

◇ 研究报告 ◇

改进的梅尔倒谱系数在低空飞行器特征提取中的应用*

肖寒春 郭俊峰[†] 张丽

(重庆邮电大学通信学院 重庆 400065)

摘要 梅尔倒谱系数特征提取技术依据人耳的感知特性将声信号从线性频域转换到梅尔域,在语音识别中得到广泛应用。该文将梅尔倒谱系数技术用于小型低空飞行器的声信号特征提取中,并针对螺旋桨驱动类的小型低空飞行器具有稳定的强谐波特性,对梅尔倒谱系数特征提取中使用的梅尔滤波器进行改进,通过对此类谐波处的线性频谱与梅尔谱转换曲线的斜率进行投影替换,提高滤波器对该谐波处信号的感知敏感度。仿真结果表明,使用改进的梅尔倒谱系数特征提取方法对小型低空飞行器进行特征提取时,能够得到更低的等误识率,并且在低信噪比环境中,改进的梅尔倒谱系数特征提取方法具有更好的抗噪能力。

关键词 小型低空飞行器,梅尔倒谱系数,特征提取,谐波线

中图法分类号: TN912.16 文献标识码: A 文章编号: 1000-310X(2018)06-0909-07

DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2018.06.012

The application of improved Mel-frequency cepstral coefficients technology in the feature extraction of low-altitude aircraft

XIAO Hanchun GUO Junfeng ZHANG Li

(Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract The Mel-frequency cepstrum coefficient (MFCC) feature extraction technology transforms the acoustic signal from the linear frequency domain to the Mel-domain based on the perceptive characteristics of human ear and is widely used in speech recognition. In this paper, MFCC technology is used to extract the acoustic signal features of small low-altitude aircraft, and force on the feature which steady-state strong harmonic of small low-altitude aircraft with propeller driven, to improve the Mel filter for MFCC feature extraction. Through the projection and replacement of the slope of the linear spectrum-Mel spectrum conversion curve of this kind of harmonics, the sensitivity of the filter to the signal of the harmonic is improved. Simulation results show that using the improved MFCC method can get higher recognition rate, and in the low SNR environment, the improved MFCC feature extraction method has better ability to resist noise.

Key words Unmanned aerial vehicle, Mel-frequency cepstrum coefficient, Features extraction, Harmonic lines

2018-03-09 收稿; 2018-05-01 定稿

*长江学者和创新团队发展计划项目 (IRT1299), 重庆市科委项目 (cstc2013yykfA40010)

作者简介: 郭俊峰 (1990-), 男, 河南信阳人, 硕士研究生, 研究方向: 模式识别, 数字信号处理。

[†] 通讯作者 E-mail: junfeng90@qq.com

1 引言

近年来,随着无人驾驶飞行器研制技术的发展,小型无人机等低空飞行器得到了广泛的应用,但同时也给公共安全带来了严重威胁,因为这类低空飞行器能够携带化学、生物或核攻击武器,还可以被用来在边境偷运毒品或从事其他非法活动^[1]。低空的监测防御技术成为了各国研究的热点,由于复杂的城市环境,针对低空、超低空目标,雷达等基于无线电技术的大型监测系统性能表现并不理想,并且该类系统普遍存在工艺复杂、制造成本高昂、便携性差等缺陷^[2]。出于方便性、廉价性考虑,使用麦克风阵列,基于声学的低空飞行器探测和识别方案得到越来越多的研究,这种方法不依赖于飞行器的尺寸与位置,而是基于螺旋桨的声音,可以对飞行器做出有效的侦测与识别。

如何更好地提取到飞行器声信号的特征是低空飞行器监测系统要解决的首要问题,特征提取是在声音信号中提取有价值信息,剔除无用细节,组成特征向量来代表该音频样本。主流的声信号特征提取方法有谐波(Harmonic line association, HLA)^[3-4]特征提取、基于小波包变换(Wavelet packet transform, WPT)^[5]的特征提取方法、梅尔倒谱系数(Mel-frequency cepstrum coefficient, MFCC)^[6-8]特征提取,其中, MFCC方法是在与人耳听觉机理相符的梅尔域进行特征提取。该方法在语音识别系统中得到广泛的应用,由于其性能稳定,识别率高,也被引入水下声目标识别的应用中。文献[9]将小波变换与MFCC特征提取技术相结合用于水下声呐信号的特征提取;文献[10]将MFCC特征提取技术用于舰船以及海洋生物物的识别;文献[11]介绍了多种针对小型低空飞行器的声信号特征提取技术,并着重分析了听觉感知特征提取方法。本文将MFCC方法应用在低空飞行器的声信号特征提取中,并针对飞行器的频谱特征对MFCC使用的线性频率到梅尔频域转换函数进行改进。

2 MFCC特征提取方法

MFCC特征提取技术是在倒谱技术上依据人耳的感知特性进行改进而提出的一种特征提取算

法,它的稳定性与高识别率使得其在语音识别领域得到了广泛应用。MFCC特征提取的流程如图1所示。

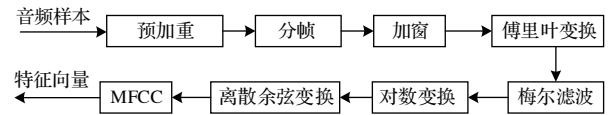


图1 MFCC特征提取流程图

Fig. 1 Feature extraction procedure using MFCC technique

梅尔滤波的作用就是将信号从线性频域转换到梅尔域。它和线性频率之间的转换关系为

$$F_{\text{Mel}} = 2595 \lg \left(1 + \frac{f}{700} \right). \quad (1)$$

人耳就像一个滤波器组,它只关注某些特定的频率分量,也就是说人的听觉对频率是有选择性的,它只让某些频率的信号通过,忽略掉不想感知的某些频率信号。所以滤波器在频率坐标轴上并不是统一分布的,在低频区域有很多的滤波器,它们分布比较密集,但在高频区域,滤波器的数目就变得比较少,分布很稀疏。图2为线性频率与梅尔频率的转换曲线。

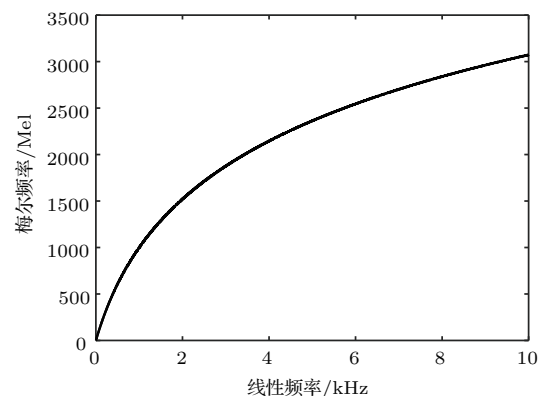


图2 线性频率与梅尔频率的转换曲线

Fig. 2 Transition curve for linear frequency - Mel frequency

在各帧的音频样本序列经过梅尔滤波之后,信号从频率域就转变到梅尔域,再对其作取对数处理,使用的公式如下:

$$s(m) = \ln \left(\sum_{k=0}^{N-1} |R_i^{\text{FFT}}(k)|^2 H_m(k) \right), \quad (2)$$

$$1 \leq m \leq M,$$

其中, $R_i^{\text{FFT}}(k)$ 表示经过傅里叶变换后的频谱; $H_m(k)$ 表示梅尔滤波器组; N 是对 $R_i^{\text{FFT}}(k)$ 做 FFT

所使用的长度。然后使用离散余弦变换提取梅尔系数：

$$c_n = \sum_{m=0}^{M-1} s(m) \cos\left(\frac{\pi n(m-0.5)}{M}\right),$$

$$n = 1, 2, \dots, N, \quad (3)$$

此处 N 表示所有的梅尔系数的数量，梅尔系数构成了MFCC特征向量。

3 改进的MFCC特征提取方法

传统的MFCC特征提取方法在进行梅尔滤波时，严格按照人耳的感应机制，将线性频率尺度转换成梅尔域。从梅尔滤波的公式中可以看出这种转变并不是线性的，也就是说人耳对语音的频率进行了非线性处理，在频率低的地方转换曲线斜率大，高频部分斜率较小，表明人耳对低频信号的敏感度高于高频信号。这种处理机制来源于生物的进化，而这种进化是基于人耳可接收声信号的统计分布，所以MFCC技术在自然音频特别是语音信号的特征提取上有很好的性能表现，但是这种普适性也导致了其在某一特定场景中性能的下降，因为在特定场景中，声信号的频率统计分布与语音信号的统计分

布并不相同。本文将针对螺旋桨驱动类低空飞行器的声信号特点对MFCC特征提取中的梅尔滤波器进行改进，以获取更加有效、稳定的特征向量。

3.1 低空飞行器声信号的分析

低空空域内的飞行器大多采用发动机通过耦合装置(减速器和传动机)驱动螺旋桨转动从而产生推动力，产生的声信号主要来自于螺旋桨，其功率谱分布主要取决于飞行器机身形状与螺旋桨转速。虽然在声信号的产生与传播中，飞行速度、倾斜角以及气流都会对信号带来干扰，但是其固定的动力结构以及螺旋桨转速使得飞行器噪声会在特定谐波上出现波峰，这种波峰对应的谐波频率分布相对稳定，称为稳态强谐波。该类谐波表征了该飞行器的结构特征，在特征提取时应该予以突出。图3为成年男子说话声与无人机(无人机型号为DJI Phantom 3 Professional)声信号的频谱分布，图4为对应的时频谱图。

从图4中可以看出，语音信号具有很强的瞬态特性，而无人机声信号是稳态噪声，相比语音信号更加平稳。在语音识别系统中，MFCC技术被用来对语音信号中的音素进行识别并取得了较好的识别效果。对于语音信号来说，不用的发声所包含的音素

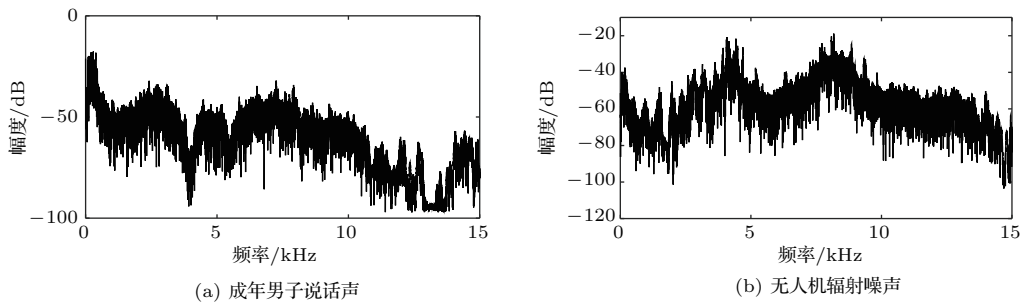


图3 声信号的频谱

Fig. 3 Frequency spectrum of acoustic signal

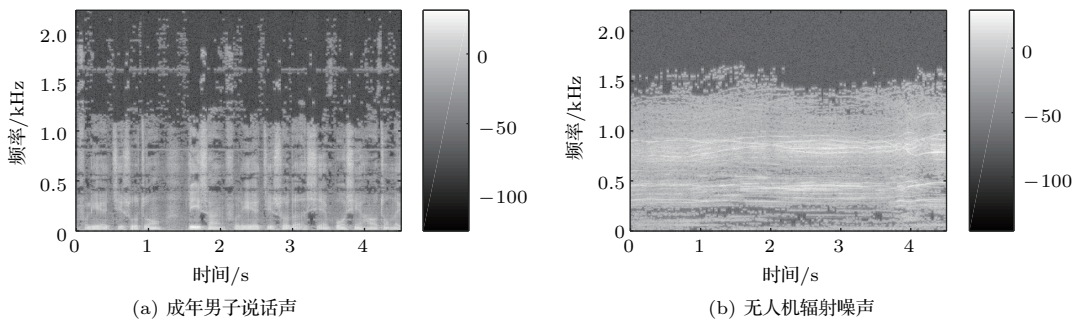


图4 声信号的时频谱

Fig. 4 Spectrum of acoustic signal

是不同的,而无人机声信号是平稳的,可以看作是一种持续平稳的音素,同样可以使用MFCC技术进行特征提取。并且针对无人机声信号与语音信号的这种在平稳性方面的差异又可以对MFCC进行有针对性的改进,以使其更加符合无人机声信号频谱的分布特点。从图4中还可以看出,语音信号在不同时刻信号的谐波波峰对应的频率分布差距较大,在频率轴上呈现不规则的分布,而无人机声信号的高频段分量较多,并且无人机声信号频谱中的谐波波峰具有明显的分布特点。这类波峰总是在某些特定的频段附近出现,如图4(b)中出现在7.5 kHz~8.5 kHz、3.5 kHz~4.5 kHz附近,这是螺旋桨驱动类飞行器非常重要的特点,所以应该在特征提取过程中对无人机声信号的这种分布特点加以突出。而传统的MFCC特征提取方法使用梅尔滤波器将频率非线性地转化到梅尔域时,采用的转换函数是固定的。从图2线性频率与梅尔频率转换曲线可以看出,在高频部分,曲线的斜率相比低频部分低

很多,这就意味着这种滤波方式对分布在高频部分的特征并不敏感,而对于稳态强谐波分布在高频区域的飞行器声信号,如果使用传统MFCC方法进行声信号的特征提取,滤波器就会像处理语音信号一样进行大尺度压缩,使梅尔滤波器对分布在高频区域的信号敏感度降低,从而丢失高频的稳态强谐波附近信号的分布特点。为了突出该类特征,使特征提取参数更加有效和稳定,本文针对低空飞行器声信号的稳态强谐波特性,对梅尔滤波函数进行加权改进。

3.2 稳态强谐波的提取与梅尔滤波器的改进

声信号频谱图中的稳态强谐波携带了飞行器的固有特征,比如飞行器机械结构与螺旋桨转速,能否准确地定位到该类谐波所在频段是特征提取的关键。本文将多帧信号采用高阶中心滑动均值滤波方法进行包络提取后,对重合度高的峰值点进行提取,定义这类峰值对应谐波为稳态强谐波。中心滑动均值滤波的公式表达如下:

$$R(i) = \begin{cases} \frac{1}{a} \sum_{j=1}^{\frac{a+1}{2}+i-1} r(i), & 1 \leq i < \frac{a+1}{2}, \\ \frac{1}{a} \sum_{j=i-\frac{a-1}{2}}^{i+\frac{a+1}{2}} r(i), & \frac{a+1}{2} \leq i \leq N - \frac{a+1}{2}, \\ \frac{1}{a} \sum_{j=N-\frac{a+1}{2}-i+1}^N r(i), & N - \frac{a+1}{2} < i \leq N, \end{cases} \quad (4)$$

其中, $r(i)$ 表示原始频谱序列, $R(i)$ 表示滤波后的频谱序列, a 表示窗口值。经过滤波后提取到声信号频谱的包络线,如图5所示。

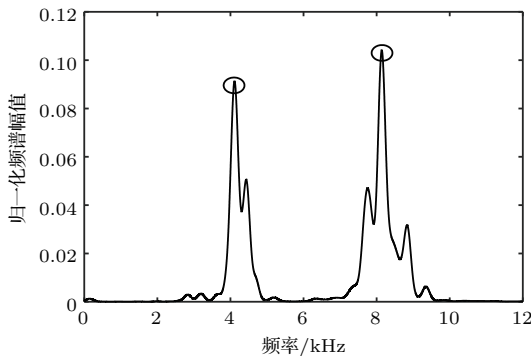


图5 小型无人机的频谱包络

Fig. 5 Spectral envelope of drone

根据低空飞行器结构特点,选定重复度较高的并且幅值最大的两个峰值所在谐波进行转换曲线斜率的加权提升,也就是在梅尔滤波器中减小稳态强谐波处的三角滤波器跨度,提高滤波器对该部位的感知敏感的。

使用高阶中心滑动均值滤波方法提取的稳态强谐波以对应的频率作为标记点,并未考虑到每个该谐波处的能量分布。从图5可以看出,显然左侧谐波的能量小于右侧谐波,在噪声环境中,能量高的谐波分量抗噪能力更强,更不容易被掩盖,为了突出能量较强的、更加稳定的稳态强谐波,将基于该频点的能量峰均比进行滤波曲线的加权。

首先将频谱进行分频,频带宽度为 f_d , 假设稳态强谐波对应频率为 f_0 , 计算该带宽 f_d 内的能量峰

均比 PAPR:

$$\text{PAPR}_{f_0} = \frac{\sum_{i=f_0-f_d/2}^{f_0+f_d/2} R(i)}{\sum R(i)}. \quad (5)$$

梅尔滤波的转换曲线斜率大小反映了算法对该频带内信号特征的敏感度,为了直观地显示 MFCC 算法对各个频带的敏感度,对转换曲线进行求导并定义导数值为敏感度值:

$$\begin{aligned} F'_{\text{Mel}}(f) &= \nabla_f (F_{\text{Mel}}) \\ &= \nabla_f \left[2595 \lg \left(1 + \frac{f}{700} \right) \right] \\ &= \frac{2595}{(700+f) \ln 10}. \end{aligned} \quad (6)$$

假设稳态强谐波的谐波频率为 f_0 , 则 f_0 对应的

感知敏感度为

$$F'_{\text{Mel}}(f_0) = \frac{2595}{(700+f_0) \ln 10}. \quad (7)$$

加权的思想是增加稳态强谐波 f_0 处的感知敏感度,即线性频域与梅尔域转换曲线在该处的斜率。为了防止多普勒效应导致的谐波的频移现象,对以 f_0 为中心频率、频宽 f_d 的整个频段进行加权。加权的实现是通过将以 f_0 为中心频率的频段投影到敏感度较高的以 f'_0 为中心频率的频段。然后用 f'_0 频段内的敏感度替代 f_0 频段的敏感度。 f'_0 处的敏感度计算公式如下:

$$\begin{aligned} F'_{\text{Mel}}(f'_0) &= F'_{\text{Mel}}(0) \cdot \text{PAPR}_{f_0} \\ &\quad + F'_{\text{Mel}}(f_0)(1 - \text{PAPR}_{f_0}), \end{aligned} \quad (8)$$

然后使用公式(6)计算出 f'_0 , 此时改进的线性频域与梅尔域的转换函数 $\tilde{F}_{\text{Mel}}(f)$ 表达式为

$$\tilde{F}_{\text{Mel}}(f) = \begin{cases} F_{\text{Mel}}(f), & f \leq f_0 - f_d/2, \\ F_{\text{Mel}}(f - f_0 + f'_0) + \tilde{F}_{\text{Mel}}(f_0 - f_d/2), & f_0 - f_d/2 \leq f \leq f_0 + f_d/2, \\ F_{\text{Mel}}(f) - F_{\text{Mel}}(f_0 + f_d/2) + \tilde{F}_{\text{Mel}}(f_0 + f_d/2), & f_0 + f_d/2 \leq f. \end{cases} \quad (9)$$

改进的 MFCC 特征提取步骤如下:

(1) 对声信号进行分帧加窗处理;

(2) 进行离散傅里叶变换 (Discrete Fourier transform, DFT) 得到信号的频谱, 然后采用高阶中心滑动均值滤波方法提取频谱包络线 R_i ;

(3) 对包络进行波峰检测, 多帧比对, 选取重复度较高的且幅度最大的两个峰值频点作为稳态强谐波, 对应谐波频率为 f_0 ;

(4) 使用公式(5)计算 f_0 为中心频率, 频带宽度 f_d 区域内的能量峰均比 PAPR_{f_0} ;

(5) 使用公式(7)、公式(8)计算 f_0 的投影频点 f'_0 , 将线性频谱与梅尔频谱转换曲线中 f_0 频段内的低感知度替换为 f'_0 的高感知度, 得到改进后的线性频谱与梅尔频谱转换曲线 $\tilde{F}_{\text{Mel}}(f)$;

(6) 使用改进后的梅尔滤波器进行滤波, 然后进行离散余弦变换提取 MFCC 特征参数。

改进后的梅尔滤波器不再严格按照人耳听觉机制, 而是针对飞行器声信号中的稳态强谐波进行敏感度的提升, 扩大了该类谐波附近的信号特征在整个 MFCC 特征向量中的比重。

4 仿真结果与分析

分别使用传统 MFCC 方法以及本文改进 MFCC 方法对小型无人机进行小型低空飞行器的声特征提取, 采用高斯混合模型 (Gaussian mixed mode, GMM) 进行分类识别。GMM 是一种经典的统计分类模型, 它用多个高斯概率密度函数进行加权组合对变量的变化规律进行模拟。由于高斯函数可以较好地描述真实数据的分布, 而且高斯分布经过线性组合之后仍然是高斯分布, 理论上可以用若干个高斯分布的组合模拟任意统计分布, 因此, 可以通过样本训练模拟出样本特征的分布特性, 准确地对样本的输出概率进行预测。在说话人识别系统中, 研究者将 GMM 与 MFCC 方法相结合进行音素的识别并取得了很好的识别效果, 文献 [10] 将 MFCC-GMM 方法引入舰船及鲸类噪声的分类识别中, 同样取得了较好效果, 而本文将 MFCC-GMM 方法应用到无人机的分类识别中, 以验证改进的 MFCC 方法对识别系统性能的提升。

本文以虚警率 (False alarm rate, FAR)、漏警率 (Leakage alarm rate, LAR) 以及等误识别率 (Equal

error rate, EER) 作为评价指标。FAR 是指系统将非无人机目标识别成无人机目标而引发的错误报警;LAR 是指系统将无人机目标识别成非无人机目标而引起的目标遗漏。理想的识别器可以使 FAR 与 LAR 同时达到最小值,但是在实际情况中,由于环境的复杂性等因素,系统很难达到如此理想的性能,这就需要调整阈值使两者得到平衡,阈值的提高会增加漏警率导致系统警戒性的降低,阈值的减小会增加系统的虚警。通常将虚警率与漏警率相等时对应的错误识别率称为等误识率,此时对应的阈值称为等误识阈值。本文采用高斯混合模型进行分类识别,使用三种型号的小型无人机声信号进行模型的训练,经过训练后得到包含三个 GMM 模型的识别器,每个 GMM 模型分别针对一种型号的小型无人机。用 λ 表示 GMM 模型的参数, y 表示某一测试样本,则该模型产生测试样本 y 的概率为 $P(y|\lambda)$,判决阈值为 η ,判决准则为

$$\begin{cases} P(y|\lambda) > \eta: \text{目标为无人机,} \\ P(y|\lambda) \leq \eta: \text{目标为非无人机,} \end{cases} \quad 0 \leq \eta \leq 1. \quad (10)$$

仿真中使用的三种小型无人机型号分别为 SYMA X5SW、Wltoys Skywalker、DJI Phantom 3 Professional, 小型无人机与汽车噪声样本使用 SONY ICD-UX544F 录音笔采集, 采样率为 44.1 kHz。客机噪声来源于网络,为 Boeing737 型号客机的降落滑行噪声。对每一种声源获取 30 段样本,其中 20 段用于分类器的训练,10 段用于识别率的检测,帧长度 T 为 10 ms,帧位移为 $1/2T = 5$ ms,计算峰均能量比所用带宽 f_d 为 400 Hz,特征向量位数选取 24 位。

图 6 所示为使用传统 MFCC 方法与本文改进的 MFCC 方法时系统的虚警率与漏警率随阈值的变化曲线。

从图 6 中可以看出,使用 MFCC 特征提取方法时,系统的等误识率约为 9%,而使用改进的 MFCC 特征提取方法时,系统的等误识率约为 3%,比传统的 MFCC 方法的等误识率减小了约 6%。从总体上看,改进的 MFCC 特征提取方法比传统的 MFCC 特征提取方法在虚警率与漏警率上都有所降低。

前文中已经对改进的 MFCC 原理进行了介绍,新的 MFCC 特征提取方法通过调整线性频谱与梅尔频谱的转换函数,提高了梅尔滤波器对稳态强谐

波附近的信号的敏感性。在理论上稳态强谐波表征了飞行器的结构特征,相比其他谐波,稳定性与能量较高,不易被噪声淹没,具有更好的抗噪声能力。为了验证改进的 MFCC 的抗噪能力,单独使用无人机声信号作为测试样本对系统漏警率的抗噪性能进行仿真,结果用识别率表示,识别率与漏警率的关系如下:

$$\text{识别率} = 1 - \text{漏警率}. \quad (11)$$

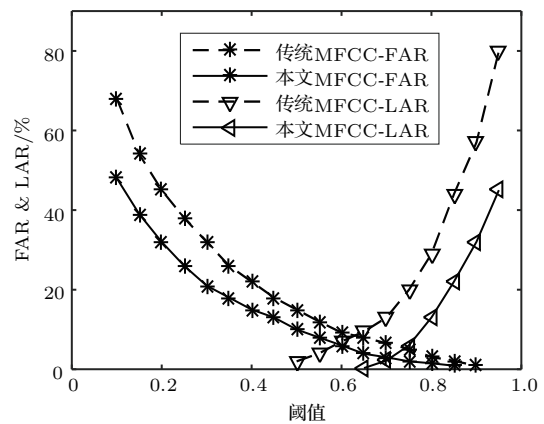


图 6 虚警率与漏警率随阈值的变化曲线

Fig. 6 FAR and LAR vary with the Threshold.

图 7 为传统 MFCC 方法与本文改进的 MFCC 方法在小型无人机识别试验中的识别率随信噪比变化曲线。

由图 7 可以看出,由于改进的 MFCC 特征提取方法针对低空飞行器声信号中的稳态强谐波的特征进行了敏感度提升的改进,比传统的 MFCC 算法具有更高的识别率,并且在低信噪比情况下有更好的抗噪能力。

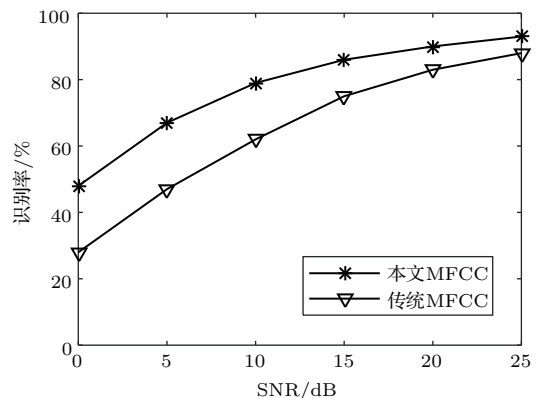


图 7 识别率随 SNR 的变化曲线

Fig. 7 Recognition rate performance versus SNR.

5 结论

本文将MFCC特征提取方法用于小型低空飞行器声信号的特征提取中,并且针对小型低空飞行器的噪声特点进行改进。小型低空飞行器的声音主要来自于螺旋桨,固定的机身结构与螺旋桨转数使得其辐射噪声的频谱会在特定的谐波上具有较高能量而出现波峰,这类波峰相对稳定,不易受到环境噪声的干扰。针对这一特点,本文在梅尔滤波过程中提高了对该类谐波分量的感知敏感度,从而提高了特征提取的稳定性与有效性。仿真结果表明,使用改进的MFCC特征提取算法对小型低空飞行器噪声进行特征提取,能够使识别系统具有更低的虚警率与漏警率,并且在低信噪比环境中,改进的MFCC特征提取方法具有更好的抗噪能力。

参 考 文 献

- [1] Cai G, Dias J, Seneviratne L. A survey of small-scale unmanned aerial vehicles: recent advances and future development trends[J]. *Unmanned Systems*, 2014, 2(2): 175-199.
- [2] Thomas C. Sensor fusion-foundation and applications[M]. 1st Edition. Croatia: InTech, 2011: 139-158.
- [3] William P E, Hoffman M W. Classification of military ground vehicles using time domain harmonics' amplitudes[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement*, 2011, 60(11): 3720-3731.
- [4] Huang J, Xiao S, Zhou Q, et al. A robust feature extraction algorithm for the classification of acoustic targets in wild environments[J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2015, 34(7): 2395-2406.
- [5] 王勇. 小波变换下舰船辐射噪声特征提取[J]. *舰船科学技术*, 2016, 38(22): 10-12.
Wang Yong. Ship radiated noise feature extraction based on wavelet transformation[J]. *Ship Science and Technology*, 2016, 38(22): 10-12.
- [6] 张怡然, 白静, 王力. 基于多窗频谱估计和平滑幅度谱包络的Mel频率倒谱系数(MFCC)改进算法[J]. *科学技术与工程*, 2014, 14(19): 253-256, 274.
Zhang Yiran, Bai Jing, Wang Li. An improved MFCC algorithm based on multiple window spectrum estimation and smoothing spectrum envelope[J]. *Science Technology and Engineering*, 2014, 14(19): 253-256, 274.
- [7] 何朝霞, 潘平. 说话人识别中改进的MFCC参数提取方法[J]. *科学技术与工程*, 2011, 18(18): 4215-4218, 4227.
He Zhaoxia, Pan Ping. An improved method of MFCC parameter extraction in speaker recognition[J]. *Science Technology and Engineering*, 2011, 18(18): 4215-4218, 4227.
- [8] 王民, 曹清菁, 负卫国, 等. 改进MFCC算法在朱鹮鸣声个体识别中的应用[J]. *计算机工程与科学*, 2016, 38(5): 1052-1056.
Wang Min, Cao Qingjing, Yuan Weigu. Application of an improved MFCC algorithm in the identification of individual crested ibis[J]. *Computer Engineering and Science*, 2016, 38(5): 1052-1056.
- [9] 石超雄, 李钢虎, 何会会, 等. 基于提升小波变换的MFCC在目标识别中的应用[J]. *声学技术*, 2014, 33(4): 372-375.
Shi Chaoxiong, Li Ganghu, He Huihui, et al. Application of the lifting wavelet transform based MFCC in target identification[J]. *Technical Acoustics*, 2014, 33(4): 372-375.
- [10] 李新欣. 船舶及鲸类声信号特征提取和分类识别研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2012.
- [11] 朱绍程, 刘利民. 低空飞行声目标特征提取技术研究[J]. *电声技术*, 2017, 41(7): 90-96.
Zhu Shaocheng, Liu Limin. Research on feature extraction of low altitude flying acoustic target[J]. *Audio Engineering*, 2017, 41(7): 90-96.