

基于多径参数模型和混合优化的时变水声信道跟踪

陈东升¹ 李霞² 方世良² 童峰¹

(¹厦门大学水声通信与海洋信息技术教育部重点实验室, 厦门 361005)

(²东南大学信息科学与工程学院, 南京 210096)

摘要: 针对海洋水声信道的稀疏特性, 将多径水声信道冲激响应建为一个由各多径分量的时延和幅度组成的多径参数模型. 该模型中输入信号向量产生的响应与多径时延参数呈非线性关系, 与多径幅度参数呈线性关系. 基于此特点, 针对海洋水声信道的时变特性, 分别采用进化算法和 LM 自适应算法对模型中的多径时延和幅度参数进行混合寻优, 从而解决时变信道条件下模型参数寻优困难的问题. 仿真及海试信道跟踪实验结果表明: 采用多径参数模型可降低模型寻优对象的维数, 减少运算复杂性, 提高估计效率; 采用混合优化算法可减少多径参数模型的非线性寻优的复杂度, 与进化算法相比, 该算法具有更优越的时变信道跟踪性能.

关键词: 多径; 混合优化; 进化算法; LM 算法

中图分类号: TN911.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-0505(2010)03-0459-05

Tracking of time-varying underwater acoustic channels based on multipath parameter model and hybrid optimization

Chen Dongsheng¹ Li Xia² Fang Shiliang² Tong Feng¹

(¹Key Laboratory of Underwater Acoustic Communication and Marine Information Technology of Minister of Education, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

(²School of Information Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract As for the structural sparsity of impulse response of an underwater acoustic multipath channel, a multipath parameter model consisting of time delays and amplitudes of multipaths is proposed. The response of the multipath parameter model is nonlinear with the time delay parameters, but linear with the amplitude parameters. Based on this characteristic, as for the time-varying character of the underwater acoustic channel, a novel hybrid optimization method is developed to facilitate the optimization of the parameters of the time-varying channel model, that is, the evolutionary algorithm and the least mean square algorithm are applied to address the model's time delay parameters and amplitude parameters, respectively. The results of simulation and sea-trial data demonstrate that the multipath parameter model can decrease the orders of the optimized parameters, reduce computational complexity and improve estimation efficiency. Besides, the hybrid optimization method can reduce the complexity of nonlinear optimization of the multipath parameter model, and compared with the classic evolutionary algorithm, it has a better tracking performance of the time-varying channel.

Key words multipath; hybrid optimization; evolutionary algorithm; least mean square algorithm

我国近海海域大都为水深浅于 200 m 的浅海, 多径效应严重且复杂. 浅海多径传播信道冲激响应

中权值相对较大的抽头较少 (本文中称为有效抽头), 具有典型的稀疏分布特性. 同时, 信道的时

收稿日期: 2009-10-12 作者简介: 陈东升 (1975-), 男, 博士生, 讲师; 童峰 (联系人), 男, 博士, 教授, ftong@xmu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (10704063)、福建省高等学校新世纪优秀人才支持计划资助项目 (NCETFJ-06XMUCOE).

引文格式: 陈东升, 李霞, 方世良, 等. 基于多径参数模型和混合优化的时变水声信道跟踪 [J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2010, 40(3): 459-

463 [doi:10.3969/j.issn.1001-0505.2010.03.005]

稳定性差,具有典型的非平稳特性.在具有多径和时变特性的浅海水信道中进行准确、高效的信道估计与跟踪极富挑战性^[1].

在基于横向抽头滤波器模型的传统信道跟踪过程中,每次迭代时需要对所有信道系数进行寻优操作,因此,在多径时延扩展大、信道时变强烈的情况下,算法的运算量大、收敛速度慢、效率低.同时,由于滤波器相邻抽头的相互耦合作用,有色输入信号会引起跟踪性能的急剧下降^[2-4].利用信道的稀疏分布特性,对多径对应的有效抽头进行跟踪可减少算法的运算量,提高信道跟踪性能.然而,如何确保时变信道条件下有效抽头的准确检测是这类算法的关键问题.

文献[4-6]研究了一种基于参数信道模型和优化算法的信道估计方法,该方法将信道跟踪转变为直接对多径参数模型进行寻优操作,从而减少运算量、提高估计效率.此时,模型解的搜索过程是一个非线性寻优过程,采用梯度算法等传统寻优算法无法保证估计性能.进化算法(evolutionary programming EP)是一种模拟生物进化原理的全局搜索算法,其主要特点是不依赖梯度信息,因此特别适用于处理传统搜索方法难以解决的非线性寻优等复杂问题^[7-8].

对于时间稳定性差的水声多径信道而言,多径参数模型的非线性寻优过程更加复杂,对模型中所有参数采用进化算法得到的优化效果不佳.在文献[4]的基础上,本文分别采用进化算法和 LMS 自适应算法对多径模型中的多径时延和多径幅度进行混合寻优,改善时变水声多径信道的跟踪性能,并通过计算机仿真及海试实验验证了算法的有效性.

1 进化算法^[7-8]

1) 表示法和适应度函数

假设有界子空间 $\prod_{i=1}^{\mu} [u_i, v_i] \subset \mathbf{R}^{\mu}$, 其中 $u_i < v_i$, 搜索空间 $I = \mathbf{R}^{\mu}$, 个体 a 可记为目标变量向量 x , 且 $a = x \in I$. 定义适应度 $\phi(a) = \delta(f(x), \theta)$, 其中 $\delta(\cdot)$ 为比例变换函数, $f(x)$ 为目标函数, θ 为偏移量.

2) 变异

标准进化算法采用高斯变异算子,对个体 x 的每个分量 x_i 作用一个标准偏差.标准偏差取值为适应度 $\phi(a) = \phi(x)$ 的一个线性变换的平方根,即

$Mutation(x) = x'$, 且

$$x'_i = x_i + \sigma_i N_i(0, 1), \sigma_i = \sqrt{\beta_i \phi(x) + r_i} \quad (1)$$

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$$

式中, x'_i 表示第 i 个子代; $N_i(0, 1)$ 表示第 i 个具有期望值 0 标准偏差 1 的正态分布的随机变量; σ_i 表示对第 i 个子代调整标准偏差的系数; β_i 和 r_i 表示对第 i 个子代进行变异运算的特定参数.一般情况下, $\beta_i = 1, r_i = 0$ 则

$$x'_i = x_i + \sqrt{\phi(x)} N_i(0, 1) \quad (2)$$

3) 选择

μ 个父辈个体中每经过一次变异即可产生 μ 个子代. EP 利用一种随机 q 竞争法则从父辈和子代共 2μ 个个体中选择 μ 个个体,具体操作过程如下:假设 $P(t)$ 为父辈个体集, $P'(t)$ 为变异后的群体,对于每个个体 $a_k \in P(t) \cup P'(t)$, 从 $P(t) \cup P'(t)$ 中随机挑选 q 个个体,把它们按照适应度与 a_k 进行比较,计算 q 个个体中比 a_k 差的个体数 F_k , 并把 F_k 作为 a_k 的得分,且 $F_k \in \{0, 1, \dots, q\}$. 比较完所有个体后,按得分的降序对个体进行排序.然后,选择前 μ 个得分较高的个体作为下一代群体.

2 混合优化算法

2.1 多径参数模型

将具有多径稀疏分布特性的时变信道冲激响应建为一个由各多径分量的时延、幅值组成的多径参数模型(见图 1). 图 1 中的信道多径由 2 个离散多径组成,信道可建模为多径参数组成的参数空间 $[w_j, k_j]_{j=1,2}$, 其中 k_1 和 w_1 分别为第 1 径的时延和幅度, k_2 和 w_2 分别为第 2 径的时延和幅度.与基于有限冲激响应(FIR)滤波器的传统横向抽头信道模型相比,利用多径参数模型进行水声多径信道建模可大大降低模型寻优对象的维数.

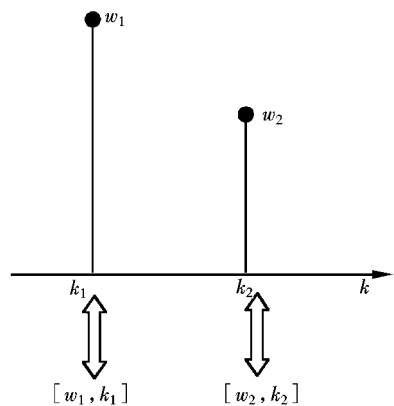


图 1 多径参数模型示意图

若横向 FIR 结构的多径 L 阶信道冲激响应 $W = \{w_1, w_2, w_3, \dots, w_L\}$ 中只包含 M ($M \ll L$) 个幅值分别为 $w_{k_1}, w_{k_2}, \dots, w_{k_M}$ 的有效抽头, 其余抽头的幅值为 0, 则对应的多径参数信道模型可表示为

$$W_{at} = \{k_1, k_2, \dots, k_M, w_{k_1}, w_{k_2}, \dots, w_{k_M}\} \quad (3)$$

式中, k_M 为第 M 径的时延. 由此可知, 有效抽头滤波器的阶数为 $2M$, 远低于原 FIR 结构滤波器的阶数 L . 该滤波器在 i 时刻对输入信号向量 S_i 的响应为

$$y_i = H(S_i) = \sum_{j=1}^M s_{i+k_j} w_{k_j} \quad (4)$$

式中, $H(S_i)$ 表示 i 时刻滤波器的响应; s_{i+k_j} 表示 i 时刻第 j 径的输入信号.

此时, 信道估计问题由对 L 阶横向滤波器系数的调整变为对 $2M$ 阶多径参数模型的寻优, 因此, 算法的复杂度大大降低. 然而, 在多径参数模型空间中对模型解寻优是一个非线性过程, 采用传统的梯度搜索方法容易导致收敛至局部最优, 因此文献 [4] 采用进化算法对多径参数模型进行全局寻优.

由式 (4) 可知, 输入信号向量 S_i 产生的响应 y_i 与多径时延参数 k_j 呈非线性关系, 与多径幅度参数 w_{k_j} 呈线性关系. 因此, 本文在时变信道跟踪中将多径参数模型的寻优分为 2 个部分, 分别采用不同算法进行混合寻优: 采用进化算法进行多径时延参数的寻优; 采用 LMS 梯度算法进行 M 阶多径幅度参数的寻优.

2.2 混合优化算法

混合优化算法中模型的多径时延参数和多径幅度参数分别采用 2 种寻优方法进行估计. 采用进化算法对代表位置信息的时延部分以正整数进行编码, 即 $k_i \in [1, L]$ ($i = 1, 2, \dots, M$), 并将 $\{k_1, k_2, \dots, k_M\}$ 作为时延系数的基因编码; 对模型的多径幅度参数部分以实数进行编码, 即 \hat{w}_i ($i = 1, 2, \dots, M$), 并将 $\{\hat{w}_1, \hat{w}_2, \dots, \hat{w}_M\}$ 作为幅度系数的基因编码. 文献 [4] 采用进化算法对幅度参数和时延参数进行优化, 但在本文算法中, 幅度参数初始化后只用于辅助时延参数的优化, 其本身不进行进化操作. 定义个体适应度函数为

$$F(\hat{w}_{k_j}) = \sum_{i=1}^V [d(i) - H(S_i)]^2 = \sum_{i=1}^V \left[d(i) - \sum_{j=1}^M s_{i+k_j} \hat{w}_{k_j} \right]^2 \quad (5)$$

式中, V 为观测窗长度; $d(i)$ 为 i 时刻信道的实际输出信号; \hat{w}_{k_j} 为多径参数模型中时延 k_j 对应的幅度.

多径参数模型进化寻优的步骤如下:

① 初始化种群. 根据信道估计所得的初始多径时延和幅度参数设定 μ 个个体, 并将其作为第 1 代子代.

② 计算每个个体的适应度.

③ 对 μ 个父代系数的 M 阶时延进行变异操作, 生成 μ 个子代.

④ 应用随机 q 竞争法则在 μ 个父代和 μ 个子代中选择 μ 个个体作为下一代时延参数进化的群体, 同时从这 μ 个个体中选择适应度函数最小的最优子代用于多径幅度参数的优化.

⑤ 根据最小均方误差准则, 利用 LMS 自适应算法^[9-10] 实时调整最优子代多径参数模型中当前最优时延参数 $\{k_1, k_2, \dots, k_M\}$ 对应的 M 阶幅度参数 w_{k_j} , 即

$$\left. \begin{aligned} w_{k_j, i+1} &= w_{k_j, i} + 2\lambda e_i S_i \\ e_i &= d(i) - \sum_{j=1}^M s_{i+k_j} w_{k_j, i} \\ S_i &= s(i+k_j, i+k_{j-1}, \dots, i+k_1) \\ i &= 1, 2, \dots, V; j = 1, 2, \dots, M \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

式中, λ 为步长因子; $w_{k_j, i}$ 为 i 时刻第 j 径的幅度; e_i 为 i 时刻的误差系数.

⑥ 检验终止条件, 如满足则结束; 否则, 返回步骤 ② 重复执行.

3 实验结果

3.1 仿真结果

为了比较本文提出的混合优化算法与文献 [4] 中提出的进化算法 (EV 算法) 的性能, 对时变信道跟踪算法进行仿真. 实验中, 输入信号为随机产生的零均值、高斯分布的数字信号序列, 信号码元间距 $T = 0.1$ ms, 背景噪声为零均值高斯白噪声, 输入信噪比为 25 dB. 采用 2 径时变水声信道模型, 其中第 1 径和第 2 径的时延初始值分别为 $15T$ 和 $103T$, 幅度值分别为 0.83 和 -0.75 . 同时, 按照不同的时变特性设定 2 径参数, 分别对浅海水声信道中直达或海底反射的相对稳定的多径以及经过海面反射的强烈时变的多径进行仿真^[11]. 其中, 第 1 径为直达或海底反射多径, 其时延及幅度均固定不变; 第 2 径为海面反射多径, 其时延及幅度呈正弦变化, 变化周期及幅度分别如图 2 和图 3 中的真实值曲线所示.

在本文的混合优化算法中, 用于时延参数优化的进化种群数 $\mu = 300$, 观测窗长度 $V = 500$, 信道多径阶数 $M = 2$, 用于幅度参数优化的 LMS 算法步

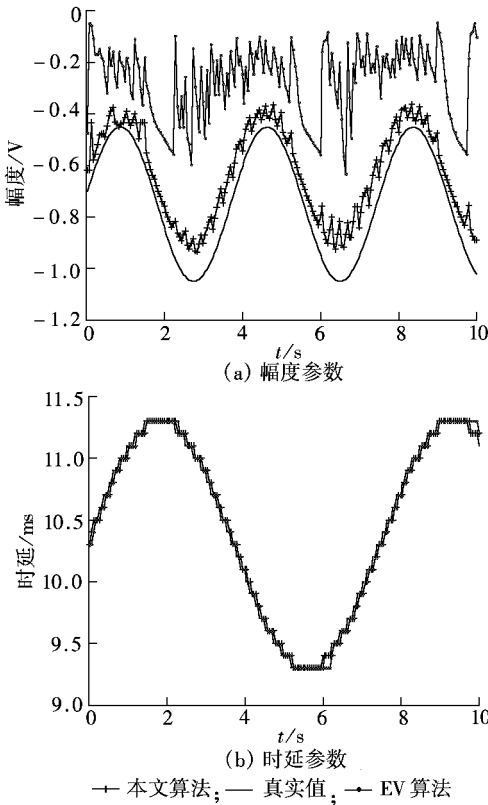


图 2 对第 2 径参数跟踪的仿真结果

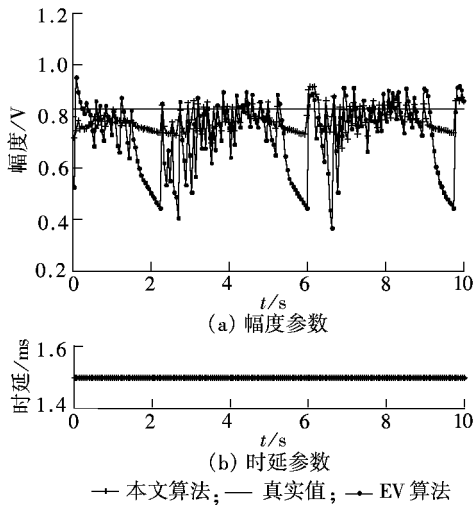


图 3 对第 1 径参数跟踪的仿真结果

长因子 $\lambda = 0.002$ 然后, 利用 EV 算法对同样的时变信道模型进行跟踪, 进化算法参数设置同前.

图 2 给出了时变情况下 2 种算法对第 2 径幅度和时延参数的跟踪情况. 由图 2(a) 可知, 在时变情况下, 第 1 径和第 2 径幅度参数收敛速度的不一致会导致瞬态跟踪误差, 但总体而言, 混合优化算法的跟踪速度及精度均优于 EV 算法. 由图 2(b) 可知, 2 种算法对时延变化的跟踪效果均较好.

图 3 给出了时不变情况下 2 种算法对第 1 径幅度和时延参数的跟踪情况, 由图 3(a) 可知, 本文

算法对第 1 径幅度参数的估计精度明显优于 EV 算法; 由图 3(b) 可知, 2 种算法在估计第 1 径时延参数时都能取得较好的效果.

3.2 海试信道实验结果

海试信道为厦门港海域浅海水声信道, 信道平均水深约 20 m, 收发距离 7 km; 采用频率范围为 4 ~ 7 kHz 脉宽为 10 ms 的线性调频 (LFM) 信号作为发射信号, 通过匹配滤波获取时变多径信道的冲激响应, 接收信号的采样率为 44.1 kHz. 然后, 将第 1 径和第 2 径的时延及幅度参数 (见图 4) 用于本文算法及 EV 算法的性能验证及比较.

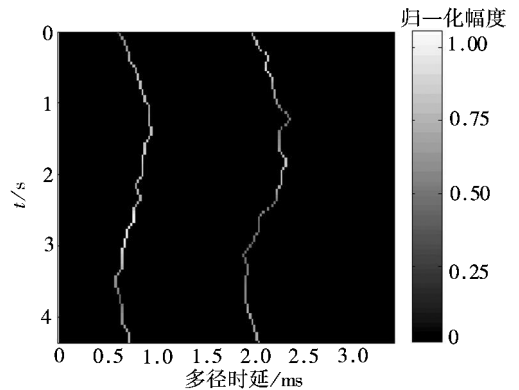


图 4 厦门港海域海试信道时变多径参数

在海试信道跟踪实验中, 假定混合优化算法及 EV 算法的进化种群数 $\mu = 75Q$ 观测窗长度 $V = 50Q$ 信道多径阶数 $M = 2$ 混合优化算法中 LM S 算法的步长因子 $\lambda = 0.002$ 实验中采用零均值、高斯分布的输入信号, 信号码元间距 $T = 0.1 \text{ ms}$, 背景噪声为零均值高斯白噪声, 输入信噪比为 20 dB.

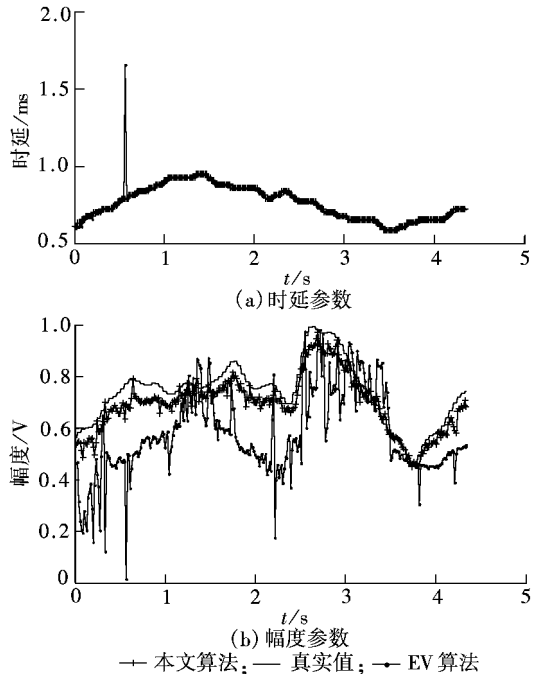


图 5 对海试信道第 1 径参数的跟踪结果

得到的结果如图 5 和图 6 所示。

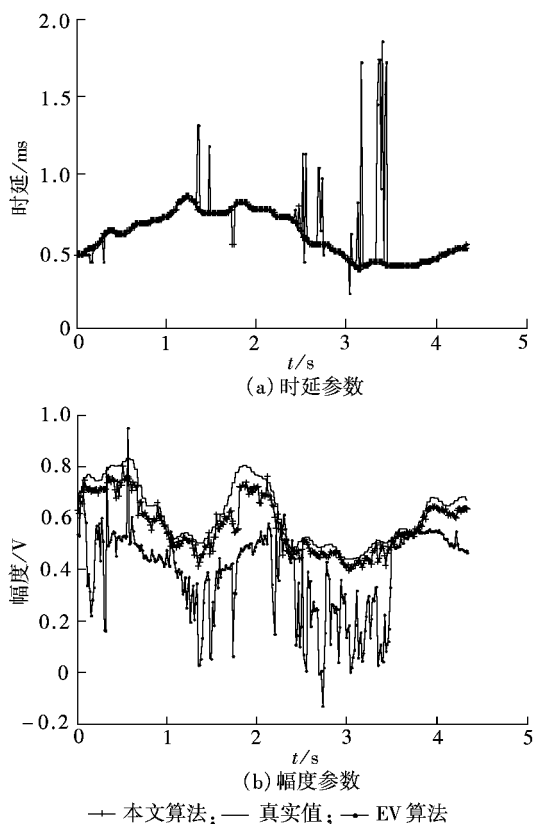


图 6 对海试信道第 2 径参数的跟踪结果

由图 5(a)和图 6(a)给出的海试信道 2 径时延参数跟踪结果可知, 本文算法和 EV 算法都具有较好的多径时延跟踪性能, 而 EV 算法下多径时延跟踪的瞬时误差略大。由图 5(b)和图 6(b)可知, 在采用混合优化算法的信道跟踪过程中, 2 径幅度参数收敛速度的不一致会导致瞬态跟踪误差变大, 但由于本文算法减轻了非线性寻优的复杂度, 因此, 在跟踪速度及跟踪精度上本文算法仍然优于 EV 算法。

4 结语

进化算法可解决多径参数模型寻优过程中的局部收敛问题。然而, 在时变信道条件下, 仅使用进化算法会使跟踪性能下降。本文将进化算法和 LM S 算法相结合, 对多径参数模型的不同参数进行寻优。该算法利用 LM S 算法来减轻进化算法的全局优化负担, 通过算法的混合改善了时变信道条件下算法的跟踪性能。计算机仿真及海试结果表明, 本文算法具有更优越的时变多径信道跟踪性能。

参考文献 (References)

- [1] 宫在晓, 张仁和, 李秀林, 等. 浅海脉冲声传播及信道匹配实验研究 [J]. 声学学报, 2005, 30(2): 108-114
Gong Z aixiao, Zhang Renhe, Li X iulin, et al. Experimental research on sound pulse propagation and channel match in shallow water [J]. Acta Acustica, 2005, 30(2): 108-114. (in Chinese)
- [2] Homer J, M areels J, B inead R R, et al. LM S estimation via structural detection [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(10): 2651-2663
- [3] Homer J. Detection guided NLM S estimation of sparsely parameterized channels [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 2000, 47(12): 1437-1442
- [4] 童峰, 许肖梅, 方世良. 基于有效抽头和进化规划算法的自适应水声信道估计 [J]. 声学技术, 2007, 26(2): 301-306
Tong Feng, Xu X iomei, Fang Shiliang. Estimation of underwater acoustic channels based on active taps and evolutionary programming [J]. Technical Acoustics, 2007, 26(2): 301-306 (in Chinese)
- [5] 董斌, 王匡, 归琳, 等. 活动抽头均衡器的原理和实现 [J]. 电子学报, 2002, 30(8): 1196-1199
Dong Bin, Wang Kuang, Gui Lin, et al. Theory and implementation of tap-m obile equalizer [J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(8): 1196-1199. (in Chinese)
- [6] 童峰, 许肖梅, 方世良. 一种单频水声信道多径时延估计算法 [J]. 声学学报, 2008, 33(1): 62-68
Tong Feng, Xu X iomei, Fang Shiliang. Multipath time-delay estimation of underwater acoustic sinusoidal signals [J]. Acta Acustica, 2008, 33(1): 62-68 (in Chinese)
- [7] David B F. Evolutionary computation: principles and practice for signal processing [M]. Washington, DC: SPIE Press, 2000
- [8] 陈国良. 遗传算法及其应用 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 1996
- [9] Fahang B B. Adaptive filters-theory and applications [M]. New York: John Wiley & Sons, 1998
- [10] 张刚强, 童峰. 基于 LM S/SOLM S 算法的时变多径水声信道估计方法 [J]. 应用声学, 2008, 27(3): 212-216
Zhang Gangqiang, Tong Feng. Time-varying underwater acoustic multipath channel estimation based on LM S/SOLM S algorithm [J]. Applied Acoustics, 2008, 27(3): 212-216 (in Chinese)
- [11] Li W eichang, Preisig James C. Estimation of rapidly time-varying sparse channels [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2007, 32(4): 927-939