

基于粒子群优化算法思想的组合自适应滤波算法

林 川 冯全源

(西南交通大学信息科学与技术学院 成都 610031)

摘 要: 根据粒子群优化(PSO)算法的社会心理学指导思想并结合自适应 FIR 滤波器的特点, 设计了合适的惯性项、认知项与社会项表达式, 并将之应用于组合自适应滤波器的子自适应滤波器更新中, 提出了基于 PSO 算法思想的组合自适应滤波算法, 分析了新算法的计算复杂度。理论分析与不同条件下的自适应系统辨识仿真结果表明, 新算法可以在不明显提高计算量的条件下较好地平衡自适应滤波器的稳态失调与跟踪能力, 其收敛性能优于其它几种较新的 LMS 算法。

关键词: 自适应滤波器; 粒子群优化; 最小均方算法; 凸组合

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)05-1245-04

Combined Adaptive Filtering Algorithm Based on the Idea of Particle Swarm Optimization

Lin Chuan Feng Quan-yuan

(School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: Based on the social psychology idea behind the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm and the feature of adaptive FIR filter, the proper expressions for the “inertial”, “cognitive” and “social” parts are designed and applied to the optimization of the adaptive FIR filter in the combined adaptive filter. A combined adaptive filtering algorithm based on the idea of PSO is presented, and the complexity of the new algorithm is also analyzed. The theory analysis and the simulation results of the adaptive system identification under different conditions show that the new algorithm can balance the steady state misadjustment and tracking ability well, and its convergence performance is better than that of some other new LMS algorithms.

Key words: Adaptive filter; Particle Swarm Optimization (PSO); Least Mean Square (LMS) algorithm; Convex combination

1 引言

自适应滤波技术已广泛地应用于系统辨识、数字通信、生物医学等许多领域。最小均方(LMS)算法由于具有结构简单、易于实现, 计算复杂度低等优点, 已成为最常用的自适应滤波算法之一。固定步长的 LMS 算法其稳态失调与收敛速度或跟踪能力存在着矛盾, 为解决这一问题, 目前已提出了许多变步长 LMS(VS-LMS)算法^[1-3]。谷源涛等基于独立假设, 构造了最优变步长 LMS 模型^[4], 确定了在此条件下变步长 LMS 算法收敛速度的理论极限, 并在此基础上提出了最优变步长 LMS 模型的一种实现形式: 平行变步长 LMS (PVSLMS)滤波器组算法^[5]。目前的许多变步长 LMS 算法都要引入新的参数, 这些参数的取值在不同的应用场合常只能根据实验确定, 这给实际应用带来了不便。文献[6]将分别具有大步长与小步长的两个 LMS 自适应滤波器凸组合在一起, 提出了组合 LMS(CLMS)算法。CLMS 算法既有较快的收敛速度, 又能达到较小的稳态失调, 并且它的参数设置适用于

较广的应用场合而不需要调整, 具有较好的鲁棒性^[7,8]。但 CLMS 算法中各子自适应滤波器采用 LMS 算法独立更新, 相互之间没有信息共享。由于粒子群优化(PSO)算法^[9,10]中的个体正是通过利用自身经验与共享其它个体的信息来加快进化, 因此本文根据 PSO 算法的社会心理学指导思想, 并结合自适应 FIR 滤波器的特点, 设计合适的惯性项、认知项、社会项表达式, 并将之应用于组合自适应滤波器的子自适应滤波器更新中, 提出了基于 PSO 算法思想的组合自适应滤波算法。理论分析与仿真结果表明本文提出的新算法在不明显提高计算量的前提下获得了较好的稳态失调与跟踪能力, 在不同应用环境下都具有良好的性能。

2 CLMS 算法及其改进

Arenas-Garcia J.等提出的 CLMS 算法^[6-8]将两个使用不同步长的 LMS 自适应滤波器的输出 $y_1(n)$ 与 $y_2(n)$ 凸组合在一起作为组合自适应滤波器的输出 $y(n)$, 即

$$y(n) = \lambda(n)y_1(n) + (1 - \lambda(n))y_2(n) \quad (1)$$

并通过调整组合权重 $\lambda(n)$ 来协调算法的收敛速度与稳态误差。为了保证 $\lambda(n)$ 的值在 $[0, 1]$ 之间, $\lambda(n)$ 被定义为另一参

数 $a(n)$ 的 sigmoid 函数:

$$\lambda(n) = 1/(1 + e^{-a(n)}) \quad (2)$$

在每次迭代中, $a(n)$ 按下式更新:

$$a(n+1) = a(n) + \mu_a e(n)[y_1(n) - y_2(n)]\lambda(n)[1 - \lambda(n)] \quad (3)$$

其中 $e(n) = d(n) - y(n)$ 为组合自适应滤波器的输出误差, $d(n)$ 为期望信号。为了防止当 $\lambda(n)$ 趋于 0 或 1 时 $a(n)$ 趋于停滞, $a(n)$ 的值被限定在 $[-a^+, a^+]$ 内。

CLMS 算法中第 i 个 LMS 子自适应滤波器权向量 $\mathbf{w}_i(n)$ 的更新表达式如下:

$$\mathbf{w}_i(n+1) = \mathbf{w}_i(n) + \mu_i \mathbf{x}(n) e_i(n) \quad (4)$$

其中 μ_i 是第 i 个子自适应滤波器的步长, $\mathbf{x}(n)$ 是 n 时刻两个子自适应滤波器共同的输入信号, $e_i(n) = d(n) - \mathbf{w}_i^T(n)\mathbf{x}(n)$ 为第 i 个子自适应滤波器的输出误差, 上标 T 代表转置。

文献[8]从理论上分析了一般组合自适应滤波器的均方误差性能, 指出它的性能可以达到甚至超过相应最优子滤波器的性能。为了进一步提高 CLMS 算法的性能, 文献[7]引入权向量转移策略与惯性量策略改进了 CLMS 算法, 并从两个方面推广了 CLMS 算法, 提出了使用多个子自适应滤波器的 MCLMS 算法与对滤波器权向量中不同权值使用不同组合权重的 DCLMS 算法。本文将使用了权向量转移策略与惯性量策略的 CLMS, MCLMS 算法分别称为 ICLMS, IMCLMS 算法。

3 粒子群优化(PSO)算法简介

PSO 算法是一种基于群体智能的全局优化算法^[9,10], 它利用 m 个粒子组成的粒子群在 D 维目标搜索空间中搜索最优解。粒子 i 具有两个属性: 位置 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 与速度 $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$, 其中, \mathbf{x}_i 对应所求问题的一个潜在解。粒子 i 记录它曾经经历过的最好位置(个体最优位置) $\mathbf{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ 及它的所有邻域个体曾经经历过的最好位置(全局历史最优位置) $\mathbf{p}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 。每次迭代中, 粒子 i 第 d 维的速度与位置按下面的表达式更新:

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_{1d}(t)(p_{id} - x_{id}(t)) + c_2 r_{2d}(t)(p_{gd} - x_{id}(t)) \quad (5)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (6)$$

其中 $i = 1, \dots, m$, $d = 1, \dots, D$ 。 ω 为惯性权, c_1 和 c_2 为加速系数, r_{1d} 和 r_{2d} 为在 $[0, 1]$ 内均匀分布的随机数。粒子速度更新表达式(5)可分为 3 个部分: 第 1 部分为粒子先前的速度, 相当于惯性项; 第 2 部分为“认知”部分, 代表粒子本身的思考; 第 3 部分为“社会”部分, 代表粒子间的相互合作。结合式(5)与式(6), 可以得到不含速度项的 PSO 算法形式:

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + \omega(x_{id}(t) - x_{id}(t-1)) + c_1 r_{1d}(t)(p_{id} - x_{id}(t)) + c_2 r_{2d}(t)(p_{gd} - x_{id}(t)) \quad (7)$$

4 本文中的新算法

CLMS 算法较好地平衡了收敛速度与稳态失调, 并具有良好的鲁棒性, 但其中的子自适应滤波器独立地用 LMS 算

法更新, 没有充分利用自身经验与共享其它子自适应滤波器的信息。而由式(7)可知, PSO 算法中粒子的新位置实际上是在原来位置的基础上再加上 3 个修正项, 这 3 项内容可依次理解为: 惯性项, 认知项与社会项, 其中的惯性项体现了个体自身的经验, 认知项体现了个体自身的思考, 社会项体现了个体间的信息共享。因此, 如果根据 PSO 算法的社会心理学指导思想并结合自适应 FIR 滤波器的特点来设计组合自适应滤波器中子自适应滤波器的更新表达式, 则可以充分利用子自适应滤波器自身的经验与共享其它子自适应滤波器的信息, 进而有效地提高组合自适应滤波器的性能。据此思路, 本文提出了一种基于 PSO 算法思想的组合自适应滤波算法(称为 CPSLMS 算法)。CPSLMS 算法将 2 个子自适应滤波器进行凸组合, 其组合方法与 CLMS 算法相同, 也是按式(1)进行组合, 根据式(2), 式(3)更新组合权重, 但其中的第 i 个子自适应滤波器按下式更新权向量:

$$\mathbf{w}_i(n+1) = \mathbf{w}_i(n) + b_i[\mathbf{w}_i(n) - \mathbf{w}_i(n-S)] + (1 - b_i - c) \cdot \mu_i \mathbf{x}(n) e_i(n) + c[\mathbf{w}_g(n) - \mathbf{w}_i(n)] \quad (8)$$

式(8)中 b_i , $(1 - b_i - c)$ 与 c 分别为惯性项, 认知项与社会项的系数。由于在优化自适应 FIR 滤波器时可以得到滤波器均方误差(MSE)函数的随机梯度信息, 因此我们借鉴 LMS 算法的更新机制, 将认知项表示为当前时刻沿随机负梯度方向上的改变量 $\mu_i \mathbf{x}(n) e_i(n)$ 。认知项将在滤波器权向量的更新中起主要作用, 即取 b_i 与 c 的值远小于 1, 这使得滤波器权向量在收敛过程中总体上一直在逐渐地逼近最优权向量。惯性项实际上为个体提供了一种较为有利的搜索方向。由于式(8)中自适应滤波器权向量是缓慢地更新, 并且存在一定的随机波动, 因此并不能以大概率保证 n 时刻的权向量 $\mathbf{w}_i(n)$ 优于 $\mathbf{w}_i(n-1)$ 。但是经过 S 代的积累后, 权向量变化量的随机扰动将减小, 此时一般能够以大概率保证 $\mathbf{w}_i(n)$ 优于 $\mathbf{w}_i(n-S)$ 。为此, 式(8)中将惯性项表示为前 S 代内滤波器权向量总的变化量 $\mathbf{w}_i(n) - \mathbf{w}_i(n-S)$, 它可以在收敛过程中为子自适应滤波器提供较可靠的有利搜索方向。式(8)中的社会项 $\mathbf{w}_g(n) - \mathbf{w}_i(n)$ 体现了子自适应滤波器间的信息共享, 其中的 g 为当前最优子自适应滤波器的下标。

CPSLMS 算法中第 1 个子自适应滤波器的步长 μ_1 , b_1 都取较大的值, 因此具有较快的收敛速度与跟踪能力; 第 2 个子自适应滤波器的步长 μ_2 取较小的值, 并取 $b_2 = 0$, 具有较小的稳态失调。取 $b_2 = 0$ 的原因是: 当自适应滤波器收敛后, 权向量 $\mathbf{w}_i(n)$ 在最优权向量附近波动, 此时 $\mathbf{w}_i(n) - \mathbf{w}_i(n-S)$ 将会在原点附近扰动, 难以提供有用的信息, 而且还增加了稳态失调。因此本文令 $b_2 = 0$ 以减小第 2 个子自适应滤波器的稳态失调。为了进一步减少计算量, 每隔 S 代(即在 $n=kS$ 时)根据式(9)计算一次个体(子自适应滤波器)的适应值:

$$f_i(n) = \sum_{j=0}^{S-1} e_i^2(n-j) \quad (9)$$

其中 $e_i(n-j) = d(n-j) - \mathbf{w}_i^T(n-j)\mathbf{x}(n-j)$ 。相应地, 只在 $n=kS$ 时增加 $\mathbf{w}_y(n)$ 的影响。因此本文对两个自适应滤波器的 c 取同样的值, 并且只在 $n=kS$ 时取非零的常数值, 在 $n \neq kS$ 时其值为零。

下面分析 CPSLMS 算法的计算复杂度, 只计算每次迭代时的乘法操作数。当迭代次数 $n \neq kS$ 时, $c=0$, 式(8)不包含最后一项, 同时注意到 $b_2=0$, 则根据式(8)更新两个自适应滤波器的权向量需要 $5N+4$ 个乘法操作, 其中 N 为自适应滤波器的权向量长度。依式(1)计算组合输出 y 需要 2 个乘法操作, 按式(3)更新 a 需要 4 个乘法操作。当 $n=kS$ 时, 计算式(9)需要 $2S$ 个乘法操作(也可以分配到每次迭代中), 计算式(8)的最后一项需要增加 $2N$ 个乘法操作。因此 CPSLMS 的计算复杂度为 $5N+12+2N/S$ 。实际上根据 sigmoid 函数计算 λ 还需要一些额外的计算量, 但正如文献[7]所说, 可以用查表的方式来实现 sigmoid 函数的计算。根据文献[7]的分析, ICLMS 的计算复杂度为 $4N+16+2rN$, IMCLMS 算法的复杂度为 $2LN+10L+4+2r(L-1)N$, 其中 L 为 IMCLMS 算法所用到的子自适应滤波器个数, r 为平均每次迭代使用向量转移策略的概率。众所周知, LMS 算法每次迭代需要 $2N+1$ 个乘法操作。因此, CPSLMS 算法的计算复杂度约为 LMS 算法的 2.5 倍, 与 ICLMS 算法相当, 小于 IMCLMS 算法 ($L>2$)。表 1 总结了上面几种算法的计算复杂度。

表 1 几种算法的计算复杂度比较

算法	LMS	ICLMS	IMCLMS	CPSLMS
计算复杂度	$2N+1$	$4N+16+2rN$	$2LN+10L+4+2r(L-1)N$	$5N+12+2N/S$

一般的 PSO 与 LMS 的混合算法其思想是结合 PSO 算法的全局搜索能力与 LMS 算法的局部搜索能力, 其实现方式是将每个粒子位置的更新表达式表示为 PSO 算法表达式与 LMS 算法表达式的加权和, 具有较高的计算复杂度^[11]。本文的 CPSLMS 算法与之不同, 它是根据 PSO 算法的社会心理学指导思想并结合自适应 FIR 滤波器的 MSE 性能曲面只存在唯一极值点的特点, 设计合适的惯性项、认知项与社会项表示形式, 用 LMS 算法实现其中的认知项。与传统 PSO 算法相比, CPSLMS 算法主要以认知项为主, 更强调算法的启发性, 滤波器的权向量逐渐地逼近最优权向量, 因此其参数设置也与传统 PSO 算法不同。由于 CPSLMS 算法只需要两个子自适应滤波器, 而不需要较大规模的粒子群, 并且不需要像传统 PSO 算法那样记录个体最优位置, 因此大大减小了计算复杂度。与 CLMS 算法相比, CPSLMS 算法除利用梯度信息外, 还引入了惯性项与社会项, 更充分利用了子自适应滤波器自身的经验与其它子自适应滤波器的信息。

5 仿真结果及讨论

将本文的 CPSLMS 算法应用于 FIR 滤波器的自适应辨

识研究, 并与 IMCLMS 算法^[7], PVSLMS 算法^[5]及 LMS 算法做比较。输出噪声为与输入信号统计独立的零均值高斯白噪声。仿真实验发现, PVSLMS 算法在有色输入与白色输入条件下的最优参数设置有较大差别。因此本文的仿真实验中, 在不同的输入条件下对 PVSLMS 取不同的参数值。对于 IMCLMS 算法, 采用 3 个 LMS 自适应滤波器, 它们的步长依次为 0.01, 0.001, 0.0003。根据文献[7]取 $\mu_a=200$, $a[0]=0$, $a^+=4$, $\alpha=0.8$, $\gamma=2$, $\rho=0.5$ 。对于本文的 CPSLMS 算法, 取 $\mu_1=0.01$, $\mu_2=0.001$, $b_1=0.05$, $S=10$, 当 $n=kS$ 时 $c=0.05$, 其它参数与 IMCLMS 算法相同。对于 LMS 算法, 取步长为 0.002。对于 PVSLMS 算法, 取 $\mu_{\max}=0.01$, $\mu_{\min}=0.001$ 。所有滤波器的均方误差(MSE)学习曲线通过独立运行 200 次程序再取平均得到。分 3 种不同的情况验证新算法的性能。

第1种情况 输入信号是方差为1的零均值高斯白噪声, 输出噪声方差为0.01。当迭代次数 $n \leq 3000$ 时, 待辨识的 FIR 滤波器的权向量 \mathbf{h} 是长度为10的随机向量, 服从零均值方差为1的高斯分布。当 $n>3000$ 时, 待辨识系统的权向量变为 $-\mathbf{h}$ 。对于PVSLMS算法^[5], 取 $L=20$, $M=10$, $\alpha=0.9$ 。各算法在此情况下的MSE收敛曲线如图1所示, CPSLMS算法的平均组合权重 λ 的收敛曲线如图2所示。由图1可知, PVSLMS 与 IMCLMS 算法在平稳环境下的收敛速度几乎相同, 但在突变环境中 IMCLMS 算法的性能优于 PVSLMS 算法, 而 CPSLMS 算法无论在平稳或突变环境中都具有最好的收敛性能。由于 PVSLMS 算法在白色输入条件下的收敛性能接近最优步长 LMS 算法的性能^[5], 因此 CPSLMS 算法的性能可以超过最优步长 LMS 算法的性能。图2表明, CPSLMS 算法中的组合权重 λ 可以根据自适应滤波器的收敛情况迅速地调整, 从而能够较好地平衡算法的稳态失调与收敛速度。

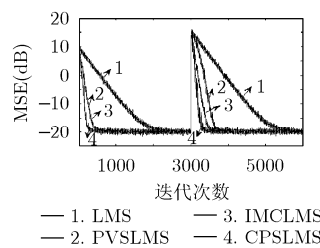


图 1 白色输入条件下的 MSE 收敛曲线

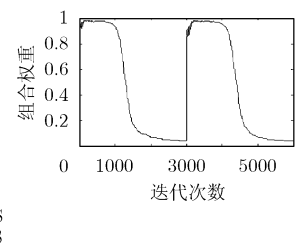


图 2 CPSLMS 算法的组合权重收敛曲线

第2种情况 输入信号为零均值的有色信号, 由方差为 0.81 的零均值高斯白噪声通过传递函数 $H(z) = 0.35 + z^{-1} + 0.35z^{-2}$ 产生。当迭代次数 $n \leq 4000$ 时, 待辨识的 FIR 滤波器的权向量 \mathbf{h} 是长度为30, 在 $[-1, 1]$ 内均匀分布的随机向量, 输出噪声方差为0.01。当 $n>4000$ 时, 待辨识系统的权向量 \mathbf{h} 变为另一个在 $[-1, 1]$ 内均匀分布, 同样长度的随机向量, 输出噪声方差变为 0.0001。对于 PVSLMS 算法, 取 $L=300$, $M=100$, $\alpha=0.6$ 。该情况下各算法 MSE 的收敛曲线如图3所

示。图3表明,有色输入条件下,CPSLMS算法在不同大小输出噪声下的收敛性能都是几种算法中最好的。尤其在小噪声条件下,它的收敛速度更是明显优于其它算法。在平稳环境中PVSLMS算法的收敛曲线与IMCLMS算法几乎重合,但在突变环境下,PVSLMS算法的跟踪能力同样差于IMCLMS算法。另外,由于IMCLMS算法中第3个子自适应滤波器具有很小的步长,因此小噪声条件下可以达到更小的稳态失调。

第3种情况 考虑系统权向量不断变化的非平稳环境。待辨识系统权向量 \mathbf{h} 的模型为

$$\mathbf{h}(k+1) = \mathbf{h}(k) + \mathbf{q}(k)$$

\mathbf{h} 的长度为20,其初始值 $\mathbf{h}(1)$ 为在 $[-1, 1]$ 内均匀分布的随机向量。 $\mathbf{q}(k)$ 为零均值高斯白噪声过程,当 $n \leq 5000$ 时,其方差为0.1;当 $n > 5000$ 时,其方差变为0.001。 $\mathbf{q}(k)$ 的方差大小反映了系统环境变化的快慢程度。输入信号与第2种情况相同,为有色信号。输出噪声方差为0.01。PVSLMS算法的参数设置与第2种情况相同。这种情况下各算法的MSE收敛曲线如图4所示。由图4可知,这种情况下,IMCLMS算法与PVSLMS算法的性能基本相同,其性能实际上与使用最大步长的LMS算法基本相同。而CPSLMS算法在系统权向量不断变化的非平稳环境下,仍然具有最好的收敛性能,其性能超过了使用最大步长的LMS算法。

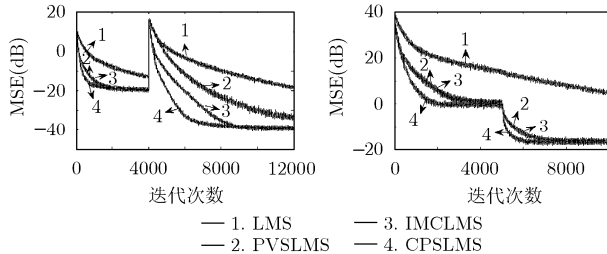


图3 有色输入条件下的MSE收敛曲线

图4 非平稳环境下的MSE收敛曲线

6 结束语

本文根据 PSO 算法的社会心理学指导思想,结合自适应 FIR 滤波器的特点,提出了一种基于 PSO 算法思想的组合自适应滤波算法。新算法除利用梯度信息外,还利用了子自适应滤波器自身的经验并共享了其它子自适应滤波器的信息,有效地提高了算法的性能。几种不同情况下的仿真结果表明,新算法无论在白色输入或有色输入,平稳环境或非平稳环境,小噪声或大噪声条件下都具有良好的收敛性能。同时,新算法的参数设置对应用场合不大敏感,可以在几种完全不同的应用场合使用相同的参数设置,具有较好的鲁棒性。

参考文献

[1] 罗小东,贾振红,王强. 一种新的变步长 LMS 自适应滤波算

法[J]. 电子学报, 2006, 34(6): 1123-1126.

Luo Xiao-dong, Jia Zhen-hong, and Wang Qiang. A new variable step size LMS adaptive filtering algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(6): 1123-1126.

- [2] 林川,冯全源. 模糊步长 LMS 算法及其性能分析[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(6): 967-970.
- Lin Chuan and Feng Quan-yuan. Fuzzy step size LMS algorithm and its performance analysis[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2007, 29(6): 967-970.
- [3] Aboulnasr T and Mayyas K. A robust variable step-size LMS-type algorithm: analysis and simulations[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1997, 45(3): 631-639.
- [4] 谷源涛,唐昆,崔慧娟等. 独立假设下的最优变步长 LMS 模型和算法[J]. 中国科学(E辑), 2003, 33(8): 760-768.
- Gu Yuan-tao, Tang Kun, and Cui Hui-juan, et al. Optimal variable step size LMS model and algorithm based on the independence assumption[J]. *Science in China (Series E)*, 2003, 33(8): 760-768.
- [5] 谷源涛,唐昆,崔慧娟. 步长选择定理及其应用[J]. 中国科学(E辑), 2003, 33(10): 947-953.
- Gu Yuan-tao, Tang Kun, and Cui Hui-juan, et al. Step size selection theorem and its applications[J]. *Science in China (Series E)*, 2003, 33(10): 947-953.
- [6] Martinez-Ramon M, Arenas-Garcia J, and Navia-Vazquez A, et al. An adaptive combination of adaptive filters for plant identification[C]. 14th International Conference on Digital Signal Processing, Piscataway: IEEE Press, 2002: 1195-1198.
- [7] Arenas-Garcia J, Gómez-Verdejo V, and Figueiras-Vidal A R. New algorithms for improved adaptive convex combination of LMS transversal filters[J]. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 2005, 54(6): 2239-2249.
- [8] Arenas-Garcia J, Figueiras-Vidal A R, and Sayed A H. Mean-square performance of a convex combination of two adaptive filters[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2006, 54(3): 1078-1090.
- [9] Shi Y and Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation. IEEE Press, Piscataway, NJ, 1998: 69-73.
- [10] 林川,冯全源. 基于微粒群本质特征的混沌微粒群优化算法[J]. 西南交通大学学报, 2007, 42(6): 665-669.
- Lin Chuan, Feng Quan-yuan. Chaotic particle swarm optimization algorithm based on the essence of particle swarm[J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2007, 42(6): 665-669.
- [11] Krusienski D J and Jenkins W K. Design and performance of adaptive systems based on structured stochastic optimization strategies[J]. *IEEE Circuits and Systems Magazine*, 2005, 5(1): 8-20.

林川: 男, 1980年生, 博士生, 研究方向为自适应信号处理、计算智能等。

冯全源: 男, 1963年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为移动天线与智能天线系统、微波及毫米波技术、集成电路设计等。