

## 基于多元 Laplace 语音模型的语音增强算法

周彬\* 邹霞 张雄伟

(解放军理工大学指挥自动化学院 南京 210007)

**摘要:** 传统的短时谱估计语音增强算法通常假设语音谱分量相互独立, 没有考虑语音谱分量间的相关性。针对这一问题, 该文提出一种新的基于多元 Laplace 分布模型的短时谱估计算法。首先, 假设语音的离散余弦变换(DCT)系数服从多元 Laplace 分布, 以此利用谱分量间的相关性; 在此基础上, 利用多元随机矢量的高斯尺度混合模型表示, 推导得到语音 DCT 系数矢量的最小均方误差(MMSE)估计的解析表达式; 并进一步推导了基于该分布模型的语音存在概率, 对最小均方误差估计子进行修正。实验结果表明, 该算法在抑制背景噪声和减少语音失真等方面优于传统的语音增强方法。

**关键词:** 语音增强; 最小均方误差; 多元 Laplace 分布模型

中图分类号: TN912.3

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2012)07-1562-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2011.01312

## Speech Enhancement with Multivariate Laplace Speech Model

Zhou Bin Zou Xia Zhang Xiong-wei

(Institute of Command Automation, PLA University of Science and Technology, Nanjing 210007, China)

**Abstract:** The spectral components of speech are usually assumed to be independent in traditional short-time spectrum estimation, which is not the case in practice. To solve this problem, a new speech enhancement algorithm with multivariate Laplace speech model is proposed in this paper. Firstly, the speech Discrete Cosine Transform (DCT) coefficients are modeled by a multivariate Laplace distribution, so the correlations between speech spectral components can be exploited. And then a Minimum-Mean-Square-Error (MMSE) estimator based on the proposed model is derived using a Gaussian scale mixture representation of random vectors. Furthermore, the speech presence uncertainty with the new model is derived to modify the MMSE estimator. Experimental results show that the developed method has better noise suppression performance and lower speech distortion compared to the traditional speech enhancement method.

**Key words:** Speech enhancement; Minimum-Mean-Square-Error (MMSE); Multivariate Laplace distribution model

### 1 引言

语音增强是现代语音信号处理中的关键技术。实际环境中的语音不可避免地受到各种噪声源的干扰, 语音增强的目的就是尽可能地消除噪声的影响, 从带噪语音中提取出纯净的原始语音。目前, 各种语音增强算法已广泛应用于语音通信、语音编码和语音识别等诸多领域。其中, 基于短时谱估计的语音增强算法具有较好的噪声抑制效果, 且复杂度低易于实现, 因而得到了广泛关注和研究。

在短时谱估计语音增强算法中, 首先要对语音和噪声信号的先验分布进行合理假设。经典的算法如最小均方误差短时谱幅度估计(MMSE-STSA)<sup>[1]</sup>假设语音信号的短时谱服从高斯分布, 且不同谱分量之间相互独立。近几年的研究表明, 超高斯分布更

符合语音信号的实际分布<sup>[2]</sup>。因此, 文献[3-7]提出基于超高斯分布的语音短时谱估计算法, 包括基于 Laplace 分布模型的 MMSE 短时谱估计, 基于 Gamma 分布模型的 MMSE 短时谱估计, 基于 Laplace 分布模型的最大后验概率(MAP)短时谱估计等。文献[8]进一步将上述 Gauss, Laplace, Gamma 等分布模型进行一般化推广, 提出语音信号的广义 Gamma 分布模型。文献[8,9]据此提出基于广义 Gamma 分布的语音信号 MMSE 估计。

上述改进算法虽取得了一定的效果, 但仍然采用传统的语音谱分量独立性假设。实际上, 由于分帧、加窗等影响, 以及语音信号内在的谐波结构, 语音的短时谱分量之间存在相关性<sup>[10]</sup>。因此, 这一独立性假设是不准确的。针对这一问题, 文献[10]提出分块的线性最小均方误差估计方法, 主要通过语音信号的协方差矩阵描述浊音谐波结构的谱相关性, 以此改进短时谱估计, 取得了一定的效果。但

2011-12-12 收到, 2012-04-01 改回

江苏省自然科学基金(BK2009059)和国家博士后科研基金资助课题

\*通信作者: 周彬 zhoubin\_185@163.com

该方法的增益因子估计仍基于传统的 Wiener 滤波法, 没有更好地利用语音的先验分布信息。文献[11,12]提出多维贝叶斯短时幅度谱估计方法, 对具有相关性的谱分量进行联合最优估计, 从而改进语音增强性能, 但该方法仍采用传统的 Gauss 分布假设, 且作者没有给出 MMSE 估计的解析解。

针对上述问题, 本文提出采用多元 Laplace 分布对语音信号进行建模, 以此利用语音短时谱分量间的相关性。考虑离散余弦变换(DCT)相对于离散傅里叶变换(DFT)具有更好的能量压缩特性, 且不存在相位失真问题, 本文将语音信号变换到 DCT 域进行处理。在假设语音信号的 DCT 系数服从多元 Laplace 分布的基础上, 推导了语音短时谱的 MMSE 估计和语音存在概率。与传统的语音增强算法相比, 本文提出的算法能够利用语音谱分量之间的相关性, 更有效地抑制背景噪声, 减少语音失真, 从而取得更好的语音增强效果。

本文第 2 节描述了基于语音先验分布模型的短时谱估计语音增强算法的基本框架。第 3 节介绍了多元 Laplace 分布模型, 推导了最小均方误差准则下基于多元 Laplace 分布模型的语音短时谱估计, 以及语音存在概率修正因子。第 4 节给出实验结果和分析。第 5 节进行总结。

## 2 基于语音分布模型的短时谱估计方法

设  $s(n)$  和  $d(n)$  分别表示纯净语音信号和加性高斯白噪声, 带噪语音信号  $y(n) = s(n) + d(n)$ 。其中,  $s(n)$  和  $d(n)$  相互独立。经过分帧、加窗和 DCT 变换后, 得到

$$Y(k, l) = S(k, l) + D(k, l) \quad (1)$$

其中  $Y(k, l)$ ,  $S(k, l)$ ,  $D(k, l)$  分别表示带噪语音、纯净语音和噪声的 DCT 变换系数,  $k$  表示频带序号,  $l$  表示时间帧序号。为简化表示, 下文中将序号  $k$  和  $l$  省略。

语音增强的目的就是带噪语音谱  $Y$  中恢复得到尽可能纯净的语音信号谱  $\hat{S}$ 。假设纯净语音和噪声的 DCT 变换系数相互独立, 且其概率密度函数分别为  $p_S(S)$  和  $p_D(D)$ , 则根据贝叶斯估计原理, 在已知带噪语音信号  $Y$  的条件下, 纯净语音信号的 MMSE 估计为

$$\begin{aligned} \hat{S} &= E\{S | Y\} = \int_{-\infty}^{+\infty} S p_{S|Y}(S | Y) dS \\ &= \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} S p_{S,Y}(S, Y) dS}{\int_{-\infty}^{+\infty} p_{S,Y}(S, Y) dS} \end{aligned} \quad (2)$$

以式(2)为基础, 在不同的先验分布假设条件下, 可以得到不同的估计器。例如, 假设语音信号服从方

差为  $\sigma_S^2$  的零均值高斯分布:

$$p_S(S) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_S} \exp\left(-\frac{S^2}{2\sigma_S^2}\right) \quad (3)$$

并假设噪声服从方差为  $\sigma_D^2$  的零均值高斯分布:

$$p_D(D) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_D} \exp\left(-\frac{D^2}{2\sigma_D^2}\right) \quad (4)$$

则语音的 MMSE 估计为

$$\hat{S} = \frac{\sigma_S^2}{\sigma_S^2 + \sigma_D^2} Y \quad (5)$$

研究表明, 超高斯分布更符合语音信号在变换域的统计特性, 据此, 文献[3]假设语音信号服从 Laplace 分布, 即

$$p_S(S) = \frac{1}{\sigma_S} \exp\left(-\frac{2|S|}{\sigma_S}\right) \quad (6)$$

而噪声仍服从零均值高斯分布, 推导得到语音信号的 MMSE 估计  $\hat{S}$  为

$$\begin{aligned} \hat{S} &= Y \\ &+ \frac{\sigma_D}{\sqrt{\xi}} \frac{\exp\left(\frac{2Y}{\sigma_D\sqrt{\xi}}\right) \operatorname{erfc}(\lambda_+) - \exp\left(-\frac{2Y}{\sigma_D\sqrt{\xi}}\right) \operatorname{erfc}(\lambda_-)}{\exp\left(\frac{2Y}{\sigma_D\sqrt{\xi}}\right) \operatorname{erfc}(\lambda_+) + \exp\left(-\frac{2Y}{\sigma_D\sqrt{\xi}}\right) \operatorname{erfc}(\lambda_-)} \end{aligned} \quad (7)$$

其中  $\lambda_+ = \sigma_D/\sigma_S + Y/\sigma_D$ ,  $\lambda_- = \sigma_D/\sigma_S - Y/\sigma_D$ ,  $\xi = \sigma_S^2/\sigma_D^2$  表示先验信噪比,  $\operatorname{erfc}(\cdot)$  为补误差函数。

## 3 基于多元 Laplace 分布的短时谱估计

由于实际的语音谱分量间存在着相关性, 而传统的一元分布模型假设谱分量相互独立, 难以较好地描述语音信号的先验分布。为了克服这一问题, 本文提出采用多元 Laplace 分布对语音信号先验分布进行建模, 并据此推导语音短时谱的 MMSE 估计。

### 3.1 多元 Laplace 分布

对于服从  $d$  元球形轮廓 Laplace 分布的随机矢量  $\mathbf{S}$ , 其联合概率密度函数为

$$p_{\mathbf{S}}(\mathbf{S}) = \frac{1}{\pi\sigma^2} \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma\|\mathbf{S}\|}\right)^{d/2-1} \cdot K_{d/2-1}\left(\frac{\sqrt{2}}{\sigma}\|\mathbf{S}\|\right) \quad (8)$$

其中  $K_{\lambda}(u)$  为修正的第 2 类贝塞尔函数, 其表达式为

$$K_{\lambda}(u) = \frac{1}{2} \left(\frac{u}{2}\right)^{\lambda} \int_0^{\infty} t^{-\lambda-1} \exp\left(-t - \frac{u^2}{4t}\right) dt \quad (9)$$

为便于推导计算, 实际中通常采用  $\mathbf{S}$  的高斯尺度模型表示<sup>[13]</sup>, 即,

$$\mathbf{S} = \sqrt{Z} \mathbf{X}, \quad \mathbf{S}, \mathbf{X} \in \mathbb{R}^d, \quad Z \in \mathbb{R} \text{ 且 } Z \geq 0 \quad (10)$$

其中, 随机矢量  $\mathbf{X}$  服从均值为零, 协方差矩阵为  $\sigma^2 \mathbf{I}_d$  的  $d$  元高斯分布, 其概率密度函数为

$$p_{\mathbf{X}}(\mathbf{X}) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{d/2}} \exp\left[-\frac{\|\mathbf{X}\|^2}{2\sigma^2}\right] \quad (11)$$

Z 与 X 相互独立, 且 Z 服从指数分布, 其概率密度函数为

$$p_Z(Z) = \exp(-Z), \quad Z \geq 0 \quad (12)$$

设  $a = \sqrt{Z}$ , 则  $\mathbf{S} = a\mathbf{X}$ , 通过变量代换得到 d 元 Laplace 概率密度函数的高斯尺度混合表示为

$$p_{\mathbf{S}}(\mathbf{S}) = \int_0^\infty p_a(a) \frac{1}{a^d} p_{\mathbf{X}}\left(\frac{\mathbf{S}}{a}\right) da \quad (13)$$

其中  $p_a(a) = 2ap_Z(a^2)$  为 a 的概率密度函数。

图 1 给出了  $\sigma = 1$  时的二元 Laplace 概率密度函数图。S 中的每个元素  $S_i (1 \leq i \leq d)$  均服从从方差为  $\sigma^2$  的一元零均值 Laplace 边缘分布, 相对于 Gauss 分布其峭度更大, 具有重拖尾、尖峰特性, 因而更加符合实际的语音先验分布<sup>[3]</sup>, 且能够表示不同分量间的相关性。

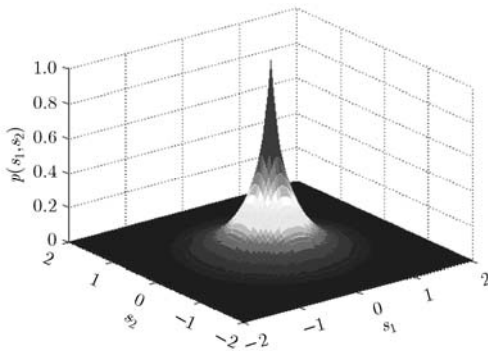


图 1 多元 Laplace 概率密度函数图( $\sigma=1, d=2$ )

### 3.2 基于多元 Laplace 语音分布的 MMSE 估计

假设语音的 DCT 系数向量 S 服从 d 元球形轮廓 Laplace 分布:

$$p_{\mathbf{S}}(\mathbf{S}) = \frac{1}{\pi\sigma^2} \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}\|\mathbf{S}\|}\right)^{d/2-1} \cdot K_{d/2-1}\left(\frac{\sqrt{2}}{\sigma}\|\mathbf{S}\|\right) \quad (14)$$

噪声的 DCT 系数向量 D 服从协方差矩阵为  $\sigma_D^2 \mathbf{I}_d$  的 d 元零均值高斯分布:

$$p_{\mathbf{D}}(\mathbf{D}) = \frac{1}{(2\pi\sigma_D^2)^{d/2}} \exp\left[-\frac{\|\mathbf{D}\|^2}{2\sigma_D^2}\right] \quad (15)$$

假设 S 和 D 相互独立, 则带噪信号  $\mathbf{Y} = \mathbf{S} + \mathbf{D}$  的概率密度函数可以通过多元卷积求得<sup>[14]</sup>

$$\begin{aligned} p_{\mathbf{Y}}(\mathbf{Y}) &= \int_{\mathbb{R}^d} p_{\mathbf{S}}(\mathbf{S}) p_{\mathbf{D}}(\mathbf{Y} - \mathbf{S}) d\mathbf{S} \\ &= \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{d/2}} \exp\left[-\frac{\sigma_D^2}{\sigma^2}\right] \Gamma\left[1 - \frac{d}{2}, \frac{\sigma_D^2}{\sigma^2}; \frac{\|\mathbf{Y}\|^2}{2\sigma^2}\right] \end{aligned} \quad (16)$$

其中  $\Gamma(a, x; b)$  为广义不完全 Gamma 函数, 其表达式为

$$\Gamma(\alpha, x; b) = \int_x^\infty t^{\alpha-1} \exp\left[-t - \frac{b}{t}\right] dt \quad (17)$$

则语音信号 DCT 系数的 MMSE 估计可通过式(18)得到

$$\begin{aligned} \hat{S}_i &= E\{S_i | \mathbf{Y}\} = \int_{\mathbb{R}^d} S_i p_{\mathbf{S}|\mathbf{Y}}(\mathbf{S} | \mathbf{Y}) d\mathbf{S} \\ &= \frac{1}{p_{\mathbf{Y}}(\mathbf{Y})} \int_{\mathbb{R}^d} S_i p_{\mathbf{D}}(\mathbf{Y} - \mathbf{S}) p_{\mathbf{S}}(\mathbf{S}) d\mathbf{S} \end{aligned} \quad (18)$$

其中  $S_i (1 \leq i \leq d)$  为 d 维向量 S 中的元素。利用 S 的高斯尺度混合表示, 将式(13), 式(15), 式(16)代入式(18)并化简后得到

$$\hat{S}_i = E\{S_i | \mathbf{Y}\} = Y_i \left[ 1 - \frac{\sigma_D^2}{\sigma^2} \frac{\Gamma\left(-\frac{d}{2}, \frac{\sigma_D^2}{\sigma^2}; \frac{\|\mathbf{Y}\|^2}{2\sigma^2}\right)}{\Gamma\left[1 - \frac{d}{2}, \frac{\sigma_D^2}{\sigma^2}; \frac{\|\mathbf{Y}\|^2}{2\sigma^2}\right]} \right] \quad (19)$$

其中  $Y_i (1 \leq i \leq d)$  为带噪语音矢量 Y 中的元素。

在式(19)中, 当  $d = 1$  时, 得到一元 Laplace 分布模型下的 MMSE 估计, 与文献[3]中的推导结果相一致。由此可见, 本文得到的 MMSE 估计为一元 Laplace 分布模型算法的多元推广, 而文献[3]中的 MMSE 估计子为一元分布条件假设下的特殊形式。

### 3.3 基于语音存在概率修正 MMSE 估计

假设  $H^1$  表示语音信号存在,  $H^0$  表示语音信号不存在, 则修正后的语音信号 MMSE 估计可表示为

$$\hat{S}_i = E\{S_i | \mathbf{Y}, H^1\} P(H^1 | \mathbf{Y}) \quad (20)$$

其中  $E\{S_i | \mathbf{Y}, H^1\}$  为假设语音必然存在条件下的 MMSE 估计, 其表达式由式(19)给出;  $P(H^1 | \mathbf{Y})$  表示在给定带噪语音频谱 Y 的条件下语音信号的存在概率, 根据贝叶斯原理,

$$P(H^1 | \mathbf{Y}) = \frac{\Lambda(\mathbf{Y}, q)}{1 + \Lambda(\mathbf{Y}, q)} \quad (21)$$

其中  $\Lambda(\mathbf{Y}, q)$  表示广义似然比, 其表达式为

$$\Lambda(\mathbf{Y}, q) = \frac{1 - q}{q} \frac{p(\mathbf{Y} | H^1)}{p(\mathbf{Y} | H^0)} \quad (22)$$

其中  $p(\mathbf{Y} | H^1) = p_{\mathbf{S}}(\mathbf{Y})$ ,  $p(\mathbf{Y} | H^0) = p_{\mathbf{D}}(\mathbf{Y})$ , q 为先验语音不存在概率。在多元 Laplace 语音分布假设和多元 Gauss 噪声分布假设条件下, 将式(14)和式(15)代入式(22)可得

$$\begin{aligned} \Lambda(\mathbf{Y}, q) &= \frac{1 - q}{q} \frac{p_{\mathbf{S}}(\mathbf{Y})}{p_{\mathbf{D}}(\mathbf{Y})} = \frac{1 - q}{q} \frac{2\sigma_D^2}{\sigma^2} \left(\frac{\sqrt{2}\sigma_D^2}{\sigma\|\mathbf{Y}\|}\right)^{d/2-1} \\ &\quad \cdot \exp\left[\frac{\|\mathbf{Y}\|^2}{2\sigma_D^2}\right] \cdot K_{d/2-1}\left(\frac{\sqrt{2}}{\sigma}\|\mathbf{Y}\|\right) \end{aligned} \quad (23)$$

## 4 实验结果

在实验仿真中, 基于 Matlab 实现本文所提出的语音增强算法, 并与其他两种算法进行比较, 包括

文献[3]中提出的基于一元 Laplace 分布的 MMSE 语音增强算法, 文献[11]中提出的基于多元 Gauss 分布的语音增强算法, 下文中分别用 UniLap, MultiGauss 表示这两种算法。为便于比较, 3 种算法实现中的噪声参数均采用最小统计量方法估计得到<sup>[15]</sup>。实验仿真中的参数设置为: 帧长  $L = 256$ , 帧移  $M = 128$ ; 维数  $d = 16$ , 先验语音不存在概率  $q = 0.2$ ; 最小统计量搜索窗参数  $D = 120$ ,  $U = 8$ ,  $V = 15$ 。

从标准噪声库 Noisex92 中选取白噪声、M109 坦克噪声、F16 飞机噪声作为原始噪声, 并将采样率转换为 8 kHz。干净语音选取采样率为 8 kHz 的标准汉语语音信号, 其中男女声各 6 句, 每句时间长度约为 8 s。通过 MATLAB 对噪声信号和干净语音混和, 信噪比分别为 -5 dB, 0 dB, 5 dB 和 10 dB。

采用信噪比衡量语音增强算法的噪声抑制效果。图 2 给出了 3 种算法增强后语音的信噪比较结果。从图中可以看出, 本文算法比基于一元

Laplace 分布的算法有较大提高, 与文献[11]中提出的基于一元 Gauss 分布的估计算法相比也有一定的提升。

表 1 给出了 3 种算法增强后语音的对数频谱距离比较结果。从中可以看出, 相对于一元 Laplace 模型估计和多元 Gauss 模型估计算法, 本文算法的增强语音具有更小的语音失真, 尤其是在低信噪比条件下改进幅度较大。

图 3 给出了 3 种算法增强后语音的感知语音质量评估(PESQ)比较结果。从中可以看出, 与其他两种算法相比, 本文所提算法的输出语音具有更好的语音质量, 非正式的主观听觉测试与上述结果相一致。

图 4 给出了在白噪声条件下、输入信噪比为 5 dB 时的原始语音、带噪语音、以及 3 种算法增强后语音的波形和语谱图。从图中可以看出, 本文算法能够有效抑制噪声, 恢复语音信号的频谱结构。

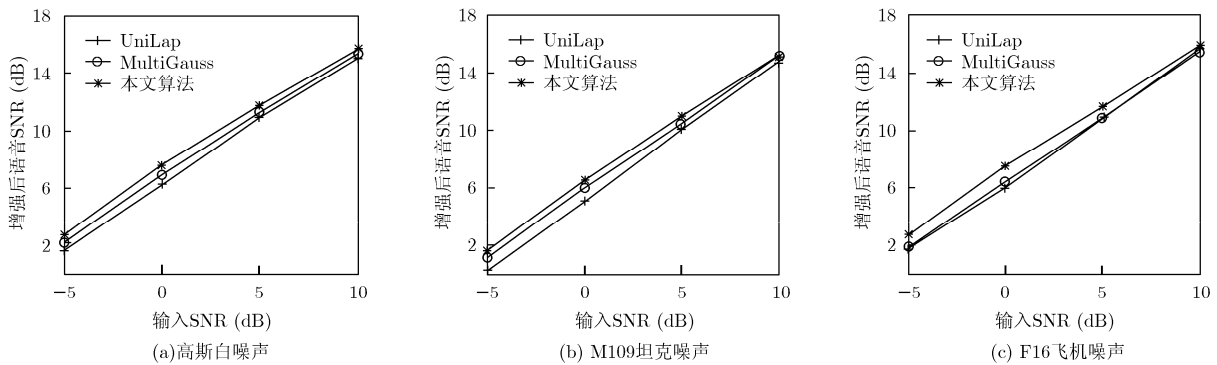


图 2 3 种算法增强后语音的信噪比较

表 1 3 种算法增强后语音的对数频谱距离(LSD)比较

输入信噪比 (dB)	高斯白噪声			M109 坦克噪声			F16 飞机噪声		
	UniLap	MultiGauss	本文算法	UniLap	MultiGauss	本文算法	UniLap	MultiGauss	本文算法
-5	7.222	6.959	6.917	6.544	6.218	6.102	5.697	5.764	5.556
0	5.850	5.653	5.466	5.196	4.906	4.817	4.462	4.459	4.274
5	4.907	4.746	4.592	4.376	4.081	4.027	4.033	3.944	3.812
10	4.324	4.122	4.076	3.867	3.621	3.636	3.829	3.751	3.708

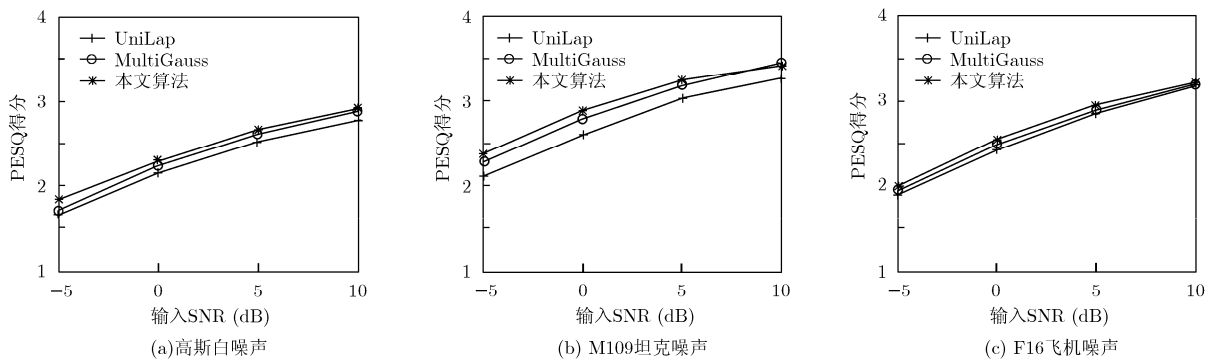


图 3 3 种算法的 PESQ 评估结果

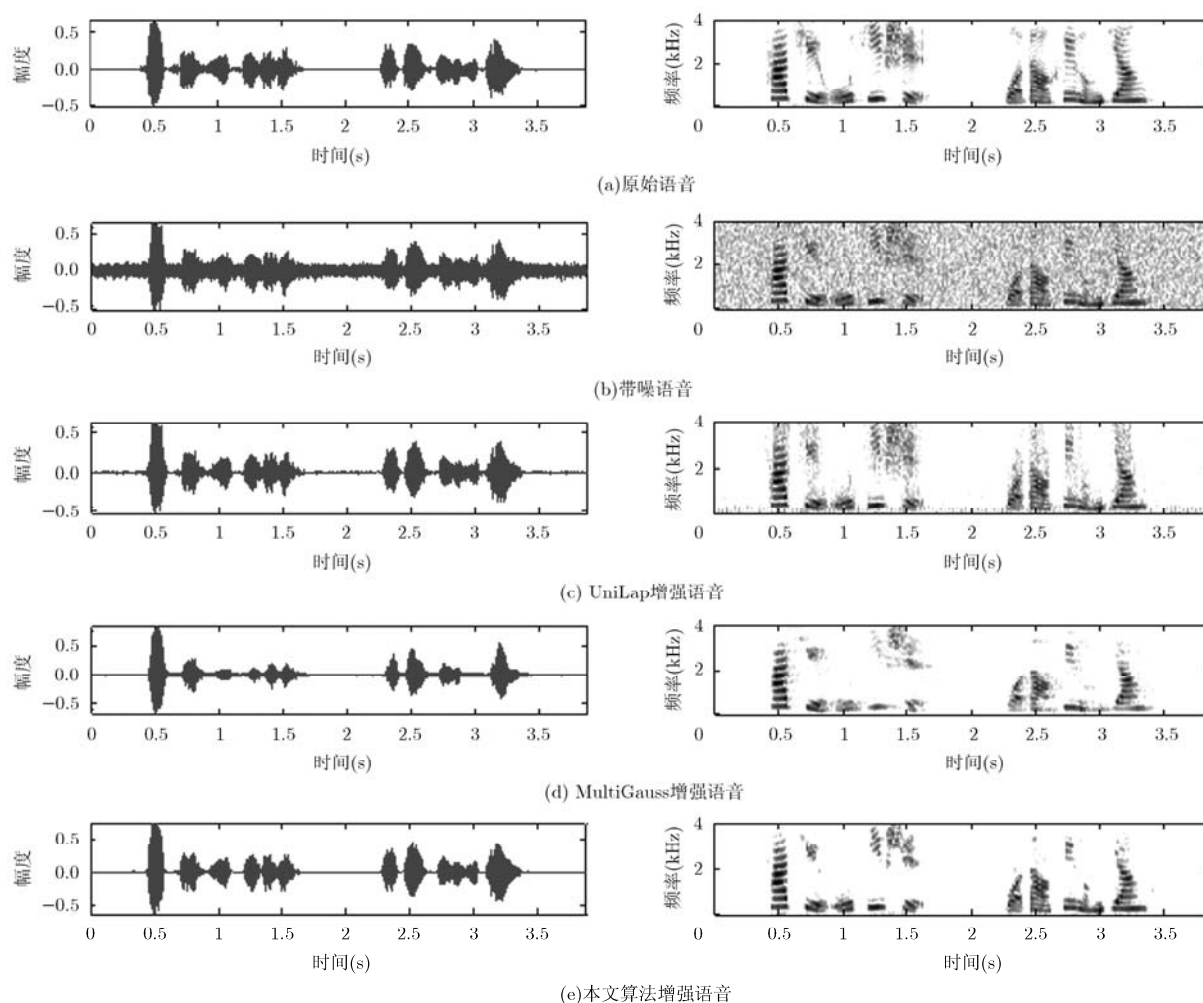


图4 3种算法增强语音信号的波形和语谱图(左: 波形图, 右: 语谱图)

## 5 结论

本文提出一种基于多元 Laplace 分布模型的 DCT 域语音增强算法。采用多元 Laplace 分布模型对语音信号的 DCT 系数进行建模, 以此利用语音谱分量间的相关性, 在此基础上实现语音信号 DCT 系数的最小均方误差(MMSE)估计。当该分布模型中的参数  $d = 1$  时, 本文方法退化为传统的基于一元 Laplace 分布的 MMSE 估计。因此, 本文方法可视为对传统 MMSE 谱估计方法的一种推广。实验结果表明, 与传统的基于一元分布模型的语音增强算法和近几年提出的基于多维贝叶斯估计的语音增强算法相比, 本文算法在多种背景噪声条件下能够取得更好的语音增强效果。

## 参考文献

- [1] Ephraim Y and Malah D. Speech enhancement using a minimum mean-square error short-time spectral amplitude estimator[J]. *IEEE Transactions on Acoustic, Speech and Signal Processing*, 1984, 32(6): 1109-1121.
- [2] Gazor S and Zhang W. Speech probability distribution[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2003, 10(7): 204-207.
- [3] Martin R. Speech enhancement based on minimum mean square error estimation and supergaussian priors[J]. *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, 2005, 13(5): 845-856.
- [4] Lotter T and Vary P. Speech enhancement by MAP spectral amplitude estimation using a super-gaussian speech model[J]. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2005, 2005(7): 1110-1126.
- [5] Hendriks C R, Heusdens R, and Jensen J. Log-spectral magnitude MMSE estimators under super-gaussian densities[C]. *INTERSPEECH*, Brighton, UK, 2009: 1319-1322.
- [6] Paliwal K, Schwerin B, and Wojcicki K. Single channel speech enhancement using MMSE estimation of short-time modulation magnitude spectrum[C]. *INTERSPEECH*, Florence, Italy, 2011: 1209-1212.
- [7] Esch T and Vary P. Model-based speech enhancement using SNR dependent MMSE estimation[C]. *IEEE International*

- Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Prague, Czech, 2011: 4652-4655.
- [8] Erkelens S J, Hendriks C R, Heusdens R, *et al.* Minimum mean-square error estimation of discrete fourier coefficients with generalized Gamma priors[J]. *IEEE Transactions on Audio, Speech and Language Processing*, 2007, 6(15): 1741-1752.
- [9] Borgstrom J B and Alwan A. Log-spectral amplitude estimation with generalized Gamma distributions for speech enhancement[C]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Prague, Czech, 2011: 4756-4759.
- [10] Li C and Andersen V S. A block-based linear MMSE noise reduction with a high temporal resolution modeling of the speech excitation[J]. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2005, 2005(18): 2965-2978.
- [11] Plourde E and Champagne B. A family of Bayesian STSA estimators for the enhancement of speech with correlated frequency components[C]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Dallas, USA, 2010: 4766-4769.
- [12] Plourde E and Champagne B. Multi-dimensional Bayesian STSA estimators for the enhancement of speech with correlated frequency components[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(7): 3013-3024.
- [13] Selesnick W I. The estimation of Laplace random vectors in additive white Gaussian noise[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(8): 3482-3496.
- [14] Plourde E and Champagne B. Bayesian spectral amplitude estimation for speech enhancement with correlated spectral components[C]. *IEEE Workshop on Statistical Signal Processing*, Cardiff, UK, 2009: 397-400.
- [15] Martin R. Noise power spectral density estimation based on optimal smoothing and minimum statistics[J]. *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, 2001, 9(5): 504-512.
- 周 彬: 男, 1986 年生, 博士生, 研究方向为语音增强、语音编码等.
- 邹 霞: 男, 1979 年生, 副教授, 研究方向为语音增强、语音编码等.
- 张雄伟: 男, 1965 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为数字通信、多媒体信息处理等.