

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2005358

基于甚高频的语音增强算法研究*

卢勇

(中国民用航空飞行学院 空管中心 广汉 618307)

摘要: 甚高频通信在民航中有广泛应用,但是它极易受到各种噪声的干扰,传统方法去噪效果差且没有消除固有干扰,提出了一种基于小波分析的自适应卡尔曼滤波算法。该算法在小波分析中提出了新阈值函数,在自适应卡尔曼滤波算法中增加了调节窗口长度的自适应因子,以此来调节滤波增益,可以有效地避免滤波发散。随机选择了某一时段4种不同频率的甚高频语音信号,并用提出的算法进行滤波处理,从信噪比、均方根误差、信号波形图和语谱图等方面进行分析。结果表明,该算法能够有效去除甚高频语音信号中的噪声,可以获得更高的信噪比和更小的均方根误差,进一步提升语音质量。

关键词: 甚高频语音信号;自适应卡尔曼滤波;小波分析;信噪比

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.1040

Research on speech enhancement algorithm based on VHF

Lu Yong

(Air Traffic Management Center, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

Abstract: VHF communication is widely used in civil aviation, but it is highly susceptible to various noise interferences. The traditional method has poor denoising effect and does not eliminate inherent interference, this paper proposes an adaptive Kalman filter algorithm based on wavelet analysis. In this algorithm, a new threshold function is proposed in the wavelet analysis, and in the adaptive Kalman filter algorithm, an adaptive factor is added to adjust the window length to adjust the filter gain, which can effectively avoid the filter divergence. This paper randomly selects VHF speech signals of four different frequencies in a certain period of time and filtered by the proposed algorithm. The signal-to-noise ratio, root mean square error, signal waveform and spectrogram are analyzed. The results show that the algorithm can effectively remove the noise in VHF speech signal, obtain higher signal-to-noise ratio and smaller root mean square error, and further improve the quality of speech.

Keywords: VHF speech signal; adaptive Kalman filter; wavelet analysis; signal-to-noise ratio

0 引言

近些年来,民用航空发展的非常快,航班数量也急剧增加,同一时间同一空域内的飞机非常密集,在日益繁忙的空中交通系统中,如何保障飞行安全显得尤为重要。甚高频通信在民航中有广泛应用,它可以实现飞机与飞机、飞机与地面之间的语音通信和数据传输^[1],为飞行员和管制员之间的双向语音通信提供了重要保障。但由于甚高频通信的特殊性,在实际通信过程中会受到诸如信道干扰、镜像干扰、交调干扰的影响,这些干扰虽然可以通过滤波器、天线隔离等方式来解决,但是飞机发动机周期性的噪声、机械振动引起的噪声和电磁干扰等这些干扰是固有存在的^[2],这些干扰一旦混入飞行员和管制员之间的通话是非常危险

的,它会造成语音信号失真,导致通信受阻,更为严重的将导致地面监控数据中断严重影响飞机飞行安全。尽管内话系统针对多路同频异址语音信号可以通过比选技术选出最佳一路信号供管制员监听,但是比选器仅仅是进行简单的语音质量比较,并没有利用语音增强技术对信号进行进一步处理^[3],本文旨在对接入内话系统的甚高频语音信号进行进一步处理,消除固有干扰,进一步提升语音质量。

语音增强算法一般有自适应噪声相消法^[4]、维纳滤波法^[5]、谱减法^[6]、最小均方误差法^[7]、子空间法^[8]等。在这些方法中,小波去噪法应用的较为广泛,它具有多尺度多分辨率的特点,能够在时频域内进行分析,但是传统的小波阈值函数存在不连续、有固定偏差等问题,去噪效果不是很理想。

收稿日期:2020-11-13

* 基金项目:青年基金项目(Q2019-072)资助

随着语音增强算法的发展,加拿大学者 Gabrea^[9]将卡尔曼滤波算法(KF)与语音的生成模型相结合,使得 KF 在处理语音信号处理方面有所应用。传统的 KF 需要在建模准确和噪声统计特性明确下才能进行有效估计,但是在实际应用中,由于环境等因素不同造成噪声统计特性不再明确,影响了去噪效果。为了解决这些问题,本文在小波分析中提出了新阈值函数,并且在自适应卡尔曼滤波算法(AKF)中增加了调节窗口长度的自适应因子,以此来调节滤波增益,很好地解决了在测量噪声统计特性不明确的情况下不能进行有效估计和滤波发散的问题^[10]。最后将小波分析和 AKF 算法有效结合,既表现出了语音信号变化的特征,又具有实时性的特点,使去噪后的甚高频语音质量进一步提升。

1 问题描述

1.1 甚高频通信原理

甚高频在民航中的通信主要是应用于管制员和飞行员之间,它可以分为发送和接收两个过程。发送过程是将地面管制员的语音信号通过内话系统、传输系统送到甚高频站点的发射机,然后在发射机内进行 AM 调制、放大和滤波等一系列处理,最后通过天线发送到飞机端。接收过程是通过甚高频接收机天线接收来自飞行员的语言信号,然后在接收机内进行滤波、放大、混频、检波处理,最后通过传输系统、内话系统送到地面管制席位^[11]。甚高频语音信号在传输过程中,很容易受到各种噪声的干扰,特别是一些固有干扰很难消除,而语音信号的准确性和可靠性对于管制员和飞行员来说都是至关重要的,本文旨在去除甚高频语音信号中的噪声,提高语言质量。

1.2 小波阈值去噪

小波阈值去噪是通过小波基函数和确定的分解层数对甚高频语音信号进行分解,得到各层系数,然后利用阈值函数构造阈值,比较各层系数与阈值的大小,对各层系数进行相应处理,最后将处理完的小波系数进行重构^[12]。小波变换的基本原理如下所述。

规定函数空间 $L^2(R)$ 中,满足以下条件的一个函数或信号 $\varphi(x)$ 为小波:

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} |\hat{\psi}(\omega)|^2 |\omega|^{-1} d\omega < \infty \quad (1)$$

其中, $\hat{\psi}(\omega)$ 为 $\varphi(\omega)$ 的傅里叶变换,规定 $\varphi(\omega)$ 为小波母函数。

将母函数 $\varphi(\omega)$ 经过伸缩和平移后得:

$$\varphi(a, b)(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \varphi\left(\frac{x-b}{a}\right), a, b \in R, a \neq 0 \quad (2)$$

其中, a 为伸缩因子; b 为平移因子。

对于任意的函数 $f(x) \in L^2(R)$ 的连续小波变换为:

$$W_f(a, b) = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_R f(x) \varphi\left(\frac{x-b}{a}\right) dx = \langle f(x), \varphi_{a,b}(x) \rangle \quad (3)$$

其逆变换为:

$$f(x) = \frac{1}{C_\psi} \iint_{R \times R^+} W_f(a, b) \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) da db \quad (4)$$

离散信号 $f(x)$ 的小波变换为:

$$W_f(2^j, 2^j k) = 2^{\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \varphi(2^{-j} x - k) dx \quad (5)$$

其重构公式为:

$$f(t) = C \sum_{j=-\infty}^{+\infty} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} W_f(2^j, 2^j k) \varphi_{(2^j, 2^j k)}(x) \quad (6)$$

小波阈值去噪中,常用的有软阈值函数和硬阈值函数两种^[13]。

硬阈值函数:

$$y_{j,k} = \begin{cases} \omega_{j,k}, & |\omega_{j,k}| > \lambda \\ 0, & |\omega_{j,k}| \leq \lambda \end{cases} \quad (7)$$

软阈值函数:

$$y_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(\omega_{j,k})(|\omega_{j,k}| - \lambda), & |\omega_{j,k}| > \lambda \\ 0, & |\omega_{j,k}| \leq \lambda \end{cases} \quad (8)$$

1.3 KF

卡尔曼滤波器的主要原理是利用上一个状态的估计值和当前时刻的测量值进行估计,得到与当前值最接近的值,然后通过不断的迭代更新求出最优解的过程^[14]。图 1 所示为语音生成的模型。

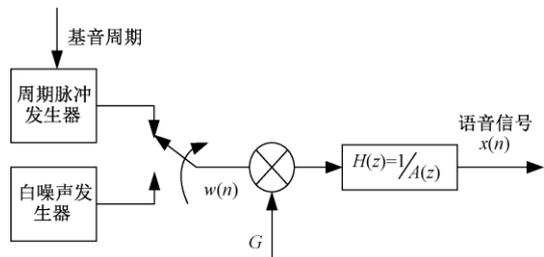


图 1 语音全极点模型

其中, $\omega(n)$ 是激励源; G 是增益; $H(z)$ 是滤波器,具体公式如下:

$$H(z) = \frac{1}{1 - \sum_{i=1}^p a_i z^{-i}} \quad (9)$$

其中, a 是 LPC 系数,式(9)表示的是 p 阶模型,语音信号 $x(n)$ 是通过白噪声 $w(n)$ 激励—物理网络所形成的,定义如下:

$$x(n) = \sum_{i=1}^p a_i x(n-i) + w(n) \quad (10)$$

其中, a 是回归系数, $w(n)$ 是高斯白噪声。式(10)称为 p 阶 AR 模型。由于噪声是加性平稳的,含噪语音可以表示为纯净语音与噪声的叠加,具体公式如式(11)所示。

$$y(n) = x(n) + v(n) \quad (11)$$

如果不考虑控制作用,结合式(10)和(11),设随机线性离散的状态方程和观测方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{X}(n) = \mathbf{H}\mathbf{X}(n-1) + \mathbf{G}\mathbf{W}(n) \\ \mathbf{Y}(n) = \mathbf{A}\mathbf{X}(n) + \mathbf{V}(n) \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{X}(n)$ 为系统状态变量; $\mathbf{Y}(n)$ 为观测变量; $\mathbf{W}(n)$ 为系统过程噪声; $\mathbf{V}(n)$ 为观测噪声; \mathbf{H} 表示状态转移矩阵; \mathbf{G} 表示系统噪声输入矩阵; \mathbf{A} 表示测量矩阵。

其中, $\mathbf{X}^T(n) = [x(n-P+1), x(n-P+2), \dots, x(n-P+3), \dots, x(n)]$, $\mathbf{H} =$

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \cdots & 1 \\ a(p) & a(p-1) & \cdots & \cdots & a(1) \end{bmatrix}_{p \times p},$$

$$\mathbf{A} = (\mathbf{G})^T = [0 \ 0 \ \cdots \ 1]_{1 \times p}$$

$\mathbf{W}(n)$ 和 $\mathbf{V}(n)$ 是均值为 0, 方差矩阵分别为 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 的白噪声, 且它们之间没有关联, 统计特性如下:

$$\begin{cases} E(\mathbf{W}(n)) = 0, \text{cov}(\mathbf{W}_k, \mathbf{W}_j) = \mathbf{Q}\delta_{kj} \\ E(\mathbf{V}(n)) = 0, \text{cov}(\mathbf{V}_k, \mathbf{V}_j) = \mathbf{R}\delta_{kj} \\ \text{cov}(\mathbf{W}_k, \mathbf{V}_j) = 0 \end{cases} \quad (13)$$

式中: \mathbf{Q} 是系统过程噪声 $\mathbf{W}(n)$ 的方差矩阵; \mathbf{R} 是测量噪声 $\mathbf{V}(n)$ 的方差矩阵; δ_{kj} 是 Kronecker- δ 函数。

如果 $\mathbf{X}(n)$ 和 $\mathbf{Y}(n)$ 满足式(12)的约束, 系统过程噪声 $\mathbf{W}(n)$ 和测量噪声 $\mathbf{V}(n)$ 满足统计特性的假设, \mathbf{Q} 非负定, \mathbf{R} 正定, 已知 n 时刻的测量为 $\mathbf{Y}(n)$, $n-1$ 时刻 $\mathbf{X}(n-1)$ 的最优状态估计 $\hat{\mathbf{X}}(n-1)$, 则 $\mathbf{X}(n)$ 的最优估计值 $\hat{\mathbf{X}}(n)$ 可按以下方程求解。

状态变量 $\mathbf{X}(n)$ 估计方程:

$$\hat{\mathbf{X}}(n) = \mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}(n-1) + \mathbf{K}(n)[\mathbf{Y}(n) - \mathbf{A}\mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}(n-1)] \quad (14)$$

KF 增益:

$$\mathbf{K}(n) = \mathbf{P}(n | n-1)\mathbf{A}^T [\mathbf{A}\mathbf{P}(n | n-1)\mathbf{A}^T + \mathbf{R}]^{-1} \quad (15)$$

预测误差协方差矩阵:

$$\mathbf{P}(n | n-1) = \mathbf{H}\mathbf{P}(n-1)\mathbf{H}^T + \mathbf{G}\mathbf{Q}\mathbf{G}^T \quad (16)$$

估计误差协方差矩阵:

$$\mathbf{P}(n) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(n)\mathbf{A}]\mathbf{P}(n | n-1) \quad (17)$$

状态最优估计值:

$$\hat{\mathbf{x}}(n) = \mathbf{A}\hat{\mathbf{X}}(n) \quad (18)$$

只要设定状态初始值 $\hat{\mathbf{X}}(0)$ 及 $\mathbf{P}(0)$, 通过式(14)~(18)不断迭代更新就能求出 n 时刻的最优估计值 $\hat{\mathbf{x}}(n)$ 。

2 改进算法分析

2.1 小波阈值函数的改进

为了克服软、硬阈值函数的缺陷, 本文提出了一种改进的阈值函数, 该阈值函数以指数函数为载体, 通过不断调整指数来确定合适的阈值函数, 极大的提高了去噪效果, 并且该阈值函数在阈值处也是连续的, 具有很好的平滑作用。

本文提出的改进小波阈值函数为:

$$y_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(\omega_{j,k}) \left(|\omega_{j,k}| - \frac{\lambda}{2} \cdot e^{\alpha(\lambda - |\omega_{j,k}|)} \right), & |\omega_{j,k}| > \lambda \\ \text{sgn}(\omega_{j,k}) \cdot e^{\beta(|\omega_{j,k}| - \lambda)} \cdot \frac{|\omega_{j,k}|}{2}, & |\omega_{j,k}| \leq \lambda \end{cases} \quad (19)$$

其中, α 和 β 是常数, 且 $\alpha > 0, \beta > 0$ 。

当 $|\omega_{j,k}| \rightarrow \lambda$ 时:

$$\lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda^+} \text{sgn}(\omega_{j,k}) \left(|\omega_{j,k}| - \frac{\lambda}{2} \cdot e^{\alpha(\lambda - |\omega_{j,k}|)} \right) = \frac{\lambda}{2} \quad (20)$$

$$\lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda^-} \text{sgn}(\omega_{j,k}) \cdot e^{\beta(|\omega_{j,k}| - \lambda)} \cdot \frac{|\omega_{j,k}|}{2} = \frac{\lambda}{2} \quad (21)$$

从式(20)和(21)中可以得出: $\lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda^+} = \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda^-} = \lambda/2$, 所以新阈值函数在 λ 处是连续的, 同理可证明在 $-\lambda$ 处函数也是连续的。

2.2 AKF 算法

在 AKF 算法中, 新增了新息 \mathbf{C}_k , 定义如下:

$$\mathbf{C}_k = \mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k \quad (22)$$

新息的相关矩阵 $\bar{\mathbf{C}}_k$ 定义如下:

$$\bar{\mathbf{C}}_k = E[\mathbf{C}_k \mathbf{C}_k^T] = \mathbf{P}_{y,k} \quad (23)$$

估计矩阵 $\hat{\mathbf{C}}_k$ 定义如下:

$$\hat{\mathbf{C}}_k = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k \mathbf{C}_i \mathbf{C}_i^T \quad (24)$$

式中: M 表示为自适应窗口。

由 \mathbf{C}_k 与相关矩阵 $\bar{\mathbf{C}}_k$ 的逆矩阵得到测量残余价值量, 定义如下:

$$d = \mathbf{C}_k^T \bar{\mathbf{C}}_k^{-1} \mathbf{C}_k \quad (25)$$

测量残余价值量 d 可以用来调节自适应窗口的长度, 判定如下:

$$\begin{cases} M = 1, & d \geq \mu_{\max} \\ M = k, & d \leq \mu_{\min} \\ M = k \times \eta^{d - \mu_{\min}}, & \mu_{\min} < d < \mu_{\max} \end{cases} \quad (26)$$

式中: μ_{\min} 和 μ_{\max} 为判定门限, $\mu_{\min} = 0, \mu_{\max} = 1; \eta$ 为窗口 M 的收敛速率, 取 $\eta < 1$ 的任意有理小数。

当 $d > 1$ 时, 表示环境噪声的统计特性不明确, 此时 $M = 1, \hat{\mathbf{C}}_k$ 最小; 当 $d < 0$ 时, 环境噪声的统计特性明确, 此时 $M = k, \hat{\mathbf{C}}_k$ 最大; 当 $0 < d < 1$ 时, $M = k \times \eta^{d - \mu_{\min}}$ 。

卡尔曼增益矩阵 \mathbf{K}_k 可由自适应因子 b_k 来调节, 它可以使噪声统计特性发生变化时, 对滤波增益的影响减到最小, 定义如下:

$$\mathbf{K}_k = (1/b_k) \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k / \bar{\mathbf{C}}_k \quad (27)$$

$$\mathbf{K}_k = (1/b_k) \mathbf{P}_{x,y} \mathbf{P}_{y,k}^{-1} \quad (28)$$

相关矩阵 $\bar{\mathbf{C}}_k$ 和估计矩阵 $\hat{\mathbf{C}}_k$ 的迹可以用来调节 b_k 对滤波的影响, 定义如下:

$$b_k = \max \left(1, \frac{\text{trace}(\hat{\mathbf{C}}_k)}{\text{trace}(\bar{\mathbf{C}}_k)} \right) \quad (29)$$

3 实例分析

3.1 去噪评价指标

本文采用信噪比(SNR)和均方根误差(RMSE)两个指标来评价不同滤波算法的去噪效果。去噪之后 SNR 越大,说明去噪效果越好, RMSE 则刚好相反, RMSE 越小表示去噪效果越好。

SNR 公式:

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{i=1}^N y(i)^2}{\sum_{i=1}^N (y(i) - x(i))^2} \quad (30)$$

RMSE 公式:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y(i) - x(i))^2}{N}} \quad (31)$$

式中: $y(i)$ 表示原始信号; $x(i)$ 表示去噪后的信号; N 表示输入信号的长度。

3.2 滤波结果对比分析

本文随机选择了一天(2019年4月8日)某一时段管制员与飞行员之间通过塔台、进近、校调和倍频 4 种不同频率传输的 4 段甚高频语音信号,分别对其进行 KF、AKF 和基于小波分析的自适应卡尔曼滤波(W-AKF)处理,用不同滤波算法得到的 SNR 和 RMSE 如表 1 所示,4 种不同频率的语音信号用不同滤波算法得到的信号波形如图 2 所示。

表 1 不同滤波算法得到的输出 SNR 和 RMSE

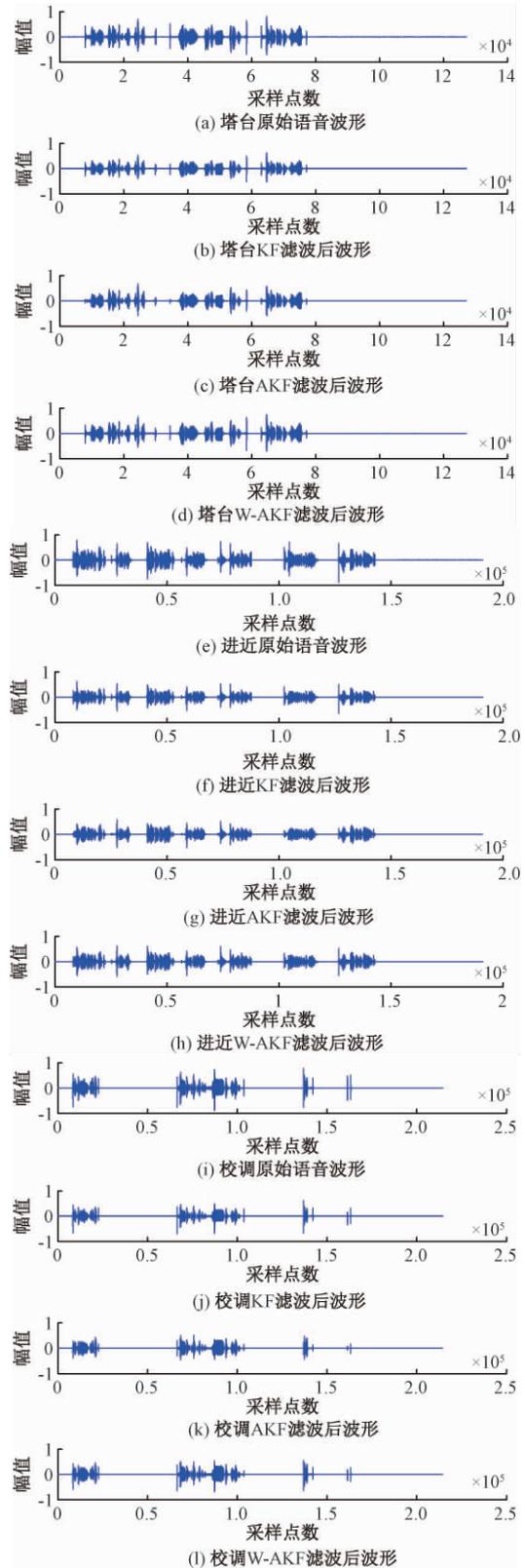
频率	KF		AKF		W-AKF	
	SNR	RMSE	SNR	RMSE	SNR	RMSE
塔台	7.130 4	0.023 7	10.352 2	0.016 3	12.840 5	0.012 3
进近	7.191 2	0.025 1	8.448 8	0.021 7	10.232 6	0.017 7
校调	6.886 1	0.019 0	9.309 1	0.014 4	12.602 9	0.009 9
倍频	7.038 1	0.015 7	9.841 4	0.011 3	12.585 5	0.008 3

从表 1 可以可知,对于同一种频率的语音输入信号,本文提出的 W-AKF 相较于传统的 KF 和 AKF,滤波效果最好,通过 W-AKF 处理后,可以有效去除固有干扰,获得更大的 SNR 和更小的 RMSE。对于 4 种不同频率的甚高频语音输入信号, W-AKF 算法依然可以获得较高的输出 SNR,说明此算法通用性很强。

从图 2 中可知, KF、AKF 和 W-AKF 3 种滤波方法都能使甚高频语音增强,但是本文提出的 W-AKF 效果更优,有效地抑制了传统阈值函数处理后音乐噪声的残留,提高了语音信号的清晰度。由于选取的是 4 种不同频率的甚高频语音信号,而且每段语音信号的采样点数都不相同,这些语音信号包含了各种不同的噪声干扰,在测量噪声统计特性不明确的情况下,采用 W-AKF 算法有效地避免了滤波

发散,具有一定的代表性。

语谱图是通过颜色的深浅来表示能量的高低,颜色越深能量越高,颜色越浅能量越低,它的横坐标表示时间,纵



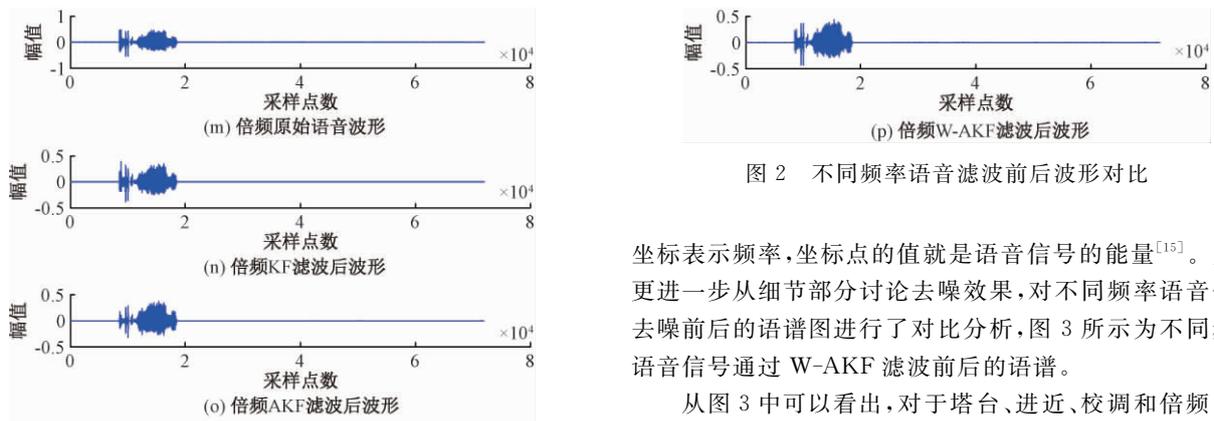


图 2 不同频率语音滤波前后波形对比

坐标表示频率,坐标点的值就是语音信号的能量^[15]。为了更进一步从细节部分讨论去噪效果,对不同频率语音信号去噪前后的语谱图进行了对比分析,图 3 所示为不同频率语音信号通过 W-AKF 滤波前后的语谱。

从图 3 中可以看出,对于塔台、进近、校调和倍频 4 种

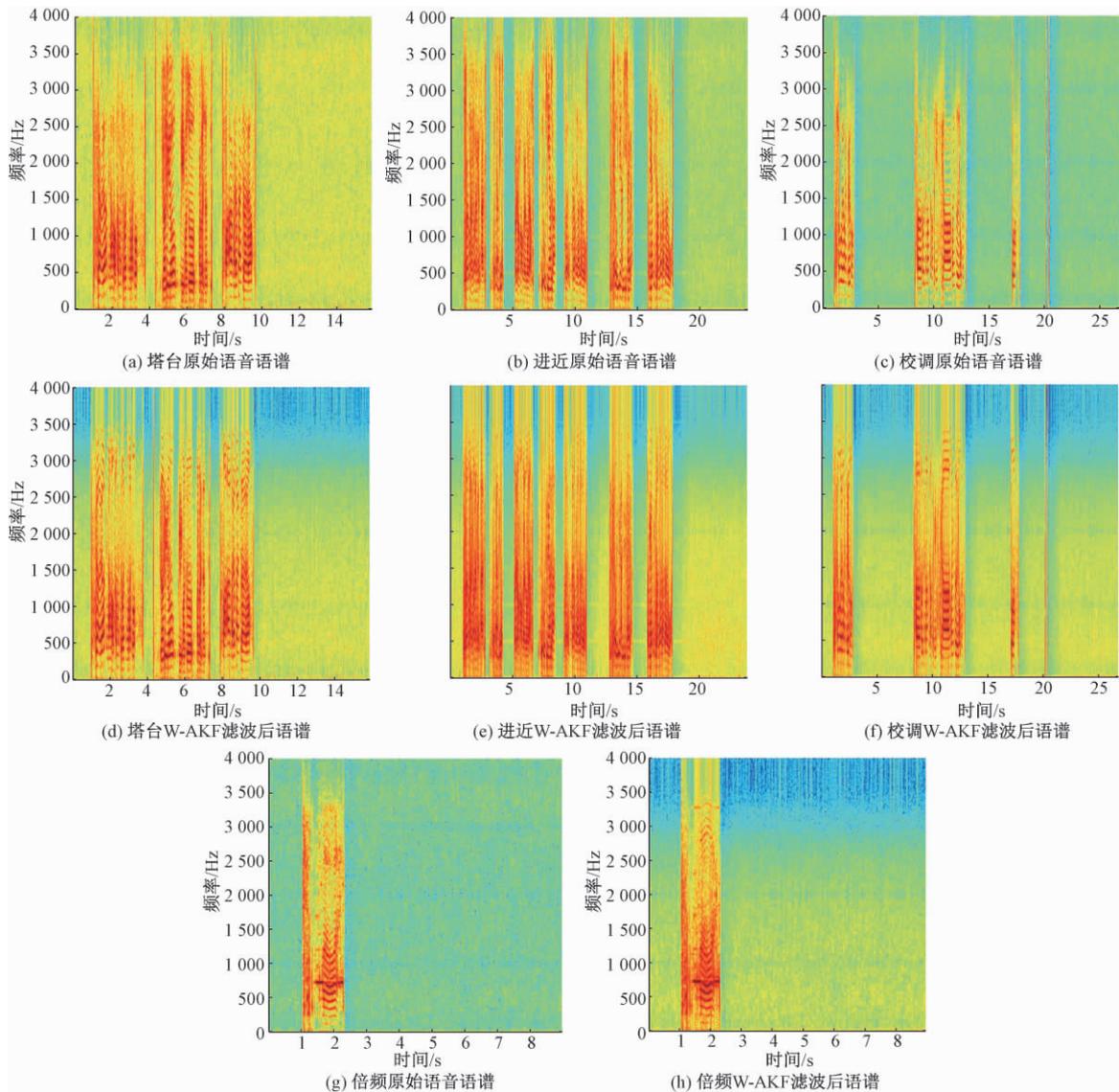


图 3 不同频率语音滤波前后语谱图效果对比

不同频率的甚高频语音输入信号,经过 W-AKF 处理后,图中的小麻点明显减少,且颜色变深,说明滤波后语音信号得到明

显改善,增强了语音信号的清晰度,进一步提升了语音质量。W-AKF 算法在对甚高频语音信号处理中具有很好效果。

4 结 论

甚高频通信对民航的重要性是不言而喻的,为了消除管制员与飞行员之间的语音通话干扰,本文提出了W-AKF算法,针对传统算法的不足,该算法提出的阈值函数可以有效抑制音乐噪声的残留,增加了调节窗口长度的自适应因子,可以有效地避免滤波发散。本文随机选择了某一天某一时段4种不同频率的甚高频语音信号,分别对其进行KF、AKF和W-AKF处理,并从信噪比、均方根误差、信号波形图和语谱图等方面对去噪效果进行了对比分析。结果表明通过W-AKF滤波处理后信噪比更大,均方误差根更小,语音质量整体有所提升,验证了W-AKF算法在甚高频语音信号处理中的有效性。

参考文献

- [1] 刘付星. 机载 VHF 通信系统干扰研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2010.
- [2] 史万里, 郑小庆, 张振东, 等. 小波变换改善甚高频通信语音质量的模拟分析[J]. 信息系统工程, 2016(5): 108-110.
- [3] 韩丹. 内话系统中比选及语音增强技术[J]. 中国民用航空, 2012(7): 30-32.
- [4] WIDROW B, GLOVER J R, MCCOOL J M, et al. Adaptive noise cancelling: Principles and applications[J]. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 1975, 63(12): 1692-1716.
- [5] LIM J S, OPPENHEIM A V. Enhancement and bandwidth compression of noisy speech [J]. Proceedings of the IEEE, 1979, 67(12): 1586-1604.
- [6] BOLL S F. Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction[J]. I Acoustics Speech & Signal Processing IEEE Transactions on, 1979, 27(2): 113-120.
- [7] EPHRAIM Y, MALAH D. Speech enhancement using a minimum-mean square error short-time spectral amplitude estimator[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1984, 32(6): 1109-1121.
- [8] EPHRAIM Y, VAN TREES H L. A signal subspace approach for speech enhancement [J]. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 1995, 3(4): 251-266.
- [9] GABREA M. Speech signal recovery in colored noise using an adaptive Kalman filtering[C]. Proceedings of the 2002 IEEE Canadian Conference on Electrical & Computer Engineering, 2002: 974-979.
- [10] 刘桂辛. 改进的自适应卡尔曼滤波算法[J]. 电子设计工程, 2016, 24(2): 48-51.
- [11] 陈微波. 空管甚高频信号切比雪夫滤波器研究与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2010.
- [12] 卢景, 赵风海. 一种基于小波变换和谱减法的改进的语音增强算法[J]. 电声技术, 2018, 42(12): 8-12.
- [13] 荣霞, 薛伟, 朱继超. 一种新的小波阈值函数在图像去噪中的应用[J]. 电子测量技术, 2016, 39(5): 84-88.
- [14] 刘军, 崔学伟, 刘诚诚. 卡尔曼滤波算法在时差滤波中的应用[J]. 电子测量技术, 2018, 41(22): 40-44.
- [15] 郑党, 鲍鸿, 张晶. 基于小波语谱图分析的语音去噪技术[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(4): 94-98.

作者简介

卢勇, 工学硕士, 工程师, 主要研究方向为民航空管通信导航监视技术。

E-mail: 122754063@qq.com