

非高斯码元检测的马尔可夫链蒙特卡洛算法*

冯士民¹, 周穗华¹, 应文威²

(1. 海军工程大学 兵器工程系, 湖北 武汉 430033; 2. 中国人民解放军 91635 部队, 北京 102249)

摘要:针对实际超低频接收机不仅受非高斯噪声的影响,还受接收机内部和外部环境中高斯噪声影响的问题,对噪声采用非高斯分布和高斯分布的混合模型建模,根据混合模型的性质,设计了一种利用马尔可夫链蒙特卡洛方法的超低频信号码元盲检测算法。盲检测算法在贝叶斯层次模型下,采用 Gibbs 抽样和 M-H 抽样更新参数,同步估计信道衰落系数和噪声模型参数,并实现对信号码元的检测。算法迭代效率高、精度高。通过与最优检测算法性能比较,盲检测算法性能优异,对超低频信号接收具有重要的现实意义。

关键词:非高斯噪声;盲检测;高斯尺度混合;混合模型

中图分类号:TN911.72 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2015)04-111-06

Symbol detection algorithm in non-Gaussian noise using Markov chain Monte Carlo method

FENG Shimin¹, ZHOU Suihua¹, YING Wenwei²

(1. Department of Weaponry Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China;
2. The PLA Unit of 91635, Beijing 102249, China)

Abstract: Considering that the receiver was not only affected by the non-Gaussian noise but also affected by its internal and external environment of Gaussian noise, a mixed model composed by non-Gaussian distribution plus Gaussian distribution was proposed. A blind detection algorithm based on Markov Chain Monte Carlo method was designed according to the properties of the mixed model. The blind detection algorithm could estimate the channel fading coefficient, parameters of noise model and could detect signal element. Detect signals based on Bayesian hierarchical model was using Gibbs sample and M-H sample for parameter updating. The algorithm has a high iterative efficiency and precision. Results show that the proposed blind detection algorithm performs as well as the optimal detection algorithm and has important realistic significance in super low-frequency signal reception.

Key words: non-Gaussian noise; blind detection; Gaussian scale mixture; mixed model

超低频通信系统中,受雷电等产生的大气噪声的影响,噪声往往具有明显的非高斯特性。传统的线性接收机或高斯接收机在非高斯噪声环境下性能急剧恶化,严重影响通信系统的正常工作,为了实现超低频信号码元的最佳检测,需要对噪声进行建模和参数估计。Conte E, Buzzi S 和 Lops M 等研究了采用高斯尺度混合(Gaussian Scale Mixture, GSM)分布模型对噪声建模^[1-3],并实现信号码元的检测。但是,实际中的接收机,不仅受到非高斯噪声的影响,同时也会受到接收机内部和外部环境中高斯噪声的影响^[4-7]。所以本文在对噪声建模时,采用了 GSM 分布和高斯分布的混合模型,这对于实际中实现对信号码元的最优检测有更好的适用性。同时,在信号码元检测

方法上,采用传统的最大期望算法或最大似然估计设计检测算法^[8-10]。由于该模型参数较多,采用上述方法时,概率密度计算难度大,精度也不够理想。马尔可夫链蒙特卡洛(Markov Chain Monte Carlo, MCMC)算法,能够解决具有高维度且形式复杂的未知参数的后验概率计算问题,是一种在统计计算中性能优越的方法^[11-12]。通过设计 MCMC 方法来实现信号码元在混合噪声模型下的盲检测算法,迭代收敛快,精度高,具有明显的优势。

1 噪声模型

1.1 GSM 模型

GSM 模型是用一个高斯分布变量和一个隐含

* 收稿日期:2014-08-29

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51109215)

作者简介:冯士民(1986—),男,河北石家庄人,博士研究生, E-mail: fengshimin_86@126.com;

周穗华(通信作者),男,教授,博士,博士生导师, E-mail: zhousuihua@hotmail.com

的尺度随机变量相乘建立的模型,如式(1)所示。

$$n = \zeta^{1/2} g \tag{1}$$

若随机变量 $n = \zeta^{1/2} g$, 其中, g 服从 0 均值的高斯分布: $g \sim N(0, \delta^2)$, ζ 服从逆高斯分布: $\zeta \sim IG(\mu, \lambda)$, 则随机变量 n 可以等效为:

$$n \sim N(0, \gamma \delta^2), \gamma \sim IG(\mu, \lambda) \tag{2}$$

其中, δ^2 为高斯分布的方差, μ 和 λ 分别为逆高斯分布的均值和形状参数。通过计算随机变量 n 的特征函数表达式, 得出:

$$\Phi(\theta) = E(\exp(i\theta n)) = \exp\left(\frac{\lambda}{\mu} - \sqrt{\frac{\lambda^2}{\mu^2} + \lambda \delta^2 \theta^2}\right) \tag{3}$$

可以看出, 对于同一个分布 n, λ, μ 和 δ^2 满足特定比例关系, 这表明, μ 可以归一化到高斯分布方差 δ^2 中。为了更直观地表示, 固定参数 μ 为常数, 这与固定逆高斯分布的平均功率为 1 是一致的。

1.2 噪声模型

为了对噪声进行准确估计并进行信号码元检测, 采用高斯尺度混合分布和高斯分布的混合模型作为噪声模型:

$$p(n) = \omega_1 f(n; \delta^2, \mu, \lambda) + \omega_2 N(n; 0, \sigma^2) \tag{4}$$

其中, ω_1 和 ω_2 为权重因子, 满足 $\omega_1 + \omega_2 = 1$ 。

根据 1.1 节所述性质, 可以固定 $\mu = 5$, 则混合模型需要估计的参数为 $\{\delta^2, \lambda, \sigma^2, \omega\}$, $\omega = \{\omega_1, \omega_2\}$ 为二维向量。

对于噪声数据集 $N = \{n_i, i = 0, 1, \dots, N\}$, 引入标签变量 $Z = \{z_i, i = 0, 1, \dots, N\}$ 对 n_i 进行分组, 其中 z_i 的取值为: 当 n_i 属于高斯尺度混合分布时, z_i 的取值为 1; 当 n_i 属于高斯分布时, z_i 的取值为 2。 z_i 为独立随机变量, 并且满足

$$p(z_i = j) = \omega_j \quad (j = 1, 2) \tag{5}$$

根据式(3)、式(4)和式(5), 可以得出噪声数据集的等效表达式:

$$\begin{cases} n_i \sim N(0, \gamma_i \delta^2), \gamma_i \sim IG(5, \lambda) & z_i = 1 \\ n_i \sim N(0, \sigma^2) & z_i = 2 \end{cases} \tag{6}$$

2 信号码元检测模型

2.1 接收信号模型

建立平坦衰落信道下的超低频信号码元接收模型, 基于以下 3 点假设: ①假设信号码元在超低频频段上进行传输; ②信道中的噪声为加性、混合模型噪声; ③信道是平坦衰落的, 并假设在处理时间窗内衰落系数不变。

设 S_1, \dots, S_N 为发射的信号码元, 每个信号码

元采样 M 次, 即 $S_i = [s_{i1}, \dots, s_{iM}]^T$ 为 M 维向量。当采用二进制相移键控 (Binary Phase Shift Keying, BPSK) 调制时, $s_{ij} \in \{1, -1\}$ 。根据上述讨论, 接收模型可以表示为:

$$X_i = a S_i + N_i \quad (i = 1, \dots, N) \tag{7}$$

其中, a 为信道衰减系数, M 维向量 $X_i = [x_{i1}, \dots, x_{iM}]^T$ 为接收到的信号码元, $N_i = [n_{i1}, \dots, n_{iM}]^T$ 为噪声, 根据假设③, 在每次处理窗口期间 a 是固定的, 噪声的采样值服从 1.2 节混合模型的分布, 并满足独立同分布, 则结合式(6)、式(7), x_{ij} 满足:

$$\begin{cases} x_{ij} \sim N(as_{ij}, \gamma_{ij} \delta^2), \gamma_{ij} \sim IG(5, \lambda) & z_{ij} = 1 \\ x_{ij} \sim N(as_{ij}, \sigma^2) & z_{ij} = 2 \end{cases} \tag{8}$$

2.2 贝叶斯层次模型

贝叶斯推断通过先验分布来推断后验分布:

$$P(A|B) \propto P(B|A)P(A) \tag{9}$$

根据贝叶斯层次理论, 可以得出参数集变量 $\{a, \delta^2, \lambda, \sigma^2, \omega, Z, S\}$ 的后验分布为:

$$\begin{aligned} P(a, \delta^2, \lambda, \sigma^2, \omega, Z, S|X) &\propto \\ P(X|a, \delta^2, \lambda, \sigma^2, \omega, Z, S) &P(a, \delta^2, \lambda, \sigma^2, \omega, Z, S) \end{aligned} \tag{10}$$

对上述参数选取先验分布时, 若参数存在共轭先验分布, 则优先选取共轭先验分布:

参数 a 的共轭先验分布为高斯分布: $a \sim N(\kappa, \varepsilon^2)$ 。参数 $1/\delta^2$ 的共轭先验分布为伽马分布: $1/\delta^2 \sim \Gamma(\alpha, \beta)$ 。参数 λ 的先验分布为伽马分布: $\lambda \sim \Gamma(\xi, \tau)$ 。参数 $1/\sigma^2$ 的共轭先验分布为伽马分布: $1/\sigma^2 \sim \Gamma(g, h)$ 。参数 ω 的共轭先验为对称狄利克雷分布: $\omega \sim D(\eta, \eta)$ 。对于信号码元 S_i , 通常认为发射端各个信号码元的发射概率相同, 所以取先验分布:

$$P(S_i = 1) = P(S_i = -1) = \frac{1}{b} = \frac{1}{2} \tag{11}$$

为了直观表述参数之间的关系, 画出模型参数的直接非循环图, 如图 1 所示。

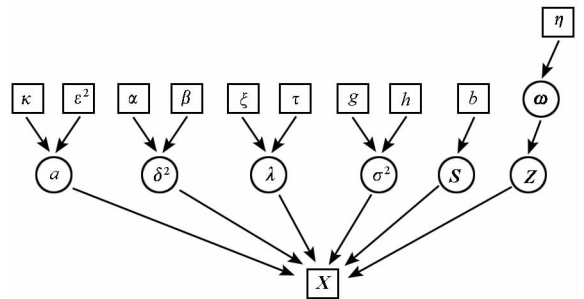


图 1 噪声模型参数的直接非循环图
Fig. 1 Direct acyclic graph specific to the parameters of the noise model

图1中圆圈代表参量,是需要估计的值,方框代表定值。设 $\theta = \{a, \delta^2, \lambda, \sigma^2\}$, θ 的超参数为 $\varphi = \{\kappa, \varepsilon^2, \alpha, \beta, \xi, \tau, g, h\}$, 则式(10)可以扩展为:

$$P(\theta, \varphi, \omega, \mathbf{Z}, \mathbf{S}, b, \eta | X) \propto P(X | \theta, \mathbf{Z}) P(\mathbf{Z} | \omega) P(\omega | \eta) P(\theta | \varphi) P(\mathbf{S} | b) P(\varphi) P(\eta) P(b) \quad (12)$$

3 盲检测算法设计

盲检测算法根据混合模型的性质,采用MCMC算法实现信号码元的盲检测。在MCMC算法中,常采用Gibbs抽样和Metropolis-Hasting(M-H)抽样算法对更新参数进行抽样。本文中,对于存在共轭先验分布的参数采用Gibbs抽样算法,对不存在共轭先验分布的参数采用M-H抽样算法。算法在 t 步的流程如下:

步骤1:通过Gibbs抽样更新参数 ω 。

ω 的后验分布仍服从狄利克雷分布:

$$\omega | \dots \sim D(\eta + n_1, \eta + n_2) \quad (13)$$

$\omega | \dots$ 表示除了 ω 之外所有变量条件下 ω 的后验分布, n_1 表示属于高斯尺度混合分布部分的观测值数量, n_2 表示属于高斯分布部分的观测值数量,通过生成新的狄利克雷分布随机数更新 ω 的值。

步骤2:通过Gibbs抽样更新参数 a 。

衰减系数 a 的后验分布仍服从高斯分布:

$$a | \dots \sim N(\nu \Lambda, \Lambda) \quad (14)$$

其中

$$\frac{1}{\Lambda} = \frac{1}{\varepsilon^2} + \frac{1}{\delta^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1; z_{ij}=1}^M \frac{s_{ij}^2}{\gamma_{ij}} + \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1; z_{ij}=2}^M s_{ij}^2 \quad (15)$$

$$\nu = \frac{\kappa}{\varepsilon^2} + \frac{1}{\delta^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1; z_{ij}=1}^M \frac{s_{ij} x_{ij}}{\gamma_{ij}} + \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1; z_{ij}=2}^M s_{ij} x_{ij} \quad (16)$$

通过Gibbs抽样,生成新的高斯分布随机数对 a 进行更新。

步骤3:通过Gibbs抽样更新参数 δ^2 。

$1/\delta^2$ 的后验分布为:

$$1/\delta^2 | \dots \sim \Gamma\left(\alpha + 0.5n_1, \beta + 0.5 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1; z_{ij}=1}^M \frac{(x_{ij} - as_{ij})^2}{\gamma_{ij}}\right) \quad (17)$$

通过Gibbs抽样,生成新的伽马分布随机数对 δ^2 进行更新。

步骤4:通过Gibbs抽样更新参数 σ^2 。

$1/\sigma^2$ 的后验分布为:

$$1/\sigma^2 | \dots \sim \Gamma(g + 0.5n_2, h + 0.5 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1; z_{ij}=2}^M (x_{ij} - as_{ij})^2) \quad (18)$$

通过Gibbs抽样,生成新的伽马分布随机数对 σ^2 进行更新。

步骤5:通过M-H算法更新参数 λ 。

λ 的后验概率为:

$$\mu | \dots = \prod_{i=1}^N \prod_{j=1; z_{ij}=1}^M P(x_{ij} | \omega, a, \delta^2, \sigma^2, s_{ij}, z_{ij}, \lambda) P(\omega, a, \delta^2, \sigma^2, s_{ij}, z_{ij}, \lambda) \quad (19)$$

因为 λ 的后验概率复杂,不是常见的分布,所以通过M-H抽样算法更新 λ 值,算法步骤如下:

(a) λ 选用建议分布为 $q(\lambda | \lambda^{(t)}) : \lambda \sim N(\lambda^{(t)}, 0.1)$;

(b) 从(a)中抽样 λ' 作为备选值;

(c) 从均匀分布中生成随机数 $u \sim U(0, 1)$;

(d) 计算新值的接受概率 $R = \min(1, A)$,其中:

$$A = \frac{\prod_{i=1}^N \prod_{j=1; z_{ij}=1}^M P(x_{ij} | \omega, a, \delta^2, \sigma^2, s_{ij}, z_{ij}, \lambda') \Gamma(\lambda'; \xi, \tau)}{\prod_{i=1}^N \prod_{j=1; z_{ij}=1}^M P(x_{ij} | \omega, a, \delta^2, \sigma^2, s_{ij}, z_{ij}, \lambda^{(t)}) \Gamma(\lambda^{(t)}; \xi, \tau)} \quad (20)$$

(e) 若 $u \leq R$,则接受新值 $\lambda^{(t+1)} = \lambda'$,否则不接受新值,则 $\lambda^{(t+1)} = \lambda^{(t)}$ 。

步骤6:更新标签变量 \mathbf{Z} 。

z_{ij} 的后验概率为:

$$P(z_{ij} = 1 | \dots) \propto \omega_1 f(x_{ij}; a, s_{ij}, \delta^2, \lambda) \quad (21)$$

$$P(z_{ij} = 2 | \dots) \propto \omega_2 N(x_{ij}; as_{ij}, \sigma^2) \quad (22)$$

通过生成 $U(0, 1)$ 均匀分布的随机数,确定 $P(z_{ij} = 1 | \dots)$ 和 $P(z_{ij} = 2 | \dots)$ 对应的区间来更新 z_{ij} 的取值。

步骤7:通过M-H算法更新变量 $\{\gamma_{ij}\}$ 。

由于观测数据只有一部分属于高斯尺度混合分布,所以仅更新对应这部分的 γ_{ij}, γ_{ij} 的后验概率为:

$$P(\gamma_{ij} | x_{ij}, a, s_{ij}, \delta^2, \lambda, z_{ij} = 1) \propto N(x_{ij}; as_{ij}, \gamma_{ij} \delta^2) IG(\gamma_{ij}; 5, \lambda) \quad (23)$$

(a) γ_{ij} 选用建议分布为: $\gamma_{ij} \sim IG(5, \lambda)$;

(b) 从(a)中抽样 γ'_{ij} 作为备选值;

(c) 从均匀分布中生成随机数 $u \sim U(0, 1)$;

(d) 计算新值的接受概率:

$$R = \min\left(1, \frac{N(x_{ij}; as_{ij}, \gamma'_{ij} \delta^2)}{N(x_{ij}; as_{ij}, \gamma_{ij}^{(t)} \delta^2)}\right) \quad (24)$$

(e) 若 $u \leq R$,则接受新值 $\gamma_{ij}^{(t+1)} = \gamma'_{ij}$,否则不接受新值,则 $\gamma_{ij}^{(t+1)} = \gamma_{ij}^{(t)}$ 。

步骤8:通过Gibbs采样更新信号码元 \mathbf{S}_i 。

信号码元 S_i 的后验概率为:

$$P(S_i = -1 | \dots) \propto P(X_i | a, S_i = -1, \delta^2, \sigma^2, \lambda_i, Z_i) P(S_i = -1) \quad (25)$$

$$P(S_i = 1 | \dots) \propto P(X_i | a, S_i = 1, \delta^2, \sigma^2, \lambda_i, Z_i) P(S_i = 1) \quad (26)$$

其中 $\mathbf{1} = \underbrace{[1, 1, \dots, 1]}_M$ 。从式(25) ~ (26) 中抽样更新 S_i 的值。

算法在 $t + 1$ 步时,采用 t 步更新过的模型参数,重复上述 8 个步骤进行新一次的更新,直至各参数收敛。参数收敛后的每次采样值就可以看作目标分布的采样值,这部分采样值的平均值就可以作为参数的估计值。

4 试验及验证

4.1 模型验证

图 2 为实测的大气噪声数据,用本文的算法参数估计部分对噪声进行参数估计,设置 $\mu = 10$,估计出的参数值为 $\delta^2 = 26.71, \lambda = 1.60, \sigma^2 = 6.88, \omega = \{0.04, 0.96\}$ 。图 3 为用实测的大气噪声数据和估计参数画出的幅度概率分布 (Amplitude Probability Distribution, APD) 曲线,从图中可以看出,估计参数画出的 APD 曲线与实测的噪声数据吻合的很好,平均相对误差小于 0.2%,说明了本文的模型对接收机中实际噪声的适用性。

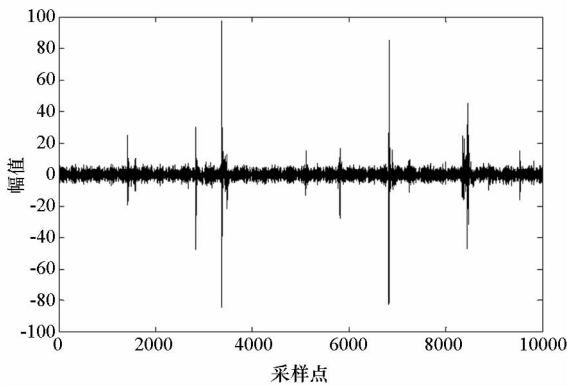


图 2 实测大气噪声数据

Fig.2 The actual noise data of the receiver

4.2 参数估计

将混合模型的参数设置为 $\delta^2 = 2, \lambda = 2, \sigma^2 = 0.5, \omega = \{0.2, 0.8\}, a = 0.6$, 仿真数据数目设为 $N = 2000$, 每个信号码元采样次数 $M = 10$ 。超参数简单地设置为 $\kappa = 1, \varepsilon^2 = 1, \alpha = 0.5, \beta = 1, \xi =$

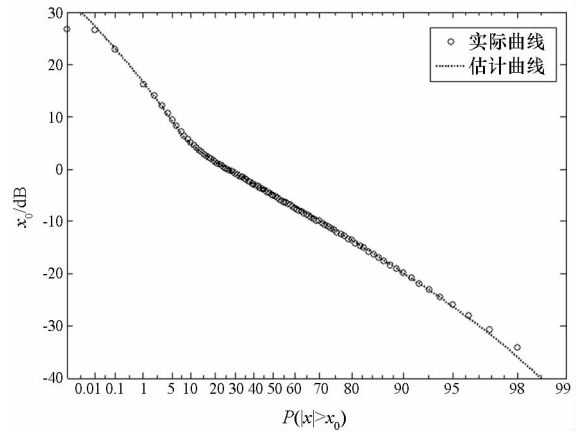


图 3 实测噪声数据和估计参数下噪声的 APD 曲线
Fig.3 Amplitude probability distribution graph of the actual noise and noise with estimation parameters

$2, \tau = 1, g = 0.5, h = 1, b = 0.5, \eta = 0.5$ 。设置算法的迭代次数为 800, 前 200 次为废弃数据长度。仿真的结果如图 4 ~ 8 所示, 因为 $\omega_1 = 1 - \omega_2$, 所以只给出 ω_2 的迭代收敛图。

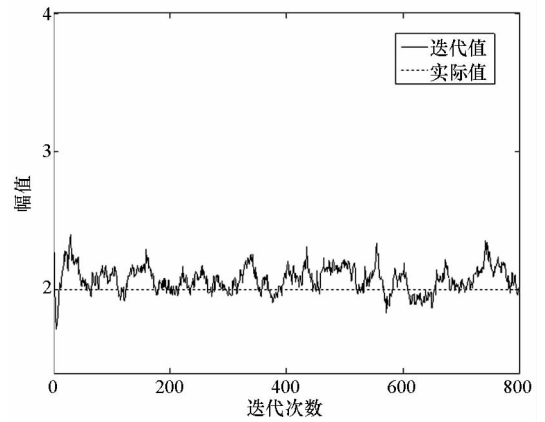


图 4 δ^2 的迭代收敛图

Fig.4 Time-average convergence of δ^2

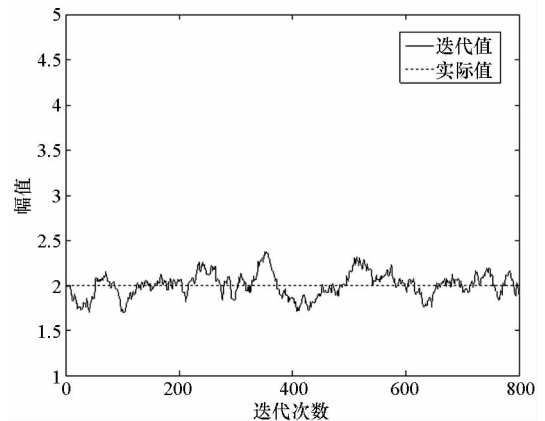


图 5 λ 的迭代收敛图

Fig.5 Time-average convergence of λ

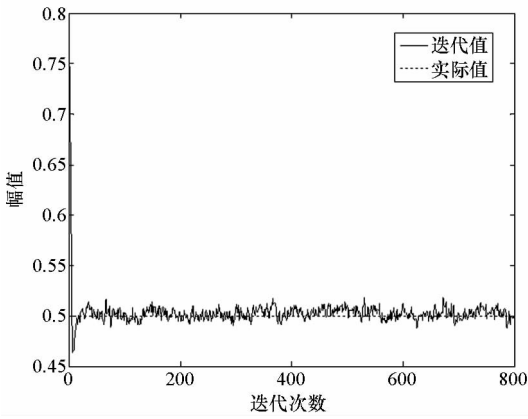


图6 σ^2 的迭代收敛图

Fig. 6 Time-average convergence of σ^2

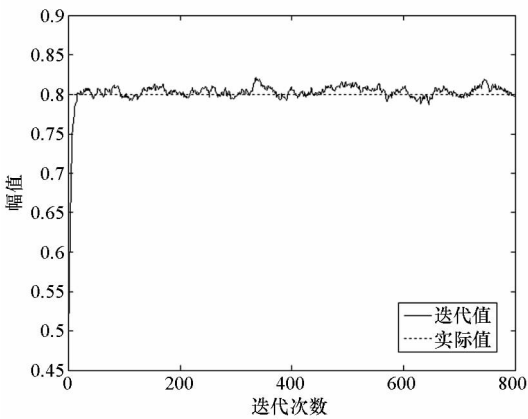


图7 ω_2 的迭代收敛图

Fig. 7 Time-average convergence of ω_2

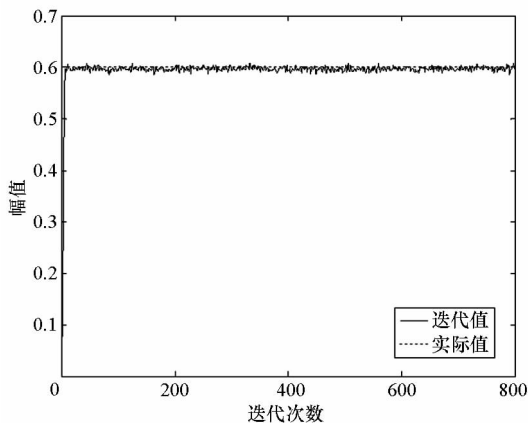


图8 a 的迭代收敛图

Fig. 8 Time-average convergence of a

从各参数的迭代收敛情况可以看出,在进行30次迭代后,各参数就收敛到实际值附近。对后600次的迭代值进行平均,得到各参数的估计结果为 $\delta^2 = 2.18$, $\lambda = 2.02$, $\sigma^2 = 0.50$, $\omega = \{0.19, 0.81\}$, $a = 0.60$ 。由于更新参数 δ^2 和 λ 的过程中,采用了M-H算法,所以其迭代数据方差大,但

均值仍然与实际值相符合。

4.3 误码率测试

为了测试盲检测算法的性能,对最优检测和盲检测算法的误码率进行比较。最优检测为已预知模型的准确参数,然后对信号码元进行检测。基于逆高斯分布的高斯尺度混合模型的二阶矩为 $\mu\delta^2$,高斯分布的方差为 σ^2 ,所以总的噪声功率为 $\omega_1\mu\delta^2 + \omega_2\sigma^2$,由此噪声功率来定义信噪比。

图9为不同 ω 值下,盲检测算法和最优检测的误码率性能比较。从图中可以看出:①在 ω 值固定的条件下,盲检测算法的性能在较高信噪比下都能逼近最优检测的性能,随着信噪比的降低,较最优检测性能略有下降。②对于相同的信噪比, ω_2 的值越小,盲检测算法的性能也随着降低,这是因为, ω_2 的值越小,即非高斯噪声部分的能量越大,使得局部时段信噪比降低很多,从而导致误码率提高。③在信噪比很低的情况下,由于整个时段的信噪比都很低,所以 ω_2 值不同对算法性能的影响不是很明显。

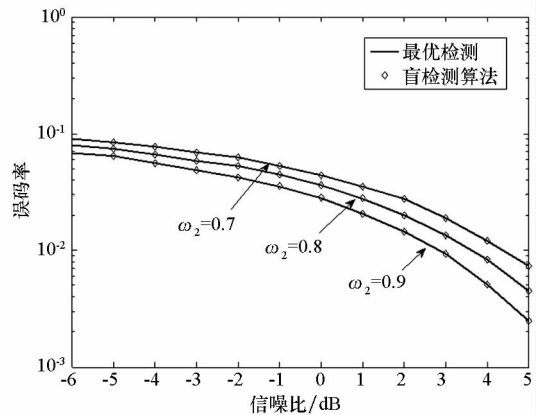


图9 不同 ω 值下盲检测算法的误码率性能

Fig. 9 Performance of the blind detection algorithm with different parameter ω

图10为不同过采样率 M 下,盲检测算法和最优检测的误码率性能比较。如图10所示:无论过采样率 M 取值为多少,盲检测算法的误码率性能在较高信噪比下都逼近最优检测的误码率性能,随着信噪比的降低,较最优检测性能略有下降;随着 M 值变大,盲检测算法的误码率变低,并且低信噪比情况下比高信噪比情况下, M 值对误码率的影响较大。

5 结论

根据实际超低频接收机中噪声的特点,对噪声采用GSM分布和高斯分布的混合模型建模,在

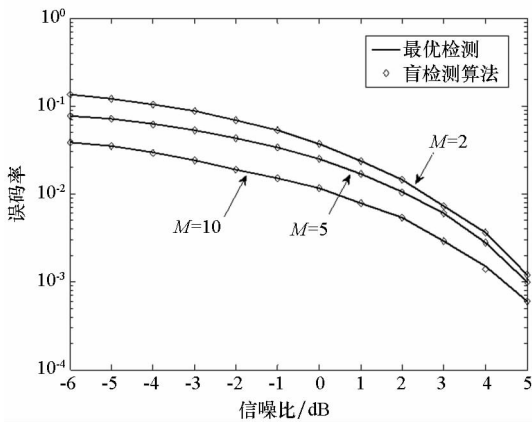


图 10 不同过采样率下盲检测算法的误码率性能

Fig. 10 Performance of the blind detection algorithm with different oversampling rates

贝叶斯层次模型下,采用 MCMC 算法,通过 Gibbs 抽样和 M-H 抽样,同步估计信道衰落系数和噪声模型参数,并对信号码元进行检测。通过对实测噪声数据分析,说明该模型对接收机中实际接收的噪声有很好的适用性。对算法性能进行仿真分析,结果表明,MCMC 算法迭代效率和精度高。在不同噪声模型参数 ω 和过采样率 M 下,盲检测算法的性能在高信噪比下都逼近最优检测的性能,对超低频非高斯噪声下信号接收有实际的意义。本文算法有以下创新点:①对噪声采用 GSM 分布和高斯分布的混合模型建模,符合实际接收机中的噪声特点,对实际装备应用有现实意义和优势;②充分利用 GSM 分布的性质,将 GSM 分布等价条件高斯分布设计 MCMC 算法,使算法的迭代效率高、精度高。

参考文献 (References)

- [1] Conte E, Di Bisceglie M, Lops M. Optimum detection of fading signals in impulsive noise[J]. IEEE Transactions on Communications, 1995, 43(2/3/4): 869-876.
- [2] Buzzi S, Conte E, Lops M. Optimum detection over rayleigh-fading, dispersive channels, with non-Gaussian noise[J]. IEEE Transactions on Communications, 1997, 45(9): 1061-1069.
- [3] Buzzi S, Conte E, Lops M. Signal detection over rayleigh-fading channels with non-Gaussian noise[J]. IEEE Proceedings Communications, 1997, 144(6): 381-386.
- [4] 应文威, 蒋宇中, 刘月亮. 大气低频噪声混合模型的 MCMC 参数估计[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(6): 1241-1245.
YING Wenwei, JIANG Yuzhong, LIU Yueliang. Parameters estimation for mixture model of atmospheric noise through MCMC method[J]. Systems Engineering Electronics, 2012, 34(6): 1241-1245. (in Chinese)
- [5] Ying W W, Jiang Y Z, Liu Y L, et al. A novel adaptive receiver for flat fading channels with impulsive noise[C]// Proceedings of IEEE 12th International Conference on Computer Information Technology, 2012: 631-634.
- [6] Ollila E, Tyler D E, Koivunen V, et al. Compound-Gaussian clutter modeling with an inverse gaussian texture distribution[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2012, 19(12): 876-879.
- [7] Greco M, Gini F, Diani M. Robust CFAR detection of random signals in compound-Gaussian clutter plus thermal noise[J]. IEEE Proceedings Radar, Sonar Navigation, 2001, 148(4): 227-232.
- [8] Wang J, Dogandzic A, Nehorai A. Maximum likelihood estimation of compound-Gaussian clutter target parameters[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(10): 3884-3898.
- [9] 赵宜楠, 李凤从, 尹彬. 严重拖尾复合高斯杂波中目标的自适应极化检测[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(2): 376-380.
ZHAO Yinan, LI Fengcong, YIN Bin. Adaptive polarimetric detection of targets in heavy-tailed compound-Gaussian clutter[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35(2): 376-380. (in Chinese)
- [10] Balleri A, Nehorai A, Wang J. Maximum likelihood estimation for compound-Gaussian clutter with inverse gamma texture[J]. IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems, 2007, 43(2): 775-779.
- [11] Geng P, Huang Z T, Wang F H, et al. Single channel blind signal separation with Bayesian-MCMC[C]//Proceedings of International Conference on Wireless Communications & Signal Processing, IEEE, 2009: 1-4.
- [12] Lee A, Yau C, Giles M B, et al. On the utility of graphics cards to perform massively parallel simulation of advanced Monte Carlo methods[J]. Journal of Computational Graphical Statistics, 2010, 19(4): 769-789.