

# 基于遗传算法的超声信号 LMS 自适应时延估计 \*

童 峰 许肖梅 许天增

(厦门大学海洋学系 厦门 361005)

1999 年 10 月 10 日收到

**摘要** 为了克服 LMS 自适应时延估计 (LMSTDE) 算法计算量大的问题, 引进遗传算法进行 LMSTDE 的寻优规划, 并采取了克服过早收敛的措施。对超声信号进行时延估计的实验表明, 该方法大大减少了计算量, 并有较高的时延估计精度。

**关键词** 遗传算法, 时延估计, LMS 自适应滤波

## Genetic algorithms based LMS adaptive time delay estimation of ultrasonic signal

Tong Feng Xu Xiaomei Xu Tianzeng

(Oceanography Dept. of Xiamen University, Xiamen 361005)

**Abstract** To cut down the amount of computation of LMSTDE method, Genetic algorithms with special measures to overcome immature constringency is employed for optimazing search process of the LMSTDE. The experimental results of Ultrasonic ranging system show that:while keeping high TDE precision, this method can greatly reduce computation amount.

**Key words** Genetic algorithms, Time delay estimation, LMS adaptive filter

### 1 引言

信号时延估计的精度直接决定了超声测距、探伤、测厚、定位等检测系统的性能。在超声信号的时延估计问题中, 信道的随机时、空、频变对接收信号的影响是估计精度的一个主要影响因素。对脉冲式 (TOF) 超声测距系统, 当前的高精度时延估计方法<sup>[1-3]</sup>是基于接收信号

归一化波形基本不变这一前提进行处理的, 即把传输信道简化为一增益可变 (在信号通过时间内为固定) 的全通滤波器, 适用于在信道起伏较弱, 信号垂直入射的工作条件下达到高精度。当信道起伏严重, 不满足信号通过时间内为固定增益, 或当信号斜入射于换能器面, 传输信道的频率特性为低通, 不满足全通时<sup>[4]</sup>, 信号波形畸变严重, 时延估计精度将大大降低

\* 国家 863 计划 (512-10-21) 资助

[5]。所以对强起伏恶劣条件下工作或要求全向大范围工作的场合,如野外移动机器人高精度测距系统或移动机器人的高精度工作站停靠系统,提高测距精度应考虑到传输信道的均衡。

LMS 自适应时延估计算法(LMSTDE)的处理原理是在接收信号前加一延时,通过调整延时使信号经 LMS 算法后与期望信号达到最大相关(最小平方误差),等效于用 LMS 自适应滤波消除信道的影响,起到了自适应信道均衡的作用,且性能稳定、无需输入信号和噪声的先验知识,是一种性能较好的时延估计方法。这种方法的缺点是计算量较大,特别是自适应滤波器阶数较高时,计算量显著增加,严重影响了时延估计的实时性。

遗传算法在求解组合优化问题及工程应用方面越来越显示出其强大的寻优能力。而 LMSTDE 本质上就是一个寻优(搜索最佳时延估计值)的过程。本文在 863 项目“超声地形障碍检出传感系统”中测距部分时延估计研究的基础上,把遗传算法引入 LMSTDE 的寻优搜索,提出了基于遗传算法的 LMSTDE。实验表明,该方法保留了 LMSTDE 的良好时延估计性能和信道适应性,并有效地克服了普通 LMSTDE 运算量大的缺点。

## 2 遗传算法的基本理论及特点

### 2.1 遗传算法的特点 [6]

遗传算法(Genetic Algorithms, GA)是 John. H. Holland 根据生物进化的模型提出的一种优化算法。它吸取了自然界“适者生存,优胜劣汰”的进化原理,提供了一个在复杂空间进行鲁棒寻优的方法,为解决许多传统的优化方法难以处理的优化问题提供了新的途径。遗传算法有以下几个特点:

(1) 遗传算法是对参数编码进行操作,而非对参数本身。

(2) 遗传算法是多点搜索,而非一点,从而可有效防止搜索过程收敛于局部最优解。

(3) 遗传算法通过适应度函数来指导搜索,不需要其他推导和附加信息。而且遗传算法的适应度函数不仅不受连续可微的约束,而且其定义域可任意设定。

(4) 遗传算法的寻优规则由概率决定,而非确定性。

上述特点使得遗传算法使用简单、鲁棒性强、易于实现并行计算,从而有广泛的应用前景。

### 2.2 遗传算法的理论基础 [7]

**模式定理:**在遗传算子选择、交叉、变异的作用下,具有低阶、短定义距以及平均适应度高于群体平均适应度的模式将以指数级数增长。其数学表达式如下:

$$m(H, t+1) \geq m(h, t) \cdot (f(H)/\bar{f}) \cdot [1 - P_c \cdot \delta(H)/(l-1) - O(H) \cdot P_m] \quad (1)$$

式中  $m(H, t+1)$  表示在第  $t$  代、群体  $A(t)$  中模式  $H$  所能匹配的样本数,  $f(H)$  是模式  $H$  所有样本的平均适应度,  $\bar{f}$  为群体的平均适应度,  $P_c$ 、 $P_m$  分别为交叉概率和突变概率,  $\delta(H)$ 、 $O(H)$  分别为模式  $H$  的定义距和模式阶,  $l$  为染色体的长度。

**积木块假设:**低阶、短距、高平均适应度的模式(积木块)在遗传算子的作用下,相互结合,能生成高阶、长距、高平均适应度的模式,可最终生成最优解。

模式定理保证了较优模式的样本数呈指数级增长,从而满足了寻找最优解的必要条件。而积木块假设则指出遗传算法具备全局搜索能力。以上两点保证,是用遗传算法来求解优化过程的理论基础。

## 3 基于遗传算法的 LMS 自适应时延估计(LMSTDE)

### 3.1 LMSTDE 算法原理

LMSTDE 的基本原理是用 LMS 算法对不

同时延值对应的输入信号进行自适应滤波, 搜索出与参考信号有最小均方误差的时延值即为时延估计值。其输入信号、误差表达式和自适应滤波器权重系数更新公式为:

$$X_k(\tau) = S_k(n - \tau) \quad (2)$$

$$e_k(\tau) = y_k - W_k^T(\tau) \cdot X_k(\tau) \quad (3)$$

$$W_{k+1}(\tau) = W_k(\tau) + 2\mu \cdot e_k(\tau) \cdot X_k(\tau) \quad (4)$$

其中:  $n$  为收敛因子;  $\tau$  为时延值;  $S_k$  为输入信号,  $y_k$  为参考输出信号;  $X_k$  为 LMS 滤波器输入信号,  $W_k$  为滤波器权重系数。

LMSTDE 算法通过求出使均方误差: ( $N$  为自适应滤波器输入信号长度)

$$\xi(\tau) = \sum_{k=0}^N e_k^2(\tau) \quad (5)$$

为最小的时延值  $\tau$  来进行时延估计。

LMSTDE 的工作原理框图如图 1 所示。由上可知, LMSTDE 算法每个时延值迭代周期的乘法运算量与自适应滤波器阶数的平方成正比, 而时延值寻优时需对搜索范围内所有的时延值进行搜索, 这样就造成了 LMSTDE 算法运算量大, 有时甚至达到不能容忍的程度。

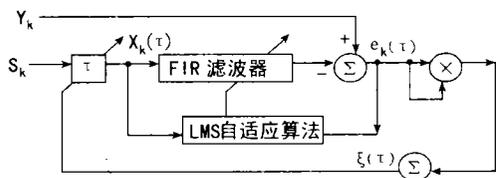


图 1 LMSTDE 算法原理框图

### 3.2 基于遗传算法寻优的 LMSTDE

由上可知, LMSTDE 算法可归结为一个最佳时延值的寻优过程, 普通处理方法是逐点进行搜索, 这样造成了其大运算量。遗传算法是由适应度函数指导优化过程的随机搜索算法, 将其引入 LMSTDE 算法的寻优过程, 使最佳时延值的搜索由逐点进行 LMS 自适应滤波运算变为随机取点进行运算, 并通过遗传算法的进

化功能由适当的适应度函数指导搜索过程向最优点进化, 这样即可大大减少算法的运算量。

将遗传算法引入具体问题的关键是问题解的染色体编码及适应度函数的确定。在 LMSTDE 寻优这个问题中, 可根据要搜索的时延范围确定二进制码串的长度, 即染色体长度, 二进制每一个码串代表一个时延值。适应度函数是衡量匹配程度的, 在本问题中搜索目的是达到最小均方误差  $\xi(\tau)$ , 因此  $\xi(\tau)$  表征了个体的适应度, 但由于  $\xi(\tau)$  与适应度成反比, 故引进算法的适应度函数为: ( $C$  为一个适当选定的常数, 应满足  $f(\tau) > 0$ )

$$f(\tau) = C - \xi(\tau) = C - \sum_{k=0}^N e_k^2(\tau) \quad (6)$$

### 3.3 遗传算法实现步骤

确定了解的染色体编码和适应度函数后, 按以下步骤进行 LMSTDE 的遗传算法寻优:

- (1) 确定群体规模  $n$ , 随机产生  $n$  个可能解组成初始解群体  $G_i(0)$ ,  $i=1, 2, \dots, n$ ;
- (2) 对每一个体计算其适应度  $f(G_i)$ ;
- (3) 通过遗传操作 (选择、交叉、突变) 产生新一代解群体  $G_i(1)$ ,  $i=1, 2, \dots, n$ ;
- (4) 重复 (2)、(3), 直到满足终止条件, 终止条件可设为: 在设定的代数内群体的平均适应度无明显改善。

## 4 基于遗传算法的超声信号 LMSTDE 实验

超声换能器为 T/R-16 型, 带宽 5kHz/-75db, 测距信号脉宽为 12.5 $\mu$ s 的单脉冲, 参考信号为中心频率 40kHz, 带宽 20kHz 的脉冲信号 (如图 2 所示):

### 4.1 克服过早收敛的措施

由于遗传算法中选择及交叉等算子的作用, 使一些优秀的基因片断过早丢失, 从而限制了搜索范围, 造成搜索只能在局部范围内找到最优值的过早收敛问题, 特别是处理多峰

曲线寻优时, 过早收敛问题尤其突出, 许多文献<sup>[8,9]</sup>中研究了克服过早收敛的处理方法。对本文中的超声信号的 LMSTDE 中的寻优, 因为均方误差曲线  $\xi(\tau)$  是多峰函数 (如图 3 所

示), 所以适应度函数  $f(\tau)$  曲线也是一条多峰曲线。本文采取以下措施对标准遗传算法进行改进来克服过早收敛的问题:

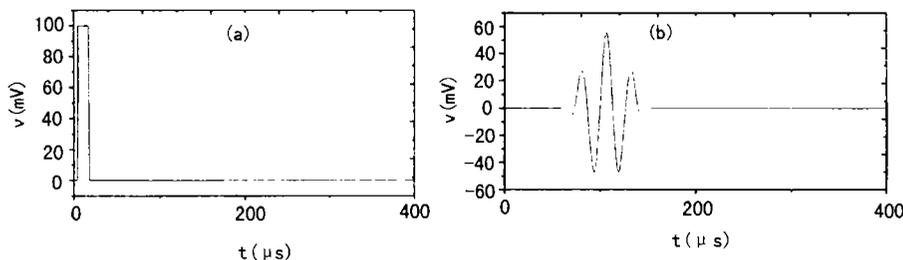


图 2 超声测距实验系统波形  
(a) 发射信号波形 (b) 参考信号波形

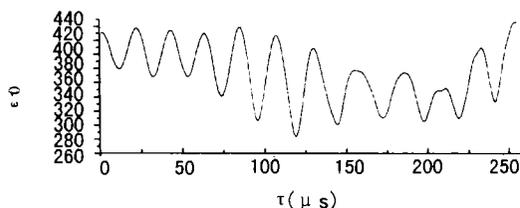


图 3 LMSTDE 超声信号均方误差曲线图

(1) 由于遗传算法全局搜索能力的好坏在于其形成的类的多少, 为了克服过早收敛各个类收敛后应限制同类个体间的近亲繁殖, 以产生新类, 扩大搜索空间。因此, 在各类内收敛后, 设定交叉在关系尽可能远 (即相互时延差值大) 的个体间进行。

(2) 遗传操作中交叉的作用是搜集父代中的优势, 在搜索初期优化作用显著, 在后期则不利于新类的产生, 而变异则可进一步改变种群中的优势。所以我们设定在搜索初期 (可根

据子代中的适应度函数的方差判定) 交叉概率  $P_c$  较大, 变异概率  $P_m$  较小, 而在后期则增大  $P_m$ , 减小  $P_c$ 。

(3) 根据信号的特性,  $f(\tau)$  是以 40kHz 频率出现峰值的多峰曲线, 因此可在遗传算法搜索完成后对搜索所得的峰值和其左右  $25\mu\text{s}$  处两个相邻峰进行比较, 选取其中最大的峰值时的时延值为最后的搜索结果。同时, 为消除瞬间干扰, 滤除输出结果中的异常值。

#### 4.2 实验结果与讨论

采取了上述克服过早收敛措施的遗传算法后, LMSTDE 的时延估计结果如表 1、表 2 所示:

实验结果表明, 基于遗传算法寻优的 LMSTDE 保持了 LMSTDE 较好的时延估计性能和信道适应性, 可实现全向大范围的高精度测距; 而总的计算量大大减少: 实验中取搜索范

表 1 基于遗传算法的 LMSTDE 实验结果 (垂直入射)

实际值 (mm)	测 量 值 (mm)								最大相对误差 %
65.0	65.96	65.62	65.96	65.28	64.96	65.28	65.62	65.62	0.95
123.0	122.40	123.42	123.42	122.74	123.42	122.74	122.40	123.42	0.34
194.0	193.80	193.12	194.14	194.48	194.14	194.48	193.80	194.14	-0.45
268.0	267.92	267.92	268.94	269.28	268.26	268.94	268.94	267.95	0.48
338.0	338.64	339.32	338.30	339.32	338.64	338.98	338.64	337.96	0.39

表 2 斜入射时测距结果比较 (此时的实际距离以两换能器中心点间距离为准)

实际值 (mm)	入射角 (度)	典型测量值: (mm) (LMSTDE 测距)		最大误差 %	典型测量值: (mm) (相关法测距)		最大误差 %
70.0	85	64.60	72.76	-7.71	34.34	86.70	-51.4
		72.42	64.60		34.00	34.00	
104.0	70	104.72	104.38	1.02	92.14	91.46	-12.06
		105.06	104.04		92.48	91.80	
120.0	80	120.70	121.72	1.43	108.46	109.14	-13.23
		121.04	121.38		108.80	108.12	
162.0	65	162.18	161.50	0.32	148.92	149.26	-13.32
		161.84	162.52		140.42	148.58	
260.0	45	259.08	259.42	0.35	255.68	246.84	-5.06
		259.76	259.76		255.34	254.02	
282.0	35	280.16	281.52	-0.65	276.26	277.10	-2.04
		281.18	280.84		276.42	276.76	

围  $256\mu s$ , 总群体规模 256, 染色体长度为 8, 输入信号长度 900, 滤波器阶数 100; 遗传代数为 15 代, 每代群体规模为 4, 则最多 (因为并不是每次搜索都要进行 15 代) 只需进行 60 次 LMS 自适应滤波运算, 而普通算法在同样条件下要进行 256 次。由于遗传算法本身运算量较少, 加上遗传算法寻优的运算量改进后 LMSTDE 总的运算次数减少了约 75%, 有效节省了处理时间, 提高了系统的实时性能。

本文介绍的遗传算法寻优的 LMSTDE 方法可用于各类超声检测系统, 特别是适于大范围全向测距的机器人高精度工作站停靠系统、野外恶劣条件下高精度测距系统等需考虑信道的自适应均衡的场合, 及声信息传输系统中同步头的精确检出。同时也可推广至其他各种信号的信道自适应均衡时延估计处理。

### 参 考 文 献

- 1 杨劲松, 王敏, 黄心汉. 电子技术应用, 1998.(7): 7-9.
- 2 翟国富, 刘茂恺. 应用声学, 1996. 15(1): 35-38.
- 3 童峰, 许水源, 许天增. 厦门大学学报, 1998. (4): 507-512.
- 4 Teruko yata, kleeman L, Shin'ichi yuta. *Int.J.Robotics.Research.*, November 1998. 17(11): 1204.
- 5 Lamancusa J S, Figueroa J F. *J.Acoust.Soc.Am.*, March 1990. 87(3): 1330-1331.
- 6 易继锴, 候媛彬. 智能控制技术. 北京: 北京工业大学出版社, 1999: 60-66.
- 7 候格贤, 吴成柯. 西安电子科技大学学报, 1998. 25(4): 450-453.
- 8 周远辉, 陆玉昌, 石纯一. 清华大学学报 (自科版), 1998. 38(3): 93-95.
- 9 费斌, 蒋庄德, 王海容. 西安交通大学学报, 1998. 32(7): 72-75.

### 声 明

为适应我国信息化建设需要, 扩大作者学术交流渠道, 本刊已加入“万方数据系统科技期刊群”、《中国学术期刊 (光盘版)》和“中国期刊网”。作者著作权使用费与本刊稿酬一次性给付。如作者不同意将文章编入该数据库, 请在来稿时声明, 本刊将做适当处理。欢迎广大读者和作者到以下网址查询本刊内容:

<http://www.chinainfo.gov.cn/periodical> 和 <http://www.chinajournal.net.cn>.

《应用声学》编辑部 2000 年 5 月