

一种改进的 RVSSLMS 波束赋形算法

赵鹏飞^{1,2}, 刘刚¹, 童创明¹, 王丽萍³

(1. 空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800; 2. 95844 部队, 甘肃 酒泉 735018; 3. 93508 部队, 北京 100061)

摘要:作为智能天线的关键技术之一,波束赋形算法引起了众多学者的广泛关注。为克服目前 RVSSLMS 算法比较简便,易于实现,但收敛速度较慢;RLS 算法收敛速度较快,但其运算量大的问题,根据移动通信系统中波束赋形算法必须具有较快的响应速度和收敛速度的要求,对 RVSSLMS 算法进行了改进;结合 RLS 算法和 RVSSLMS 算法的优点,在开始迭代前的 25 次用 RLS 算法求加权系数 $W(k)$,再使 RVSSLMS 算法用 RLS 算法求出的加权系数 $W(k)$ 作为初始值进行迭代求解,使其在保持原有运算量小的特点的同时,具有更快的收敛速度。用 Matlab 仿真对改进方法的有效性进行了验证,仿真结果表明:RLS - RVSSLMS 算法既具有 RLS 算法收敛速度快的特点,同时保持了 RVSSLMS 算法计算量小的特点。

关键词:波束赋形;RVSSLMS(稳健变步长 LMS)算法;RLS - RVSSLMS 算法

中图分类号: TN011 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009 - 3516(2008)03 - 0042 - 04

波束赋形技术是智能天线的关键技术^[1],波束赋形算法按照是否需要利用系统的导频信息可以分为两类:一类是不需要参考信号的盲波束赋形算法,如恒模算法(CMA)^[2]、子空间算法^[3]等;另一类是基于参考信号的非盲波束赋形算法,如稳健变步长最小均方(RVSSLMS)算法^[2]、递归最小二乘(RLS)算法^[4]、采样矩阵求逆(SMI)算法等。RVSSLMS 算法作为一种非盲波束赋形算法,虽然收敛速度较慢,但其算法比较简便,易于实现;RLS 算法收敛速度较快,但其运算量大^[5-7]。而在蜂窝移动通信系统中^[8],由于用户自身的移动和周围环境的影响,信号的幅度、相位和波达方向都在以极快的速度变化,这就要求移动通信系统必须具有较快的响应速度和较少的运算量。因此,本文提出了一种 RVSSLMS 算法的改进算法,该算法能够在保持原有小运算量特点的同时,具有更快的收敛速度。

1 RLS - RVSSLMS 波束赋形算法

1.1 非盲波束赋形原理

在非盲波束赋形算法中,需要一个发送方和接收方都知道的训练序列 $d(k)$,它在训练周期内从发射方发送到接收方,接收处的波束形成器利用这个训练序列的信息来计算最佳权向量 w_{opt} ,接着发送数据,波束形成器利用事先计算出的权向量来处理接收信号^[9-10]。如果一个训练周期内无线信道和干扰的特性保持不变,那么权向量 w_{opt} 将保存信道和干扰的信息,接收信号可以在阵列输出中得到校正。非盲波束赋形算法模型如图 1 所示,波束赋形算法受参考信号 $d(k)$ 的

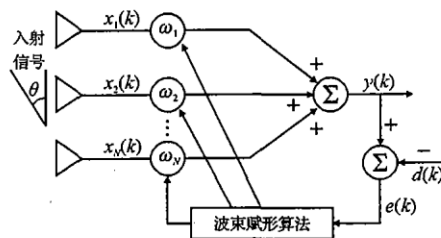


图1 非盲波束赋形原理图

Fig. 1 Principle figure of non-blind beamforming

收稿日期:2007-06-13

基金项目:陕西省自然科学基金资助项目(2005F23);空军工程大学导弹学院研究生学位论文创新基金(DY06202)

作者简介:赵鹏飞(1981-),男,甘肃兰州人,硕士生,主要从事智能天线波束赋形技术研究。

E-mail:fei810108@163.com

控制,根据阵列输出信号与参考信号的比较结果调整权值,使阵列输出信号的性能量度最优。

1.2 RLS - RVSSLMS 算法推导

由文献[1]、[2]得知,RVSSLMS 算法用变步长因子 $\mu(k)$ 代替固定步长因子,每次迭代基本保持了 LMS 算法的运算量,可以有效地消除噪声的影响,并且 RVSSLMS 算法的收敛速度比 LMS 算法的收敛速度快,但比 RLS 算法的收敛速度慢许多;RLS 算法用迭代运算代替了矩阵求逆运算,每次迭代需要 $3M^2 + 3M + 1$ 次乘法,1 次除法和 $2M^2 + 2M$ 次加法(M 为天线阵元数),与 LMS 算法的运算量相比,RLS 算法的运算量显著增大,但 RLS 算法的收敛速度很快。而智能天线波束赋形算法必须考虑收敛速度和设备的复杂性,显然,RVSSLMS 算法和 RLS 算法都不能很好的满足这一要求,但可以看出,RVSSLMS 算法和 RLS 算法的优缺点可以互补,RLS - RVSSLMS 算法则是结合这两种算法各自优点、弥补各自缺点的波束赋形算法。

RLS 算法大概需要迭代 25 次即可收敛^[1],因此,在开始迭代的前 25 次,用 RLS 算法求加权系数 $W(k)$,而 RVSSLMS 算法用 RLS 算法求出的加权系数 $W(k)$ 作为初始值进行迭代求解,具体的迭代公式如式(1)、式(2),其中,用式(1)进行 $W(k)$ 前 25 次的更新,最终的权矢量由式(2)获得。

对于图 1 所示的直线阵,设输入信号为 $X(k)$ 、权矢量为 $W(k)$,即

$$X(k) = [x_1(k), x_2(k), \dots, x_M(k)]^T, W(k) = [\omega_1(k), \omega_2(k), \dots, \omega_M(k)]^T$$

根据文献[1]、[2]分别给出的 RLS 算法和 RVSSLMS 算法的迭代公式,RLS - RVSSLMS 算法中权矢量的更新公式如下式(1)、(2):

$$W(k) = W(k-1) + g(k)[d(k) - X^H(k) \cdot W(k-1)] \quad (1)$$

$$W(k+1) = W(k) + 2\mu(k)e^*(k)X(k) \quad (2)$$

$$\text{式(1)中: } g(k) = \frac{C(k-1)X(k)}{\lambda + \beta(k)}; \beta(k) = X^H(k)C(k-1)X(k); C(k) = \lambda^{-1}[C(k-1) - g(k)]X^H(k)C$$

$(k-1)]$, λ 为遗忘因子,其取值为 $0 < \lambda \leq 1$; 上标 H 表示复数矩阵的共轭转置。

在式(2)中

$$\mu(k) = \begin{cases} \mu_{\max} & \mu(k+1) > \mu_{\max} \\ \mu_{\min} & \mu(k+1) < \mu_{\min} \\ \mu(k+1) & \text{其他} \end{cases}$$

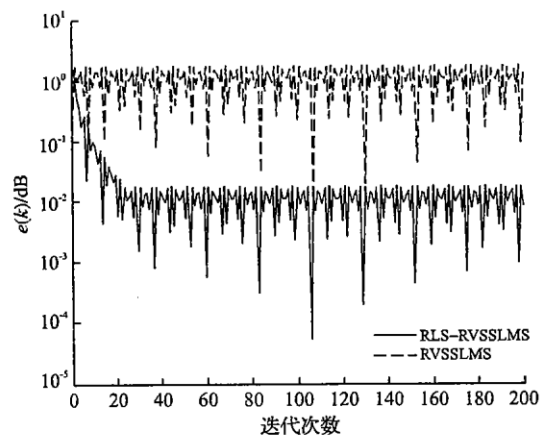
$$\begin{cases} e(k) = d(k) - X^T(k) \cdot W(k) \\ \mu(k+1) = \alpha\mu(k) + \gamma e(k)e(k-1) \end{cases}$$

$0 < \alpha < 1, 0 < \gamma, 0 < \mu_{\min} < \mu_{\max}, \mu_{\max} \leq \frac{2}{3\text{tr}(\mathbf{R})}$, $\mathbf{R}$ 为输入信号的相关矩阵,初始步长 μ_0 通常取 $\mu_{\max}$, 上标 * 表示复数的共轭。

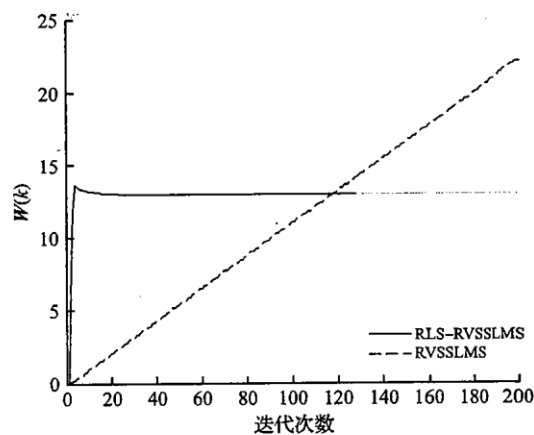
2 RLS - RVSSLMS 算法仿真

2.1 仿真结果

用 Matlab 对波束赋形算法 RLS - RVSSLMS 和 RVSSLMS 的效果进行了仿真比较。仿真结果见图 2、图 3、图 4。仿真参数的选为: $\alpha = 0.97, \gamma = 6 \times 10^{-3}, \lambda = 0.9, \mu_{\max} = 0.07, \mu_{\min} = 1 \times 10^{-5}$, 通道噪声均为零均值、方差为 1 的高斯白噪声;图 2 的输入信号为 1 个期望信号、1 个不相关干扰信号;图 2(a) 和图 2(b) 分别为在此输入条件下两种算法的稳态误差 $e(k)$ 和加权系数 $W(k)$ 的比较图。图 3 的输入信号为 1 个期望信号、2 个不相关的干扰信号;图 3(a) 和图 3(b) 分别为在此输入条件下两种算法的稳态误差 $e(k)$ 和加权系数 $W(k)$ 的比较图。图 4 的输入信号为 1 个期望信号、1 个高度相关的干扰信号、1 个不相关干扰信号;图 4(a) 和图 4(b) 分别为在此输入条件下两种算法的稳态误差 $e(k)$ 和加权系数 $W(k)$ 的比较图。



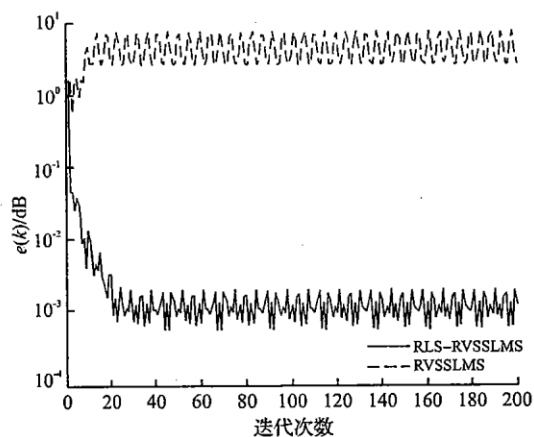
(a)



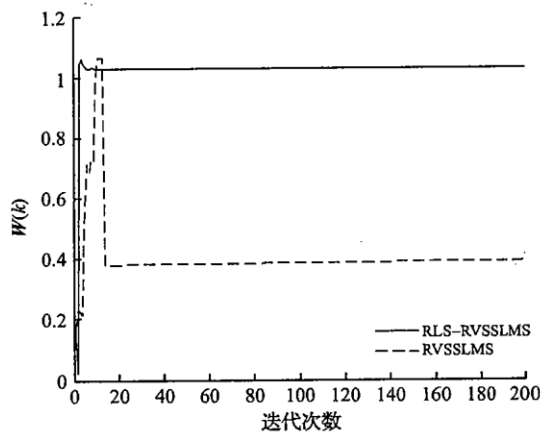
(b)

图2 RLS-RVSSLMS 和 RVSSLMS 算法性能比较

Fig. 2 Comparing the performance between RLS-RVSSLMS and RVSSLMS



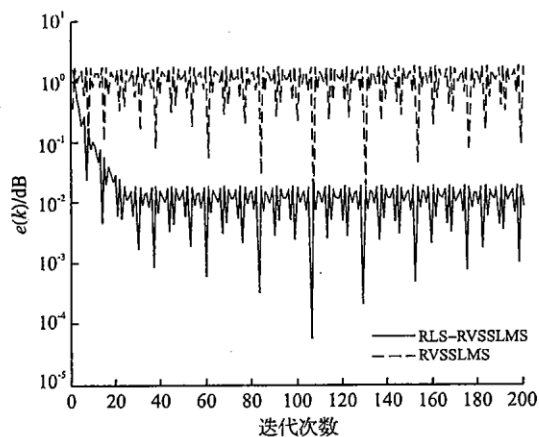
(a)



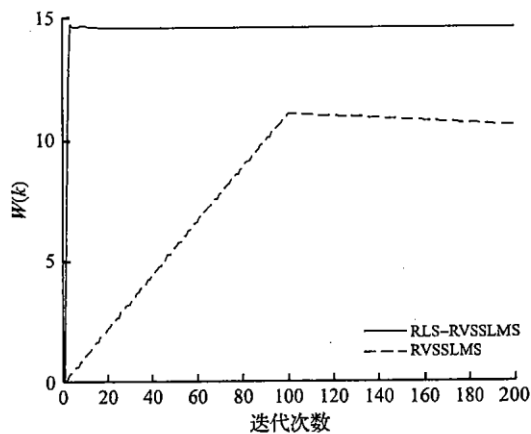
(b)

图3 RLS-RVSSLMS 和 RVSSLMS 算法性能比较

Fig. 3 Comparing the performance between RLS-RVSSLMS and RVSSLMS



(a)



(b)

图4 RLS-RVSSLMS 和 RVSSLMS 算法性能比较

Fig. 4 Comparing the performance between RLS-RVSSLMS and RVSSLMS

2.2 仿真结果分析

从图2(a)、图3(a)可见 RVSSLMS 算法的误差收敛速度比 RLS-RVSSLMS 算法的误差收敛速度稍快, 但 RVSSLMS 算法的稳态误差比 RLS-RVSSLMS 算法的稳态误差至少大两个数量级, 并且从图3(a)可以看出, 在两个干扰信号输入的情况下, RVSSLMS 算法的误差是增加趋于稳定; 从图2(b)看出 RVSSLMS 算法的

加权系数在迭代 200 次后仍未收敛,而 RLS - RVSSLMS 算法的加权系数约迭代 5 次后收敛;图 3(b) 也体现了 RLS - RVSSLMS 算法的加权系数收敛快的特点;从图 4(a) 和图 4(b) 可见,RLS - RVSSLMS 算法在相关干扰环境中仍具有快的收敛速度和小的稳态误差。从以上分析可以看出,本文提出的 RLS - RVSSLMS 算法在基本保持 LMS 算法计算量的情况下,具有 RLS 算法收敛速度快的优点,达到了预期效果。

3 结束语

在智能天线系统中,一种确定的波束赋形算法的收敛性是衡量该算法的一个重要指标。本文结合文献中提出的两种波束赋形算法的优缺点,提出了一种新的波束赋形算法,并通过 Matlab 仿真比较,可以看出:本文提出的 RLS - RVSSLMS 算法既继承了 RLS 和 RVSSLMS 算法各自的优点,性能上也有了进一步的提高,更具有实用价值。

参考文献:

- [1] 龚耀寰. 自适应滤波(第二版)[M]. 北京:电子工业出版社,2003.
GONG Yaohuan. Adaptive Filter(the Second Edition)[M]. Beijing:Publishing House of Electronics Industry,2003. (in Chinese)
- [2] 王梓展. 智能天线技术中两种波束形成算法的研究[D]. 长沙:湖南大学,2005.
WANG Zizhan. Study on Two Beamforming Algorithms in Smart Antenna Technology[D]. Changsha:Hunan University,2005. (in Chinese)
- [3] Kwong R H,Johnston E W. A Variable Step Size LMS Algorithm[J]. IEEE Trans Signal Processing,1992,40(7):115-118.
- [4] Park D J,Jun B E. Self-perturbing RLS Algorithm with Fast tracking Capability[J]. Electron Lett, 1992,3(22):558-559.
- [5] 蒋磊,王永生,郭建新. 超宽带通信中干扰抑制方法[J]. 空军工程大学学报:自然科学版,2007,8(2):52-56.
JIANG Lei,WANG Yongsheng,GUO Jianxin. Study of the Interference Mitigation for Ultra-wideband Communication Systems[J]. Journal of Air Force Engineering University:Natural Science Edition,2007,8(2):52-56. (in Chinese)
- [6] Mohammad Tariqul Islam,Zanol Abidin Abdul Rashid. MI-NLMS Adaptive Beamforming Algorithm for Smart Antenna System Applications[J]. Journal of Zhejiang University Science A,2006,7(10):1709-1716.
- [7] 陈东风,雷英杰,田野. 基于直觉模糊等价关系的聚类算法[J]. 空军工程大学学报:自然科学版,2007,8(1):63-65.
CHEN Dongfeng,LEI Yingjie,TIAN Ye. Clustering Algorithm Based on Intuitionistic Fuzzy Equivalent Relations[J]. Journal of Air Force Engineering University:Natural Science Edition,2007,8(1):63-65. (in Chinese)
- [8] Danilo P,Mandic. A Generalized Normalized Gradient Descent Algorithm[J]. IEEE Signal Processing Letters,2004,11(2):115-118.
- [9] Wee Peng Ang,Farhang Boroujeny B. A New Class of Gradient Adaptive Step-size LMS Algorithms[J]. IEEE Trans Signal Processing,2004,49(4):805-809.
- [10] Du K L. Pattern Analysis of Uniform Circular Array[J]. IEEE Antennas and Propagation,2004,52:1125-1129.

(编辑:田新华)

An Improved RVSSLMS Beam-forming Algorithm

ZHAO Peng-fei^{1,2}, LIU Gang¹, TONG Chuang-ming¹, WANG Li-ping³

(1. Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, Shaanxi, China; 2. NO. 95844 Unit, Jiuquan 735018, Gansu, China; 3. NO. 93508 Unit, Beijing 100061, China)

Abstract: As the key technique of the smart antenna, the beam-forming algorithm has enjoyed widespread popularity. In order to overcome the problem that the convergence speed of the RVSSLMS algorithm is slower though the realization of it is simpler and easier, meanwhile, the RLS algorithm's convergence speed is faster while its computation load is bigger, according to the condition that the beam-forming algorithm must have fast response speed and convergence speed in mobile communication system, the RVSSLMS algorithm is improved by combining the advantages of RVSSLMS algorithm and RLS algorithm together; the RVSSLMS algorithm's initial iteration weight is from the RLS algorithm's weight whose length of data block is 25. The improved one not only keeps less computation load, but also attains faster convergence speed. The efficiency of the improved method is verified by Matlab simulation, the result indicates that the convergence speed of this RLS - RVSSLMS algorithm is as fast as that of RLS algorithm and the operation load of it is as small as that of the RVSSLMS algorithm.

Key words: beam-forming; RVSSLMS algorithm; RLS - RVSSLMS algorithm