

## 动态信噪比下舱音信号的降噪方法对比

周兆明<sup>1</sup>, 王从庆<sup>1</sup>, 李 蕾<sup>2</sup>, 胡朝军<sup>3</sup>

(1. 南京航空航天大学自动化学院, 南京 210016; 2. 北京市大兴区安全生产监督管理局, 北京 100875;  
3. 中国人民解放军94916部队, 南京 210022)

**摘要:** 针对舱音信息中响度大、种类多和频率范围宽的噪声对舱音识别性能造成严重影响的问题, 利用基于最小均方差算法的自适应滤波器对舱音进行降噪。通过调整滤波器的阶数和步长使降噪效果达到最佳, 然后对降噪后的舱音进行预加重、分帧、加窗及傅里叶变换; 依次提取每个舱音信号的梅尔倒谱系数和一阶差分倒谱参数作为特征向量; 设计支持向量机, 利用舱音进行训练和识别, 解决了舱音样本在低信噪比下识别性能低的缺点。仿真结果表明, 该方法明显优于小波包降噪, 识别精确率达到96.9231%。

**关键词:** 舱音记录器; 声音识别; 自适应滤波; 梅尔倒谱系数; 支持向量机

**中图分类号:** V248.2; TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2014)10-0094-05

## Comparison of Denoising Methods for the Cockpit Voice Signal Under Dynamic SNR

ZHOU Zhao-ming<sup>1</sup>, WANG Cong-qing<sup>1</sup>, LI Lei<sup>2</sup>, HU Chao-jun<sup>3</sup>

(1. College of Automatic Control Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;  
2. Daxing Administration of Work Safety, Beijing 100875, China; 3. No. 94916 Unit of PLA, Nanjing 210022, China)

**Abstract:** The noise of cockpit voice information has high loudness, numerous types and wide frequency range, which has serious influence on performance of cockpit voice recognition. To solve the problem, an adaptive filter based on Least Mean Square algorithm was used for noise reduction, which could achieve the best noise reduction effect by adjusting the order and the step length of the filter. After that, the cockpit voice was pre-emphasized, framed, windowed and conducted Fourier transform, followed by extracting Mel-Frequency Cepstrum Coefficients (MFCC) and first-order differential cepstrum parameters as feature vectors. Finally, a Support Vector Machine (SVM) was designed for training and identification. The problem that the performance of cockpit voice recognition is poor under a low SNR was solved. The simulation results show that this method is obviously superior to the wavelet packet de-noising, and the recognition accuracy rate reaches 96.9231%.

**Key words:** Cockpit Voice Recorder(CVR); voice recognition; adaptive filtering; MFCC; SVM

### 0 引言

舱音记录器(Cockpit Voice Recorder, CVR)是记录飞机座舱声音的设备,其记录的舱音信息作为区别于参信息的重要机载证据源,同时记录了反映飞机和机载设备状态的客观声音以及反映驾驶员感知描述和情感特征的主观声音,为重构飞行事故过程、调查飞行事故原因提供了“有声”证据<sup>[1]</sup>。然而,在常态的飞行过程中,舱音信息中不仅记录机组的对话和空地间的通

讯,而且记录有大量的噪声信号,包括电磁噪声、气流喷注噪声和其他多种背景噪声。这些噪声对舱音造成极大的干扰和污染,使舱音的信噪比极低,导致舱音识别效率大打折扣。

对舱音的识别主要包括对舱音信息的降噪、特征提取和舱音分类3步。文献[2]利用小波分解的方法对舱音开关声和话语声进行降噪,较为有效地抑制了CVR中的噪声;文献[3]在小波分解降噪的基础上,采用核主成分分析和RBF神经网络相结合的分类识别方法;文献[4]在特征提取方面使用了基于多尺度最优小波包基的方法并使用了基于 Huffman 最优二叉树支持向量机进行识别;文献[5]利用 Adobe Audition 软件对舱

音信号进行降噪,融合了梅尔倒谱系数(Mel-Frequency Cepstrum Coefficient, MFCC)和 WPC 两类特征,使用模糊支持向量机进行识别,提高了不均衡样本的识别率;文献[6]提出了一种基于 duffing 随机共振的说话人声音特征提取的方法;文献[7-8]从小波变换理论出发对带噪声声音进行处理分析;文献[9]结合了 K 近邻(KNN)和线性谱对向量量化法(LSP-VQ)对声音信号进行分类;文献[10]使用基于决策树的方法对声音进行分类;文献[11]研究了主成分分析(PCA)和支持向量机(SVM)结合的声音分类方法;文献[12]尝试使用高斯混合模型(GMM)对声音进行处理分类。在语音和声音识别方面尽管有很多方法,如动态事件规整(DTW)、隐马尔可夫模型(HMM)和基于矢量化的识别技术,但是在实际应用中,舱音信息聚类中心的个数未知;动态时间规整(DTW)对连续的舱音信号无法识别;隐马尔可夫模型需要充足的训练数据等因素导致这些技术无法很好地应用于舱音识别中<sup>[13]</sup>。而针对舱音信息的特点,基于 SVM 的舱音识别方法能达到很好的效果。

舱音信噪比低,当中的噪声极大地影响了舱音的识别性能。本文采用基于最小均方差(LMS)算法的自适应滤波器对舱音信息进行降噪处理,通过傅里叶变换提取 13 类舱音信息的 MFCC 特征和一阶差分倒谱系数,并设计使用基于 SVM 的分类器对舱音进行分类识别。本文所用的舱音信息样本由现场采样和后期合

成得到,噪声含量较大,针对该问题,本文首先对舱音信息进行有效降噪,然后利用 SVM 进行训练学习,通过测试样本的预测,收到了很好的识别效果,舱音信号的平均识别率达到了 96.9231%。

### 1 基于自适应滤波器的 CVR 信号降噪

本文所研究的舱音信息通过两种方法得到:用作训练样本的舱音通过在安静的驾驶舱环境中采样得到;用作测试样本的舱音通过把不同飞行环境下的噪声信号和训练样本舱音合成得到。舱音训练样本共 13 类,分别为以下状态时的警告声音:起飞后高度损失或复飞(Altitude loss after takeoff or go-around)、自动驾驶仪断开(Autopilot disconnect)、坡度超 35°(Bank angle exceeds 35°)、下滑道偏低(Below glide slope)、下降率过大或下沉(Excessive rate of descent or sink)、下降率过大(Excessive rate of descent)、地形接近率过大(Excessive terrain closure rate)、退出设定高度(Exited selected altitude)、低空高速(High speed at low altitude)、低空高速时起落架收起(High speed/low altitude gear up)、起飞设置不正确(Incorrect takeoff configuration)、到达设定高度(Selected altitude reached)、风切变警告(Windshear warning)。利用 GoldWave 软件对舱音进行初步的去噪和截取,得到 13 个独立的舱音信息,图 1 为 13 类舱音信号波形图。

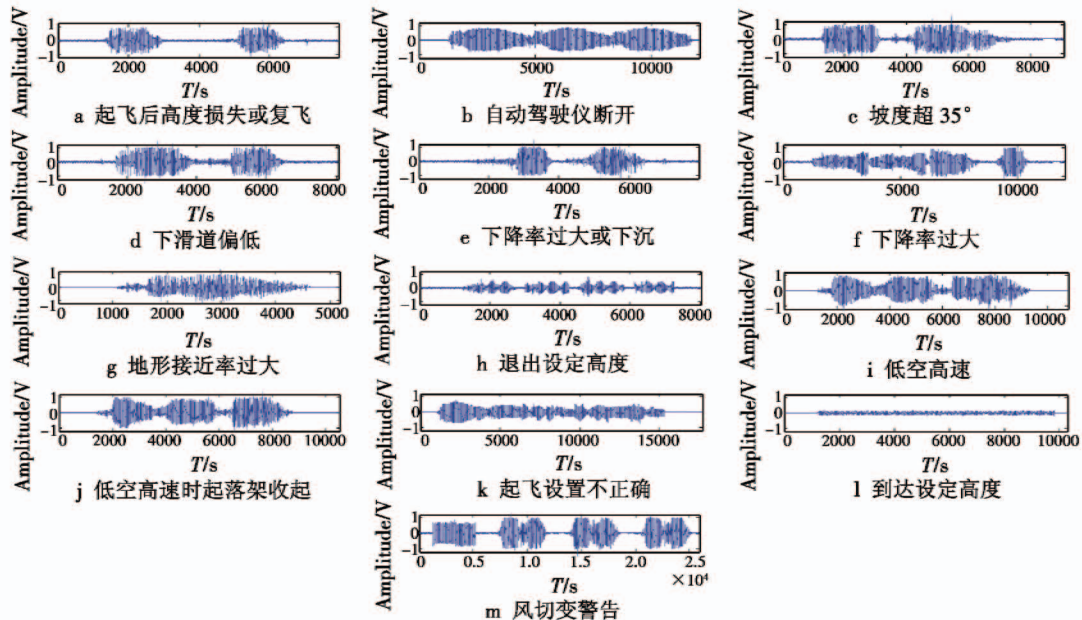


图 1 舱音样本波形图

Fig.1 Wave form of cockpit voice samples

舱音的测试样本含有不同信噪比的噪声,在进行特征提取和识别之前必须进行有效的降噪。基于小波分解的降噪方法具有多尺度的特点,能从时域和频域两个方

面进行分解,然而在低信噪比的噪声环境中,使用基于 LMS 算法的自适应滤波器降噪比小波降噪的效果更好。

基于 LMS 算法的自适应滤波器本质是在维纳滤



波器和最陡下降算法的基础上对最陡下降算法进行了近似简化。算法通过对滤波器本身参数进行调整,使得滤波器的输出和期望输出两个信号之间的均方误差达到最小,从而实现输出信号便是有用信号的最佳估计。LMS 算法不仅大大减少了计算的复杂程度,而且缩短了自适应算法的收敛时间<sup>[14]</sup>。

设  $n$  时刻滤波器的输入信号为  $x(n)$ , 期望信号为  $d(n)$ , 瞬时权向量为  $w(n)$ , 则基于 LMS 算法的自适应滤波器的具体实现步骤如下:

- 1) 初始化误差序列和权向量序列;
- 2) 计算滤波器输出信号  $y(n) = w^T(n)x(n)$ ;
- 3) 计算误差信号为  $e(n) = d(n) - y(n)$ ;
- 4) 计算下一个时刻的权向量  $w(n+1) = w(n) + 2\mu e(n)x(n)$ ;

5) 调整滤波器的阶数及迭代步长,使滤波器的输出性能达到最优。

以自动驾驶仪断开信号为例,图 2 表示两种降噪方法在降噪前后的波形对比。图 2a 表示带噪声舱音信号波形;图 2b 表示使用自适应滤波器降噪后的舱音信号波形;图 2c 表示使用小波包分解降噪后的舱音信号波形。

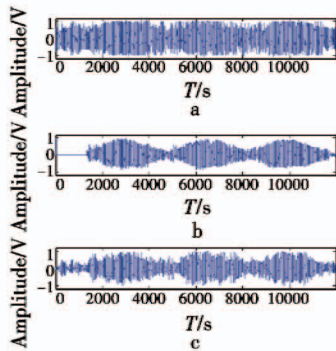


图 2 两种降噪方法的降噪效果

Fig. 2 The effect of two denoising methods

表 1 是使用两种降噪方法对 5 个带噪舱音信号(自动驾驶仪断开信号)进行降噪后的信噪比参数。CVIS 表示舱音信息样本;  $R_{s,N,i}$  表示带噪声舱音信号的信噪比;  $R_{s,N,l}$  表示使用自适应滤波器降噪后舱音信号信噪比;  $R_{s,N,w}$  表示使用小波包分解降噪后舱音信号信噪比。

表 1 降噪前后信噪比

Table 1 SNR before and after de-noised

	dB				
CVIS	1	2	3	4	5
$R_{s,N,i}$	5.341	5.635	5.857	6.092	6.604
$R_{s,N,l}$	10.03	11.55	10.61	12.89	13.39
$R_{s,N,w}$	2.180	7.787	11.65	15.29	26.66

## 2 基于 MFCC 的特征提取

MFCC 考虑了人耳的听觉特性,将频谱转化为基于 Mel 频标的非线性频谱,然后转换至倒谱域<sup>[15]</sup>。由于充分考虑了人的听觉特性,而且没有任何前提假设,因此, MFCC 参数具有良好的识别性能和抗噪能力。

舱音信号的 MFCC 参数提取步骤如下:1) 通过对信号进行分帧和加窗使信号变为短时连续信号,并使用 FFT 把信号转换至频域;2) 实现信号从频率轴上的频谱到梅尔坐标的转换;3) 使用三角滤波器组对梅尔域内的信号进行滤波;4) 计算每个滤波器的能量输出;5) 对输出能量使用离散余弦变换。

提取 13 类降噪后舱音信息特征参数的流程如图 3 所示。

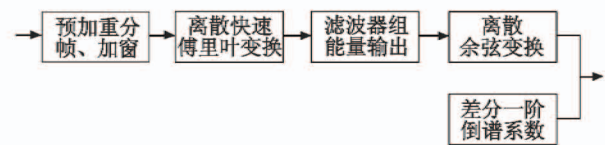


图 3 MFCC 计算流程示意图

Fig. 3 Flow chart of MFCC

24 维舱音特征参数的前 6 维如表 2 所示。

表 2 1~6 维舱音样本特征参数

Table 2 Feature vector of the CVIS (from one to six dimensions)

舱音信号样本	特征参数					
	1	2	3	4	5	6
起飞后高度损失或复飞	-9.22466	-2.99505	-6.53275	-6.71996	-1.68834	-2.36157
自动驾驶仪断开	-5.32076	-3.03527	0.599266	-3.50156	-8.64498	-6.76497
坡度超 35°	-9.7529	1.275747	-4.40453	-4.32939	-2.98615	-5.87383
下滑道偏低	-8.47273	-5.01902	-6.71869	-2.34673	-2.83675	-4.7784
下降率过大或下沉	-11.7636	-2.51793	-3.3294	-3.0366	-6.30406	-4.52513
下降率过大	-11.2539	-7.37304	-7.51114	-4.39355	-2.2443	-0.58944
地形接近率过大	-9.01225	-1.08707	-0.08015	-2.48754	-6.37113	-4.96267
退出设定高度	-12.2129	-13.1594	0.597229	4.036898	0.170859	-8.19949
低空高速	-7.92953	-2.74911	-7.55603	-5.82377	-3.09806	-5.79718
低空高速时起落架收起	-7.93399	-2.52979	-7.48981	-7.30758	-4.13033	-5.29768
起飞设置不正确	-10.8073	-7.8033	-6.8381	-0.84523	0.324194	-3.7135
到达设定高度	-8.67509	-24.4641	-7.16375	-5.45094	10.73678	7.130234
风切变警告	-9.29849	-1.67034	-5.16947	-5.52801	-6.96683	-4.94341



### 3 基于 SVM 的 CVR 信号识别

#### 3.1 SVM 分类器原理

SVM 是针对分类和回归问题提出的统计学习理论,能在线性可分的情况下寻找到一个最优分类面,把两类样本正确分开。

为了找到最优分类面,需要把原始样本映射到一个高维特征空间(映射函数为  $\Phi$ ),在高维空间中,分类面为

$$\omega \cdot \Phi(x) + b = 0 \quad (1)$$

如果样本集完全线性可分,则最优分类面可以通过求解下列优化问题得到。

$$\min(\frac{1}{2}\omega \cdot \omega) \quad (2)$$

$$\text{s. t. } y_i(\omega \cdot \Phi(x_i) + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, l_0.$$

然而,在大部分的现实问题中,尽管样本被映射到高维空间,但它们仍是线性不可分的。因此在式(2)的基础上引入了松弛变量  $\varepsilon$  和惩罚因子  $C$ ,优化问题变为

$$\min(\frac{1}{2}\omega \cdot \omega + C \sum_{i=1}^l \varepsilon_i) \quad (3)$$

$$\text{s. t. } y_i(\omega \cdot \Phi(x_i) + b) \geq 1 - \varepsilon_i, \\ \varepsilon_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l_0.$$

松弛变量  $\varepsilon$  是对错误分类误差的度量, $C$ 是预先设定的数,控制对错分样本惩罚的程度。通过引入 Lagrange 乘子,式(3)变为

$$\max W(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) \quad (4)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, l$$

式中, $\alpha_i$  为 Lagrange 乘子,且满足下列 KKT 条件,即  $\alpha_i(y_i(\omega \cdot \Phi(x_i) + b) - 1 + \varepsilon_i) = 0, i = 1, 2, \dots, l_0$  (5)

SVM 一个重要的性质是不需要明确地知道映射函数  $\Phi(x)$  的具体形式。通过运用一个核函数,比如  $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$ ,可以将式(4)变为

$$\max W(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (6)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, l_0.$$

通过式(6)可以求得  $\alpha_i, \omega$  可以表示为

$$\omega^* = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \Phi(x_i). \quad (7)$$

$b$  可以通过式(5)求得, $\alpha_i$  不为 0 的样本点被称为支持向量。最后,SVM 分类面方程可以表示为

$$f(x) = \text{sign}(\omega^* \cdot \Phi(x) + b) = \text{sign}(\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x_i, x) + b). \quad (8)$$

#### 3.2 动态信噪比下 CVR 信号的 SVM 识别

在 13 类舱音信息样本中,每类舱音样本数目相同,均为 10 个,其中用于训练的样本和用于测试的样本各 5 个。分类器使用台湾大学林智仁教授设计的 LIBSVM 工具箱进行设计。

LIBSVM 设计的分类器支持多类模型的分类,思路是通过在任意两类样本之间设计一个 SVM 来实现,所以,13 类样本需要设计 78 个 SVM 分类器,当对一个样本分类预测时,用全部的 78 个分类器对该样本进行匹配,最后得票最多的类别才能成为该样本的所属类别。该支持向量机还能为不同的训练样本指定不同的权值。

特征向量选择舱音信息的 MFCC 和一阶差分倒谱系数。其中训练函数参数设置如表 3 所示。

表 3 函数参数表

Table 3 The function options

选项	-s	-t	-d	-c	-m	-e	-h	-b
值	0	2	3	1	40	0.001	1	0

表 4 舱音识别结果

Table 4 Recognize result of CVI samples

舱音信号样本	所属类别	自适应滤波器降噪的识别结果			小波包分解降噪的识别结果		
		预测结果	误识数/个	识别率/%	预测结果	误识数/个	识别率/%
起飞后高度损失或复飞	1	1-1-1-1-1	0	100	2-2-1-1-1	2	60
自动驾驶仪断开	2	2-2-2-2-2	0	100	10-2-2-2-2	1	80
坡度超 35°	3	3-3-3-3-3	0	100	6-6-3-3-3	2	60
下滑道偏低	4	4-4-4-4-4	0	100	5-5-4-4-4	2	60
下降率过大或下沉	5	6-5-5-5-5	1	80	6-6-6-5-5	3	40
下降率过大	6	6-6-6-6-6	0	100	13-13-13-6-6	3	40
地形接近率过大	7	7-7-7-7-7	0	100	9-7-7-7-7	1	80
退出设定高度	8	8-8-8-8-8	0	100	1-8-8-8-8	1	80
低空高速	9	9-9-9-9-9	0	100	1-13-9-9-9	2	60
低空高速时起落架收起	10	1-10-10-10-10	1	80	1-1-10-10-10	2	60
起飞设置不正确	11	11-11-11-11-11	0	100	6-6-11-11-11	2	60
到达设定高度	12	12-12-12-12-12	0	100	1-1-12-12-12	2	60
风切变警告	13	13-13-13-13-13	0	100	1-1-13-13-13	2	60
识别精确率/%		96.9231 (63/65)			61.5385 (40/65)		

首先对 13 类中每类 5 个舱音训练样本使用基于 LIBSVM 的 SVM 进行训练,然后使用得到的训练模型对 13 类中每类 5 个舱音测试样本进行预测,最后对不同信噪比下的识别结果进行统计分析,识别结果如表 4 所示。

#### 4 结束语

通过舱音信号在实验前后的降噪效果和识别结果数据,得到以下结论。

1) 在高信噪比的舱音降噪中,特别是信噪比在 5.8579 dB 以上,基于 LMS 算法的自适应滤波降噪和小波包分解降噪都能有效地抑制舱音中的噪声,噪声降低明显而且稳定。使用基于 LMS 算法的自适应滤波降噪得到的信号信噪比改善量能达到 3.2541 dB,小波包分解降噪得到的信号信噪比改善量甚至达到 7.7751 dB。很明显,随着信噪比的逐渐降低,小波包分解降噪对信噪比的改善量和提高量也在不断地降低,而基于 LMS 算法的自适应滤波降噪的性能一直保持在稳定的状态。

2) 在低信噪比的舱音降噪中,虽然随着信噪比的降低,基于 LMS 算法的自适应滤波降噪的信噪比改善量和提高量有所降低,但是在测试样本的信噪比范围内,基于 LMS 算法的自适应滤波方法仍然能稳定地实现降噪性能;相反,小波包分解降噪在信噪比为 5.6531 dB 和 5.5068 dB 的两个信号中的降噪性能明显下降,对信噪比的改善量和提高量甚至可以忽略不计,以至于系统无法识别,在信噪比为 5.3413 dB 和 5.2212 dB 时的降噪性能则更为糟糕,从 -18.3863 dB、-3.8902 dB、-5.2967 dB、-3.1604 dB 这 4 个信噪比参数可以看出,小波包分解不但不能有效降噪,反而给信号增加了混乱的效果。

3) 从舱音识别结果表中可以看出,对于高信噪比的舱音,基于 LMS 算法的自适应滤波和小波包分解两种降噪方法都能发挥作用;而随着信噪比的不断降低,特别是低到一定程度时,小波包降噪的方法显得效果不明显,而基于 LMS 算法的自适应滤波的降噪方法则可以应付比较低的信噪比信号。

因此,在对具有低信噪比的舱音进行识别时,结合使用基于 LMS 算法的自适应滤波器进行降噪可以有效地抑制噪声对识别性能的影响,提高识别正确率。

#### 参 考 文 献

[1] 李学仁,杜军,张鹏.飞机舱音系统及其应用技术[M].北京:国防工业出版社,2010.  
LI X R, DU J, ZHANG P. Cockpit voice recorder system

and technology application[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010.

- [2] 程道来,仪垂杰,姚红宇,等.飞机舱音记录器声信息识别方法的初步研究[J].噪声与振动控制,2006,26(3):81-84.  
CHENG D L, YI C J, YAO H Y, et al. Initial study on airplane cockpit voice recorder (CVR)' sound information identification methods[J]. Noise and Vibration Control, 2006, 26(3):81-84.
- [3] 刘素京.基于核主成分分析和支持向量机的飞机舱音信号的识别[D].南京:南京航空航天大学,2009.  
LIU S J. Signal recognition based on PCA and SVM for CVR[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2009.
- [4] 杨琳,王从庆,缪鹏,等.基于 Huffman 最优二叉树支持向量机的舱音记录器背景信号识别[J].宇航学报,2011,32(6):1428-1434.  
YANG L, WANG C Q, MIAO P, et al. Signal recognition based on Huffman optimal binary tree SVM for CVR[J]. Journal of Astronautics, 2011, 32(6):1428-1434.
- [5] 姜龙生.基于 MFCC 和小波包变换及模糊 SVM 的飞机舱音识别[D].南京:南京航空航天大学,2011.  
JIANG L S. Signal recognition based on MFCC and WPC and FSVM for CVR[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2011.
- [6] 潘平,何朝霞.基于 duffing 随机共振的说话人特征提取方法[J].计算机工程与应用,2012,48(35):123-125.  
PAN P, HE Z X. A method of speaker feature parameter extraction based on duffing stochastic resonance[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(35):123-125.
- [7] 董滨.音频频带噪声自适应处理的研究[D].青岛:山东科技大学,2003.  
DONG B. Study on adaptive processing of audio frequency band noise[D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2003.
- [8] 崔建国,李一波,李忠海,等.基于小波包与支持向量机的复杂信号模式识别[J].数据采集与处理,2008,23(2):163-167.  
CUI J G, LI Y B, LI Z H, et al. Complicated signal pattern recognition based on wavelet packet an support vector machine[J]. Journal Data of Acquisition & Processing, 2008, 23(2):163-167.
- [9] LU L, ZHANG H J, JIANG H. Content analysis for audio classification and segmentation[J]. Speech and Audio Processing, 2002, 10(7):504-516.

(下转第 105 页)

[12] 胡锦涛,张洪华. 基于浸入与不变流形的抗干扰饱和姿态控制器[J]. 中国空间科学技术,2012(6):31-38.  
HU J C, ZHANG H H. Immersion and invariance based attitude controllers subject to input saturation and disturbances[J]. Chinese Space Science and Technology, 2012(6):31-38.

[13] 曹喜滨,董晓光,张锦绣,等. 编队飞行自主控制的自适应方法[J]. 宇航学报,2012,33(7):903-909.  
CAO X B, DONG X G, ZHANG J X, et al. An adaptive control law for autonomous formation flight[J]. Journal of Astronautics, 2012, 33(7):903-909.

[14] 张超,张胜修,蔡光斌,等. 小型航天器浸入与不变自适应反步姿态跟踪[J]. 哈尔滨工业大学学报,2014,46(7):682-690.  
ZHANG C, ZHANG S X, CAI G B, et al. Immersion and invariance adaptive backstepping attitude tracking of micro-spacecraft[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2014, 46(7):682-690.

[15] GAO Z Q. Scaling and bandwidth-parameterization based controller tuning [C]//American Control Conference, Denver, Colorado, USA, 2003:4989-4996.

[16] 韩京清. 自抗扰控制技术——估计补偿不确定因素的控制技术[M]. 北京:国防工业出版社,2008.  
HAN J Q. Active disturbance rejection control technique—the technique for estimating and compensating uncertainties [M]. Beijing:National Defense Industry Press, 2008.

[17] POMET J, PRALY L. Adaptive nonlinear regulation; Estimation from the Lyapunov equation[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1992, 37(6):729-740.

[18] WERTZ J R, LARSON W J. Space mission analysis and design[M]. 3rd ed. Dordrecht:Kluwer Academic Publishers, 1999.

(上接第 69 页)

[9] OKELLO N, RISTIC B. Maximum likelihood registration for multiple dissimilar sensors [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39 ( 3 ) : 1074-1083.

[10] RISTIC B, OKELLO N. Sensor registration in ECEF coordinates using the MLR algorithm [ C ]//Proceedings of the 6th International Conference on Information Fusion ( Fusion 2003 ), Cairns, Australia, ISIF, 2003 : 135-142.

[11] JIANG J, YUAN J Q, MA X Y, et al. Divided segment ML registration for multiple moving platforms multiple dissimilar sensors[ C ]//International Conference on Radar, CIE'06, 2006:1-5.

[12] 江晶. 多运动平台多传感器信息融合技术应用研究 [ D ]. 武汉:武汉大学,2006.  
JIANG J. Study on multiple moving platforms multiple sensors information fusion application[ D ]. Wuhan: Wuhan University, 2006.

(上接第 98 页)

[10] SONG Y, WANG W H, GUO F J. Feature extraction and classification for audio information in news video [ C ]//Baoding: International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, 2009:43-46.

[11] PENG C, XU Q J, WAN B K, et al. Pathological voice classification based on features dimension optimization [ J ]. Transactions of Tianjin University, 2007, 13 ( 6 ) : 456-461.

[12] HAIN T, WOODLAND P C. Segmentation and classification of broadcast news audio [ C ]//Proceedings of the International Conference on Speech and Language Processing ICSLP98, 2007:2727-2730.

[13] LIU Z, WANG Y, CHEN T H. Audio feature extraction and analysis for scene segmentation and classification [ J ]. Journal of VLSI Signal Processing System, 1998 ( 20 ) : 61-79.

[14] TZANETAKIS G, ESSL G, COOK P. Audio analysis using the discrete wavelet transform [ C ]//Proceedings Conference in Acoustics and Music Theory Applications, 2001:325-330.

[15] 韩纪庆,张磊,郑铁然. 语音信号处理 [ M ]. 2 版. 北京:清华大学出版社,2013.  
HAN J Q, ZHANG L, ZHENG T R. Speech signal processing [ M ]. 2nd ed. Beijing:Tsinghua University Press, 2013.

