

一种新的鲁棒声纹特征提取与融合方法

罗元 孙龙

(重庆邮电大学光电工程学院 重庆 400065)

摘要 为提高说话人确认系统在噪声环境下的鲁棒性,在利用听觉外周模型改进 Mel 频率倒谱系数(Mel Frequency Cepstral Coefficient, MFCC)的基础上,结合感知线性预测系数(Perceptual Linear Predictive Coefficient, PLPC),以类间区分度为依据,在特征域对两种声纹特征进行融合,提出一种新的声纹特征提取方法,并对基于该特征的说话人确认系统的噪声鲁棒性进行研究。针对不同信噪比的语音信号进行了融合特征与原始特征的对比实验,结果表明,融合特征在模拟餐厅噪声环境中的错误率更低,较 MFCC 与 PLPC 分别降低了 2.2% 和 3.1%,说话人确认系统在噪声中的鲁棒性得到提升。

关键词 Gammatone 特征参数,感知线性预测,类间区分度,特征融合,鲁棒性,说话人确认

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.8.060

New Method of Robust Voiceprint Feature Extraction and Fusion

LUO Yuan SUN Long

(College of Optoelectronic and Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunication, Chongqing 400065, China)

Abstract In order to promote the robustness of speaker verification system in noise circumstance, this paper improved MFCC based on auditory periphery model, finished the fusion of improved MFCC and PLPC according to the inter-cluster distinctness, obtained a new voiceprint feature and tested its robustness in noise circumstance. An experiment based on different SNR between fused feature and original feature was finished. The experimental results show that the fused feature can effectively increase the voiceprint recognition compared to MFCC and PLPC by 2.2% and 3.1% in simulated restaurant noise.

Keywords GFCC, PLP, Inter-cluster distinctness, Feature fusion, Robustness, Speaker verification

1 引言

说话人确认(Speaker Verification, SV),即根据待测说话者声纹特征确定说话者是否与其所称身份相符。目前的说话人确认方法在干净的语音环境下已经取得理想的识别率,但是在噪声环境中传统说话人确认识别率下降明显,主要是因为说话者受自身或环境的干扰,比如受说话者的健康情况和情绪等自身原因,以及背景噪声、传输损耗、设备条件等环境因素的影响。由于说话人确认的应用如语音解锁、电信交易等需要适应噪声语音环境,因此改进说话人确认方法使之适应噪声环境具有重要意义。

特征提取是语音识别技术中的重要步骤,在噪声环境下选择合适的语音特征可以有效提升语音识别的准确率。在说话人确认研究中已使用过的特征参数主要有基音及其共振峰^[1]、线性预测系数^[2]、倒谱系数^[3]。不同的特征参数,其提取原理不同,其中基音及其共振峰表征声音固有特征;线性预测系数基于全极点模型,精确地反映了语音信号的频谱幅度;倒谱系数反映人类声道发声原理,提取过程中滤波器组反映人耳听觉特性。Mel 倒谱系数^[4]和感知线性预测系数^[5]较好地拟合了人耳听觉频率的非线性特性,是两种常用的声纹特

征。这两种特征参数在安静环境下已经具有很高的识别率,但随着噪声强度的增大,识别率下降严重。为解决这个问题,考虑改进特征提取并结合噪声下各特征优势进行特征融合。

本文从特征域入手,提出一种特征融合算法。首先利用基于 Gammatone 滤波器组的听觉外周模型^[6]对 MFCC 参数进行改进,提取 Gammatone 频率倒谱系数(Gammatone Frequency Cepstral Coefficient, GFCC);然后根据类间区分度对 GFCC 和 PLPC 在特征域中按维进行数据融合,得到 GFCC-PLPC 声纹特征,并对该特征的噪声鲁棒性进行了研究;最后完成了噪声环境中基于 GFCC-PLPC 融合特征与单一特征的实验及结果分析。实验结果证明,GFCC-PLPC 声纹特征在噪声环境下具有比单一特征更高的识别率,有效提升了说话人确认系统的噪声鲁棒性。

2 基于 Gammatone 滤波器组的改进 MFCC 特征提取

2.1 听觉外周模型

Gammatone 滤波器组^[7]在语音信号处理中的功能与人耳听觉外周类似,能较好地模拟耳蜗基底膜特性,对语音信号分频处理;Meddis 模型能很好地完成对内耳毛细胞特性的模拟,可以较准确地描述听觉神经的发放速率。以上两者组成

到稿日期:2015-05-13 返修日期:2015-07-26 本文受重庆市教委科学技术研究项目基金(KJ130512)资助。

罗元(1972-),女,博士,教授,主要研究方向为机器视觉、人机交互、电路与系统;孙龙(1991-),男,硕士生,主要研究方向为语音识别及人机交互, E-mail: LouisSun2015@hotmail.com.

了完整的听觉外周模型。

语音信号进入人耳时,首先经过耳蜗基底膜分频,由 Gammatone 滤波器组模拟。滤波器组时域表达式如下:

$$G_i(t) = t^{n-1} e^{(-2\pi b_i t)} \cos(2\pi f_i + \phi_i) U(t), 1 \leq i \leq N \quad (1)$$

其中, N 为滤波器的个数; i 为序数; n 为滤波器阶数, 本文取 $n=4$; ϕ_i 为滤波器的初始相位; f_i 为每个滤波器的中心频率; b_i 为衰减因子。

Gammatone 滤波器组中单个滤波器带宽与人耳听觉临界频带相关, 听觉临界频带用等效矩形带宽度量为:

$$EBR(f) = 24.7 * (4.37 f / 1000 + 1) \quad (2)$$

对于中心频率 f_i , 可得对应衰减因子 b_i :

$$b_i = 1.019 EBR(f_i) \quad (3)$$

对式(1)进行拉氏变换, 得 $G_i(s)$:

$$G_i(s) = \frac{1}{2} \left[\frac{(n-1)!}{(s+b-j\omega)^n} + \frac{(n-1)!}{(s+b+j\omega)^n} \right] \quad (4)$$

并转换到 Z 变换, 最终再进行反变换, 可得 Gammatone 滤波器组的离散冲击响应:

$$g_i(n) = \frac{1}{2\pi j} \int G_i(z) z^{n-1} dz \quad (5)$$

Gammatone 滤波器组的带宽与中心频率呈正相关, 与人耳对声音频率的响应特性一致, 能较好地模拟基底膜的分频特性。

语音信号经过基底膜的分频处理后, 进入内毛细胞进行检验和测量, 利用 Meddis 模型模拟该过程。Meddis 可通过式(6)中的 3 个差分方程来表示:

$$\begin{aligned} \frac{dq}{dt} &= y[m - q(t)] + xw(t) - k(t)q(t) \\ \frac{dc}{dt} &= k(t)q(t) - Lc(t)Rc(t) \\ \frac{dw}{dt} &= Rc(t) - xw(t) \end{aligned} \quad (6)$$

式(6)中, 差分方程的参考数值分别为: $A=3, B=300, g=2000, y=5.05, x=66.31, R=6580, L=2500, dt=0.0000625$ 。

2.2 基于 Gammatone 滤波器组的改进 Mel 倒谱系数

传统的 Mel 频率倒谱系数通过三角滤波器组对语音信号进行分频, 对耳蜗基底膜的模拟程度较低, 导致噪声环境下的识别率降低。本文将 2.1 节中的听觉外周模型加入 Mel 倒谱的提取中, 利用 Gammatone 滤波器组和 Meddis 模型对人耳基底膜和内毛细胞的模拟对 Mel 倒谱系数进行改进。改进的 Mel 频率倒谱系数的提取过程如图 1 所示。

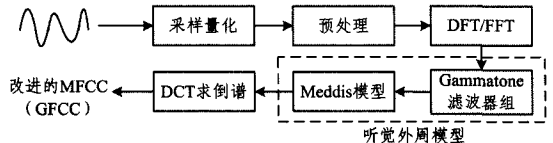


图 1 改进的 MFCC 特征参数提取流程图

(1) 语音信号 $s(n)$ 通过采样量化, 预处理得到时域信号 $x(n)$, 再用离散傅里叶变换 (DFT) 或快速傅里叶变换 (FFT) 处理得离散频谱 $X(k)$, 变换公式为:

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi nk/N}, k \leq N-1, 0 \leq n \quad (7)$$

(2) 将线性频谱通过听觉外周模型, 包括 Gammatone 滤波器组和 Meddis 模型, 由式(5)、式(6)得到 Gammatone 特征参数 $G_m(i)$ 。

(3) 由 DCT 变换降维得 Gammatone 特征参数 $G_j(i)$:

$$G_j(i) = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{i=0}^{N-1} G_m(i) \cos\left(\frac{j\pi}{2N}(2i+1)\right), i=0, \dots, N-1 \quad (8)$$

其中, N 为滤波器组的通道数, j 为特征参数的维数, 本文取 $j=22$ 。最终得到 GFCC 特征参数进行特征融合。

3 基于类间区分度的 GFCC-PLPC 特征融合

3.1 PLPC 特征提取

感知线性预测分析通过 3 种方式模拟人耳听觉感知^[5]: 1) 临界频带分析; 2) 等响预加重; 3) 强度-响度转换。PLPC 特征提取的实现过程如图 2 所示。

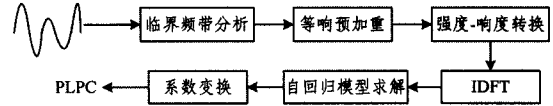


图 2 PLPC 提取流程图

1) 临界频带分析

求出语音信号功率谱, 按式(9)沿 ω 轴转换到人耳感知的 Bark 域:

$$\Omega(\omega) = 6 \ln\left(\frac{\omega}{1200\pi} + \left[\left(\frac{\omega}{1200\pi}\right)^2 + 1\right]^{0.5}\right) \quad (9)$$

其中, ω 是角频率, Ω 是 Bark 域频率。然后与模拟临界函数 $\psi(\Omega)$ 进行卷积运算, 得到临界带功率谱:

$$\Theta(\Omega) = \sum_{\Omega_i=-1.3}^{2.5} P(\Omega - \Omega_i) \psi(\Omega) \quad (10)$$

2) 等响预加重

对临界带功率谱 $\Theta[\Omega(\omega)]$ 进行等响曲线加重:

$$\gamma[\Omega(\omega)] = E(\omega) \Theta[\Omega(\omega)] \quad (11)$$

加重曲线 $E(\omega)$ 基于人类对不同频率声音的敏感度的近似估计, 采用文献[8]中提出的特殊近似法, 表达式为:

$$E(\omega) = \frac{(\omega^2 + 56.8 \times 10^6) \omega^4}{(\omega^2 + 6.3 \times 10^6)^2 \times (\omega^2 + 0.38 \times 10^9)} \quad (12)$$

3) 强度-响度转换

采用低阶全极点模型对语音信号建模, 表达式如下:

$$\Phi(\omega) = \gamma[\Omega(\omega)]^{1/3} \quad (13)$$

4) 自回归模型求解

对 $\Phi(\omega)$ 进行离散傅里叶逆变换 (Inverse Discrete Fourier Transform, IDFT) 得到短时自相关函数, 并采用 Levinson-Durbin 算法求解得 PLPC 特征系数。

3.2 特征类间区分度

声纹特征参数通过描述人类发音的固有特征、语音信号的频谱幅度及人耳听觉特性等方式来表征说话人特点, 基于不同原理的声纹特征对噪声的适应性也有较大的差异。考虑到语音特征参数在特征域的可分性, 选择对特征参数在噪声环境下的类间区分度进行研究, 并以此为依据评估特征参数在噪声环境下的鲁棒性, 最终在特征域完成数据融合。

D_R 为特征类间离散度和类内离散度之比, 反映了声纹特征库中各特征间的区分度, 这种区分度可有效表征声纹特征是否适应噪声环境。求出声纹特征在不同信噪比环境下的 D_R 值, 进一步分析特征在噪声环境下的鲁棒性。 D_R 的表达式如下:

$$D_R = \frac{\sum_{i=1}^M (\mu_i - \mu)^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (x_i^j - \mu_i)^2}, i=1, 2, 3, \dots, M; j=1, 2, 3, \dots, N \quad (14)$$

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_i^j, \mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mu_i \quad (15)$$

其中, μ 为语音库内所有说话人的平均特征值, μ_i 为第 i 个说话人的平均特征值, M 为语音库中说话人的个数, N 为单个说话人的语音信号帧数。

3.3 基于类间区分度的特征融合

语音特征在提取后通常以矩阵的形式存储, 可以用多维特征向量来表示。对各维特征向量进行类间区分度研究可知每一维特征参数在噪声环境下的鲁棒性, 以此为依据就可实现对不同声纹特征的数据融合。假定特征 A 与特征 B 分别由 X 维和 Y 维特征向量表示:

$$A = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_X\}' \quad (16)$$

$$B = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_Y\}'$$

对两种声纹特征进行类间区分度分析, 特征 A 与特征 B 的 D_R 矩阵如下:

$$D_R^A = \{D_R^A(1), D_R^A(2), \dots, D_R^A(X)\}' \quad (17)$$

$$D_R^B = \{D_R^B(1), D_R^B(2), \dots, D_R^B(Y)\}' \quad (18)$$

为研究在噪声环境中两种声纹特征每一维的表现, 在多种信噪比环境下, 对语音库中说话人提取特征 A 与 B , 并统计 D_R 的最大值 D_{Rmax} 在特征矩阵中每一维的次数 P :

$$P_x = P[D_{Rmax} = D_R^A(m), m=1, 2, \dots, X] \quad (19)$$

$$P_y = P[D_{Rmax} = D_R^B(n), n=1, 2, \dots, Y] \quad (20)$$

为保证融合特征矩阵各向量权重适当, 根据统计情况设置阈值 P_{th} , P_{th} 由具体结果选定, 对 P_x, P_y 规整后求:

$$\varepsilon = \max\{P_x, P_y, P_{th}\} \quad (21)$$

$$\gamma = \begin{cases} \alpha, & \varepsilon = P_x \\ \beta, & \varepsilon = P_y \\ 0, & \varepsilon = P_{th} \end{cases} \quad (22)$$

得到融合特征特征参数 C , 其表达式如下:

$$C = \{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_Z\}' \quad (23)$$

4 实验与结果分析

4.1 实验数据库

本文实验所用语音数据来自 TIMIT 语音库, 该语音库中的语音信号采样率为 16kHz, 采样精度为 8bit, 单声道录音。

实验测试语音库中包含 40 个说话人, 其中男、女各 20 个, 训练语音长度为 25s, 测试语音长度为 10s, 提取的 GFCC 与 PLPC 特征参数均为 22 维。噪声信号取自 NOISEX-92 噪声数据库^[9], 所有的含噪语音信号都是在原有语音信号上叠加不同信噪比噪声得到的。

实验模式匹配方法采用高斯混合-通用背景模型^[10] (Gaussian mixture model-universal background model, GMM-UBM)。训练 UBM 模型的数据来自 NIST SRE2008 中的电话语音测试集。

4.2 类间区分度测试

由 3.2 节中的式(14)、式(15)分别统计部分说话人语音在 4 种噪声 (White, Pink, Babble, Volvo)、5 种信噪比 (5dB, 10dB, 15dB, 20dB, 干净语音) 的情况下, 22 维 GFCC 和 22 维 PLPC 中每一维特征具有最大 D_R 值的次数。

得到 GFCC 和 PLPC 中 D_{Rmax} 的分布如图 3 所示, 根据式(16)一式(22), 结果显示在不同噪声环境下, GFCC 中的第 1, 3, 4, 5, 8, 9, 10, 11 维特征向量以及 PLPC 中的第 2, 3, 4, 6, 8, 11, 12, 13, 15, 20, 21, 22 维特征向量具有更高的类间区分度, 即在噪声环境下具有更好的鲁棒性, 将这些特征融合即得到一种新的 20 维 GFCC-PLPC 声纹特征参数。

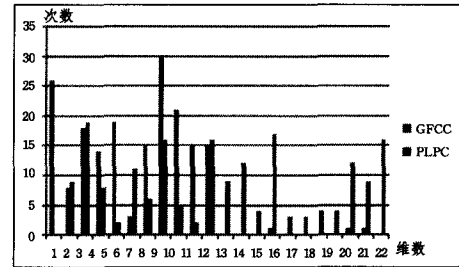


图 3 GFCC 与 PLPC 特征域 D_{Rmax} 分布图

4.3 融合特征噪声鲁棒性验证

为验证 GFCC-PLPC 声纹特征的噪声鲁棒性, 分别对融合特征和单一特征进行了测试并对性能进行了比较。噪声数据采用 Babble (餐厅嘈杂噪声) 和 HF channel (高频信道噪声), 实验结果如表 1 所列。

表 1 融合特征与单一特征识别性能的比较

信噪比 (dB)	Babble 噪声下的错误率 (%)				HF channel 噪声下的错误率 (%)			
	MFCC	GFCC	PLPC	GFCC-PLPC	MFCC	GFCC	PLPC	GFCC-PLPC
干净语音	4.45	3.86	2.72	5.16	4.45	3.86	2.72	5.16
20	8.08	7.43	7.65	6.07	7.85	7.21	7.74	6.33
15	9.27	8.48	9.32	7.18	8.34	9.14	8.65	7.42
10	13.18	12.51	16.04	9.67	12.81	12.75	15.84	9.71
5	17.71	17.38	21.41	13.73	16.47	15.87	20.47	14.55
平均错误率	10.54	9.93	11.43	8.36	9.98	9.77	11.08	8.63

由表 1 可知:

(1) GFCC-PLPC 声纹特征在干净语音、5dB、10dB、15dB、20dB 5 种不同信噪比语音环境下的平均错误率更低; 在 Babble 噪声下, 相比 MFCC, GFCC, PLPC 分别降低了 2.18%, 1.57%, 3.07%, 这个结果说明了基于类间区分度的 GFCC-PLPC 声纹特征参数增强了说话人确认系统在噪声环境下的鲁棒性, 可以有效提升说话人确认的准确率。

(2) 在 MFCC 基础上改进的 GFCC 特征参数在不同信噪比噪声环境下的识别性能都要优于 MFCC, 错误率在 Babble 噪声下降低了 0.61%。此结果证明使用 Gammatone 滤波器

组模拟耳蜗模型对 MFCC 特征参数进行改进对于提升说话人确认系统的准确率是可行的。

(3) GFCC-PLPC 声纹特征在 HF channel 噪声环境下可有效提升说话人确认系统的准确率, 而 HF channel 噪声不属于特征选择噪声库中的数据, 此结果证明 GFCC-PLPC 声纹特征对不同噪声环境具有一定适应性。

(4) GFCC-PLPC 声纹特征在噪声环境下的语音错误率较低, 但在干净语音环境下的错误率较高, 高于单一特征参数。GFCC-PLPC 声纹特征的数据融合是在特征域进行的,

(下转第 317 页)

- [3] Byrne J. Nested motion descriptors[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2015;502-510
- [4] Yeong K,Chulwoo L,Chang K. Video stabilization based on feature trajectory augmentation and selection and robust mesh grid warping[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2015, 24(12);5260-5273
- [5] Chen Y,Lin H. Full-frame video stabilization via SIFT feature matching[C]//2014 Tenth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, 2014;361-364
- [6] Sung K, Lee S, Seung J. Fast digital image stabilizer based on gray-coded bit-plane matching[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics,2009,45(3);598-603
- [7] Shih Y Y,Su S F,Rudas I. Fuzzy based hand-shake compensation for image stabilization[C]//2012 International Conference on System Science and Engineering, 2012;1511-1521
- [8] Jiang J G, Niu J J, Qi M B. Rotational video stabilization algorithm based on SURF and trajectory smothing[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2014,24(13);743-748(in Chinese)
蒋建国,牛杰杰,齐美彬.基于SURF和轨迹滤波的旋转视频稳像算法[J].仪器仪表学报,2014,24(13);743-748
- [9] Zhu J, Guo B. Electronic image stabilization system based on global feature tracking[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics,2008,19(2);228-233
- [10] Dong K,Hong R. New image quality metric using the Harris response[J]. IEEE Signal Processing Letters,2009,16(7);616-619
- [11] Ming Z. A robust Delaunay triangulation matching for multi-spectral/multidate remote sensing image registration[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2015,12(4);711-715
- [12] Hongsheng L. Object matching using a locally affine invariant and linear programming techniques. [J] IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence,2013,35(2);411-424
- [13] Houtekamer P, Herschel L. Ensemble kalman filtering [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2006, 131 (613);3269-3289
- [14] Lynn R,Alireza M K. Robust adaptive Kalman Filtering for systems with unknown step inputs and non-Gaussian measurement errors [J]. IEEE Transactions on Acoustics,1986,34(2);252-263
- [15] Xu J S, Qin Y Y, Peng R. Adaptive kalman filter fading factor selection method research [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics,2004,26(11);1152-1154(in Chinese)
徐景硕,秦永元,彭蓉.自适应卡尔曼滤波器渐消因子选取方法研究[J].系统工程与电子技术,2004,26(11);1152-1154

(上接第 299 页)

根据类间区分度 D_R 的分布,确定了在噪声环境下表现更好的特征向量,并对这些向量进行融合,这种方法一定程度上忽略了干净语音下特征类间区分度,导致了融合声纹特征在干净语音环境下识别率反而下降的后果。

结束语 本文首先利用 Gammatone 滤波器组和 Meddis 模型组成的听觉外周模型改进了 MFCC 特征参数得到 GFCC,并研究了 PLPC 特征提取;然后为结合 GFCC 与 PLPC 在复杂噪声环境下表征说话人的优势,在不同信噪比噪声环境下统计两种特征类间区分度 D_R 分布,并在此基础上对 GFCC 和 PLPC 在特征域进行数据融合,得到 GFCC-PLPC 声纹特征;最后在不同信噪比环境下对 GFCC-PLPC 特征和单一特征进行实验。实验结果表明:GFCC-PLPC 融合特征参数比 MFCC 识别率有所提升,基于改进特征提取算法的说话人确认系统在噪声环境下具有比单一特征更强的鲁棒性,准确率得到有效提升,但在干净语音环境下存在误识别较严重的问题,需要寻求进一步解决的方法。

参 考 文 献

- [1] Pols L C W,Schouten M E H. Perception of tone,band, and formant sweeps[M]// The psychophysics of Speech Perception. Springer Netherlands,1987;231-240
- [2] Hsu W,Sun J. The Effectiveness of Linear Prediction Residual to the Verification of Voiceprint and the Recognition of Chinese Tone[C] // IEEE International Symposium on Multimedia, IEEE,2010;353-356
- [3] Patil H A,Basu T K. Comparison of subband cepstrum and Mel cepstrum for open set speaker classification[C]//Proceedings of the IEEE INDICON 2004 India Annual Conference,2004. First. IEEE,2004;35-40
- [4] Srinivasan A. Speaker identification and Verification using Vector quantization and Mel frequency Cepstral Coefficients[J]. Engineering and Technology,2012,4(1);33-40
- [5] Hermansky H. Perceptual linear predictive (PLP) analysis of speech[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1990,87(4);1738-1752
- [6] Li Y G,Ouyang X Z,Z F A. A Study on Robust Speech Recognition Based on Gammatone feature[C]// National Conference on Man-Machine Speech Communication Chinese Information Processing Society of China, 2013;26-29(in Chinese)
李银国,欧阳希子,郑方.基于Gammatone特征的鲁棒语音识别研究[C]//第十二届全国人机语音通讯学术会议(NCMMSC'2013),2013;26-29
- [7] Luo Y,Chen J,Zhang Y. An Auditory Feature Extraction Algorithm Based on Gama-chirp Filter Banks[J]. Information and Control,2013,42(5);590-594(in Chinese)
罗元,陈君,张毅.基于伽马啁啾滤波器组的听觉特征提取算法[J].信息与控制,2013,42(5);590-594
- [8] Makhoul J,Cosell L. LPCW: An LPC vocoder with linear predictive spectral warping[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP '76). IEEE, 1976;466-469
- [9] Varga A,Steeneken H J M. Assessment for automatic speech recognition; II. NOISEX-92; A database and an experiment to study the effect of additive noise on speech recognition systems [J]. Speech Communication,1993,12(3);247-251
- [10] Bao H J,Zheng F. Combined GMM-UBM and SVM speaker identification system[J]. Tsinghua University (Science & Technology),2007,48(S1);693-698(in Chinese)
鲍焕军,郑方. GMM-UBM 和 SVM 说话人辨认系统及融合的分析[J].清华大学学报(自然科学版),2007,48(S1);693-698