







$$\begin{cases} x_t = \hat{x}_{t-1} \\ \xi_t = \hat{\xi}_{t-1} \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $t = N_g = 1, \dots, N, N > 1, N_g$  为更新优化次数,  $\hat{x}_t$  为预估码元复调制序列,  $\hat{\xi}_t$  为预估信道参数,  $N_p$  为生成粒子数。

$\hat{x}_t$  为根据 QPSK 调制的星座图等概率随机抽取的相位 (这里以 QPSK 信号为例); 为增加粒子多样性, 对抗传统粒子滤波粒子退化现象, 建立多个高斯状态分布  $\hat{\xi}_t \sim N_i(\mu, \sigma^2)$ , 其中,  $i > 1, i$  为状态分布个数。信道参数  $\hat{\xi}_t$  更新方式为均值  $\mu = \hat{\xi}_{t-1}$ 、方差  $\sigma^2$  的高斯分布, 通过建立多个状态分布来逼近传统粒子滤波中的重要性采样函数。

等式 (9) 是观测方程, 等式 (10) 是状态转移方程, 式 (9) 和式 (10) 共同组成了粒子更新的状态空间。

### 3.2 粒子初始化

在粒子初始化阶段, 根据参数的范围和状态空间分布初始化粒子, 主要工作如下:

步骤 1. 根据对接收 PCMA 信号的观测分析, 根据先验知识直接预估初始化信道参数。

步骤 2. 均值  $\mu$  及方差  $\sigma^2$  根据初始估计参数值设置大小。

步骤 3. 根据观测方程和状态转移方程, 利用初始化的调制信道参数及随机产生的码元信息在多个状态空间 ( $i$  为状态空间个数,  $i > 1, i$  根据实际需要进行调整) 内抽取粒子, 粒子数为  $N_p$ , 生成预测信号。

步骤 4. 将粒子对应的预测信号与实际接收信号进行似然估计, 并将相似系数作为粒子的评价值  $w_{1:t,N_p}$ , 即粒子对应的预测信号与实际信号越接近, 评价值  $w_{1:t,N_p}$  越低。

$$w_{1:t,N_p} = \left\| y'_{k_{1:t,N_p}} - y_{k_{1:t,N_p}} \right\|^2 \quad (11)$$

### 3.3 粒子更新

在粒子更新阶段, 通过状态空间内的高斯分布不断迭代估计粒子来逼近真实后验概率, 主要工作如下:

步骤 1. 对粒子初始化阶段产生的预测信号粒子按照评价值大小进行排序。

步骤 2. 根据评价值的大小决定粒子的抽取粒子个数  $N_p$  及高斯分布方差  $\sigma^2$ 。

步骤 3. 根据参数设置在状态空间内再次抽取粒子, 将新的粒子对应生成预测信号并得到对应评价值。

步骤 4. 重复步骤 1~步骤 3, 根据实际分离结果设置迭代更新次数  $N_g$ , 根据粒子评价值保留  $N$  个粒子, 输出粒子集合。

在粒子更新阶段, 可以及时将一些评价值极大的粒子剔除掉, 不仅可以极大程度上减小计算复杂度, 还可以避免某些与真实值相差极大的粒子对结果造成干扰, 提高盲分离性能。

### 3.4 遗传重采样

对于传统粒子滤波算法重采样期间可能出现的粒子耗尽问题, 使用遗传算法的选择、交叉操作替代重采样过程, 核心思想是将信道参数视为染色体样本, 并将对应于每个样本的评价值  $w_{1:t,N_p}$  作为适应度函数, 通过对父代样本选择和交叉得到子代样本, 使子代样本朝着全局最优粒子的方向进行。

遗传重采样步骤:

步骤 1. 选择操作

根据评价值  $w_{1:t,N_p}$  的大小对更新阶段搜索到的粒子进行排序, 选择前  $N_{eff}$  个粒子作为父代集合  $\{\xi_k^i\}_1^{N_{eff}}$ ;

步骤 2. 交叉操作

交叉所选父代样本生成子代样本。在  $1 \sim N_{eff}$  之间随机产生 2 个数  $i, j$ , 由父代粒子集合中获得  $\xi_k^i$  和  $\xi_k^j$ , 设定交叉概率  $P_c$ , 通过公式 (12,13) 产生新粒子  $\xi_k^{i'}$  和  $\xi_k^{j'}$

$$\xi_k^{i'} = P_c \xi_k^i + (1 - P_c) \xi_k^j \quad (12)$$

$$\xi_k^{j'} = P_c \xi_k^j + (1 - P_c) \xi_k^i \quad (13)$$

重复上述选择交叉过程, 循环产生新粒子, 设定循环次数  $R$ , 结束遗传重采样。并对交叉变异前的粒子以及新产生的粒子重复粒子更新步骤, 对粒子进行迭代更新, 进行局部优化。

根据评价值  $w_{1:t,N_p}$  对当前所有粒子进行排序, 产生最优粒子。

为追求更高的分离准确率, 对保留的最优粒子的连续量  $\xi_k$  进行后续优化, 这里采用二分法优化。

二分法步骤为: 设定一定优化区间, 将信道参数进行二分不断逼近真实值, 设定更新次数  $N_g$ , 设定参数  $\varepsilon (0 < \varepsilon < 1)$ , 通过比较评价值  $w_{1:t,N_p}$ , 保留评价值  $w_{1:t,N_p} < \varepsilon$  的粒子, 输出优质粒子群, 二分法步骤如图 2 所示。

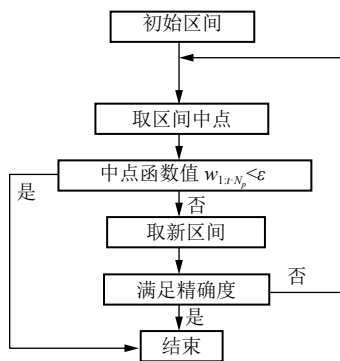


图2 二分法原理图

对接收信号进行码元分段估计, 前一段信号分离输出的最优粒子的信道参数 $\xi_{k-1}$ 作为后一段信号分离的信道参数 $\xi_k$ 的初始值, 后一段信号的盲分离结果反馈给前一段信号, 对前一段信号的盲分离过程进行指导, 形成闭环不断迭代优化最优粒子, 达到最优分离准确率, 同时由于对最优粒子信道参数的不断逼近, 大大简化了后续码元更新粒子的运算量, 最终通过比较粒子评价价值的大小输出最优粒子。

### 3.5 GA-IPF 算法分离步骤总结

综上, 本文算法步骤归纳如下:

步骤 1. 建立多个状态空间;

步骤 2. 通过对接收到的 PCMA 信号观测值的分析, 根据先验知识直接预估初始化信道参数并在多个状态空间内抽取粒子;

步骤 3. 将粒子对应产生的预测信号与实际接收信号进行似然估计, 并将相似系数作为粒子的评价价值, 根据评价价值进行排序;

步骤 4. 缩小粒子抽取范围, 选择优秀的粒子进行粒子更新;

步骤 5. 设定迭代更新次数, 重复步骤 3~步骤 5 并输出  $N$  个优质粒子;

步骤 6. 选择当前时刻的优质粒子, 通过遗传算法的选择交叉操作代替重采样过程, 输出采样后的优质粒子, 并重复粒子更新步骤对粒子进行迭代;

步骤 7. 通过二分法对信道参数进行局部后续优化;

步骤 8. 对接收信号进行码元分段估计, 形成闭环迭代优化最优粒子, 提高分离准确率, 通过比较粒子评价价值的大小输出最优粒子。

## 4 仿真实验结果和分析

基于上述的理论推导, 下面通过仿真实验对算法进行验证. 针对单个传感器接收到的 PCMA 混合信号, 调制方式为 QPSK 调制, 在仿真中, 信道噪声为高斯白噪声, 并以载噪比 CNR 作为噪声大小的度量. 信号幅值  $h_1 = 1.0$ ,  $h_2 = 0.8$ ,  $f_1 = -f_2 = 10^{-3}/T$  ( $T$  为符号周期), 定时偏差  $\tau_1 = 0.20 T$ ,  $\tau_2 = 0.40 T$ , 相偏  $\varphi_1, \varphi_2$  在  $[-\pi, \pi]$  内随机产生, 滚降系数为 0.35, 等效信道阶数  $L = 7$  ( $L_1 = L_2 = 3$ ), 粒子数  $N_p = 100$ , 更新次数  $N_g = 10$ .

以接收 PCMA 信号分离得到的 2 路信号平均信号错误率 (SER, Symbol error rate) 作为性能的评价指标, 在给定实验条件下, 图 3 给出了在载噪比 CNR 大小为 5 dB 到 23 dB 之间的 PCMA 信号分离性能结果。

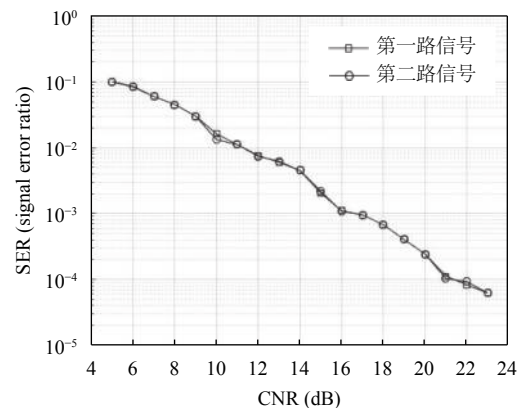


图3 PCMA 信号分离性能

从图 3 中可以看出, 在 4.5 倍过采样条件下 (符号可非整周期采样), 随着载噪比的增加, 分离性能越来越好, 在低载噪比的情况下, 本算法也能保持较高分离准确率. 在载噪比 CNR 为 5 dB 时, 本算法分离准确率能达到 90%, 在载噪比 CNR 为 9 dB 时, 本算法分离准确率能达到 95%, 在载噪比 CNR 为 11 dB 时, 分离准确率能达到 99%, 在载噪比 CNR 为 16 dB 时, 分离准确率能达到 99.9%。

### 4.1 与 QRD-M Gibbs 等分离算法的性能对比

针对文献[13]中 QRD-M Gibbs 算法在实际分离过程中的适用条件制约及分离准确率有待于提高的问题, 本算法通过建立多个状态分布, 逼近真实后验概率密度, 引入遗传进化操作来对优秀粒子集合进行重采样, 并进行分段码元估计, 形成闭环, 提高分离准确率, 减少算法运算量。

实验对比了 GA-IPF 算法、传统粒子滤波算法 (PF) 及 QRD-M Gibbs 算法在不同载噪比下的分离性能. 图 4 给出了 4.5 倍过采样下性能对比曲线.

从图 4 中可以看出, 在给定实验条件下, 随着载噪比的增加, 两种算法的分离性能也越来越好. 对于 QRD-M Gibbs 算法来说, 要使 SER 达到  $10^{-2}$  数量级, 载噪比 CNR 至少达到 15 dB, 要使 SER 达到  $10^{-3}$  数量级, 载噪比 CNR 至少达到 18 dB, 要使 SER 达到  $10^{-4}$  数量级, 载噪比 CNR 至少达到 23 dB; 而对于本文 GA-IPF 算法, 要使 SER 达到  $10^{-2}$  数量级, 载噪比 CNR 至少达到 11 dB, 要使 SER 达到  $10^{-3}$  数量级, 载噪比 CNR 至少达到 17 dB, 要使 SER 达到  $10^{-4}$  数量级, 载噪比 CNR 至少达到 21 dB. 在同等实验条件下, 本算法与 QRD-M Gibbs 算法相比, 信号捕获能力提高 4 dB, 且本算法符号可非整周期采样, 避免了后者的条件制约.

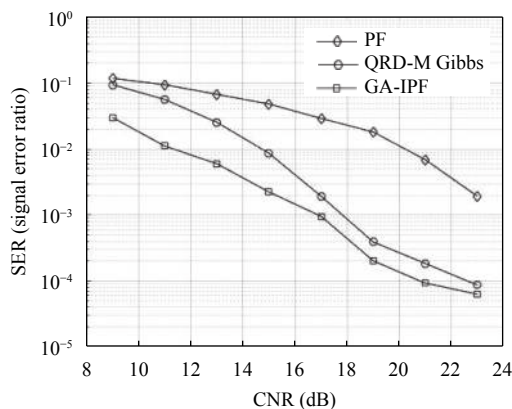


图 4 算法分离性能对比图

#### 4.2 算法复杂度分析

对于 QRD-M Gibbs 算法来说, 对于两路 QPSK 信号混合的 PCMA 信号, 在不考虑编码的情况下, 分离算法的计算复杂度主要与算法参数  $G$  大小有关, 经文献[13]仿真实验表明, 在迭代次数  $N_g = 10$ , 算法参数  $G = 3$ , 信道阶数  $L = 7$  时能达到图 4 的分离性能.

对于本文 GA-IPF 算法来说, 为降低计算复杂度, 通过观察接收 PCMA 信号的波形等信息来直接预估接收 PCMA 信号的信道参数范围值, 节省了算法运算量. 且通过分段码元估计, 形成闭环, 简化了后续码元更新粒子的运算量, 大大降低了整个分离过程的计算复杂度. 分离算法的计算量主要集中在建立多个状态

分布之后的粒子更新过程. 经仿真实验表明, 在粒子数  $N_p = 100$ , 更新次数  $N_g = 10$ , 调制阶数  $M = 4$ , 信道阶数  $L = 7$  时能达到图 3 和图 4 的分离性能.

根据分析, QRD-M Gibbs 算法复杂度为  $O(N_g * M^{2G} * L)$ , 式中,  $N_g$  为迭代次数,  $M$  为调制阶数,  $G$  为算法参数.

根据分析, GA-IPF 算法复杂度为  $O(N_g * N_p * M^2 * L)$ , 式中,  $N_g$  为更新次数,  $N_p$  为粒子数,  $M$  为调制阶数,  $L$  为信道阶数.

对比 QRD-M Gibbs 算法和 GA-IPF 分离算法, 前者为达到更高的分离准确率, 需要增大算法参数  $G$ , 运算量将呈指数倍增加, 后者算法复杂度随参数的变化不呈指数倍增加, 同等实验条件下, 后者算法复杂度降低 60%.

#### 5 结束语

针对非合作背景下单通道 PCMA 信号盲分离问题, 本文提出了一种基于遗传改进粒子滤波的盲分离算法. 针对现有算法存在的一些问题, 例如, 传统粒子滤波算法的粒子退化及粒子耗尽导致的准确率低的问题; QRD-M Gibbs 算法在实际 PCMA 信号盲分离过程中存在条件限制, 符号必须整周期采样, 且计算准确率也有待进一步提高. 本算法以粒子滤波的算法框架为基础, 通过建立多个状态空间分布来逼近真实后验概率密度; 引入遗传算法来对优秀粒子集合进行重采样, 并进行分段码元估计, 形成闭环, 提高分离准确率, 降低算法运算量. 仿真实验表明, 对 2 路 QPSK 调制的 PCMA 信号, 在相同的实验条件下, 与 QRD-M Gibbs 算法相比, 本算法避免了后者需符号整周期采样的条件限制, 且具有更高的分离准确率和更低的算法复杂度, 应用前景更广阔.

#### 参考文献

- 1 Duan CW, Zhan YF, Liang H. More general performance evaluation for single-channel PCMA signals blind separation. IET Communications, 2017, 11(15): 2297–2302. [doi: 10.1049/iet-com.2016.1445]
- 2 游荣义, 陈忠. 基于小波变换的盲信号分离的神经网络方法. 仪器仪表学报, 2005, 26(4): 415–418. [doi: 10.3321/j.issn:0254-3087.2005.04.021]
- 3 叶飞, 张天骐, 廖畅, 等. 基于独立分量分析的 PCMA 信号盲分离算法. 电视技术, 2015, 39(17): 99–103.

- 4 Feng H, Gao Y. High-speed parallel particle filter for PCMA signal blind separation. *Radioelectronics and Communications Systems*, 2016, 59(10): 455–462. [doi: [10.3103/S0735272716100058](https://doi.org/10.3103/S0735272716100058)]
- 5 马欢, 江桦. 改进的粒子滤波单通道盲分离算法. *数据采集与处理*, 2016, 31(5): 1051–1058.
- 6 路威, 张邦宁, 张杭. 利用遗传粒子滤波的单通道扰信盲分离算法. *数据采集与处理*, 2014, 29(5): 783–789. [doi: [10.3969/j.issn.1004-9037.2014.05.018](https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9037.2014.05.018)]
- 7 张军, 所玉君, 董小丰, 等. 改进粒子滤波算法及其应用仿真. *计算机系统应用*, 2013, 22(12): 104–107. [doi: [10.3969/j.issn.1003-3254.2013.12.019](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-3254.2013.12.019)]
- 8 Wu CL, Liu Z, Wang X, *et al.* Single-channel blind source separation of Co-Frequency overlapped GMSK signals under constant-modulus constraints. *IEEE Communications Letters*, 2016, 20(3): 486–489. [doi: [10.1109/LCOMM.2016.2521737](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2016.2521737)]
- 9 崔鹏辉, 熊涛, 江桦, 等. 基于判决反馈前馈的 RSDFP-PSP 盲分离算法. *电子学报*, 2016, 44(3): 633–638. [doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2016.03.021](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2016.03.021)]
- 10 Cui PH, Jiang H, Cao K, *et al.* The DFF-PSP iterative separation and theoretical bound for PCMA with long memory. *Chinese Journal of Electronics*, 2016, 25(5): 880–885. [doi: [10.1049/cje.2016.08.046](https://doi.org/10.1049/cje.2016.08.046)]
- 11 郭一鸣, 彭华, 杨勇, 等. 基于 DG-PSP 的不同符号速率 PCMA 信号盲分离算法. *通信学报*, 2017, 38(3): 92–100. [doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2017063](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2017063)]
- 12 杨勇, 张冬玲, 彭华, 等. 利用 Gibbs 采样的同频混合信号单通道盲分离. *通信学报*, 2015, 36(4): 157–162.
- 13 Yang Y, Peng H, Zhang DL, *et al.* Markov chain Monte Carlo-based separation of paired carrier multiple access signals. *IEEE Communications Letters*, 2016, 20(11): 2209–2212. [doi: [10.1109/LCOMM.2016.2599874](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2016.2599874)]
- 14 张嘉韦, 冯浩, 高勇. 单通道混合信号粒子滤波盲分离算法的快速实现. *舰船电子工程*, 2015, 35(7): 94–97.