

微弱高频CW信号的自适应滤波

李国军^{1,2}, 曾孝平¹, 周晓娜², 曾理², 蒋勇²

(1. 重庆大学通信工程学院 重庆 沙坪坝区 400044; 2. 中国人民解放军重庆通信学院 重庆 沙坪坝区 400035)

【摘要】高频电报(CW)是强噪声背景下战术应急通信的主要工作方式, 由于高频信道是典型的随参信道, 不可能事先已知干扰噪声的统计特性。该文提出了一种基于ARMA新息模型的CW信号自适应Kalman滤波方法, 以解决高斯背景下高频电报系统干扰噪声方差未知的问题。根据CW信号的时频域特征定义状态空间随机信号模型, 构造ARMA新息模型, 通过在线辨识新息模型参数来估计Kalman滤波增益, 实现CW信号的自适应跟踪滤波。仿真结果表明, 该方法能够有效估计微弱高频CW信号时域波形, 算法可递推实现, 实时性强。

关键词 自适应滤波; ARMA新息模型; Kalman滤波; 莫尔斯信号; 信号检测

中图分类号 TN11.23

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2010.02.016

Adaptive Filtering of Weak High-Frequency CW Telegraph Signal

LI Guo-jun^{1,2}, ZENG Xiao-ping¹, ZHOU Xiao-na², ZENG Li², and JIANG Yong³

(1. College of Communication Engineering, Chongqing University Shapingba Chongqing 400044;

2. Chongqing Communication Institute Shapingba Chongqing 400035)

Abstract Continuous wave (CW) telegraph is a crucial communication means for high-frequency tactical communication in emergencies. But there exists serious decline in high-frequency channel, thus the statistical properties of interference noise can not be known in advance. A new adaptive Kalman filter based on autoregressive moving average (ARMA) innovation model is proposed in this paper to detect weak high-frequency CW signal with unknown precise statistical variance of Gaussian noise in system. The state space random signal model of CW signal is firstly defined, by which the ARMA innovation model is constructed. Then by means of the on-line identification of ARMA model parameters, the Kalman filter gain is estimated to implement the adaptive Kalman filtering of CW signal. Simulation studies show this method can dynamically track weak CW signal with unknown variance of Gaussian interference noise.

Key words adaptive filtering; ARMA innovation model; Kalman filtering; Morse telegraph signal; signal detection

高频电报是电台的一种重要通信方式, 由于其报文数据主要是莫尔斯电码, 因此也称为高频莫尔斯电报。高频电报通信主要靠天波传播, 具有信号带宽窄、设备简单, 机动性、抗毁性强的特点, 尤其在强噪声干扰背景下, 是目前高频战术通信的主要工作方式。当前高频电报信号的接收仍然采用人工值守方式, 由电台报务员进行收听抄写。由于高频信道存在严重的衰落现象, 同时战场电磁环境异常恶劣, CW信号往往淹没在强干扰背景噪声中, 人耳很难辨别出CW信号。长期以来, 人们一直在进行高频CW信号自动接收技术的研究^[1-7], 设法从含噪信号中自动提取出报文数据。CW信号的自动接收技术通常分解为信号自动检测技术与点划机器识别技术两个步骤。CW信号自动检测的目的是尽可能抑制

噪声, 恢复出CW信号的时域波形, 主要解决信号的滤波问题; 而点划识别则是从检测阶段恢复出来的时间序列中识别出莫尔斯码的点划序列, 再译为相应的字符(英文字母、数字或标点符号)。

强噪声背景下CW信号的波形估计问题是实现其自动接收的关键, 但目前还没有一种得到广泛认同的算法, 既能实现强噪声环境下纯净莫尔斯信号的提取, 又能保证算法的实时性。文献[4]中使用的检测方法是在时域直接进行包络检波, 再进行数字判决。该算法通常以硬件电路实现, 实时性强, 但抗噪声性差, 难以有效跟踪快速变化的CW信号时域波形。文献[5]采用离散Gabor变换, 在时频面上对高频CW信号进行捕捉; 文献[6]提出基于短时傅里叶变换形成的三维谱图, 采用数字图像处理的方法检

收稿时间: 2008-08-24; 修回时间: 2009-10-28

基金项目: 国家自然科学基金(60971016); 重庆市教委资助项目

作者简介: 李国军 (1978-), 男, 博士生, 主要从事微弱信号检测与处理、机动目标跟踪、信息融合方面的研究。

测高频CW信号。该类方法的主要缺点是算法复杂、实时性差，在低信噪比环境下性能严重下降。文献[7]采用复数谱方差识别高频CW信号，算法虽然简单，但抗单音信号及邻频CW信号干扰性能差。

Kalman滤波技术^[8-9]具有一系列适合于估计具有时变参数的谐波信号的优点，尤其在强噪声背景下其追踪动态信号的能力和估计精度都非常高。然而经典Kalman滤波要求已知系统噪声的统计特性，直接影响滤波器的跟踪能力和估计精度。对于具有未知噪声的自适应跟踪滤波问题，已有许多文献提出了各种解决方法^[10]：一类是直接从采集数据辨识Kalman滤波增益；另一类是先估计过程噪声和测量噪声的协方差，然后计算Kalman滤波增益。第一类方法的优点是估计参数少，方法简单，并避免了第二类方法中估计过程噪声协方差的不唯一性问题。考虑到CW信号的Kalman滤波系统为慢时变系统，在短时间内可认为是定常系统，本文提出基于ARMA新息模型的在线辨识估计Kalman滤波增益，进而实现CW信号的自适应跟踪滤波，具有第一类方法的优点，并且能够在线递推实现，便于实时处理，对高频CW信号自动接收设备的研制具有重要的实用价值。

1 高频CW信号状态空间模型

假定高频电台完全调谐到CW信号高频载波频率上，并且在收报分析期间用户不调整电报信号音调，此时可将高频CW信号模拟为一个载波频率已知，幅度、相位均未知的矩形调幅信号。其时间函数可表示为：

$$S(t) = G(t)e^{j(2\pi f_0 t + \theta)} \quad t \in \left[-\frac{T}{2}, \frac{T}{2}\right] \quad (1)$$

式中 $G(t)$ 为矩形脉冲，脉冲宽度为 T ，即“点划”脉冲(统称为传号)持续时间长度， T 值大小与码速率(code rate)相关，在100 C/s(character per minute)速度下，点的持续时间长度 $L_{\text{dot}} \approx 50 \text{ ms}$ 。脉冲幅度为 A ，在空号(也称为空格)期间 A 为零。 f_0 是高频CW电报信号解调输出的音频振荡频率，通常在500~2 000 Hz频段内，目前很多高频数字化电台固定其CW电报输出频率，通常在1 000 Hz附近，因此本文假定接收的高频CW信号频率为已知常量， θ 为初始相位。

取CW脉冲信号的实部有：

$$\begin{cases} X_1(t) = A \cos \theta \cos(2\pi f_0 t) - A \sin \theta \sin(2\pi f_0 t) = \\ \quad \alpha \cos(2\pi f_0 t) - \beta \sin(2\pi f_0 t) \\ \alpha = A \cos \theta \\ \beta = A \sin \theta \end{cases} \quad (2)$$

引入 $X_2(t) = \alpha \sin(2\pi f_0 t) + \beta \cos(2\pi f_0 t)$ ，以便进一步构造状态空间模型。以 $\Delta t = T_s = 1/f_s$ (f_s 为采样频率)，数字化角频率 $\omega = 2\pi f_0 / f_s$ ，对信号 $X_1(t)$ 、 $X_2(t)$ 采样：

$$\begin{aligned} X_1(t + \Delta t) &= \alpha \cos(2\pi f_0(t + \Delta t)) - \beta \sin(2\pi f_0(t + \Delta t)) = \\ &= \cos(2\pi f_0 / f_s) X_1(t) - \sin(2\pi f_0 / f_s) X_2(t) = \\ &= \cos \omega X_1(t) - \sin \omega X_2(t) \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} X_2(t + \Delta t) &= \sin(2\pi f_0 \Delta t) X_1(t) + \cos(2\pi f_0 \Delta t) X_2(t) = \\ &= \sin(2\pi f_0 / f_s) X_1(t) + \cos(2\pi f_0 / f_s) X_2(t) = \\ &= \sin \omega X_1(t) + \cos \omega X_2(t) \end{aligned} \quad (4)$$

取系统状态矢量 $\mathbf{X}(k) = [X_1(k), X_2(k)]^T$ ，同时引入系统噪声 $w(k)$ ，则可得系统状态方程：

$$\begin{bmatrix} X_1(k+1) \\ X_2(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \omega & -\sin \omega \\ \sin \omega & \cos \omega \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1(k) \\ X_2(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} w(k) \quad (5)$$

令 Φ 表示系统状态转移矩阵， $\Phi = \begin{bmatrix} \cos \omega & -\sin \omega \\ \sin \omega & \cos \omega \end{bmatrix}$ ，

$\Gamma = [1, 0]^T$ ，从而CW信号的状态模型为：

$$\mathbf{X}(k+1) = \Phi * \mathbf{X}(k) + \Gamma w(k) \quad (6)$$

令 $v(k)$ 表示系统观测噪声，则其观测模型表示为：

$$\mathbf{Y}(k) = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} X_1(k) \\ X_2(k) \end{bmatrix} + v(k) \quad (7)$$

取观测矩阵 $\mathbf{H} = [1 \quad 0]$ ，式(7)表示为：

$$\mathbf{Y}(k) = \mathbf{H} * \mathbf{X}(k) + v(k) \quad (8)$$

式(6)、式(8)中噪声序列 $w(k)$ 和 $v(k)$ 为不相关的零均值高斯白噪声，方差分别为 σ_w^2 、 σ_v^2 。

综上所述，CW信号状态空间模型可表示为：

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \Phi * \mathbf{x}(k) + \Gamma w(k) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{H} * \mathbf{x}(k) + v(k) \end{cases} \quad (9)$$

式中 Φ 为2×2状态转移矩阵； \mathbf{H} 为1×2的观测矩阵； $\mathbf{x}(k)$ 为2×1的状态矢量； $\mathbf{y}(k)$ 为一维CW信号时间序列值； $w(k)$ 、 $v(k)$ 分别为动态噪声序列和测量噪声序列。忽略短时CW信号的频率抖动，在短时间内可认为信号频率恒定，则状态空间随机信号模型的状态转移矩阵 Φ 和测量矩阵 \mathbf{H} 均为常数。

2 微弱高频CW信号的自适应滤波

CW信号的自适应Kalman滤波问题是：当噪声方差 σ_w^2 与 σ_v^2 未知时，求渐近最优稳态Kalman滤波器 $\hat{x}(t|t)$ ，这归结为在线估计稳态Kalman滤波增益 K_f 。本文运用新息分析方法设计高频CW信号的自适应Kalman滤波器，从状态空间模型式(9)出发，引

出观测过程的ARMA新息模型, 将自适应Kalman滤波器设计归结为对ARMA新息模型的MA参数的在线估计。

2.1 CW信号ARMA新息模型

为实现状态空间模型转化为ARMA新息模型及求解稳态Kalman滤波器的需要, 必须先讨论状态空间模型的可观性与可控性。对于线性离散定常系统式(9), 系统的可控阵M与可观阵N分别为:

$$\begin{cases} \mathbf{M} = [\mathbf{\Gamma} \ ; \ \mathbf{\Phi}\mathbf{\Gamma}] = \begin{bmatrix} 1 & \cos \omega \\ 0 & \sin \omega \end{bmatrix} \\ \mathbf{N} = \begin{bmatrix} \mathbf{H} \\ \dots \\ \mathbf{H}\mathbf{\Phi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \cos \omega & -\sin \omega \end{bmatrix} \end{cases} \quad (11)$$

根据线性系统理论^[11], 系统完全可控的充要条件是矩阵M满秩, 完全可观的充要条件是矩阵N满秩。由于 $\omega = 2\pi f_0 / f_s$, 只要 $f_0 / f_s \neq 0.5$, 则必有 $\sin \omega \neq 0$, 进而M与N满秩。本文中采样频率远远大于CW信号频率的两倍, 因此状态空间模型式(9)完全可控也完全可观。

引入单位滞后算子 q^{-1} , 由系统状态方程有 $\mathbf{x}(k) = \mathbf{\Phi}q^{-1}\mathbf{x}(k) + \mathbf{\Gamma}q^{-1}w(k)$, 由于系统完全可控、完全可观, 有:

$$\mathbf{x}(k) = [\mathbf{I}_2 - \mathbf{\Phi}q^{-1}]^{-1} \mathbf{\Gamma}q^{-1}w(k) \quad (12)$$

代入测量方程有:

$$y(k) = \mathbf{H}[\mathbf{I}_2 - \mathbf{\Phi}q^{-1}]^{-1} \mathbf{\Gamma}q^{-1}w(k) + v(k) \quad (13)$$

式中 \mathbf{I}_2 为 2×2 的单位矩阵。分别将 $\mathbf{\Phi}$ 、 \mathbf{H} 、 $\mathbf{\Gamma}$ 代入可得:

$$(1 - 2q^{-1} \cos \omega + q^{-2})y(k) = (q^{-1} - (\cos \omega + \sin \omega)q^{-2}) \times w(k) + (1 - 2q^{-1} \cos \omega + q^{-2})v(k) \quad (14)$$

将式(14)右边两个MA(moving average)过程之和用一个等价的二阶MA过程表示为:

$$(1 + d_1q^{-1} + d_2q^{-2})\varepsilon(k) = (q^{-1} - (\cos \omega + \sin \omega)q^{-2}) \times w(k) + (1 - 2q^{-1} \cos \omega + q^{-2})v(k) \quad (15)$$

式中 $\varepsilon(k)$ 是零均值; 方差为 σ_ε^2 的白噪声; 并且要求 $(1 + d_1q^{-1} + d_2q^{-2})$ 是稳定的多项式。于是由式(14)和式(15)可得系统的ARMA(2,2)新息模型为:

$$(1 - 2q^{-1} \cos \omega + q^{-2})y(k) = (1 + d_1q^{-1} + d_2q^{-2})\varepsilon(k) \quad (16)$$

文献[9]已证明 $\varepsilon(k)$ 是 $y(k)$ 的一步最优预报误差, 即 $\varepsilon(k)$ 是 $y(k)$ 的新息过程。新息过程 $\varepsilon(k)$ 与观测过程 $y(k)$ 含有同样的统计信息, 故称式(16)为ARMA新息模型。

现在讨论ARMA新息模型式(16)的稳定性, 即模

型参数的可辨识性。以 $z(k)$ 表示新息表达式的观测部分, 即:

$$z(k) = (1 + d_1q^{-1} + d_2q^{-2})\varepsilon(k) \quad (17)$$

显然, 对于MA(2)过程式(17), 它的相关函数在 $k=2$ 处具有截尾性质 $r_k = 0 (k > 2)$ 。计算式(15)等号两边MA过程的相关函数有:

$$\begin{cases} (2 + 2 \cos \omega \sin \omega)\sigma_w^2 + (2 + 4 \cos^2 \omega)\sigma_v^2 = \\ (1 + d_1^2 + d_2^2)\sigma_\varepsilon^2 \\ (\cos \omega + \sin \omega)\sigma_w^2 + 4 \cos \omega \sigma_v^2 = \\ -(d_1 + d_1d_2)\sigma_\varepsilon^2 \\ \sigma_w^2 = d_2\sigma_\varepsilon^2 \end{cases} \quad (18)$$

利用式(18)的3个方程, 可解出未知数 d_1 、 d_2 及 σ_ε^2 。但式(18)是非线性方程组, 它的解是不唯一的, 然而使多项式 $\psi(q^{-1}) = 1 + d_1q^{-1} + d_2q^{-2}$ 稳定(即 $\psi(x)$ 的零点全部位于单位圆外)的解是唯一的^[12], 即MA参数 d_1 、 d_2 是可辨识的。

以CW信号 $f_0 = 1\ 000$ Hz, $\sigma_w^2 = 0.000\ 1$, $\sigma_v^2 = 1$, $f_s = 11\ 025$ Hz为例, 代入式(18)求得令 $\psi(x)$ 稳定的唯一解 $d_1 = -1.672$ 、 $d_2 = 0.985\ 93$ 、 $\sigma_\varepsilon^2 = 1.014\ 3$ 。此时, $\psi(x)$ 的零点为 $\psi_{1,2} = 0.847\ 95 \pm 0.543\ 36i$, $|\psi_{1,2}| \approx 1.01$, 可见零点位于单位圆外。

ARMA模型参数的估计方法很多, 本文主要采用文献[13]的基于最小二乘法的参数估计方法, 即两段RLS-LS算法, 估计参数 d_1 、 d_2 。以上文CW信号参数为例, 在 σ_ε^2 和 σ_v^2 未知的情况下采用两段RLS-LS算法估计新息模型参数 d_1 、 d_2 。图1中, 图a与图b的直线分别表示上文求解的 d_1 、 d_2 真实值。可见, 经过短暂的振荡后, 新息模型参数的估计值 \hat{d}_1 、 \hat{d}_2 很快收敛到真实值, 取仿真步数 $K=4\ 000$ 时, $\hat{d}_1 = -1.649\ 9$, $\hat{d}_2 = 0.997\ 67$, 与真实值已相当接近。

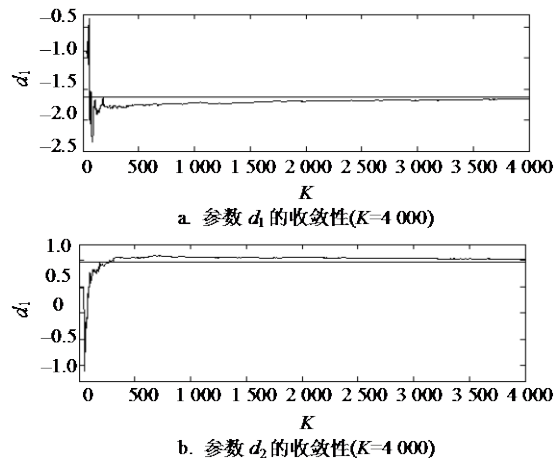


图1 CW信号新息模型参数估值的收敛性

2.2 CW信号的自适应滤波

对于完全可观、可控的线性离散定常系统式(9),其状态可以用观测信号、系统噪声和测量噪声三者线性表示,从而将状态估计问题归结为白噪声估值和观测预报的计算,其稳态Kalman滤波器如下^[14]:

$$\begin{cases} \mathbf{K}_f = \begin{bmatrix} \mathbf{H} \\ \mathbf{H}\Phi \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 1 - \sigma_v^2 / \sigma_\varepsilon^2 \\ 2 \cos \omega + d_1 \end{bmatrix} \\ \Psi_f = [\mathbf{I}_2 - \mathbf{K}_f \mathbf{H}] \Phi \\ \hat{\mathbf{x}}(k+1|k+1) = \Psi_f \hat{\mathbf{x}}(k|k) + \mathbf{K}_f y(k+1) \end{cases} \quad (19)$$

$$\Psi_f = \begin{bmatrix} d_2 \cos \omega & -d_2 \sin \omega \\ -\cot \omega (d_1 + (1 + d_2) \cos \omega) + \sin \omega & d_1 + (2 + d_2) \cos \omega \end{bmatrix} \quad (22)$$

由式(19)~式(22)看到,当 σ_ε^2 和 σ_v^2 未知时,可避免直接估计它们,只要在线估计ARMA新息模型

式中 参数 σ_ε^2 和 σ_v^2 是未知的。为了避免直接辨识它们,考虑用ARMA新息模型参数 d_1 、 d_2 计算 $\sigma_v^2 / \sigma_\varepsilon^2$ 。根据式(18)有:

$$\sigma_v^2 / \sigma_\varepsilon^2 = d_2 \quad (20)$$

于是有Kalman滤波增益:

$$\mathbf{K}_f = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \cos \omega & -\sin \omega \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 1 - d_2 \\ 2 \cos \omega + d_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} & & & \\ & & & \\ & & 1 - d_2 & \\ & & & -(d_1 + (1 + d_2) \cos \omega) / \sin \omega \end{bmatrix} \quad (21)$$

的MA参数 d_1 、 d_2 ,就可实现自适应Kalman滤波器:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{K}}_f = \begin{bmatrix} 1 - \hat{d}_2 \\ -(\hat{d}_1 + (1 + \hat{d}_2) \cos \omega) / \sin \omega \end{bmatrix} \\ \hat{\Psi}_f = \begin{bmatrix} \hat{d}_2 \cos \omega & -\hat{d}_2 \sin \omega \\ -\cot \omega (\hat{d}_1 + (1 + \hat{d}_2) \cos \omega) + \sin \omega & \hat{d}_1 + (2 + \hat{d}_2) \cos \omega \end{bmatrix} \\ \hat{\mathbf{x}}^s(k+1|k+1) = \hat{\Psi}_f \hat{\mathbf{x}}^s(k|k) + \hat{\mathbf{K}}_f y(k+1) \end{cases} \quad (23)$$

文献[14]已证明自适应Kalman滤波器式(23)将收敛于当噪声统计已知时的稳态最优Kalman滤波器式(19)。因此自适应Kalman滤波器式(23)具有渐近最优性。

考虑到电报信号频带集中于500~2 000 Hz,在Kalman滤波之前加入带通滤波器滤除带外噪声,便于自适应滤波后信号包络的提取。针对估计的信号波形包络,通过判决电平就可识别CW电报信号的传号与空号,即大于判决电平识别为CW信号的点划脉冲,反之则判决为空格。连续处理时,重叠数据帧的50%,防止数据丢失。判决电平计算方法是:将输出信号包络脉冲峰值的最大与最小值作为野值去掉,然后对其余的脉冲峰值求均值,取均值的一半作为判决电平。

根据以上分析,CW信号自适应滤波流程如图2所示。

3 仿真结果及分析

取一段纯净CW电报信号为仿真样本,信号频率为1 500 Hz,速率为100 C/s,采样频率为11 025 Hz,采样点 $L=10\ 240$,时长约为1 s,时域波形如图3a所示。仿真中,CW电报信号叠加强高斯白噪声干扰,此时SNR=-7.56 dB,如图3b所示。

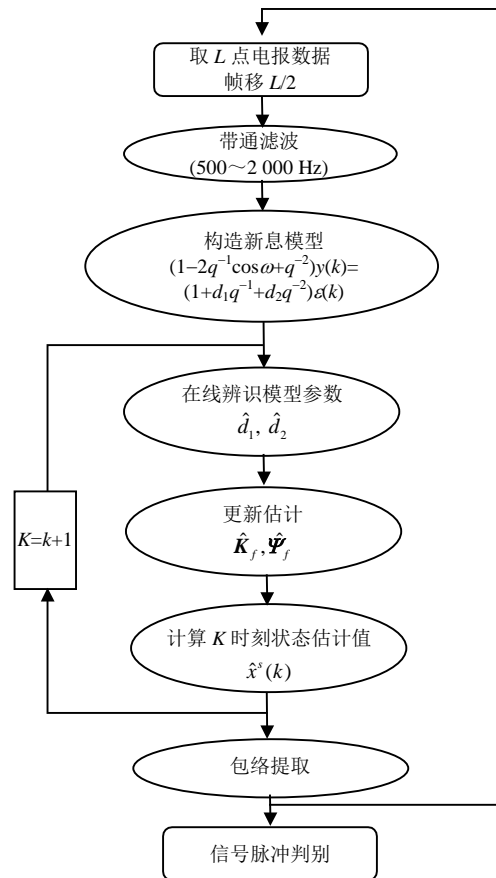


图2 CW信号自适应滤波流程

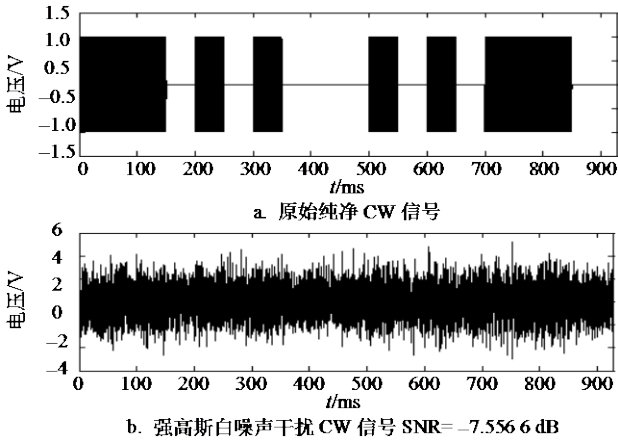


图3 强噪声背景下CW信号时域波形

在噪声方差 σ_e^2 和 σ_v^2 未知的情况下, 求CW信号的自适应Kalman滤波, 如图4所示(给出前180 ms的估计值)。应用两段RLS-LS算法估计新息模型参数 d_1 、 d_2 , 在开始阶段出现较大的抖动, 大约30 ms后逐渐趋于稳定。取 $k=2\ 000$, $\hat{d}_1=0.569\ 79$, $\hat{d}_2=0.692\ 25$, $\psi(x)$ 的零点为 $\psi_{1,2}=-0.411\ 55 \pm 1.12\ 92\ i$, 全部位于单位圆外, 表明了新息模型的稳定性。

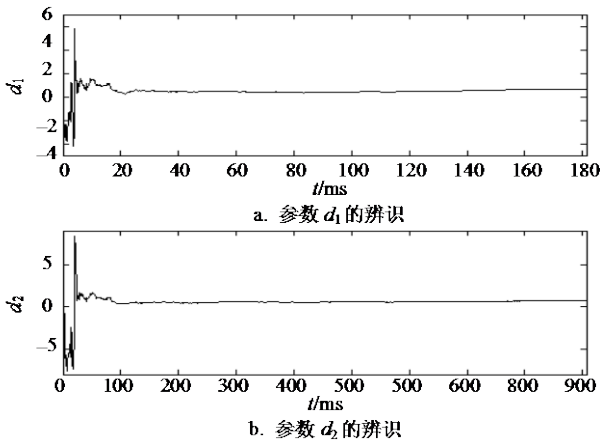


图4 CW信号新息模型参数辨识

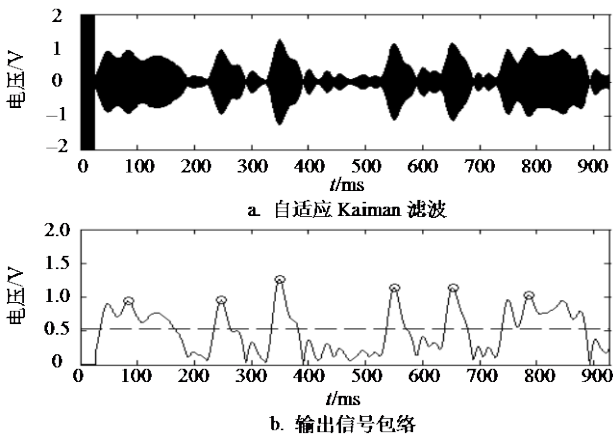


图5 强噪声背景下CW信号的自适应Kalman滤波
CW信号自适应Kalman滤波估值如图5所示。起

始阶段, 参数估值波动引起滤波输出在开始阶段产生较大误差, 之后则稳定输出, 其中图b为滤波输出信号的包络, 去掉起始阶段30 ms的抖动值, 取出传号脉冲的6个峰值, 求得判决电平(0.53 V), 如图中虚线所示。与图3a相比较, 可见CW信号的所有传号与空号均可正常识别。

由此可见本文设计的自适应Kalman滤波器对强噪声干扰下的CW电报信号具有良好的滤波性能。但在滤波开始阶段存在较大的抖动, 主要原因是初始时刻新息模型参数的估值还没有完全收敛, 其收敛速度的快慢与采用的估计算法及CW信号的速率有关。对于本文采用的两段RLS-LS算法, 在CW信号速率为100 C/s时, 大约需要30 ms就可稳定输出, 完全能够满足高频CW电报自动传输的需要。

4 结束语

高频CW电报通信具有设备简单、信号频带窄、建联速度快、机动性与抗干扰性强的特点, 长期以来一直是我军无线通信的重要组成部分。由于高频信道存在严重的信号衰落, 因此CW电报信号的自适应滤波是实现其自动接收的难题之一。本文提出基于ARMA新息模型的CW信号自适应滤波方法, 优点是不要噪声统计 σ_e^2 和 σ_v^2 已知, 且不用解稳态矩阵Riccati方程。仿真结果显示该自适应滤波器能有效估计低信噪比高频CW信号时域波形, 且算法可递推实现, 实时性强。

参 考 文 献

- [1] LUO C H, HSIEH M C. Automatic morse code recognition with adaptive variable-ratio threshold prediction for physically impaired persons[C]//Proceedings of The First Joint BMES/EMBS Conference. Atlanta, GA: IEEE Press, 1999, 1: 665.
- [2] YANG Cheng-Hong, CHUANG L Y, Morse code application for wireless enviromental control systems for severely disabled individuals[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2003, 11(4): 463-469.
- [3] YANG Cheng-Hong. Morse code recognition using support vector machines[J]. IEEE EMBS Asian-Pacific Conference on Biomedical Engineering, 2003, 10: 220-222.
- [4] 高晋占. 探空莫尔斯码自动识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2006, 20(4): 5-9.
GAO Jin-zhan. Automatic recognition of sounding Morse code[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2006, 20(4): 5-9.
- [5] 岳喜才, 郑崇勋, 陈德泽. 基于离散Gabor谱的短波电报信号检测[J]. 数据采集与处理, 1999, 11(4): 317-320.

(下转第250页)