

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.06.015

基于投影分类的语音端点检测方法*

吕丽平¹ 张西芝¹ 张玉宏²

(1. 郑州升达经贸管理学院 郑州 451191; 2. 河南工业大学信息科学与工程学院 郑州 451000)

摘要:针对低信噪比条件下语音端点检测精度受噪声干扰严重的问题,提出了一种基于投影分类的语音端点检测方法。该方法首先利用长时语音信号变化率测度特征进行低信噪比环境中的语音特征计算,充分利用语音信号和非语音信号的不同来增强低信噪比条件下的区分度;接着,采用 Fisher 准则对语音和背景噪声进行分类识别,确保投影后的特征参数类内散度最小、类间散度最大。实验结果表明,方法具有较高的检测精度,在信噪比为 -10 dB 的白噪声干扰情况下仍然保持了 86.7% 以上的正确检测率。

关键词: 语音信号处理;语音端点检测;投影分类;长信号变化率测度

中图分类号: TP391.42 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Speech endpoint detection method based on projection classification

Lv Liping¹ Zhang Xizhi¹ Zhang Yuhong²

(1. Zhengzhou Shengda Economics Trade & Management College, Zhengzhou 451191, China;

2. College of Information Science and Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 451000, China)

Abstract: Aiming at the problem that the low SNR speech endpoint detection accuracy is seriously affected by the background, a speech endpoint detection method based on projection classification is proposed in this paper. Firstly, the phonetic characteristics of low SNR environment is calculated using long speech signal rate measure characteristics. The method makes full use of different speech signal and a voice signal to enhance the degree of differentiation of low SNR condition. Secondly, by using Fisher criterion, the classification identification of the voice and the background noise is carried out to ensure that the projection parameters have the smallest similar characteristics and the largest different characteristics. The experimental results show that the proposed method has high detection accuracy, the correct detection rate is more than 86.7% even in the SNR = -10 dB white noise interference condition.

Keywords: speech signal processing; speech endpoint detection; projection classification; LTSV

1 引言

近年来,随着智能车载导航、智能家居以及语音搜索技术的不断发展,低信噪比条件下的语音端点检测技术成为智能语音分析的焦点问题之一。

传统语音端点检测方法主要是采用信号的短时能量和过零率进行检测,在高信噪比条件下能够获得较好的检测性能,但是在低信噪比条件下无法实现语音端点的

有效检测。因此,近年来,研究人员针对低信噪比条件下的语音端点检测问题进行了深入的研究,先后提出了各种改进的检测算法,根据检测实现手段,可以概括为3类:基于距离的方法^[2]、基于学习的方法^[3]和基于特征的方法^[4]。基于距离的方法严重依赖信号的统计特征和度量函数,不具有普适性,严格意义上,距离的方法多数结合特征提取共同使用。基于学习的方法虽然能够提升检测精度,但是需要说话场景的先验知识,由于大量学习语库的采集和训练,缺乏实时性和普适性^[5]。基于特征的

收稿日期:2016-11 Received Date: 2016-11

* 基金项目:自然科学基金面上项目(61272527)、河南省科技厅自然科学基金项目(152102210261)资助

方法因简单有效、实时性强的特点受到了广泛关注,研究人员先后提出了很多有效的特征检测方法,比如:子带信噪比^[6]、谱及谱熵^[7]、声道共振峰^[8]、自相关函数^[9]、小波分解系数^[10]、梅尔频率倒谱系数(MFCC)^[11]、ERB^[12]、希尔伯特-黄变换^[13]、线性预测倒谱系数残差及高阶统计量^[14]、稀疏表示^[15]等多中特征检测方法。在不同程度上改善了低信噪比条件下的语音端点检测精度。最新研究成果显示,在白噪声干扰情况下,信噪比 SNR = -10 dB 的情况下,端点检测正确率仍然能够保持在 75% 以上^[16],虽然有了较大程度的提升,但是仍无法满足各种后续处理的精度需求。主要原因是这类方法忽略了噪声信号与语音信号部分特征的相似性影响,特别是清辅音信号的特征与噪声特征相近,导致这类方法的分离能力降低,文献[17]详细分析了这种影响,并提出了能够区分清辅音信号与噪声信号特征信息的长时间语音信号变化率测度(LTSV)特征,有效改善了低 SNR 条件下的端点检测精度。但是该方法仍然存在两个问题:1)是有效的检测信噪比只能达到 5 dB 左右,在 SNR < 5 dB 的时候,检测精度降低,主要是因为 SNR 较低的时候,语音中清辅音和噪声的特征信息的可分离性降低;2)在高信噪比条件下 LTSV 容易出现性能过饱和问题,导致分辨力降低^[18]。

针对目前信噪比条件下语音端点检测精度较低的实际情况,本文提出了一种基于投影分类的语音端点检测方法。在文献[17]提出的 LTSV 方法获取基本语音信号特征的基础上,采用 Fisher 准则进行语音信号高维特征到低维特征的单一映射分离,求解 LTSV 的最优投影值,确保投影后的特征参数类内散度最小、类间散度最大,在保证检测精度的同时,大幅降低了检测的时间复杂性,提升了算法检测实时性。最后,基于 NOISEX92 标准噪声库进行了详细的性能分析。

2 投影分类检测原理

2.1 基本 LTSV 原理

基本 LTSV 原理是文献[17]提出的一种基于长时语音信号变化率测度特征进行低信噪比环境语音检测的方法,该算法针对一定时长的语音段(本文取 10 帧)进行测度分析信号的非平稳变化,充分利用语音信号和非语音信号的不同来增强低信噪比条件下的区分度。假设输入的语音信号为 $x(n)$,可以将信号在频率 ω_k 处的功率谱计算为:

$$S_x(n, \omega_k) = \frac{1}{M} \sum_{p=n-M+1}^n \left[\sum_{l=(p-1)N_s+1}^{N_s+(p-1)N_s} \omega(l - (p-1)N_{sh} - 1) \times x(l) \exp(-j\omega_k l) \right]^2 \quad (1)$$

则频率 ω_k 处的谱熵可以计算为:

$$\xi_k^x(m) \approx - \sum_{n=m-R+1}^m \frac{S_x(n, \omega_k)}{\sum_{l=m-R+1}^m S_x(l, \omega_k)} \times \log \left(\frac{S_x(n, \omega_k)}{\sum_{l=m-R+1}^m S_x(l, \omega_k)} \right) \quad (2)$$

最后,可以计算出 $\xi_k^x(m)$ 在频率 ω_k 处的方差 $L_x(m)$ 为:

$$L_x(m) \cong \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (\xi_k^x(m) - \overline{\xi_k^x(m)})^2 \quad (3)$$

式中: $\overline{\xi_k^x(m)} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \xi_k^x(m)$,可以看出, $L_x(m)$ 是对非平稳语音信号程度的度量特征,利用该特征可以有效的区分噪声和语音信号。该算法的具体步骤可以参考文献[17],其中, R, M 为计算 $L_x(m)$ 的两个重要参数,本文后续的分析中取值为 $R = 30, M = 20$ 。

2.2 本文提出的投影方法说明

文献[19]指出在低信噪比条件下采用 Fisher 准则可以有效提升噪声环境下信号中清辅音信号与噪声的区分能力。但是该方法主要是针对语音信号集合进行一一映射,虽然提升了分类的精度,但是也导致了算法的实时性较差。因此,本文采用文献[19]提出的 Fisher 分离方法对文献[17]的 LTSV 高维特征进行低纬度的特征映射,主要思想就是将高纬度的信号特征向量投影映射到一维度的判别矢量空间,并且保证投影后特征在新的子空间内具有优秀的分离特性:最大的类间散度和最小的类内散度,然后根据合理的阈值进行端点检测。本文方法的语音特征提取及映射过程分析如下。

获取语音信号的导引帧以后,取前 N_1 帧作为背景噪声信号,提取 LTSV 参数,记作 $G_k, 1 \leq k \leq N_1$,随后取 N_2 帧语音信号,提取 LTSV 参数,记作 $Q_k, 1 \leq k \leq N_2$ 。通常情况下,取值 $N_1 = 10$ 。因此,背景噪声样本集、语音样本集以及合并后的均值向量可以记为:

$$\begin{cases} \mathbf{u}_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{k=1}^{N_1} Q_k \\ \mathbf{u}_2 = \frac{1}{N_2} \sum_{k=1}^{N_2} G_k \\ \mathbf{u}_0 = \frac{1}{N_1 + N_2} (N_1 \mathbf{u}_1 + N_2 \mathbf{u}_2) \end{cases} \quad (4)$$

给定投影向量 \mathbf{w} ,维度为 12,则投影后的类间散度为:

$$\begin{aligned} SS_B &= N_1 (\mathbf{w}^T \mathbf{u}_1 - \mathbf{w}^T \mathbf{u}_0)^2 + N_2 (\mathbf{w}^T \mathbf{u}_2 - \mathbf{w}^T \mathbf{u}_0)^2 = \\ & \mathbf{w}^T [(N_1 (\mathbf{u}_1 - \mathbf{u}_0)(\mathbf{u}_1 - \mathbf{u}_0)^T + \\ & (N_2 (\mathbf{u}_2 - \mathbf{u}_0)(\mathbf{u}_2 - \mathbf{u}_0)^T)] \end{aligned} \quad (5)$$

类内散度为:

$$SS_W = \sum_{k=1}^{N_1} (\mathbf{w}^T Q_k - \mathbf{w}^T \mathbf{u}_1)^2 + \sum_{k=1}^{N_2} (\mathbf{w}^T G_k - \mathbf{w}^T \mathbf{u}_1)^2 =$$

$$\mathbf{w}^T \left[\sum_{k=1}^{N_1} (\mathbf{Q}_k - \mathbf{u}_1)(\mathbf{Q}_k - \mathbf{u}_1)^T + \sum_{k=1}^{N_2} (\mathbf{G}_k - \mathbf{u}_2)(\mathbf{G}_k - \mathbf{u}_2)^T \right] \mathbf{w} \quad (6)$$

$$\text{令:} \\ \mathbf{S}_B = N_1 (\mathbf{u}_1 - \mathbf{u}_0)(\mathbf{u}_1 - \mathbf{u}_0)^T + N_2 (\mathbf{u}_2 - \mathbf{u}_0)(\mathbf{u}_2 - \mathbf{u}_0)^T \quad (7)$$

$$\mathbf{S}_W = \sum_{k=1}^{N_1} (\mathbf{Q}_k - \mathbf{u}_1)(\mathbf{Q}_k - \mathbf{u}_1)^T + \sum_{k=1}^{N_2} (\mathbf{G}_k - \mathbf{u}_2)(\mathbf{G}_k - \mathbf{u}_2)^T \quad (8)$$

同文献[19]不同,本文采用的是高维特征到地位特征的映射,通过式(5)和(6)定义的散度进行分析,具体的判定准则为:

$$\max J_{\text{fisher}}(\mathbf{w}) = \frac{\mathbf{S}_B \mathbf{S}_B}{\mathbf{S}_W \mathbf{S}_W} = \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_B \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_W \mathbf{w}} \quad (9)$$

判定准则中, \mathbf{S}_B 和 \mathbf{S}_W 为散度分析的对称半正定矩阵,可以表示为:

$$\begin{cases} (\mathbf{S}_W)^{1/2} = (\mathbf{S}_W^T)^{1/2} \\ \mathbf{L}_W = (\mathbf{S}_W)^{1/2} (\mathbf{S}_W)^{1/2} \end{cases} \quad (10)$$

令 $\mathbf{v} = (\mathbf{S}_W)^{1/2} \mathbf{w}$, 则 $\mathbf{w} = (\mathbf{S}_W)^{-1/2} \mathbf{v}$, 将其代入式(9), 则:

$$\max J_{\text{fisher}}(\mathbf{w}) = \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_B \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_W \mathbf{w}} = \frac{\mathbf{v}^T (\mathbf{S}_W^T)^{-1/2} \mathbf{S}_B (\mathbf{S}_W)^{-1/2} \mathbf{v}}{\mathbf{v}^T \mathbf{v}} \quad (11)$$

等价于求最大特征值对应的特征向量,即:

$$\lambda_{\max} [(\mathbf{S}_W^T)^{-1/2} \mathbf{S}_B (\mathbf{S}_W)^{-1/2}] = \lambda_{\max} [(\mathbf{S}_W)^{-1} \mathbf{S}_B] \quad (12)$$

则:

$$\begin{aligned} \lambda_{\max} \mathbf{w} &= (\mathbf{S}_W)^{-1} \mathbf{S}_B \mathbf{w} = \\ &(\mathbf{S}_W)^{-1} (\mathbf{u}_1 - \mathbf{u}_2)(\mathbf{u}_1 - \mathbf{u}_2)^T \mathbf{w} = \\ &(\mathbf{S}_W)^{-1} (\mathbf{u}_1 - \mathbf{u}_2)(\mathbf{u}_1^T \mathbf{w} - \mathbf{u}_2^T \mathbf{w}) \end{aligned} \quad (13)$$

式中: λ_{\max} 和 $(\mathbf{u}_1^T \mathbf{w} - \mathbf{u}_2^T \mathbf{w})$ 为标量, \mathbf{w} 与 $(\mathbf{S}_W)^{-1} (\mathbf{u}_1 - \mathbf{u}_2)$ 具有相同方向,若忽略系数,则最佳投影方向 \mathbf{w} 为:

$$\mathbf{w} = (\mathbf{S}_W)^{-1} (\mathbf{u}_1 - \mathbf{u}_2) \quad (14)$$

将待检测的语音信号提取出每帧的 LTSVL_x(*m*), 可将投影降维到一维后的参数表示为:

$$r_m = \mathbf{w}^T \mathbf{L}_x(m) \quad (15)$$

3 实验与结果分析

实验中采用实验室自己录制的一段语音,针对不同信噪比、不同噪声情况下进行了分析。为保证本文实验的可重构性,给出了实验分析中采用的具体平台指标如表 1 所示。

表 1 实验平台说明

Table 1 Illustration of the experimental platform

结构	配置
CPU	Intel/R Corei5-4GHz
内存	8 GB
操作系统	64 bit Windows7
软件平台	MATLAB R2011b

3.1 不同 SNR 检测分析

首先针对录制的语音信号进行了不同信噪比情况下的检测结果分析,通过计算机仿真进行白噪声迭代,分别合成了 SNR 为 20、0 和 -10 dB 的含噪语音信号。并进行相关的仿真分析,分析中具体的参数设置为帧长 $N = 256$, 帧移 128, 汉明窗、快速傅里叶变换 (FFT) 的点数 256。为定型直观的分析本文方法的性能,将检测结果同文献[17]的方法进行了综合比价分析。

图 3~5 所示为不同 SNR 情况下的检测结果。从图中的检测结果可以看出,在高信噪比 SNR = 20 dB 的时候,本文方法和文献[17]的方法都能够很好的检测出语音端点信号,同样可以看出, LTSV 特征容易趋于饱和,幅值凸显。但是从图 4 中可以看出, LTSV 特征的检测精度已经开始下降,但是特征幅值依然很高,明显削弱了语音结尾清音的分辨能力,但是本文方法仍然博智了较高的检测精度。在图 5 中 SNR = -10 dB 的时候, LTSV 的检测方法已经出现了较大的错误,但是本文的方法能够仍然保持较好的检测效果。

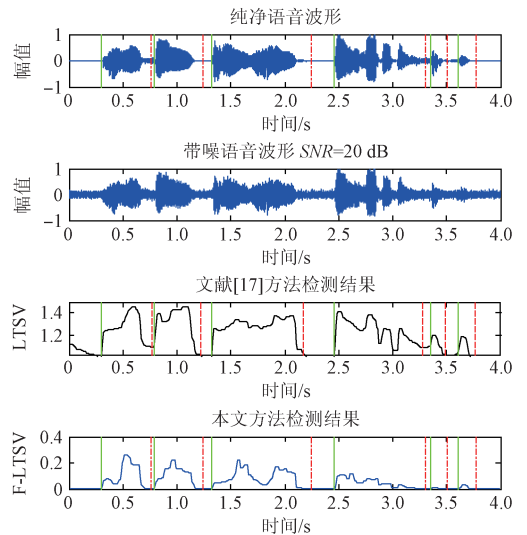


图 3 SNR = 20 dB 的检测结果

Fig. 3 Test results of SNR = 20 dB

3.2 不同噪声的检测分析

为定量分析本文方法的性能,针对 TIMIT 提供的标准语音库进行检测正确率比较,通过手工标注的方法来

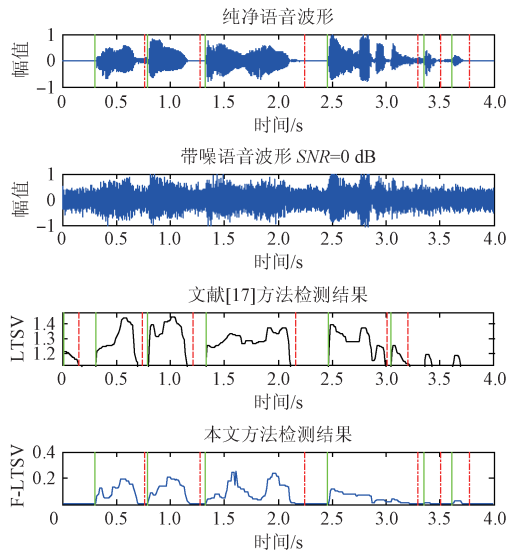


图4 SNR = 0 dB 的检测结果
Fig. 4 Test results of SNR = 0 dB

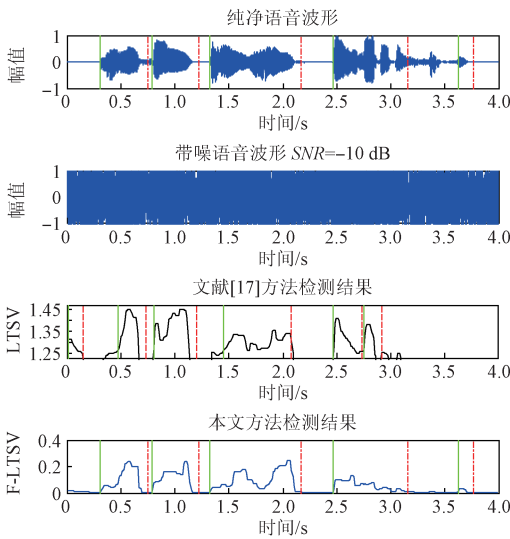


图5 SNR = -10 dB 的检测结果
Fig. 5 Test results of SNR = -10 dB

区别语音段和非语音端,将检测误差控制在3帧以内作为检测正确与否的依据。正确率的计算方法为:

$$\begin{cases} P(i) = \frac{P_{\text{true}}}{P_{\text{total}}} \times 100\% \\ \bar{P}_{\text{true}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P(i) \end{cases} \quad (18)$$

式中: P_{true} 为语音端点检测正确的端点数, P_{total} 为一段语音的总语音端点数, M 为实验中采用的语音段的总量, 本文实验中共采用 TIMIT 语音库提供的 50 条语音信号, 噪声采用 NOISEX92 标准噪声库提供的噪声进行叠加分析, 测试了不同噪声情况下检测结果分析, 实验中 $SNR = 20$ dB 结果如表 2 所示。

表 2 不同类型噪声检测精度比较
Table 2 Comparison of detection accuracy with different types of noise (%)

方法	噪声类型及检测正确率			
	白噪声	Pink 噪声	汽车噪声	坦克噪声
文献[17]	91.56	85.21	71.56	73.34
文献[19]	92.49	87.34	73.45	74.23
本文方法	95.44	90.33	77.21	79.85

从表 2 的实验结果可以看出,不同噪声情况下的检测精度都不相同,白噪声情况下 3 种方法的检测精度明显高于其他噪声,但是在实验中采用的 4 种噪声情况下本文均保持了相对较好的检测精度,主要原因是因为本文方法对高维特征进行了分类映射处理。

3.3 检测实时性分析

为了进一步分析本文方法计算时间的复杂性,采用 3.2 节的实验,进行 50 端语音,分别加入 4 种不同的噪声,计算检测平均时间消耗,具体结果如表 3 所示。

表 3 不同类型噪声检测时间比较
Table 3 Comparison of detection time with different types of noise (s)

方法	噪声类型及检测时间			
	白噪声	Pink 噪声	汽车噪声	坦克噪声
文献[17]	1.06	1.46	1.44	1.43
文献[19]	1.13	2.12	2.07	1.95
本文方法	1.03	1.21	1.15	1.31

从表 3 的实验结果可以看出,不同噪声情况下的检测时间是不同的,主要原因是因为不同噪声提取特征矩阵的计算消耗不同。其中白噪声特征提取比较简单,时间消耗相对较短,但是在不同噪声情况下,本文方法的计算时间相对较短,主要原因是因为本文方法进行了高维特征的降维处理,有效降低了矩阵运算时间,提升了处理速度。

4 结论

针对低信噪比条件下的语音端点检测问题,着力提升低信噪比语音信号与噪声信号特征的分离能力,提出了一种投影分类的语音端点检测方法。该方法采用抗噪能力较强的长信号变化测度作为待检信号特征,与传统的基于谱和谱熵的特征相比,能够有效增强低信噪比条件下的特征对比度。基于 Fisher 对语音和背景噪声进行分类识别,求解 LTSV 的最优投影值,确保投影后的特征参数类内散度最小、类间散度最大。通过不同信噪比条件下的识别结果可以看出,本文方法不仅改善了 LTSV 算法存在的过饱和问题,同时增强了在低信噪比条件下

的检测精度,对于信噪比条件较差的车载应用环境而言,本文方法具有一定的应用前景。为了增强在低信噪比条件下的检测鲁棒性,在接下来的研究中,将采用盲分离的方法,改善进入特征处理步骤之前的信噪比,进一步增强算法的鲁棒性和精确性。

参考文献

- [1] 赵欢,王纲金,胡炼,等. 车载环境下基于样本熵的语音端点检测方法[J]. 计算机研究与发展,2011,48(3):471-476.
ZHAO H, WANG G J, HU L, et al. Voice activity detection based on sample entropy in car environments[J]. Journal of Computer Research and Development, 2011,48(3):471-476.
- [2] 张君昌,胡海涛,崔力. 融合 Burg 谱估计与信号变化率测度的语音端点检测[J]. 西安电子科技大学学报:自然科学版,2014,41(3):192-195.
ZHANG CH J, HU H T, CUI L, et al. Robust voice endpoint detection fusing Burg spectrum estimate and signal variability [J]. Jouranal of Xidian University: Natural Science, 2014,41(3):192-195.
- [3] 米建伟,方晓莉,仇原鹰. 非平稳背景噪声下声音信号增强技术[J]. 仪器仪表学报,2017,38(1):17-22.
MI J W, FANG X L, QIU Y Y. Enhancement technology for the audio signal with nonstationary background noise[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017,38(1):17-22.
- [4] CAO Y L, LA D SH, JIA SH, et al. A speech endpoint detection algorithm based on wavelet transforms [C]. 26th Control and Decision Conference, IEEE, 2014: 3010-3012.
- [5] 贺利芳,曹莉,张天琪. Levy 噪声中 EMD 降噪的随机共振研究[J]. 电子测量与仪器学报,2017,31(1):21-28.
HE L F, CAO L, ZHANG T Q. Stochastic resonance research with EMD de-noising under Levy noise [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(1): 21-28.
- [6] 曾玲,陈伟,陶金. 低信噪比正弦信号相位差测量算法对比研究[J]. 电子测量技术, 2017, 40(1):70-75.
ZENG L, CHEN W, TAO J. Comparative study of the phase difference measurement algorithms for low signal to noise ratio sine signal [J]. Electronic Measurement Technology, 2017, 40(1):70-75.
- [7] 高莹,徐进,廖文,等. 基-2FFT 在音频分析及输出系统中的应用[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(1):100-103.
GAO Y, XU J, LIAO W, et al. Application of base-2 FFT in audio analysis and output system [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2017, 36(1):100-103.
- [8] JIANG D, LIU X, WANG D, et al. Analysis of sensitivity and error in Maglev vibration test system [J]. Instrumentation, 2016, 3(1):70-78.
- [9] SUH Y, KIM H. Multiple acoustic Model-based discriminative likelihood ratio weighting for voice activity detection [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2012, 19(8): 507-510.
- [10] ZHANG X L, WU J. Deep belief networks based voice activity detection [J]. IEEE Transaction on Speech Audio Process, 2013, 21(4):697-710.
- [11] BOUCHIKHI E H E, CHOQUEUSE V, BENBOUZID M E H. Current frequency spectral subtraction and its contribution to induction machines bearings condition monitoring [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2013, 28(1):135-144.
- [12] YING D, YAN Y. Noise estimation using a constrained sequential hidden Markov model in the log-spectral domain [J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, Lang, Process, 2013, 21(6):1145-1157.
- [13] ZEDDELMANN V D. A feature based approach to noise robust speech detection [J]. ITG-Fachbericht, 2012, 23(6): 243-246.
- [14] CHUNG H, LEE S J, LEE Y K. Weighed-finite state transducer-based endpoint detection using probabilistic decision logic [J]. ETRI Journal, 2014, 36(5):714-720.
- [15] WANG Y Q, ZHANG H. The research of speech recognition in low SNR base on GA-SVM [C]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 590:727-731.
- [16] PARK J, KIM W, HAN D K. Voice activity detection in noisy environments based on double-combined fourier transform and line fitting [J]. Scientific World Journal, 2014, 22(4):216-228.
- [17] GHOSH P K, TSIARTAS A, NARAYANAN S. Robust voice activity detection using long-term signal variability [J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2011, 19(3):14-19.
- [18] YANG X L, TAN B H. Comparative study on voice activity detection algorithm [C]. Proceedings of IEEE International Conference on Electrical and Control Engineering, 2010: 599-602.
- [19] 王明合,张二华,唐振民,等. 基于 Fisher 线性判别分析的语音信号端点检测方法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(6):1343-1349.
WANG M H, ZHANG ER H, TANG ZH M, et al. Voice activity detection based on fisher linear discriminant analysis [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2015, 37(6):1343-1349.

作者简介



吕丽平,2001年于青岛建筑工程学院获得学士学位,2005年于青岛科技大学获得硕士学位,现为郑州升达经贸管理学院副教授,主要研究方向为信息处理、目标跟踪算法及机器学习。

E-mail:18137113329@163.com

Lv Liping received B. Sc. from Qingdao Institute of Architecture and Engineering in 2001 and M. Sc. from Qingdao Science and Technology University in 2005, respectively. Now she is an associate professor in Zhengzhou Shengda Economics trade & Management College. Her main research interest includes information processing, target tracking algorithm and machine learning.



张西芝,2003年于郑州大学升达经贸管理学院获得学士学位,2006年于郑州大学获得硕士学位,现为郑州升达经贸管理学院副教授,主要研究方向为数据挖掘和机器学习。

E-mail:zhangxizhi2016@21cn.com

Zhang Xizhi received B. Sc. from Shengda Economics Trade & Management College, Zhengzhou University, in 2003 and M. Sc. from Zhengzhou University in 2006, respectively. Now he is an associate professor in Zhengzhou Shengda Economics trade & Management College. His main research interest includes data mining and machine learning.



张玉宏,2001年年于西安工业大学获得学士学位,2004年于长安大学获得硕士学位,2012年于成都电子科技大学获得博士学位,现为河南工业大学讲师,主要研究方向为大数据、高性能计算。

E-mail:11916069@qq.com

Zhang Yuhong received B. Sc. from Xi'an Technological University in 2001, M. Sc. from Chang'an University in 2004, and Ph. D. from Chengdu University of Electronic Science and Technology in 2012, respectively. Now he is a lecturer in Henan University of Technology. His main research interest includes big data and high performance computing.