

# 一种基于混合遗传算法的加权 Myriad 滤波器

杨 军<sup>1</sup>, 马晓岩<sup>1</sup>, 万山虎<sup>2</sup>

(1. 空军雷达学院信息工程系, 湖北武汉 430019; 2. 空军雷达学院科研部, 湖北武汉 430019)

摘 要: 本文提出了一种直接采用浮点操作的混合遗传算法, 分析了该算法的特点, 并将其用于实现加权 Myriad 滤波器, 即采用混合遗传算法得到加权 Myriad 滤波器的权值估计及其滤波输出. 比较仿真结果表明, 由于混合遗传算法的所有染色体均可快速收敛至全局最优点, 该方法在任何情况下的处理效果明显优于其它方法.

关键词: 混合遗传算法; 加权 Myriad 滤波器; 稳态分布; 权值估计

中图分类号: TN911. 7 文献标识码: A 文章编号: 03722112 (2003) 12180204

## A Hybrid Genetic Algorithm Based Weighted Myriad Filter

YANG Jun<sup>1</sup>, MA Xiaoyan<sup>1</sup>, WAN Shanhu<sup>2</sup>

(1. Information Engineering Department of Air Force Radar Academy, Wuhan, Hubei 430019, China;

2. Scientific Research Division of Air Force Radar Academy, Wuhan, Hubei 430019, China)

Abstract: This paper presents a new hybrid genetic algorithm (HGA) using float point operation directly, and analyzes its characteristics, and then we use the algorithm to realize the weighted Myriad filter, getting its weights estimation and output based on the HGA. Since all the chromosomes of the algorithm can quickly converge to the global optimum values, the comparable simulations demonstrate that the filter performance outperforms to others in any case.

Key words: hybrid genetic algorithm; weighted Myriad filter; stable distribution; weights estimation

### 1 引言

在实际噪声或杂波环境中, 如通信多通道干扰、低频空气噪声、水声和雷达杂波中等均存在大量尖峰或冲激信号, 用传统的处理高斯噪声背景下的线性方法来处理冲激噪声得不到较好的处理效果. 研究表明<sup>[1, 2]</sup>, 冲激信号可用比高斯分布有更长拖尾的 A 稳态分布模型精确描述. 针对该型分布, 可采用加权 Myriad 滤波获得较好的处理效果<sup>[3]</sup>. 加权 Myriad 滤波器中权参数及尺度参数的确定已有多种方法且均能得到很好的估计效果<sup>[3, 4]</sup>. 求取该滤波器输出可等效为求代价函数取最小值时对应的参数问题, 而由于代价函数存在多个局部极值点, 且极值点数随权值数的增加而增加, 故求解变得十分复杂. 作者曾用一种遗传算法解决此问题, 并取得了较好的处理结果<sup>[5]</sup>. 通过进一步研究发现, 文[5]中的方法在当最优值点与次优值点相差较大情况时, 可得到问题的最优解, 但当最优值点与次优值点相近时, 该方法一般只能得到问题的次优解. 在分析原因的基础上, 经过深入研究, 本文提出一种针对加权 Myriad 滤波器权值估计与滤波实现的混合遗传算法. 同时, 为减少遗传操作中的运算时间, 本文直接用浮点操作代替了传统遗传算法中二进制的编码、解码和算子操作. 比较仿真结果表明, 在任何情况下, 由于混合遗传算法中的所有染色体均可快速收敛至全局最优点, 故滤波效果明显优于其他方法.

### 2 加权 Myriad 滤波器简介

针对 A 稳态分布的加权 Myriad 滤波器是一类稳健的非线性滤波器, 它从服从 Cauchy 分布的 Myriad 样本序列中导出, 其中表征该分布的位置参数 H 由最大似然估计得到. 即考虑独立同分布随机变量 X 对应的观测序列  $\{x_i\}_{i=1}^N$  服从位置参数为 H, 尺度参数为  $K > 0$  的 Cauchy 分布,  $X \sim \text{Cauchy}(H, K)$ , 其概率密度函数可表示为

$$f_k(x_i; H, K) = \frac{K}{\pi} \frac{1}{K^2 + (x_i - H)^2} = \frac{1}{K} f\left(\frac{x_i - H}{K}\right) \quad (1)$$

其中  $f(v) = \frac{1}{\pi} (1 + v^2)^{-1}$  是  $H$  为 0,  $K$  为 1 时标准 Cauchy 概率密度函数, 即  $(x_i - H)/K \sim \text{Cauchy}(0, 1)$ . 对应的似然函数为

$$\begin{aligned} F_X(H, K) &= f_X(x_1; H, K) \cdot f_X(x_2; H, K) \cdot \dots \cdot f_X(x_N; H, K) \\ &= (K\pi)^{-N} \prod_{i=1}^N \left[ 1 + \left( \frac{x_i - H}{K} \right)^2 \right]^{-1} \end{aligned} \quad (2)$$

对于给定的一组观测  $\{x_i\}_{i=1}^N$ , Myriad 滤波输出为该函数在 H 有效范围内使似然函数最大所对应的值. 可表示为

$$\begin{aligned} H_k &= \text{myriad}(K; x_1, x_2, \dots, x_N) \\ &= \arg \max_H F_X(H, K) \\ &= \arg \max_H (K\pi)^{-N} \prod_{i=1}^N \left[ 1 + \left( \frac{x_i - H}{K} \right)^2 \right]^{-1} \end{aligned} \quad (3)$$

由于  $K > 0$  时, 式(3)中的非负常数项  $(KP)^{-N}$  不影响该式的极值, 故其求解可等效为下式取最小值时位置参数  $H$  的估计.

$$H_k = \arg \min_H \prod_{i=1}^N \left[ 1 + \left( \frac{x_i - H}{K} \right)^2 \right] \\ = \arg \min_H \sum_{i=1}^N \log \left[ 1 + \left( \frac{x_i - H}{K} \right)^2 \right] \quad (4)$$

在实际应用中, 由于存在干扰, 不同样本值对应不同的可信度, 因此, 需对滤波器各样本值分别进行加权, 文[6]已给出当样本权值  $W = (w_1, w_2, \dots, w_N)$  且  $w_i \neq 0$  时, 在最大似然估计意义下加权 Myriad 滤波器的输出  $H_k$  为

$$H_k = H_k(W, X) = \arg \min_H \prod_{i=1}^N \left[ 1 + w_i \left( \frac{x_i - H}{K} \right)^2 \right] \quad (5)$$

令  $S_i = K / w_i, i = 1, 2, \dots, N$ , 则  $X_i \sim \text{Cauchy}(H, S_i)$ , 定义代价函数  $P(H) = \prod_{i=1}^N \left[ 1 + w_i \left( \frac{x_i - H}{K} \right)^2 \right]$ , 有

$$H_k = \arg \min_H \log(P(H)) = \arg \min_H \sum_{i=1}^N \log \left[ 1 + \left( \frac{x_i - H}{K} \right)^2 \right] \quad (6)$$

若  $T = (t_1, t_2, \dots, t_N)$  为序列  $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$  的升序排列序列, 即当  $1 \leq i < j \leq N$ , 有  $t_i \leq t_j$ , 则如下结论成立:

结论 1 函数  $\log(P(H))$  存在有限个且最多  $2N - 1$  个局部极值点.

结论 2 函数  $\log(P(H))$  的所有局部极值所对应  $H$  值, 均处于输入序列范围  $[t_1, t_N]$  中, 而加权 Myriad 滤波器输出处于该  $2N - 1$  个极值点中, 且为  $\log(P(H))$  极值取最小时对应的  $H$  值, 即  $t_1 \leq H_N$ .

由上分析和结论可知, 加权 Myriad 滤波器的输出  $H_k$  可等效为求解式(6)最小时对应的参数  $H$  的估计. 其中, 参数  $K$  虽未知, 但的改变相应地引起了权值的改变, 而输出不变, 因此  $K$  可赋予一常数, 而加权 Myriad 滤波器的输入序列及权值一旦确定, 滤波器的输出也随之确定, 且输出值必在输入序列的最小值与最大值之间. 由于式(6)存在多个局部极值点, 且极值点数随输入序列长度的增加而增加, 因此采用一般的方法确定加权 Myriad 滤波器输出不易得到全局最优解, 为此, 本文提出具有全局最优搜索的混合遗传算法来获得该滤波器的输出估计.

### 3 混合遗传算法

遗传算法作为一种全局最优的搜索方法<sup>[7]</sup>, 具有在未知解空间的详细情况下得到问题最优解的能力. 为减少运算时间, 本文提出了用浮点数而非传统的二进制作作为基因的混合遗传算法, 这样可节省二进制操作所需编码、解码等时间. 在本文中, 采用从原染色体群  $6G$  (既总数取 6 的倍数) 中选择适应度最优的  $4G$  个染色体作为下一代初始染色体, 交叉操作采用如下两种方式.

方式 1 对经选择操作得到的  $4G$  个父代染色体随机地进行两两配对, 然后进行交叉操作. 即若  $P_1, P_2$  为一配对, 则对其进行如下操作

$$C_1 = (P_1 + P_2) / 2 \quad (7)$$

$$C_2 = (3P_1 - P_2) / 2 \quad (8)$$

$$C_3 = (3P_2 - P_1) / 2 \quad (9)$$

方式 2 对经选择操作得到  $4G$  个父代染色体按适应度从大到小排列  $\{P_{(1)}, P_{(2)}, \dots, P_{(4G-1)}, P_{(4G)}\}$ , 其中  $P_{(i)}$  表示第  $i$  个最大适应度值对应的染色体, 并按如下形式进行配对:  $P_{(1)}$  分别与  $P_{(2)}, \dots, P_{(4G-1)}, P_{(4G)}$  进行配对,  $P_{(2)}$  分别与  $P_{(3)}, \dots, P_{(4G-1)}, P_{(4G)}$  进行配对, 依此类推, 直至  $P_{(4G-2)}$  分别与  $P_{(4G-1)}$  和  $P_{(4G)}$  进行配对,  $P_{(4G-1)}$  与  $P_{(4G)}$  进行配对. 再用式(7)、式(8)和式(9)对各配对染色体进行交叉操作.

变异操作在两种交叉操作方式得到的新染色体不满足条件时进行, 例如, 若  $C_2$  不满足  $t_1 \leq C_2 \leq t_N$ , 则进行变异操作, 即从  $[t_1, t_N]$  内随机地产生一个值作为下一代的染色体  $C_2$ .

选择操作是指在交叉操作和变异操作后得到新的染色体群中, 按适应度大小优选出  $6G$  个染色体作为下一代的染色体组.

在混合遗传算法操作中, 采用两种交叉操作的原因在于: 仅采用方式 1 操作时(文[5]即为仅采用方式 1 实现交叉操作), 所有染色体不论适应度大小, 均以同等概率实现交叉操作, 这样在该操作中没有体现优胜劣汰的原则, 因此会使迭代结果收敛于局部极值点, 实验表明, 当代价函数的最优极值点与次优极值点非常接近时, 该方式所得的结果一般为次优解, 而非最优解. 即出现早熟现象. 而交叉操作中的方式 2 类似于一般遗传算法中的/ 胜者多选 0 (Emperor2 Selective)<sup>[8]</sup> 操作, 可得到最优解, 防止了早熟现象发生. 另外, 采用两种方式交叉操作可加快遗传算法的收敛速度. 综上所述, 混合遗传算法在保证遗传算法中染色体的多样性、优胜劣汰和适者生存准则的同时, 可快速收敛于问题的最优解.

### 4 仿真与分析

比较仿真分为以下两部分: 第一部分是在权值已知情况下, 分别利用文献[5]中的遗传算法和本文提出的混合遗传算法对加权 Myriad 滤波器的输出进行估计的比较; 第二部分是分别用文献[5]、[9]中的方法和混合遗传算法得到  $A$  分布加性噪声下加权 Myriad 滤波器输出的比较.

#### 4.1 两种遗传算法性能比较

仿真参数设置为: 输入序列是在区间  $[-50, 30]$  内的均匀分布, 长度取 20, 初始染色体数目为 30,  $K$  取 0.03, 迭代次数选 60, 仿真结果如图 1 和图 2 所示, 从图中可以看出, 混合遗传算法可快速收敛于最优值, 并且当适应度(代价)函数最小值与次最小值相差较大时, 如图 1 所示, 文[5]和本文提出的混合遗传算法均可得到最优解, 两种方法均得到估计值为 61 4665, 对应的最小代价函数值均为 1591 9020; 在图 2 中, 当适应度(代价)函数最小值与次最小值相差较小时, 文献[5]得到的为次优解, 而混合遗传算法始终可得到最优解, 且两种方法得到估计值分别为 - 141 6915 和 - 81 7048, 对应的代价函数值分别为 1641 3258 和 1631 0786.

#### 4.2 滤波器权值估计与输出比较

算例来源于文[9], 训练条件与训练次数亦与文[9]相同. 具体地, 期望信号为如下输入信号通过低通 FIR 滤波获得

$$s(n) = \sin[X(n)n], \quad n = 0, 1, \dots, L-1 \quad (10)$$

其中  $X(n) = (P/3)[L/(L-1)][n/(L-1)]^2$ ,  $L = 256$ , FIR 滤波器截止频率为  $P/50$ , 阶数为 11. 在  $A = 114$ ,  $C = 0.11$  时的 A 分布噪声背景下, 基于文[5]提出的改进步长自适应权值训练算法, 用混合遗传算法对滤波器的 11 个权值估计进行了训练. 由于篇幅原因, 这里省去混合遗传算法得到权值收敛曲线, 而直接给出权值  $W$  的估计结果:

$$W = [0.1256, 0.1538, 0.12289, 0.13526, 0.14616, 0.14899, 0.14420, 0.13248, 0.12026, 0.11365, 0.1052].$$

其他两种方法得到的权值分别见文[5]、[9]. 图 3 为用 3

种不同方法得到的观测信号 Myraid 滤波输出, 其中(d)、(e)、(f)分别为用文[9]、[5]和本文提出的混合遗传算法得到的结果, 它们输出均方误差见表 1, 从图和表中可以明显看出, 用本文提出的混合遗传算法得到的权值估计精度和滤波效果明显高于前两种.

表 1 不同算法的滤波输出均方误差

文[9]方法	0.0341
文[5]方法	0.0146
本文方法	0.0108

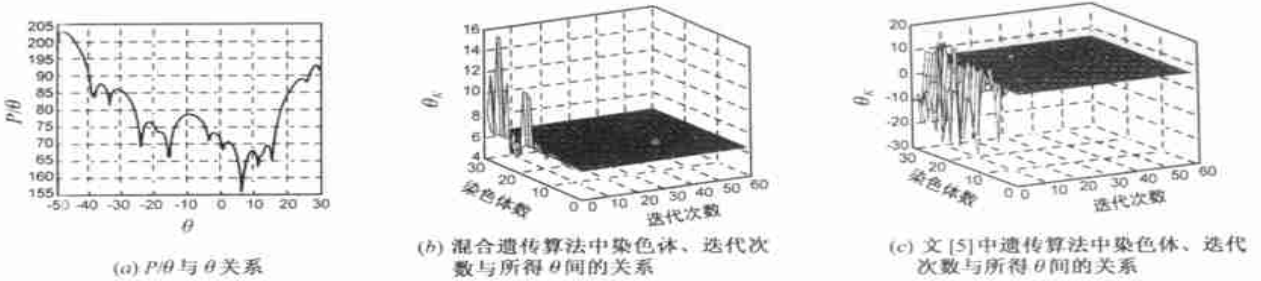


图 1 代介函数最小值和次最小值相差较大时, 文[5]中的遗传算法和混合遗传算法的收敛情况

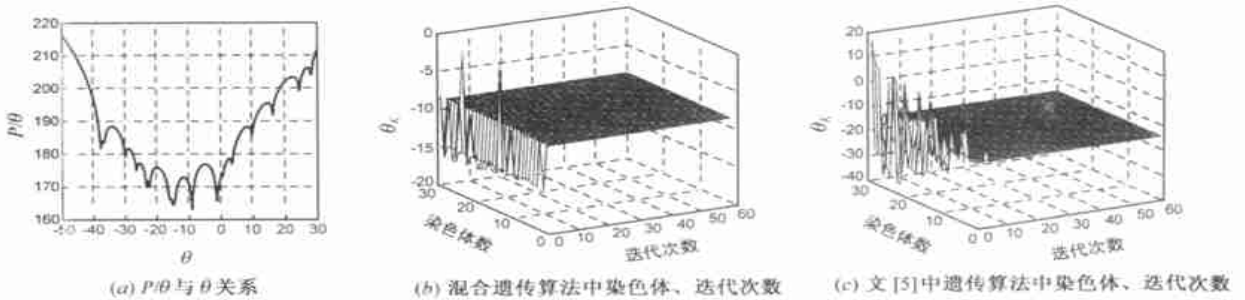


图 2 代介函数最小值和次最小值相差较大时, 文[5]中的遗传算法和混合遗传算法的收敛情况

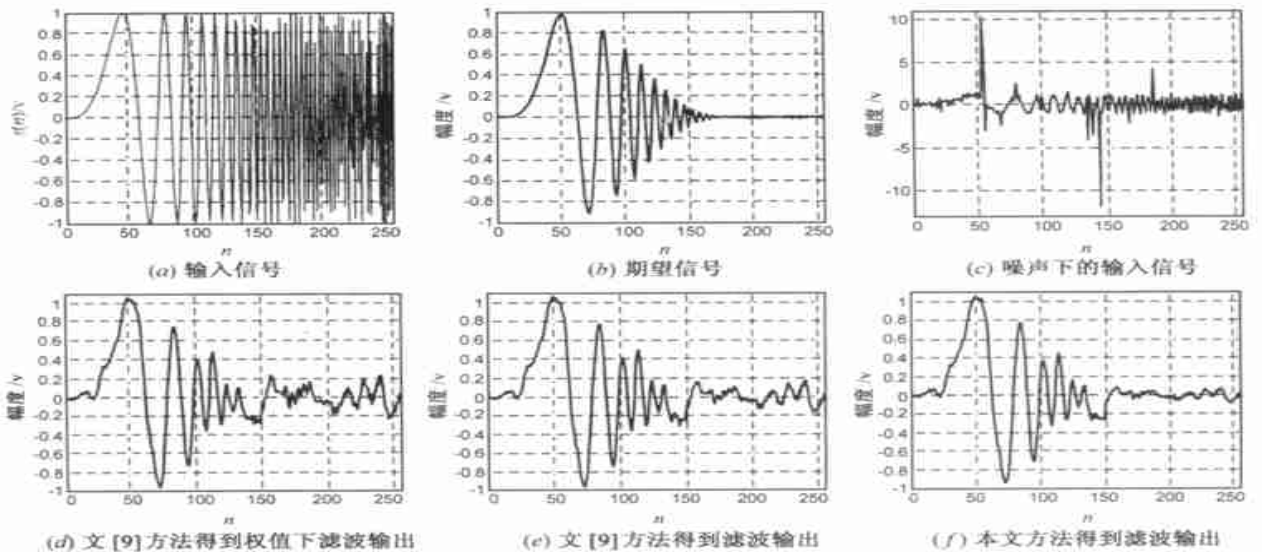


图 3 不同算法下滤波器输出仿真比较

## 5 结论

根据加权 Myriad 滤波器输出函数的特点及其输出与权函数之间的关系可知, 加权 Myriad 滤波输出函数局部极值点数随一次滤波所需输入数据长度的增加而增加, 最多可达  $2N-1$  个, 本文利用遗传算法的全局最优搜索特点, 同时, 为减少运算时间, 提出了用浮点操作取代传统的二进制编码、解码操作的混合遗传算法来获得加权 Myriad 滤波器的权值和输出. 比较仿真表明, 在任何情况下, 该算法所有的染色体均能快速收敛至全局最优值点, 其滤波效果与现有算法相比有明显改善.

### 参考文献:

- [ 1 ] Panagiotis Tsakalides, Nikias C L. Maximum likelihood localization of sources in noise modeled as a stable process[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 1995, 43(2): 2700- 2713.
- [ 2 ] Tsihrintzis G A, Nikias C L. Performance of optimum and suboptimum receivers in the presence of impulsive noise modeled as an alpha2stable process[J]. IEEE Trans on Commun. , 1995, 43(2): 904- 914.
- [ 3 ] Gonzalez J G, Arce G R. Weighted myriad filters: a robust filtering framework derived from A2stable distribution[A]. IEEE Proc. , ICASSP [ C ], Atlanta, GA: ICASSP, 1996. 2833- 2836.
- [ 4 ] Kalluri S, Arce G R. Adaptive weighted myriad filter optimization for robust signal processing[ A ]. In Proc, 1996 Ciss, Priceton[ C ]. NJ: CP, 1996. 489- 493.
- [ 5 ] 杨军, 马晓岩, 万山虎. A 稳态噪声背景下加权 Myriad 滤波的遗传算法实现[ J ]. 电子与信息学报, 2002.
- [ 6 ] Sudhakar Kalluri, Arce G R. Fast algorithms for weighted myriad computation by fixed point search[ J ]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2000, 48(1): 159- 171.
- [ 7 ] Yan K K, Lu Y L. Sidelobe reduction in array2pattern synthesis using genetic algorithm[ J ]. IEEE Trans. Antennas Propagat, 1997, 45(4): 1011- 1016.

- [ 8 ] Yeo B K, Lu Y L. Array failure correction with a genetic algorithm[ J ]. IEEE Trans. Antennas Propagat, 1999, 47(5): 823- 828.
- [ 9 ] Sudhakar Kalluri, Arce G R. Adaptive weighted myriad filter algorithms for robust signal processing in A2stable noise environments[ J ]. IEEE Trans on Signal Processing, 1998, 46(2): 322- 332.

### 作者简介:



杨 军 男, 1973 年 11 月生于云南省宾川县, 讲师, 1999 年在空军雷达学院获得硕士学位, 现为空军工程大学博士生, 已发表论文 10 余篇, 研究方向为雷达自动检测技术与现代信号处理在雷达中的应用.



马晓岩 男, 1962 年生于湖北省赤壁市, 教授, 1982 年在南京理工大学获得学士学位, 1988 年在国防科技大学获得信号与信息处理专业硕士学位, 2002 年在清华大学获得模式识别与智能系统专业博士学位, 主要从事雷达系统、现代信号处理与智能信息处理及其应用的研究, 出版著作 2 部, 发表论文 40 多篇, 获省(军队)级科技进步奖 4 项.

万山虎 男, 1954 年 8 月生于安徽省庐江县, 教授, 博士生导师, 1988 年在西安电子科技大学获得信号与信息处理专业硕士学位, 国家/百千万人才工程 0 第一、二层次人选, 曾获中国科协求是杰出青年奖, 享受国务院颁发的政府特殊津贴. 先后主持了 20 多项科研项目, 获国家发明奖 1 项, 军队科技进步奖 2 项, 二等奖 5 项, 三等奖 5 项, 发表论文 30 余篇, 出版著作 3 部, 主要从事雷达系统和自适应信号处理方法及其应用的研究.