

变步长极化对消迭代滤波算法

张 扬, 徐建平

(电子科技大学电子工程学院 成都 610054)

【摘要】分析了定步长自适应极化对消(APC)迭代算法,在此基础上提出了一种变步长的极化对消迭代算法,并分析了该算法的收敛条件和收敛性能。通过Matlab仿真,比较了参数变化对变步长算法收敛速度的影响,并且将定步长算法与变步长算法进行了比较,得出了变步长算法收敛速度更快的结论。

关键词 极化对消器; 收敛性能; 迭代滤波; 变步长

中图分类号 TN957.54

文献标识码 A

Variable Step Size APC Iterative-Filtering Algorithm

ZHANG Yang and XU Jian-ping

(School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 610054)

Abstract After analyzing the iterative-filtering algorithm of a stationary step size adaptive polarization canceller (APC), a variable step size APC algorithm is proposed. The convergence condition and convergence speed of the proposed algorithm are analyzed. The simulation and comparison show that the variable step size algorithm has higher convergence speed than the stationary step size algorithm.

Key words APC; convergence speed; iterative-filtering; variable step size

极化信息是雷达回波信息中除了相位、频率、幅度信息以外的又一重要信息。随着极化理论的完善,极化信息的利用越来越受到人们的重视。极化信息的利用能有效地提高雷达的抗干扰能力、反隐身能力以及目标识别、目标检测方面的能力,提高雷达在复杂电磁环境中生存和工作的能力^[1]。当目标与干扰在时域频域无法区分时,如果它们的极化状态不同,就可以在极化域进行处理,达到抑制干扰,增强有用信号的目的,从而提高雷达性能。极化滤波的本质是利用天线对不同入射波在极化域的选择性来改善有用信号的质量^[2]。

目前研究较多的是一种基于虚拟极化适配^[3-4]概念的自适应极化滤波器,即先通过正交极化天线估计干扰的极化状态,然后调整接收极化,即两正交通道乘以相应的复系数,使之与干扰极化正交。这是一种开环系统,其结构比较复杂,而且性能受极化估计误差的影响很大。

人们在研究雨杂波对消问题时,给出了一种极化对消器的实现框图。其实质是利用正交极化通道信号的互相关来计算两正交通道的加权系数。虽然

此系统有少量的极化对消损失,但是系统的结构简单,易于工程实现,但其收敛速度难以保证,当干扰极化随时间变化较快时,对消性能会严重下降。

文献[5-6]将APC和多凹口极化滤波器(MLP)相结合,提出了MLP-APC和MLP-SAPC,但是APC收敛慢的缺点仍然没有得到解决。文献[7]提出了一种基于干扰输出功率按最大梯度方向下降的APC迭代算法。该算法的收敛速度较快,提高了极化对消的性能,但是在本质上,它是一种定步长的算法,其收敛性能存在收敛速度还不够快、失调系数随输入功率变化等一些固有的问题。为此,本文提出了一种基于NLMS算法^[8]的APC迭代算法。这是一种变步长的算法,其收敛性能更好。通过Matlab仿真,比较了步长参数变化对收敛性能的影响,以及变步长和定步长算法的收敛性能,证明了变步长算法在收敛速度上的优势。

1 定步长APC迭代滤波算法

在极化对消器中,极化对消分两步进行^[7]:首

收稿日期: 2007-07-18; 修回日期: 2008-05-12

基金项目: 国家863计划(2007AA12Z159)

作者简介: 张 扬(1962-),男,教授,主要从事阵列信号处理及实时信号处理方面的研究。

先只接收干扰信号,进行迭代计算,获得辅助通道最佳权系数;然后用最佳权系数对辅助极化通道加权以消除干扰。由上面的分析可以知道极化对消器是以输出功率最小为准则的。极化对消器的处理流程如图1所示。

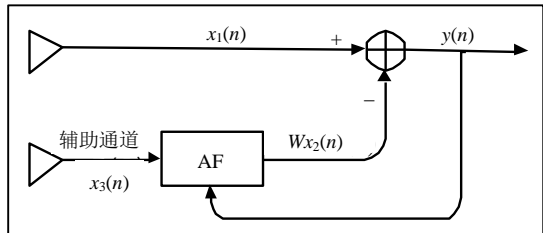


图1 极化对消器处理流程

天线1和天线2的极化状态用归一化Jones矢量表示为 \mathbf{h}_1 和 \mathbf{h}_2 ,且互相正交;入射干扰信号的极化状态用归一化Jones矢量表示为 \mathbf{h} 。干扰信号矢量表示为 $\mathbf{h}\mathbf{j}(n)$ 、 p_j ($\mathbf{j}(n)$ 为干扰信号平均功率为),则主通道和辅助通道的接收信号分别为:

$$\mathbf{x}_1(n) = \mathbf{h}_1^T \mathbf{h}\mathbf{j}(n) + \mathbf{n}_1(n) \quad (1)$$

$$\mathbf{x}_2(n) = \mathbf{h}_2^T \mathbf{h}\mathbf{j}(n) + \mathbf{n}_2(n) \quad (2)$$

式中 $\mathbf{n}_1(n)$ 和 $\mathbf{n}_2(n)$ 分别为两正交极化通道的噪声信号,相互独立且与干扰信号独立。平均功率为 p_n ,输出信号为:

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{x}_1(n) - \mathbf{w}(n)\mathbf{x}_2(n) \quad (3)$$

式中 $\mathbf{w}(n)$ 是辅助通道权系数。

以干扰输出功率最小为准则,利用“最陡梯度”^[9]的思想,可以采用如下的递推公式:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \mu \nabla_{\mathbf{w}} \varepsilon \quad (4)$$

式中 μ 称为步长因子。因 $\nabla_{\mathbf{w}} \varepsilon$ 难以得到,可以采用梯度估计值 $\tilde{\nabla}_{\mathbf{w}} \varepsilon$ 来代替:

$$\tilde{\nabla}_{\mathbf{w}} \varepsilon = \tilde{\nabla}_{\mathbf{w}} \mathbf{E}[\mathbf{y}(n)\mathbf{y}^*(n)] = \nabla_{\mathbf{w}} [\mathbf{y}(n)\mathbf{y}^*(n)]$$

将式(3)带入上式,通过计算可以得到迭代公式为:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + 2\mu\mathbf{y}(n)\mathbf{x}_2^*(n) \quad (5)$$

当满足一定条件时,停止迭代计算,按照下式进行极化对消:

$$\mathbf{y}'(n) = \mathbf{x}'_1(n) - \mathbf{w}_{\text{opt}}\mathbf{x}'_2(n) \quad (6)$$

其中:

$$\mathbf{x}'_1(n) = \mathbf{h}_1^T \mathbf{h}_s \mathbf{s}(n) + \mathbf{h}_1^T \mathbf{h}_j \mathbf{j}(n) + \mathbf{n}_1(n)$$

$$\mathbf{x}'_2(n) = \mathbf{h}_2^T \mathbf{h}_s \mathbf{s}(n) + \mathbf{h}_2^T \mathbf{h}_j \mathbf{j}(n) + \mathbf{n}_2(n)$$

式中 $\mathbf{s}(n)$ 为期望信号表达式。

利用最陡下降法分析该迭代算法的性能可以得到收敛条件为:

$$0 < \mu < 1/p_j + p_n$$

收敛速度为:

$$\mathbf{V}(n) = \mathbf{V}(0)e^{-n/\tau} = \mathbf{w}(n) - \mathbf{w}_{\text{opt}}$$

$$\text{式中 } \tau = \frac{1}{2\mu\mathbf{E}[\mathbf{x}_2(n)\mathbf{x}_2^*(n)]}$$

实际中,由于用梯度估计值 $\tilde{\nabla}_{\mathbf{w}} \varepsilon$ 代替梯度 $\nabla_{\mathbf{w}} \varepsilon$,并且干扰和噪声的非平稳起伏会造成环路的不稳定,因此步长因子应满足:

$$0 < \mu \ll \frac{1}{p_j + p_n}$$

2 变步长APC迭代滤波算法

定步长LMS算法存在一些固有的缺点,如收敛速度慢;当输入功率变化,失调系数 $\delta = \mu MP_{\text{in}}$ (M 为滤波器阶数, P_{in} 为输入功率)将变化;步长因子与稳态误差存在矛盾等。为了改善定步长LMS算法的性能,文献[10-11]提出了各种变步长算法,归一化LMS算法(NLMS)是一种重要的变步长算法。NLMS算法避免了梯度噪声放大的干扰,且在输入功率变化情况下,失调系数不会改变,因而能够取得更好的滤波效果。为此本文将定步长因子 μ 变为 $\frac{\alpha}{\mathbf{x}_2(n)\mathbf{x}_2^*(n)^{\psi}}$ (ψ 为一足够小的正常数)。

由此得到最佳权的迭代公式为:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\alpha}{\mathbf{x}_2(n)\mathbf{x}_2^*(n)^{\psi}} \mathbf{y}(n)\mathbf{x}_2^*(n) \quad (7)$$

当满足一定条件时,终止迭代计算,按式(6)进行极化对消。

3 变步长算法性能分析

参考最陡下降法分析该迭代算法的收敛性能:

由式(3),干扰输出平均功率 ε 展开为:

$$\begin{aligned} \varepsilon = & \mathbf{w}^T \mathbf{E}[\mathbf{x}_2(n)\mathbf{x}_2^*(n)] + \mathbf{E}[\mathbf{x}_1(n)\mathbf{x}_1^*(n)] - \\ & \mathbf{w}^* \mathbf{E}[\mathbf{x}_1(n)\mathbf{x}_2^*(n)] - \\ & \mathbf{w} \mathbf{E}[\mathbf{x}_1^*(n)\mathbf{x}_2(n)] \end{aligned}$$

其对 \mathbf{w} 的梯度为:

$$\nabla_{\mathbf{w}} \varepsilon = 2\mathbf{E}[\mathbf{x}_2(n)\mathbf{x}_2^*(n)]\mathbf{w} - 2\mathbf{E}[\mathbf{x}_1(n)\mathbf{x}_2^*(n)]$$

令 $\nabla_{\mathbf{w}} \varepsilon = 0$,可以得到最佳权系数为:

$$\mathbf{w}_{\text{opt}} = \frac{\mathbf{E}[\mathbf{x}_1(n)\mathbf{x}_2^*(n)]}{\mathbf{E}[\mathbf{x}_2(n)\mathbf{x}_2^*(n)]} = \frac{\mathbf{h}_2^H \mathbf{h} \mathbf{h}^H \mathbf{h}_1 p_j}{|\mathbf{h}_2^H \mathbf{h}|^2 p_j + p_n}$$

3.1 收敛条件

由式(7)可以得到:

$$w(n+1) = w(n) + \frac{\alpha}{x_2(n)x_2^*(n) + \psi} [x_1(n) - w(n)x_2(n)]x_2^*(n)$$

两边取均值得:

$$E[w(n+1)] = E[w(n)] + \frac{\alpha}{E[x_2(n)x_2^*(n)] + \psi} \times (E[x_1(n)x_2^*(n)] - E[x_2(n)x_2^*(n)]E[w(n)])$$

$$E[w(n+1)] = \left(1 - \frac{\alpha E[x_2(n)x_2^*(n)]}{E[x_2(n)x_2^*(n)] + \psi}\right) E[w(n)] + \frac{\alpha E[x_1(n)x_2^*(n)]}{E[x_2(n)x_2^*(n)] + \psi}$$

$$E[w(n+1)] = \left(1 - \frac{\alpha E[x_2(n)x_2^*(n)]}{E[x_2(n)x_2^*(n)] + \psi}\right) E[w(n)] + \frac{\alpha E[x_2(n)x_2^*(n)]w_{opt}}{E[x_2(n)x_2^*(n)] + \psi}$$

令 $V(n) = w(n) - w_{opt}$, 可以得到:

$$V(n) = \left(1 - \frac{\alpha E[x_2(n)x_2^*(n)]}{E[x_2(n)x_2^*(n)] + \psi}\right)^n V(0) \quad (8)$$

式中 $V(0) = w(0) - w_{opt}$ 。

只要 $V(n)$ 收敛, 则 $w(n)$ 收敛; 由式(8), 只要 $0 < \alpha < 1$, 上式一定收敛。

3.2 收敛速度

当 α 足够小的时候, 可以令

$$1 - \frac{\alpha E[x_2(n)x_2^*(n)]}{E[x_2(n)x_2^*(n)] + \psi} = e^{-n/\tau}$$

于是 $V(n) = V(0)e^{-n/\tau}$, 表明 $V(n)$ 近似指数规律变化。其中:

$$\tau = \frac{E[x_2(n)x_2^*(n)] + \psi}{\alpha E[x_2(n)x_2^*(n)]}$$

ψ 是一个足够小的正常数, 和 p_j 同数量级。通常我们取 $\psi \ll p_j + p_n$, 因此当 α 越靠近1时, τ 就越小, $V(n)$ 就收敛得越快。当 α 一定时, ψ 越小, $V(n)$ 收敛也会越快。

3.3 变步长与定步长稳态误差比较

对于LMS 算法来说, 当 $E[w(n)]$ 收敛到 w_{opt} 后将继续按照迭代公式变化, 因此其误差将大于维纳误差。Widrow引入失调系数:

$$\delta = \frac{\varepsilon - \varepsilon_{min}}{\varepsilon_{min}}$$

来描述稳态均方误差对维纳误差的相对偏差。

经过计算可得 $\delta = \mu \text{Tr}R_{xx} = \mu MP_{in}$ 。要想使得定步长与变步长算法有相同的收敛速度, 则 $\tau_{定} = \tau_{变}$ 。

经过计算得 $\mu \geq \alpha/2p_{in}$, 可以看出定步长算法的失调系数最小为 $\alpha M/2$, 这将远大于NLMS算法的固定失调系数 α 。

4 Matlab仿真与分析

分析 α 、 ψ 的取值对算法收敛性能的影响以及定步长与变步长算法的收敛性能比较。

期望信号为正旋信号, 幅度为0.1 V, 信干比为 -40 dB, 信噪比为 -10 dB, 采样率为2 MHz。干扰信号的极化相位描述子为 (22.5°, 324°)。天线1为垂直接收, 天线2为水平接收。选择天线2为辅助极化通道, 且权系数初值设为0。

(1) α 对收敛性能的影响

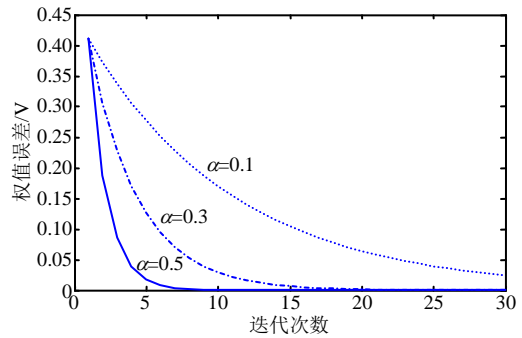


图2 α 对收敛性能的影响

图2为 α 对收敛性能的影响。由图2可以得到, 当 ψ 一定时, α 值越大, 收敛得越快, 这与理论分析一致。

(2) 当 α 一定时, ψ 值对收敛性能的影响

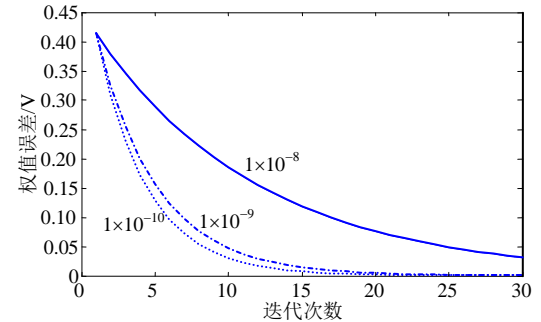


图3 ψ 值对收敛性能的影响

图3为 ψ 值对收敛性能的影响。由图3可以看出, 当 α 一定时, ψ 越小, 收敛得越快, 与理论分析一致。

(3) 当 ψ 一定时, 比较定步长算法与变步长算法的收敛性能。

图3变步长与定步长性能比较。对于定步长算法, 取 $\mu = 0.1/(p_j + p_n)$ 。假设 $M = 5$, 则若失调系数相同时, $\alpha = 0.5$ 。从图4可以看出, 当 $\alpha = 0.5$ 时, 只需要迭代10次左右就已经收敛, 而定步长算法需要25次左右才能收敛。因此在相同失调系数时, 变

步长算法的迭代时间更短,能够更加迅速的跟踪干扰的变化,从而提高雷达的性能。

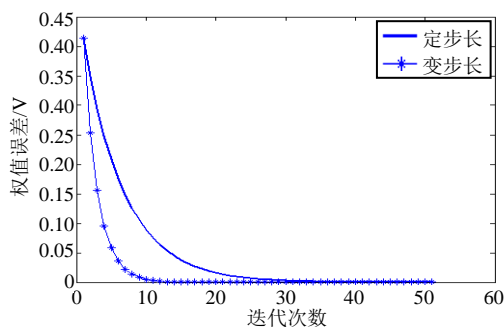


图4 变步长与定步长性能比较

(4) 相同条件下定步长与变步长算法权系数的收敛情况

干扰信号为频率是50 kHz的正旋信号,幅度为0.1 V,两信道的噪声相同,均为高斯噪声。干扰信号的极化相位描述子为 $(22.5^\circ, 324^\circ)$ 。天线1为垂直接收,天线2为水平接收。选择天线2为辅助极化通道,且权系数初值均设为0。

图6中,定步长算法 μ 取0.2,变步长算法 $\alpha=0.5$, $\psi=0.005$ 。从图5和图6可以看出,变步长算法的权系数比定步长算法更快达到稳定,因此变步长算法的学习时间就会更短,从而能够更快地跟踪干扰,能够更快进行极化对消。

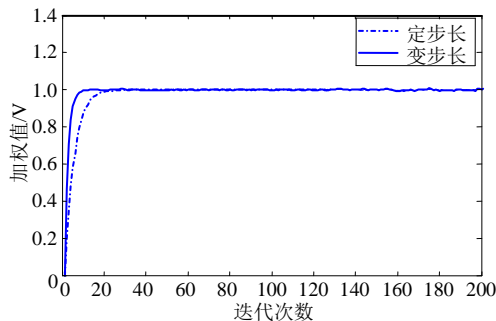


图5 加权系数的变化情况

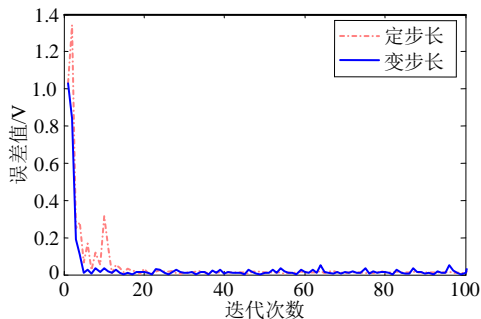


图6 学习曲线

5 结束语

本文在分析定步长APC算法的基础上,提出了

一种变步长算法,并分析了该变步长算法的收敛性能。最后通过matlab仿真,分析了参数变化对变步长算法收敛性能的影响,比较了相同条件下,定步长算法和变步长算法的收敛速度,证实了变步长算法比定步长算法具有更好的收敛性能。

参考文献

- [1] 符果行, 赵吉祥, 林昌禄. 用极化理论分析锥体的后向散射场[J]. 电子科技大学学报, 1996, 25(3): 251-255.
FU Guo-xing, ZHAO Ji-xiang, LIN Chang-lu. Analysis of the backscattering field of finite cone by theory of polarization[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 1996, 25(3): 251-255.
- [2] 王雪松, 汪连栋, 肖顺平, 等. 自适应极化滤波的理论性能分析[J]. 电子学报, 2004, 32(4): 1326-1329.
WANG Xue-song, WANG Lian-dong, XIAO Shun-ping, et al. Theoretical performance analysis of adaptive polarization filters[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(4): 1326-1329.
- [3] 王被德. 虚拟极化在雷达接收系统中的应用和实现[J]. 雷达科学与技术, 2003, 1(1): 35-39.
WANG Bei-de. Application and realization of virtual polarization in radar receiving system[J]. Radar Science and Technology, 2003, 1(1): 35-39.
- [4] GIULI D, FOSSI M, GHERARDELLI M. A technique for adaptive polarization filtering in radars[C]//Proc of IEEE Int Radar Conf. Arlington, VA, USA: IEEE, 1985.
- [5] GHERARDELLI M. Adaptive polarization suppression of intentional radar disturbance[J]. IEE Proc -F, 1990, 137(6): 407-416.
- [6] 施龙飞, 王雪松, 徐振海. APC 迭代滤波算法与性能分析[J]. 电子与信息学报, 2006, 28(9): 1560-1564.
SHI Long-fei, WANG Xue-song, XU Zhen-hai. The iterative filtering scheme and its performance analysis of APC[J]. Journal of Electrical and Information Technology, 2006, 28(9): 1560-1564.
- [7] 龚耀寰. 自适应滤波[M]. 2版. 北京: 电子工业出版社, 2003.
GONG Yao-huan. Adaptive filtering[M]. 2nd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003.
- [8] 倪吉华. 基于虚拟极化的目标增强与杂波抑制技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2006.
NI Ji-hua. Target reinforcement and clutter restraining technique based on virtual polarization[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2006.
- [9] 何振亚. 自适应信号处理[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
HE Zhen-ya. Adaptive signal processing[M]. Beijing: Science Publishing Company, 2003.
- [10] WANG Wei-ran, SUN Bing. Digital receiver for laser imaging radar[J]. Journal of Electronic Science and Technology Of China, 2004, 2(1): 1-5.
- [11] 高 鹰, 谢胜利. 一种变步长LMS自适应滤波算法及分析[J]. 电子学报, 2001, 29(8): 1-4.
GAO Ying, XIE Shen-li. A variable step size LMS adaptive filtering algorithm and its analysis[J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 29(8): 1-4.

编辑 税红