

基于 DWT 的 AMDF 基音检测改进算法

郑 瑞¹, 李 平², 曾毓敏¹, 高 闻¹, 李梦超¹

(1. 南京师范大学物理科学与技术学院, 江苏 南京 210023)

(2. 泰州职业技术学院信息工程学院, 江苏 泰州 225300)

[摘要] 平均幅度差函数(AMDF)法是一种常用的基音检测算法,但由于 AMDF 存在严重的均值下降趋势,使得用这种算法在提取基音的过程中易产生错误。为克服该缺点,提出了一种基于离散小波变换(DWT)的 AMDF 改进算法(DW-AMDF),该算法首先求取每帧语音信号的 AMDF,利用 DWT 提取出 AMDF 中的下降趋势,去除下降趋势后得到 DW-AMDF 用于检测基音。实验结果表明,与传统的 AMDF 算法及其几种典型的改进算法相比,该算法的检测精度有了明显的提高。

[关键词] 基音,离散小波变换,平均幅度差函数,下降趋势

[中图分类号] TP391.42; TN912 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2014)02-0049-06

Modified AMDF Pitch Detection Algorithm Based on DWT

Zheng Rui¹, Li Ping², Zeng Yumin¹, Gao Wen¹, Li Mengchao¹

(1. School of Physics and Technology, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

(2. Department of Information Engineering, Taizhou Vocational and Technical University, Taizhou 225300, China)

Abstract: As a commonly used pitch detection algorithm, Average Magnitude Difference Function (AMDF) is used to estimate the pitch from the speech signal effectively. However, owing to the falling trend of the AMDF curve, it is easy to make the estimated pitch erroneous when AMDF algorithm is performed. In order to overcome the drawback, this paper presents a modified AMDF algorithm based on discrete wavelet transform (DWT) called DW-AMDF. In this algorithm, conventional AMDF of each voiced frame is firstly calculated. Then the falling trend of AMDF is extracted by DWT. Finally DW-AMDF is obtained by removing the falling trend from AMDF and the true pitch can be detected from DW-AMDF. Lots of experiments show that the performance of the proposed DW-AMDF outperforms AMDF and other AMDF-based modified algorithms.

Key words: pitch, discrete wavelet transform (DWT), average magnitude difference function (AMDF), falling trend

基音是指发浊音时声带振动的频率,它是语音压缩、语音合成、语音识别等语音信号处理领域使用的最重要参数之一^[1]。研究人员们已经提出了许多基音检测算法,例如自相关函数法(Autocorrelation function, ACF)^[2]、平均幅度差函数法(Average magnitude difference function, AMDF)^[3]、小波变换法^[4]、倒谱法^[5]等。其中,AMDF 算法以其原理简单、算法复杂度低等诸多优点得到了广泛的应用。该算法首先计算一帧语音信号的 AMDF,然后通过 AMDF 除零点之外的最低谷值点的索引估计出该语音帧的基音。但是,由于语音信号并非具有严格的周期性和平稳性,在使用 AMDF 算法检测基音时常会出现实际的基音谷值点并非全局的最低谷值点,而出现在其他的谷值点处,这在 AMDF 的波形上表现为一种均值下降趋势^[6-9],此时就出现了倍频错误(Multiple pitch error)。这是由于 AMDF 的计算过程中,随着时延的增加,用于计算 AMDF 的采样点数越来越少,AMDF 的值也随之越来越小。针对 AMDF 的这种缺点,近年来出现了许多 AMDF 的改进算法,例如 LV-AMDF^[7]和 CAMDF^[8],它们都一定程度上克服 AMDF 存在的下降趋势,但是它们都没有从本质上解决问题,如 CAMDF 通过改变 AMDF 的计算方式,以取模运算来选定用于计算

收稿日期:2013-09-03.

基金项目:江苏省自然科学基金(BK2010546).

通讯联系人:曾毓敏,教授,研究方向:语音信号处理与图像处理. E-mail: zengyumin@njnu.edu.cn

AMDF 的采样点,克服了下降趋势.但是 CAMDF 也存在不足之处,CAMDF 只能用于检测基音谷值点出现在 AMDF 前半段的语音帧的基音,因此对于基音谷值点处于 AMDF 后半段的语音帧的基音检测就会产生错误.

本文提出了一种基于离散小波变换 (Discrete wavelet transform, DWT) 的 AMDF 基音检测改进算法 (DW-AMDF),该算法不仅有效地克服了 AMDF 存在的缺陷,且没有改变 AMDF 的计算方法或改变用于计算 AMDF 的语音帧的帧长.大量的实验证明,DW-AMDF 的性能优于 AMDF 的改进算法,如变长短时平均幅度差函数 (Length-varied AMDF, LV-AMDF) 和循环平均幅度差函数 (Circular AMDF, CAMDF).

1 AMDF 及其改进算法分析

一帧语音信号的短时 AMDF 定义^[1,3,6,9]为:

$$\gamma_1(k) = \sum_{n=0}^{N-k-1} |S_w(n+k) - S_w(n)|, \quad (1)$$

式中, $S_w(n)$ 为加矩形窗且窗长为 N 的浊音采样序列, k (时延) 的取值范围是 $0 \sim N-1$. 对于一帧周期为 T_p 的浊音语音信号, 它的短时 AMDF 函数 $\gamma_1(k)$ 拥有与浊音语音周期相一致的周期特性, 且在时延等于 T_p 的地方出现最低谷值 (原点除外), 并且 T_p 的整数倍处均会出现谷值点, 通过下式可以估计出语音信号的基音周期^[1]:

$$T_p = \arg \min_{k=k_{\min}}^{k_{\max}} (\gamma_1(k)), \quad (2)$$

其中, k_{\min} 表示的是 AMDF 曲线中各谷值点对应的最小采样值点; 相反, k_{\max} 相当于 AMDF 曲线中各谷值点对应的最大采样值点.

由式(1)可知, 随着变量 k 的增加, $\gamma_1(k)$ 的相加项越来越少, 表现为 $\gamma_1(k)$ 的极大值越来越小, 这是由于语音浊音采样序列与一个窗长为 N 的矩形窗加权相乘, 且窗外的加权相乘项的值都为零; 同时, 在 k 的有效范围内, 当 $k=0$ 或 $k=N-1$ 时, $\gamma_1(k)$ 的值为零; 因此, 浊音信号 (如图 1(a)) 的 AMDF 的函数曲线 (如图 1(b)) 会出现一个近似于图 1(c) 所示的先增后减的均值下降趋势. 且 $\gamma_1(k)$ 的值易受噪声的干扰, 因此在实际应用中 AMDF 算法容易出现基音周期 T_p 处的谷值点并不是全局最低谷值点. 为克服这种错误, 人们提出了许多改进算法, 其中两种性能较好的改进算法是变长短时平均幅度差函数 (LV-AMDF) 和循环平均幅度差函数 (CAMDF).

变长短时平均幅度差函数 (LV-AMDF) 的定义^[6]为:

$$\gamma_2(k) = \frac{\sum_{n=0}^{k-1} |S_w(n+k) - S_w(n)|}{\left(\frac{1}{2} \sum_{n=0}^{2k-2} |S_w(n)| \right)}. \quad (3)$$

LV-AMDF 克服了下降趋势, 如图 2(c) 所示. 但通过定义可发现, 该算法在计算每帧语音的 AMDF 的过程中实际用到了两倍帧长的语音信号, 这在一定程度上破坏了语音帧的短时平稳性, 因此 LV-AMDF 在检测过程中仍然会发生错误.

循环平均幅度差函数 (CAMDF) 可定义为^[7]:

$$\gamma_3(k) = \sum_{n=0}^{N-1} |S_w(\text{mod}(n+k, N)) - S_w(n)|, \quad (4)$$

式中, mod 表示取模运算. 由式(4)可知, 该函数在 $k=N/2$ 处对称, 也即 CAMDF 仅仅只能检测的基音谷值

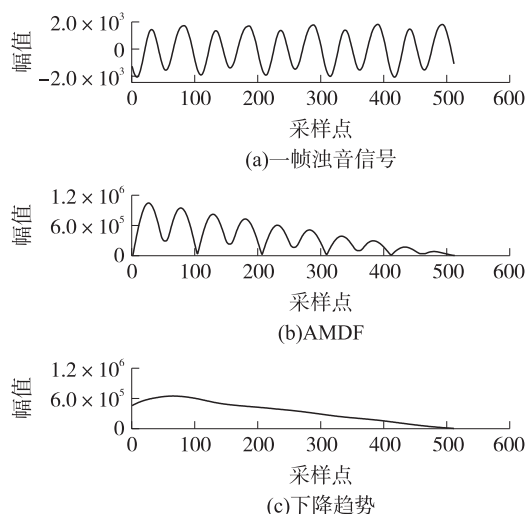


图 1 AMDF 的波形及其近似下降趋势

Fig. 1 Waveform of AMDF and its approximate falling trend

点出现在 AMDF 前半段的语音帧的基音,对于基音谷值点出现在 AMDF 的后半段的语音帧,CAMDF 将无法检测.此外,由于 CAMDF 改变了 AMDF 的计算方法,实际检测中也易出现其他未知的错误,如图 2(d)所示(根据语音参考库可知,该帧浊音信号的基音周期为 102,CAMDF 检测为 205).

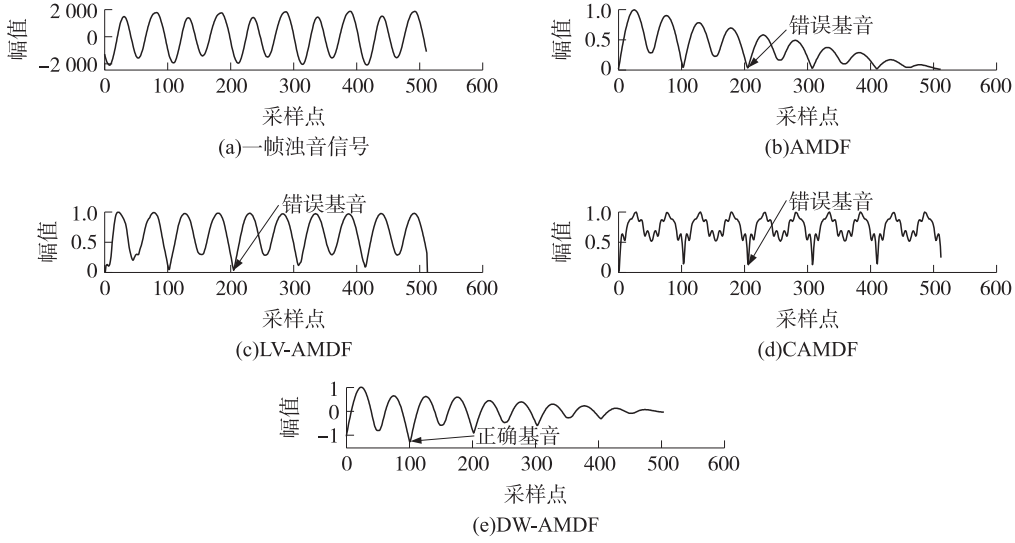


图 2 一帧浊音的 AMDF、LV-AMDF、CAMDF 和 DW-AMDF

Fig. 2 AMDF, LV-AMDF, CAMDF and DW-AMDF of a voiced frame

通过深入分析可知,本实验室在前期工作中曾提出一种基于经验模式分解(Empirical mode decomposition, EMD)的 AMDF 基音检测改进算法(EMDAMDF)^[10],该算法的思想是将 AMDF 分解出多个本征模式函数(Intrinsic Mode Function, IMF)和代表 AMDF 下降趋势的残余分量,消除下降趋势得到 EMDAMDF.该算法虽然很好地克服了 AMDF 的下降趋势,但需要不断地利用三次样条插值将待分解信号的极大值和极小值点拟合成上下包络,并利用上下包络算出局部均值,导致该算法的时间复杂度较高,实际应用中耗时过大,在要求高速率的语音信号处理领域应用意义不大.

2 离散小波变换

小波变换(Wavelet Transform)是一种经典信号分析方法,它是为解决短时傅里叶变换(Short Time Fourier Transform)不能兼顾时间和频率分辨率的限制而提出的.由于小波变换对信号中的高频分量具有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率,相对信号中的低频分量具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率,这种自适应特性与人耳的时频分析特征极为相似,是语音信号处理的一种重要分析方法.

小波变换包括连续小波变换(Continuous Wavelet Transform, CWT)和离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT).CWT 中的伸缩因子 a 和平移因子 τ 都是连续变化的实数,在处理数字信号时很不方便,主要用于理论分析和论证.CWT 可以用式(5)表示:

$$\text{CWT}(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{\mathbb{R}} x(t) \psi^* \left(\frac{t-\tau}{a} \right) dt, \quad (5)$$

式中,“*”表示卷积运算.CWT 定义为母小波函数 $\psi(t)$ 与信号 $x(t)$ 内积.在实际问题的数值计算中常采用离散形式,即 DWT. DWT 可以通过离散化 CWT 中的伸缩因子 a 和平移因子 τ 得到,可以取 $a = a_0^m, \tau = n\tau_0 a_0^m$,对应的离散小波为^[11]:

$$\text{DWT}(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \int_{\mathbb{R}} x(t) \psi^* \left(\frac{t-n\tau_0 a_0^m}{a_0^m} \right) dt. \quad (6)$$

通常,利用离散小波变换分析信号一般有 3 个目的:特征信号的提取、信号压缩、信号去噪.本文是利用小波分解算法提取语音信号 AMDF 的趋势特征.

对于一帧语音信号的 AMDF $\gamma_1(k)$,小波分解算法可表示为^[11,12]:

$$A_0[\gamma_1(k)] = \gamma_1(k); \quad (7)$$

$$A_j[\gamma_1(k)] = \sum_n H[2k-n]A_{j-1}[\gamma_1(k)]; \quad (8)$$

$$D_j[\gamma_1(k)] = \sum_n G[2k-n]A_{j-1}[\gamma_1(k)]; \quad (9)$$

式中, j 表示分解层数 $j=1, 2, \dots, \log_2 N$; H, G 是时域小波分解滤波器; A_j 是 $\gamma_1(k)$ 的近似分量, 即低频部分的小波系数; D_j 是 $\gamma_1(k)$ 的细节分量, 即高频部分的小波系数。

如图 3 所示, 运算过程就是将第 $j-1$ 层的近似分量 A_{j-1} 通过小波分解滤波器 H, G , 然后分别隔点采样(2 下采样)。经过这些操作后, 通过分解滤波器 G 和隔点采样器的结果就是第 j 层细节分量 D_j , 通过分解滤波器 H 和隔点采样器的结果就是第 j 层近似分量 A_j 。

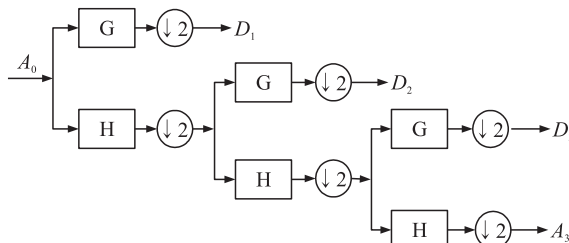


图 3 3 层小波分解示意图

Fig. 3 Sketch map of three layers of wavelet decomposition

3 DW-AMDF 算法及其性能分析

由于语音信号的 AMDF 数据是离散的, 且离散小波变换相比连续小波变化具有较小的计算量^[12], 故本文采用离散的小波变换来提取 AMDF 的下降趋势。

根据不同的的小波基函数, 小波可以被分为不同的小波系。理论上, 具有正交性的小波基函数使得小波空间中两点之间因冗余度造成的关联性得以消除; 同时, 因为正交性使得变换结果更能反映信号本身的性质。所以, 本文将考虑 4 种正交的小波基: Haar、Daubechies、Symlets 和 Coiflet。实验发现以上 4 种小波的提取效果相当(效果是根据最后检测结果的基音粗差进行比较的), 本文选用了 Sym8 小波基。

在利用小波分解信号之前, 首先需要确定小波分解层数 j 的值, 也即具体在第几层可以分解出来 AMDF 的近似下降趋势。前文介绍 AMDF 算法时曾描述过 AMDF 波形的下降趋势线是先增后减的, 因此 AMDF 的下降趋势曲线至少含有一个极大值, 出于对时间和空间的合理利用, 本文选定有且仅有一个极大值的小波分解的近似分量 A_j 为 AMDF 的近似下降趋势。根据这一设定, 本文研究出了一种如图 4 所示的自适应的确定小波分解层数的方法, 图 1(c) 即为利用 Sym8 小波 6 层分解出的 AMDF 的近似下降趋势。

根据以上分析, 本文提出了基于 DWT 的 AMDF 基音检测改进算法(DW-AMDF), 算法框图如图 5 所示, 其中 DW-AMDF 可以表示为:

$$x_{\text{DW-AMDF}} = x_{\text{AMDF}} - a_i, \quad (10)$$

式中, x_{AMDF} 表示一帧浊音信号的 AMDF; a_i 表示利用 Sym8 小波提取出的该帧浊音信号 AMDF 的下降趋势。



图 5 DW-AMDF 算法的原理框图

Fig. 5 The block diagram of DW-AMDF

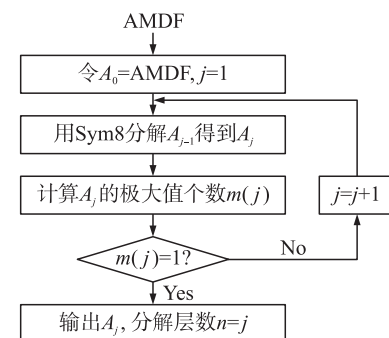


图 4 自适应确定小波分解层数的方法流程图

Fig. 4 Flow chart of adaptive wavelet decomposition

4 实验和分析

本文实验采用是 Keele 基音检测参考语音库(the Keele Pitch Extraction Reference Database)^[13], 该数据库中语音信号均以 20 000 Hz 采样, 16bits 量化, 提供以 512 点为帧长、200 点为帧移的所有浊音帧的基音参考信息。为了评价本文所提算法 DW-AMDF 的性能, 实验选用 AMDF 及其三种改进算法 LV-AMDF、CAMDF 和 EMDAMDF 与 DW-AMDF 分别对语音库中三句男性语音(编号 M1-M2-M3)和三句女性语音

(F1-F2-F3)进行检测,提取所有浊音帧的基音.根据 Rabiner^[14]的定义,检测结果(以基音周期计算)与参考基音的误差大于或等于 1 ms 则定义为基音粗差(Gross Pitch Error, GPE),实验中以% GPE 作为比较参量评价各个方法的性能,% GPE 越小表示基音检测的精度越高.此外,为了进一步评价本文所提算法的抗噪性能,实验中还对话音信号加入不同信噪比的高斯白噪声后进行了基音检测.

表 1 给出了 5 种算法检测 6 句语音信号的% GPE.由表 1 可以看出,本文所提的基音检测算法的% GPE 与 EMDAMDF 的% GPE 相当,且这两种算法的% GPE 均低于 CAMDF,明显低于 LV-AMDF.例如,表 1 中 F1 语句的 AMDF 和 LV-AMDF 的% GPE 分别为 24.4% 和 22.3%,错误率较高;相比于性能较好的 CAMDF 的 11.3%,DW-AMDF 的% GPE 仅为 7.9%,EMDAMDF 的% GPE 为 8.2%.一个很重要的原因是 LV-AMDF 改变了用于计算 AMDF 的语音帧的长度,而 CAMDF 改变了 AMDF 的定义,这些都使得他们易产生一些未知的错误,而 DW-AMDF 和 EMDAMDF 则分别通过小波变换和 EMD 算法提取出 AMDF 的均值下降趋势,并将其剔除,从根本上克服了 AMDF 的缺陷,因此拥有优于 LV-AMDF 和 CAMDF 的性能.

表 2 给出了这 5 种算法检测一句语句的时长,被检测的语句分别是 F1、F2、M1、M2.由表 2 可以看出,AMDF 算法检测语音信号的基音周期所用时间最短,EMDAMDF 所用的时间最长,约为 AMDF 算法的 8.3 倍,而 LV-AMDF、CAMDF 和 DW-AMDF 所用时长相当,分别约为 AMDF 的 3 倍、2.6 倍、2.9 倍.

表 1 5 种算法估计基音周期的%GPE 对比

Table 1 Comparison of %GPE using five algorithms

	F1/%	F2/%	F3/%	M1/%	M2/%	M3/%	平均值/%
AMDF	24.4	12.5	11.2	12.6	26.2	26.0	18.8
LV-AMDF	22.3	12.4	13.5	10.8	20.7	25.1	17.5
CAMDF	11.3	6.6	5.0	10.0	15.7	19.7	11.4
EMDAMDF	8.2	5.5	3.5	5.8	10.3	9.5	7.1
DW-AMDF	7.9	5.8	3.2	5.6	10.2	9.8	7.3

表 2 5 种算法检测基音周期的时间对比

Table 2 Comparison of pitch period detection time using five algorithms

	AMDF/s	LV-AMDF/s	CAMDF/s	EMDAMDF/s	DW-AMDF/s
F1	8.1	25.0	20.9	61.5	23.5
F2	10.5	32.5	26.1	62.9	28.7
M1	7.4	22.3	19.0	72.7	21.6
M2	7.0	21.0	19.6	77.1	21.9
平均值	8.3	25.2	21.4	68.6	23.9

图 6 分别给出了不同信噪比(0~30 dB)下 5 种算法对 6 句语句进行基音检测的平均性能折线图,检测结果同样以% GPE 表示.由图 6 可以看出,DW-AMDF 和 EMDAMDF 在高信噪比下的抗噪性能明显优于 AMDF、LVAMDF、CAMDF.同时可以看出,AMDF 算法和 LV-AMDF 算法受噪声影响较大;而 CAMDF 通过取模运算补偿了 AMDF 的下降趋势,故具有一定的抗噪性.同时由于取模操作,CAMDF 只能检测出基音周期出现在前半帧的浊音信号,所以,CAMDF 的检测精度还是不能令人满意. AMDF 由于下降趋势,极易受到噪声的干扰而检测错误,DW-AMDF 和 EMDAMDF 算法消除了 AMDF 算法的下降趋势,因此能够表现出良好的抗噪性.结合表 1 和图 6 可以发现,无论是纯净语音还是含噪语音,男性语音还是女性语音,本文所提算法和 EMDAMDF 算法的基音检测精度均优于传统 AMDF、LV-AMDF,以及性能突出、使用广泛的 CAMDF,同时,本文所提算法与效果优良的 EMDAMDF 算法检测精度相当.同时,根据表 2,综合考虑基音检测的精度和检测时长,本文所提的 DW-AMDF 算法要优于 EMDAMDF 算法,相比之下本文所提算法更具有实际应用意义.

5 结语

本文针对 AMDF 算法因存在均值下降趋势使其较易产生检测错误,提出了一种基于离散小波变换的 AMDF 基音检测改进算法——DW-AMDF.在分析 AMDF 及其改进算法的性能及其各自存在的缺陷的基础上,以 8 阶 Symlets 小波基为例,介绍了 DW-AMDF 算法;并选择 Keele 基音检测参考语音库里的 6 条语句(男女各 3 条),对比了 AMDF、LV-AMDF、CAMDF、EMDAMDF 和 DW-AMDF 在无噪声环境和在不同高信噪比的白噪声环境下的检测性能.大量的实验表明,DW-AMDF 和 EMDAMDF 在检测效果和抗噪性能上都

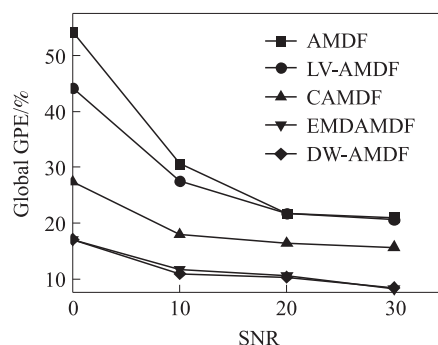


图 6 5 种算法在不同信噪比环境下的平均性能对比
Fig. 6 Comparison of average performance using five methods at different SNRs

明显优于传统 AMDF 算法及其改进算法——LV-AMDF 和 CAMDF,在基音检测时长上,DW-AMDF 要优于 EMDAMDF.

[参考文献](References)

- [1] Li R, Bao C, Dou H. Pitch detection method for noisy speech signals based on pre-filter and weighted wavelet coefficients [C]//2008 9th International Conference on Signal Processing. Beijing: IEEE Press, 2008: 530–533.
- [2] Rabiner L. On the use of autocorrelation analysis for pitch detection[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1977, 25(1): 24–33.
- [3] Ross M, Shaffer H, Cohen A, et al. Average magnitude difference function pitch extractor[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1974, 22(5): 353–362.
- [4] Kadambe S, Bourdeaux-bartels G F. A comparison of a wavelet functions for pitch detection of speech signals[C]//1991 International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Toronto: IEEE Press, 1991: 449–452.
- [5] Nadeu C, Pascual J, Hernando J. Pitch determination using the cepstrum of the one-sided autocorrelation sequence[C]//1991 International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Toronto: IEEE Press, 1991: 3 677–3 680.
- [6] Rahman M S, Tanaka H, Shimamura T. Pitch determination using aligned AMDF [C]//Ninth International Conference on Spoken Language Processing. Pittsburgh: DUMMY Press, 2006: 1 714–1 717.
- [7] 顾良, 刘润生. 高性能汉语语音基音周期估计[J]. 电子学报, 1999, 27(1): 8–11.
Gu Liang, Liu Runsheng. High-performance mandarin pitch estimation[J]. Chinese Journal of Electronics, 1999, 27(1): 8–11. (in Chinese)
- [8] Zhang W, Xu G, Wang Y. Pitch estimation based on circular AMDF [C]//2002 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP). Orlando: IEEE Press, 2002: I–341–I–344.
- [9] Muhammad G. Noise robust pitch detection based on extended AMDF [C]//2008 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology. Sarajevo: IEEE Press, 2008: 133–138.
- [10] 宗源, 曾毓敏, 孙永熙, 等. 基于 EMD 的 AMDF 基音检测改进算法[J]. 南京师范大学学报: 工程技术版, 2013, 13(1): 62–67.
Zong Yuan, Zeng Yumin, Sun Yongxi, et al. A modified AMDF pitch detection algorithm based on EMD [J]. Journal of Nanjing Normal University: Engineering and Technology Edition, 2013, 13(1): 62–67. (in Chinese)
- [11] Burrus C S, Gopinath R A, Guo H. Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms: A Primer [M]. Beijing: China Machine Press, 2005.
- [12] Pavel K. Discrete wavelet transform for automatic speaker recognition [C]//2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing (CISP). Yantai: IEEE Press, 2010: 3 514–3 518.
- [13] Plante F. A pitch extraction reference database [J]. Children, 1995, 8(12): 30–50.
- [14] Rabiner L, Cheng M, Rosenberg A, et al. A comparative performance study of several pitch detection algorithms [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1976, 24(5): 399–418.
- [15] Chavan M S, Mastorakis N, Chavan M N, et al. Implementation of SYMLET wavelets to removal of Gaussian additive noise from speech signal [C]//Proceeding of 10th WSEAS International Conference on Signal Processing, Robotics and Automation. Wisconsin: ISBN Press, 2011: 37–41.
- [16] Ntalampiras S, Fakotakis N. Speech/Music Discrimination Based on Discrete Wavelet Transform [M]//Artificial Intelligence: Theories, Models and Applications. Berlin Heidelberg: Springer, 2008: 205–211.
- [17] Li R, Bao C, Dou H. Pitch detection method for noisy speech signals based on pre-filter and weighted wavelet coefficients [C]//9th International Conference on Signal Processing (ICSP 2008). Beijing: IEEE Press, 2008: 530–533.
- [18] Hariharan M, Fook C Y, Sindhu R, et al. A comparative study of wavelet families for classification of wrist motions [J]. Computers and Electrical Engineering, 2012, 38(6): 1 798–1 807.
- [19] Ranjan S. A discrete wavelet transform based approach to hindi speech recognition [C]//2010 International Conference on Signal Acquisition and Processing (ICSAP10). Bangalore: IEEE Press, 2010: 345–348.

[责任编辑: 严海琳]