频的低小慢目标探测方法*

段儒杰^{1,2} 行鸿彦^{1,2} 陈子正^{1,2} 刘洋^{1,2}

(1. 南京信息工程大学 气象灾害预报预警与评估协同创新中心 南京 210044;

2. 南京信息工程大学 江苏省气象探测与信息处理重点实验室 南京 210044)

摘要:为了提高无人机的探测识别率,对无人机飞行声音进行时频域分析,针对无人机声音特性,将梅尔倒谱系数(MFCC)与翻转梅尔倒谱系数(IMFCC)组合来更好地表征无人机声音信号,新的特征参数通过Fisher准则进行特征降维,构建无人机“声纹库”,通过灰狼优化算法(GWO)对支持向量机(SVM)中的参数进行优化,建立无人机音频分类模型。实验结果表明,新特征参数可弥补单一特征在整个声音频域分辨率低的缺陷,GWO-SVM音频分类模型可实现在50 m距离内无人机探测,识别率达到92.9%,较传统检测方法有显著优势。

关键词:无人机探测;特征选择;灰狼优化算法

中图分类号: TP391; TN911 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4010

Detection method of low slow and small target based on passive audio

Duan Rujie^{1,2} Xing Hongyan^{1,2} Chen Zizheng^{1,2} Liu Yang^{1,2}

(1. Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China; 2. Jiangsu Key Laboratory of Meteorological Observation and Information Processing, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: In order to improve the recognition rate of the detection drone, the flight sound of the drone is analyzed in the time and frequency domain. For the sound characteristics of the drone, so as to better characterize the UAV sound signal, the Mel cepstrum coefficient (MFCC) and the inverted Mel cepstrum coefficient (IMFCC) are combined. The new feature parameters are used for feature dimensionality reduction based on Fisher criterion, construct the UAV “voiceprint library”, optimize the parameters in the support vector machine (SVM) through the gray wolf optimization algorithm (GWO), and establish the UAV audio Classification model. Experimental results show that the new feature parameters can make up for the low resolution of a single feature in the entire sound and audio domain. The GWO-SVM audio classification model can achieve drone detection within a distance of 50m, which has significant advantages over traditional detection methods.

Keywords: UAV detection; feature selection; gray wolf optimization algorithm

0 引言

无人机作为“低小慢”的代表,即低空、小型、慢速的目标。近年来,随着无人机市场的快速增长,无人机逐渐朝着多用途、平民化等方向发展。无人机凭借其体积小、

机动性好、适应性强的优点,逐渐在国防、测绘、农业、环保、气象、救援、等领域受到关注。然而无人机也是一把双刃剑,一方面给生产生活带来了便利,另一方面,又容易发生“黑飞”事件,重大户外活动、机场、机密单位、监狱等场所都面临“黑飞”问题。

目前无人机的探测方法主要有雷达探测、无线电探

收稿日期:2021-02-10 Received Date: 2021-02-10

* 基金项目:国家重点研发计划政府间重点专项(2021YFE0105500)、江苏省重点研发计划(BE2018719)、江苏省研究生科研与实践创新计划(SJCX20_0292)项目资助

测、声音探测、光电探测等方法^[1-4]。目前国内外对无人机的探测基本采用上述的方法,针对低小慢目标,雷达探测表现并不理想;无线电探测技术在无人机“静默”状态下很难发现目标;光电技术在复杂的环境下很难发挥作用。早在十多年前,美国、英国等国的技术合作组(TTCP-AG6)就提出过使用多元阵列来探测无人机^[5],2014年美国 DroneShield 公司研发出一款无人机声音探测设备,有效监测距离可达 70~80 m。2016 年日本松下公司研制一种将图像和声音相结合的无人机探测的设备,最大探测距离可达 100 m。与国外相比,国内起步较晚,我国在 20 世纪 80 年代开始研究被动音频探测技术,陈丹等^[6]将主成分分析算法用于提取直升机、战斗机、坦克和巡航导弹等 4 类战场目标的声信号特征,并取得了满意的结果,但对信噪比要求较高。2018 年丘恺彬等^[7]对无人机声信号进行研究,比较了经验模态分解(EMD)和(IMF)能量比的无人机特征提取方法,但没有考虑不同距离下的实际情况。无人机声音探测技术是对现有探测技术的有效补充,具有成本低、方便性高、被动探测等优点。

提取无人机的声音特征是声音探测的难点,目前主流提取的声音特征参数有线性预测倒谱系数(LPCC)、梅尔频率倒谱系数(MFCC)、短时过零检测法、小波变换等算法^[8-9]。其中,MFCC 是针对人耳的听觉模式提出的一种算法,在语音识别有个广泛的应用。无人机声音信号作为一种声学信号,与语音信号有类似之处,对其进行时频域分析,把 MFCC 应用在无人机飞行声音识别上,并针对无人机的声音特性,与 IMFCC 特征组合,通过计算 Fisher 比构建混合特征参数,弥补了 MFCC 在高频域分辨率低的不足,更好的表征了无人机声信号,并训练出灰狼优化算法-支持向量机(GWO-SVM)无人机音频分类模型,成功实现了无人机声音的检测和识别。

1 声音特征参数提取

1.1 无人机声信号特征

以某型无人机飞行为例进行研究,通过实际采集的声音作时频域分析,如图 1(a)所示,无人机音频信号在低中高频均有分布且成分相对固定,当无人机飞行时会产生多普勒现象。从图 1(b)可以看出,声音信号的频率呈现一定的倍频规律。

分析多种四旋翼无人机的信号得知,无人机音频分为气动噪声和机械噪声。气动噪声是当无人机在飞行时由旋翼切割空气的产生,主要分布在低频区域,传播的距离较远;机械噪声是由于电动机转动等机械结构引起的噪声,频率高、幅度低,随着距离的增加衰减很快,难以采集^[10]。对大部分常用无人机来说,高频部分噪声在距离

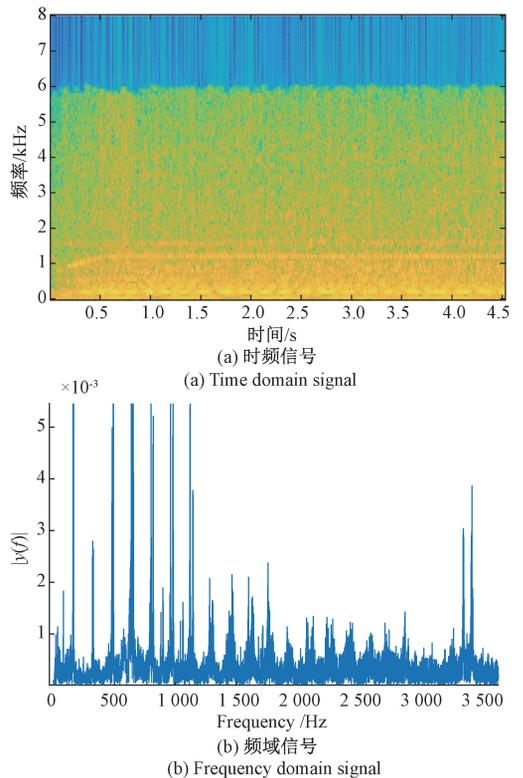


图 1 无人机声信号分析

Fig. 1 Acoustic signal analysis of UAV

地面 50~80 m 之后衰减很大^[11],不同类型的无人机由于尺寸大小、旋翼数量等设计的不同所以具有不同的声特征。因为不同飞行状态下的声特征有所不同,所以可以根据上述特点构建无人机“声纹库”。

1.2 MFCC 参数的提取

MFCC 是从人耳的生理构造出发,将声音从线性频谱变换到非线性的 Mel 频域,其中,低频部分的分辨率比高频部分更高^[12-15]。具体来说就是在频率小于 1 000 Hz 时,Mel 频率和 Hz 频率大致为线性关系;当频率大于 1 000 Hz 时,Mel 频率和 Hz 频率大致为对数关系。坐标的变换关系如下:

$$F_{mel} = 1127 \ln(1 + f_{Hz}/700) \quad (1)$$

梅尔滤波器在 Mel 域中均匀分布,但是在频率坐标系中却不是均匀分布,在 1 000 Hz 以下的低频区域的分布密集,但是在高频部分,滤波器的数目就会变得更少,分布稀疏。正是由于这一特性,使 MFCC 可以在中低频表征无人机声音信号,故实验采用 MFCC 作为无人机音频信号特征参数。梅尔滤波器分布如图 2 所示。MFCC 参数提取流程如图 3 所示。

与传统的语音信号不同,无人机音频信号的 MFCC 参数的提取步骤中没有预加重系数,这是因为无人机音频信号没有声道模型。本实验采用 20 个梅尔滤波器,帧

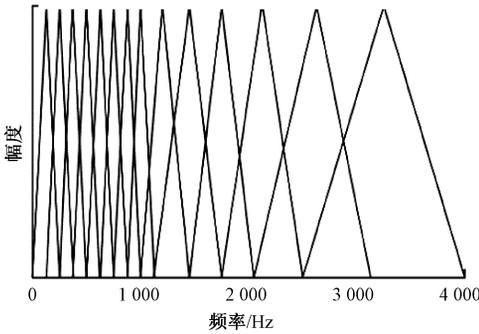


图 2 梅尔滤波器组结构

Fig. 2 Structure diagram of Mel filter bank

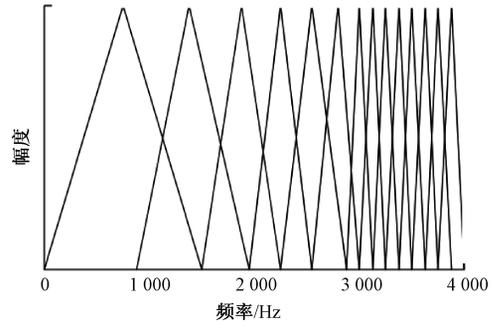


图 4 翻转梅尔滤波器组分布

Fig. 4 Structure diagram of inverted Mel filter bank

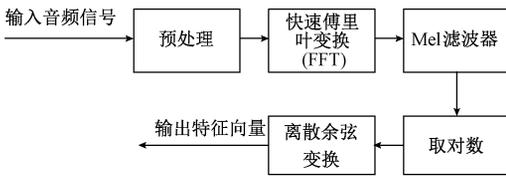


图 3 MFCC 参数提取过程

Fig. 3 Extraction process of MFCC

长为 256 个采样点, 帧移 80 个采样点, 可以得到 12 维 MFCC 参数, 在此基础上增加 Δ MFCC 参数作为其动态特征, 可以提高识别性能, 这样共有 24 维特征参数。

1.3 IMFCC 参数的提取

由于梅尔滤波器的构造导致 MFCC 对中高频信号的分辨率较低, 无法充分表征无人机飞行声音, 为了提高特征参数在中高频部分的分辨率, 提出将 IMFCC^[16] 用于特征的组合。与梅尔滤波器的构造相反, 翻转梅尔滤波器在高频区域滤波器的构造更加紧密。提取 IMFCC 之后再通过 Fisher 准则对 MFCC 和 IMFCC 进行特征降维从而构造新特征参数, 新特征参数可以弥补 MFCC 在中高频分辨率低的问题。翻转梅尔频率与实际频率的关系如下:

$$F_{imel} = 2146.1 - 1127 \ln \left(1 + \frac{4000 - f_{Hz}}{700} \right) \quad (2)$$

翻转梅尔滤波器组分布如图 4 所示。与 MFCC 参数的提取过程类似, 提取结果为 12 维 IMFCC 参数和 12 维 Δ IMFCC 参数, 共有 24 维特征参数。

1.4 混合特征参数的提取

MFCC 和 IMFCC 参数虽然各自包含了丰富的信息, 但是不同维度的分量对信号的代表能力是不同的。如果只是将它们简单叠加, 虽然带来的信息更多, 但是也会带来冗余信息, 增加训练和识别时间甚至会影响到整体的识别性能, 所以对特征参数进一步处理使系统的执行效率更高。通过计算不同特征参数的 Fisher 比得到特征

参数的可分离性, 从而降低特征维度^[17], 其公式如下:

$$F_{Fisher} = \frac{\sigma_{between}}{\sigma_{within}} \quad (3)$$

Fisher 比值高则表示某一维特征的贡献度高。 $\sigma_{between}$ 为类间离散度矩阵, 表示不同音频信号特征类间的方差, 其数学表达式如下:

$$\sigma_{between} = \sum_{i=1}^M (m_k^{(i)} - m_k)^2 \quad (4)$$

式中: M 表示音频特征序列的类别数; $m_k^{(i)}$ 表示第 i 音频特征的第 k 维分量的均值; m_k 表示所有音频在第 k 维分量的均值; σ_{within} 为类内离散度矩阵, 表示同一音频信号特征类内的方差。

$$\sigma_{within} = \sum_{i=1}^M \left[\frac{1}{n_i} \sum_{c \in n_i} (c_k^{(i)} - m_k^{(i)})^2 \right] \quad (5)$$

式中: n_i 为各类的样本数; $c_k^{(i)}$ 表示第 i 类音频特征的第 k 维分量。

图 5、6 所示分别为 10 m 高度下音频信号的 MFCC 和 IMFCC 的 Fisher 比, 从图 5、6 可以看出, 各特征参数的不同维的贡献度不同, MFCC 根据比值的大小选择 4、5、7、9、11、12 维, IMFCC 选择 2、4、5、6、8、10 维。同时对 Δ MFCC 和 Δ IMFCC 做相同的处理, 最后得到 24 维特征参数, 新特征参数的维数比之前简单叠加要少 50%。

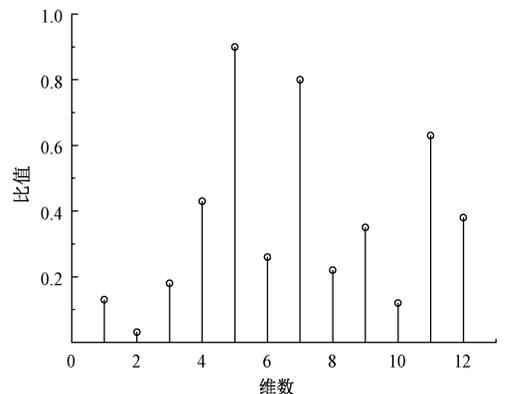


图 5 MFCC 参数 Fisher 比

Fig. 5 Fisher ratio of MFCC

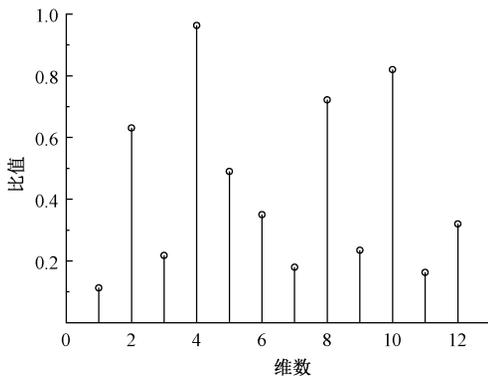


图 6 IMFCC 参数 Fisher 比

Fig. 6 Fisher ratio of IMFCC

2 GWO 算法优化 SVM 模型

2.1 SVM

对无人机探测而言,本质实际是一个处理二分类的问题,本文采用处理二分类问题性能很好的 SVM 算法进行识别。SVM 是由 Vapnik 等提出的一种分类模型,使用 SVM 来进行样本分类的思路是将输入特征量通过非线性变换映射到高维空间中,在高维空间中建立一最优超平面,使该超平面与待分类样本的边缘距离最大。SVM 在小样本,非线性等情况下依然可以有良好的分类准确率^[18-20]。

假设有数据集:

$$D = \{(\vec{x}_1, y_1), (\vec{x}_2, y_2), y_i \in \{+1, -1\}\}$$

式中: i 表示第 i 个样本, n 表示样本容量。分类超平面公式为:

$$f(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) + b \quad (6)$$

式中: $\boldsymbol{\omega}$ 为法向量,决定超平面的方向; b 为位移项,决定超平面与原点的距离。支持向量机的优化函数后得到:

$$\min \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + C(\xi_i + \xi_i^*) \quad (7)$$

其中,约束条件为:

$$\boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) + b - y_i = \xi_i \quad (8)$$

式中: ξ_i 为随机数,称为松弛变量。 C 为惩罚参数,采用拉格朗日数乘法后可得到支持向量机的回归模型:

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \quad (9)$$

式中: $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x})$ 为核函数,其表达式为式(10)。

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|^2}{2\sigma^2}\right) =$$

$$\exp(-g \cdot \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|^2) \quad (10)$$

α_i 为拉格朗日乘子,不同的核函数对结果的影响很大,其中高斯核(RBF)的使用较为广泛,通过调节核函数参数 g 就可影响训练样本在高维空间中分布的复杂程度

和分类精度,具有很好的灵活性。因此,通过对影响分类效果的惩罚因子 C 和核函数参数 g 进行优化,就可以提高分类效果。随着算法的发展,在参数的优化上有了更多的选择,本文使用全局搜索能力强,收敛能力强的灰狼优化算法对支持向量机的参数进行优化,从而建立起 GWO-SVM 的无人机音频分类模型。

2.2 GWO-SVM 模型

GWO 算法是由 Mirjalili 等在 2014 年提出的一种群体智能优化算法,通过对灰狼种群内部阶层、狩猎机制等进行建模,将灰狼按照等级从高到低分为 α 狼、 β 狼、 δ 狼和 ω 狼 4 类^[21]。其中, α 狼代表最优解, β 狼代表次优解, δ 狼代表第 3 优解,剩余的均为 ω 狼。通过 α 狼、 β 狼、 δ 狼指引 ω 狼对猎物狩猎,从而获得目标猎物。

GWO 算法数学模型为:

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (11)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (12)$$

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (13)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r}_2 \quad (14)$$

式中: \vec{D} 表示灰狼与猎物间的距离; $\vec{X}(t+1)$ 表示灰狼更新后的位置; t 表示当前迭代次数; \vec{X}_p 和 \vec{X} 分别表示猎物和灰狼的位置坐标矢量; \vec{A} 随迭代次数 t 递减; \vec{r}_1, \vec{r}_2 为 $[0-1]$ 的随机向量。

为了描述灰狼捕捉猎物的过程,假设 α 狼、 β 狼、 δ 狼对猎物的位置坐标有很强的感知能力,则猎物坐标更新公式为:

$$\begin{cases} \vec{D}_\alpha = |\vec{C}_1 \vec{X}_\alpha - \vec{X}| \\ \vec{D}_\beta = |\vec{C}_2 \vec{X}_\beta - \vec{X}| \\ \vec{D}_\delta = |\vec{C}_3 \vec{X}_\delta - \vec{X}| \end{cases} \quad (15)$$

$$\begin{cases} \vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - A_1 \cdot (\vec{D}_\alpha) \\ \vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - A_2 \cdot (\vec{D}_\beta) \\ \vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - A_3 \cdot (\vec{D}_\delta) \end{cases} \quad (16)$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (17)$$

式中: $\vec{D}_\alpha, \vec{D}_\beta, \vec{D}_\delta$ 分别表示 α 狼、 β 狼、 δ 狼与其他狼的距离; $\vec{X}_\alpha, \vec{X}_\beta, \vec{X}_\delta$ 分别表示 α 狼、 β 狼、 δ 狼当前位置; \vec{C} 是随机向量,用于增加 ($\vec{C} > 1$) 或减少 ($\vec{C} < 1$) 灰狼与猎物之间的距离,提高全局搜索能力。

GWO 优化 SVM 算法的主要流程如下。

1) 输入无人机音频样本及对应的标签。

- 2) 对 GWO 算法的参数进行初始化,包括种群规模 N 、最大迭代次数 T 、SVM 的参数 (C, g) 的取值范围。
- 3) 随机产生狼群,每头狼的位置由 (C, g) 组成。
- 4) 由初始参数 C 和 g 确定 SVM 后,用 SVM 对训练集进行训练并计算每头狼的个体适应度。
- 5) 根据适应度的大小对狼群进行排序,由大到小依次为 α, β, δ 。
- 6) 根据狼群算法式 (15) ~ (17) 对狼群位置进行更新。
- 7) 计算位置更新后的适应度,并与上次迭代最优适应度对比,更新最优适应度。
- 8) 以达到最大迭代次数为终止条件,输出 α 狼的位置即为 SVM 的最优参数,否则跳转步骤 5)。

3 基于 GWO-SVM 的无人机识别

3.1 实验模型

声探测框图如图 7 所示,实验步骤如下。

- 1) 预处理,对训练数据和测试数据进行预处理,通过 FIR 低通滤波器将 7 000 Hz 以上高频噪声滤除,然后对信号进行分帧,256 点为一帧,帧移 80。最后给信号加汉明窗来避免信号的边缘影响,减少频谱泄露。
- 2) 特征提取,对无人机音频样本进行 MFCC 参数和 IMFCC 参数的提取并通过 Fisher 比进行特征降维,得到一个 24 维的特征参数。
- 3) 模型训练,对 GWO-SVM 模型进行训练,构建无人机音频分类模型。
- 4) 特征匹配,将音频特征参数与音频模板库匹配得出识别结果。

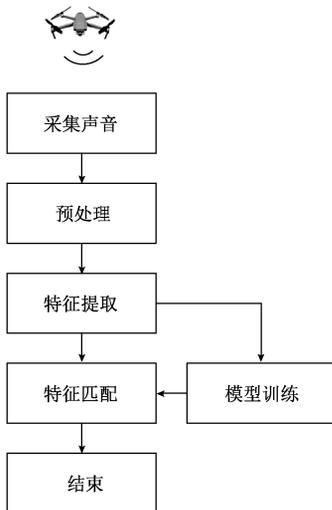


图 7 音频探测框图

Fig. 7 Structure diagram of audio detection

3.2 实验环境及实验数据采集

本文在 Windows10 操作系统下利用 MATLAB R2017a 进行实验,音频采集地点在南京信息工程大学,音频数据采集来源于 Sony 录音笔录制,实验数据来自 DJI2、DJI3、DJI4 和另外 3 架外观机构不同、气动性能不同的小型低空无人机。

训练数据在安静的夜晚操场录制,测试数据在学校公园中,伴随着各种复杂的环境噪声,使采集的样本更贴近实际。数据保存规则如表 1 所示。

表 1 样本采集规则表

Table 1 Rules of preserving sample

项目	内容	备注
文件格式	wav	命名前加机型作为区分
量化位数	16 bit	
通道数	单通道	
采集规则	高度分别为 10、30、50 m	

根据样本采集规则共采集 72 个样本,时长 105 min,包括不同机型在不同高度下的情况,飞行高度根据无人机 App 得到。

3.3 实验结果分析

为验证 GWO-SVM 模型对无人机音频分类的优越性,分别采用遗传算法 (GA) 和 GWO 对 SVM 的参数寻优。对采集的样本利用十折交叉验证方式进行实验,对不同种类、不同高度的情况进行实验,同时对比遗传优化算法,构建无人机音频分类模型,每组的训练样本为 80 个,预测样本为 80 个。将狼群数量设置为 10,最大迭代次数设置为 100,SVM 参数寻优范围设置为 $C \in [0.01 - 100]$, $g \in [0.01 - 100]$ 。灰狼算法优化后的惩戒系数 $C = 19.3778$, $g = 1.5532$,不同算法在不同高度的识别率如表 2 所示。

表 2 不同算法在不同高度的识别率

Table 2 Recognition rate of different algorithms at different heights (%)

算法	特征	不同飞行识别率			平均识别率
		10 m	30 m	50 m	
SVM	MFCC	95.7	90.2	75.7	87.2
	MFCC+	96.1	92.6	77.3	88.7
	IMFCC	97.3	92.2	79.6	89.7
GWO-SVM	MFCC	98.6	95.1	84.9	92.9
	MFCC+	98.8	91.8	77.2	89.2
	IMFCC	98.8	95.0	83.1	92.3
GA-SVM	MFCC	98.8	95.0	83.1	92.3
	MFCC+	98.8	95.0	83.1	92.3

不同算法在处理不同高度样本的平均时间如表 3 所示。

表 3 不同算法的运行时间

Table 3 Running time of different algorithms

算法	SVM	GA-SVM	GWO-SVM
平均准确率/%	88.7	92.3	92.9
平均时间/s	1.43	12.76	3.92

由表 2 实验结果可以看出,随着无人机高度的增加,对无人机的识别率明显降低,这是因为高度的增加会使信号的强度变弱,同时高频信号的幅值也会快速衰减,导致特征不能很好的表征无人机信号。本文提出的特征参数在不同算法、不同高度等情况下较 MFCC 参数识别率均有不同程度的提高,即使高度增加,信号减弱,但新特征参数在高频部分仍有很好的表征作用,新特征参数的表现效果随着距离的增加优势而愈发明显,这是因为新特征参数是结合 MFCC 和 IMFCC,对无人机声信号的整个频域都有较高分辨率,且通过 Fisher 比选出了贡献度最高的特征分量,兼备了两个特征的优点。GA-SVM、GWO-SVM 的在远距离下的识别率是明显高于 SVM 的,这是因为优化算法对惩罚因子 C 和核函数参数 g 进行了优化选择,从而选出最合适的参数来进行分类,从表 3 可以看出,GA-SVM、GWO-SVM 的运行耗时是高于 SVM 的,这是因为 GWO 和 GA 对参数寻优耗费了时间,但提高了识别率。相比于遗传算法,灰狼优化算法在训练过程中对参数优化时,可以凭借算法的快速收敛性大幅度减少运算耗时并同时提高识别率,总体来说,基于 GWO-SVM 的无人机音频分类算法可以很好的对无人机音频进行份分类识别。

4 结论与展望

本文提出基于灰狼算法的优化支持向量机无人机音频探测的方法,对无人机音频信号作时频域分析,针对无人机声音特性,结合 Fisher 准则对 MFCC 和 IMFCC 提取,组合成新的特征参数,解决了特征在高频域分辨率低、多维特征运算时间长的缺点,提高了系统的执行效率,同时使用灰狼算法对支持向量机进行优化,从而建立无人机音频探测模型。实验以不同距离下无人机音频为样本,通过识别率来判断模型的性能效果,并与其他算法作对比。

实验结果表明,新特征参数在不同算法、不同高度下的表现均明显优于 MFCC,而且相比于其他算法,基于灰狼算法的优化支持向量机的方法比未优化支持向量机和利用其他优化的支持向量机算法更快、正确率更高。实验表明,此模型可以满足 50 m 距离内对常用无人机的探测识别要求,但是目前在实际应用中依旧存在着许多缺陷,尚不能构成成熟的无人机探测力量。下一步,将配合

多传感器阵列和其他探测方式,使探测范围更广、准确率更高,同时对无人机的位置进行定位,形成多点协同探测的保护网络。

参考文献

- [1] 蒋榕圻,白若楷,彭月平. 低慢小无人机目标探测技术综述[J]. 飞航导弹,2020(9):100-105.
JIANG R Q, BAI R K, PENG Y P. Overview of low-slow and small UAV target detection technology [J]. Flying Missile, 2020(9): 100-105.
- [2] CĂTĂLIN D, MARIUS M, MĂDĂLINA C I, et al. Development of an acoustic system for UAV detection [J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2020, 20(17): 4870.
- [3] 陈小龙,陈唯实,饶云华,等. 飞鸟与无人机目标雷达探测与识别技术进展与展望[J]. 雷达学报, 2020, 9(5):803-827.
CHEN X L, CHEN W SH, RAO Y H, et al. Progress and prospect of radar detection and recognition technology for flying birds and unmanned aerial vehicles [J]. Journal of Radars, 2020, 9(5): 803-827.
- [4] BERAT C. Radio detection of extensive air showers at the pierre auger observatory [J]. Nuclear Inst. and Methods in Physics Research, A, 2013, 718: 471-474.
- [5] 张学磊,冯杰,李兆利. 声探测技术在低空开放中的应用[J]. 电声技术, 2015, 39(1): 52-56, 70.
ZHANG X L, FENG J, LI ZH L. Application of acoustic detection technology in opening low altitude airspace [J]. Audio Engineering, 2015, 39(1): 52-56, 70.
- [6] 陈丹,李京华,黄根全,等. 基于主分量分析的声信号特征提取及识别研究[J]. 声学技术, 2005(1): 39-41, 45.
CHEN D, LI J H, HUANG G Q, et al. feature extraction and Acoustic signal recognition using principal components analysis [J]. Technical Acoustics, 2005(1): 39-41, 45.
- [7] 丘恺彬,李建良. 无人机识别的音频特征提取方法[J]. 噪声与振动控制, 2018, 38(2): 188-192.
QIU K B, LI J L. Research on detection and recognition of UAV based on audio characteristic [J]. Noise and Vibration Control, 2018, 38(2): 188-192.
- [8] 杨东海. 基于声音识别的四旋翼无人机探测技术研究及实现[D]. 湘潭:湘潭大学, 2017.
YANG D H. Research and implementation of four rotor drone detection technology based on sound recognition [D]. Xiangtan: Xiangtan University, 2017.
- [9] MEZEI J, MOLNAR A. Drone sound detection by correlation [C]. IEEE 11th International Symposium on Applied Computational Intelligence and Informatics (SACI), 2016:509-518.

- [10] 李鹏. 飞机螺旋桨噪声及降噪分析[J]. 装备制造技术, 2009(8):37-38.
LI P. The analysis of aircraft propeller noise and decreasing [J]. Equipment Manufacturing Technology, 2009(8):37-38.
- [11] 王立宏. 小型旋翼无人机声探测识别方法研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2019.
WANG L H. Research on acoustic detection and recognition method of small-rotor drone [D]. Xi'an: Xidian University, 2019.
- [12] 张皓然. 微弱声信号的特征提取与辨识[D]. 绵阳:西南科技大学, 2020.
ZHANG H R. Feature extraction and identification of weak acoustic signals [D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2020.
- [13] 热衣扎·哈那提. 基于改进 MFCC 的语音合成算法研究与实现[D]. 乌鲁木齐:新疆大学, 2019.
HANATI R. Research and implementation of speech synthesis algorithm based on improved MFCC [D]. Urumqi: Xinjiang University, 2019.
- [14] AI O C, HARIHARAN M, YAACOB S, et al. Classification of speech dysfluencies with MFCC and LPCC features [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 39(2): 2157-2165.
- [15] 周萍, 李晓盼, 李杰, 等. 混合 MFCC 特征参数应用于语音情感识别[J]. 计算机测量与控制, 2013, 21(7): 1966-1968, 1986.
ZHOU P, LI X P, LI J, et al. Speech emotion recognition based on mixed MFCC characteristic parameter [J]. Computer Measurement & Control, 2013, 21(7): 1966-1968, 1986.
- [16] 胡峰松, 张璇. 基于梅尔频率倒谱系数与翻转梅尔频率倒谱系数的说话人识别方法[J]. 计算机应用, 2012, 32(9): 2542-2544.
HU F S, ZHANG X. Speaker recognition method based on Mel frequency cepstrum coefficient and inverted Mel frequency cepstrum coefficient [J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32(9): 2542-2544.
- [17] 倪纪伟, 彭妙颜. 基于 Fisher 比的 Bark 倒谱系数混合特征参数提取方法[J]. 电声技术, 2019, 43(1): 30-33, 39.
NI J W, PENG M Y. Parameter extraction method for Bark frequency cepstral coefficients based on Fisher criterion [J]. Audio Engineering, 2019, 43(1): 30-33, 39.
- [18] 丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(1): 2-10.
DING SH F, QI B J, TAN H Y. An overview on theory and algorithm of support vector machines [J]. Journal of

University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 40(01): 2-10.

- [19] 周建民, 陈超, 涂文兵, 等. 红外热波技术、有限元与 SVM 相结合的复合材料分层缺陷检测方法[J]. 仪器仪表报, 2020, 41(3): 29-38.
ZHOU J M, CHEN CH, TU W B, et al. Composite layer defect detection method based on infrared heat wave technology, finite element and SVM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(3): 29-38.
- [20] 康俊杰, 牛玉广, 张国斌, 等. 电站锅炉燃烧系统案例推理自适应寻优方法及应用研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(12): 214-223.
KANG J J, NIU Y G, ZHANG G B, et al. Study on case-based reasoning adaptive optimization method and its application in power plant boiler combustion system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(12): 214-223.
- [21] 龙文, 蔡绍洪, 焦建军, 等. 一种改进的灰狼优化算法[J]. 电子学报, 2019, 47(01): 169-175.
LONG W, CAI SH H, JIAO J J, et al. An improved gray wolf optimization algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(1): 169-175.

作者简介



段儒杰, 2019 年于南京信息工程大学滨江学院获得学士学位, 现为南京信息工程大学硕士研究生, 主要研究方向为仪器仪表技术、信号检测与处理。

E-mail: 445636358@qq.com

Duan Rujie received his B. Sc. degree in 2019 from Binjiang College of Nanjing University of Information Science & Technology. Now, he is a M. Sc. candidate at Nanjing University of Information Science and Technology. His main research interests are instrumentation technology, and signal detection and processing.



行鸿彦 (通信作者), 1983 年于太原理工大学获得学士学位, 1990 年于吉林大学获得硕士学位, 2003 年于西安交通大学获得博士学位, 现为南京信息工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为气象仪器设计与计量、信号检测与处理等。

E-mail: xinghy@nuist.edu.cn

Xing Hongyan (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Taiyuan University of Technology in 1983, M. Sc. degree from Jilin University in 1990 and Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2003. Now, he is a professor and Ph. D. supervisor at Nanjing University of Information Science and Technology. His main research interests include design and metering of meteorological instruments, and signal detection and processing.