

doi:10.3969/j.issn.1001-893x.2022.09.012

引用格式:鲁振兴,管吉兴,唐程远,等.一种基于抽取 LMS 的距离旁瓣抑制方法[J].电讯技术,2022,62(9):1278-1283. [LU Zhenxing, GUAN Jixing, TANG Chengyuan, et al. A range sidelobe suppression method based on decimation LMS filter[J]. Telecommunication Engineering, 2022, 62(9):1278-1283.]

一种基于抽取 LMS 的距离旁瓣抑制方法^{*}

鲁振兴¹,管吉兴¹,唐程远²,张焱¹,洪永彬¹,尹伟¹

(1. 中国电子科技集团公司第五十四研究所,石家庄 050081; 2. 中国人民解放军 32380 部队,北京 100072)

摘要:在噪声雷达中,传统相关处理方法的距离旁瓣受到时宽带宽积的限制,在有限相关处理时间内得到的距离旁瓣较高,会造成微弱目标被强目标、杂波旁瓣淹没的现象。提出一种基于抽取最小均方(Least Mean Square, LMS)滤波的噪声雷达旁瓣抑制方法,将 LMS 滤波器的系数作为距离压缩结果,从而获取较低的距离旁瓣。对该方法的性能进行了理论分析,并通过数字仿真验证了算法的有效性和理论分析的正确性。

关键词:噪声雷达;距离旁瓣抑制;抽取 LMS 算法

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



中图分类号:TN958.94 文献标志码:A 文章编号:1001-893X(2022)09-1278-06

A Range Sidelobe Suppression Method Based on Decimation LMS Filter

LU Zhenxing¹, GUAN Jixing¹, TANG Chengyuan², ZHANG Yan¹, HONG Yongbin¹, YIN Wei¹

(1. The 54th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Shijiazhuang 050081, China;
2. Unit 32380 of PLA, Beijing 100072, China)

Abstract: In noise radar, the range sidelobe of traditional correlation method is limited by the time bandwidth product. The high range sidelobe caused by short correlation time will lead to the masking of weak target by strong targets or clutter. This paper proposes a range sidelobe suppression method based on decimation least mean square(LMS) filter for noise radar, which uses the coefficients of the LMS filter as range compression result to obtain lower range sidelobe. Theoretical analysis is given to the performance of the proposed method, and efficiency of the proposed method and validity of the theoretical analysis are verified by numerical simulation.

Key words: noise radar; range sidelobe suppression; decimation LMS algorithm

0 引言

噪声雷达作为现代雷达中一个新的研究领域,由于具有优异的低截获概率特性、抗干扰特性^[1-2],以及在目标参数测量方面的良好性能(如无距离、速度模糊),近十几年来得到了快速的发展^[3-4]。

在噪声雷达的相关处理中,旁瓣的抑制性能受限于处理时长与信号带宽之积,在积累增益有限的

情况下会产生弱目标被发射信号泄漏、杂波以及强目标的旁瓣所淹没的现象。降低信号旁瓣最直接的方法是增大相关处理的时间,此时积累时间内目标的距离走动必须要考虑。然而,受波束驻留时间以及目标雷达散射截面(Radar Cross Section, RCS)起伏等因素的影响,相关处理时间不可能任意增大。为了在有限的处理时间之内尽量降低信号旁瓣,需

^{*} 收稿日期:2021-05-16;修回日期:2021-07-21
通信作者:鲁振兴

要考虑一些非传统的处理方式,如 CLEAN 方法^[5]、自适应脉冲压缩^[6]、最小均方(Least Mean Square, LMS)自适应算法等^[7]。

2004 年,Rigling^[8]将 LMS 类型的算法用于噪声雷达距离旁瓣抑制。直到 2012 年,Meller 等^[7]才对该类方法进行了较为详细地描述。但是,Meller 的方法是基于白噪声假设的。实际系统中,为减小信号峰值损失,可能会以明显大于信号带宽的速率进行采样^[9],从而使得相邻采样点之间存在很大的相关性。此时,LMS 算法的收敛速度会很慢,权系数在处理片段内可能无法收敛。虽然联合过程估计方法可以提高算法的收敛速度,但是从回归系数到距离单元的转换需要进行矩阵乘积^[10],其运算量仍然很大。

本文给出一种基于抽取 LMS 的距离旁瓣抑制方法,通过多个 LMS 滤波器并行处理,快速收敛获得低副瓣距离压缩结果。

1 LMS 距离旁瓣抑制原理

假设噪声雷达回波信号中包含 P 个目标,其中第 i 个目标的延迟为 n_i ,那么接收信号可以表示为

$$x(n)=\sum_{i=1}^Pa_iS_r(n-n_i)+S_0(n)。$$

式中: a_i 为第 i 个目标回波信号的复幅度, $S_r(n)$ 为发射参考信号, $S_0(n)$ 为接收机噪声信号。

因为目标回波可以看作 $S_r(n)$ 经过一个线性滤波器之后的结果,所以可以设计一个滤波器,用参考信号经该滤波器后的输出来模拟目标回波信号,滤波器的系数就可以作为回波信号的距离压缩结果。

假设参考信号经过一个系数为 α_i^* ($i=0,1,2,\cdots,M-1$) 的 $M-1$ 阶 FIR 滤波器后得到的输出为

$$\sum_{i=0}^{M-1}\alpha_i^*S_r(n-i),$$

滤波器设计的原则就是使代价函数

$$J=E[|e(n)|^2]=E[|x(n)-\sum_{i=0}^{M-1}\alpha_i^*S_r(n-i)|^2]$$

(1)

最小,其中 $e(n)=x(n)-\sum_{i=0}^{M-1}\alpha_i^*S_r(n-i)$ 为滤波器的输出误差。得到的滤波器系数 $\alpha_0=[\alpha_0,\alpha_1,\cdots,\alpha_{M-1}]^T$ 就是希望得到的距离压缩结果。

滤波器系数 α_0 可以采用维纳滤波算法进行估计,但是该方法需要进行矩阵求逆,运算量很大,尤其是滤波器阶数较高时。为减小计算量,滤波器系数可以通过自适应的方式进行调整,如图 1 所示。

实际中,由于目标回波存在一定的多普勒频率,自适应滤波可以适应目标多普勒频率的带来的系数变化。

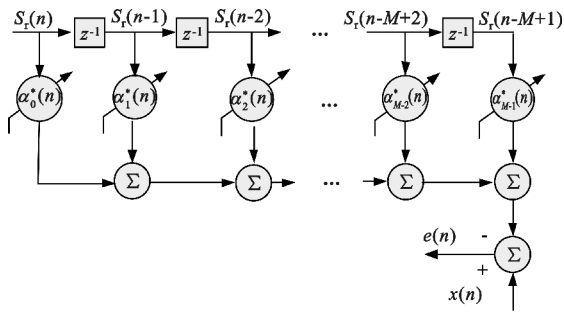


图 1 自适应 LMS 滤波器结构

LMS 算法是一种简单的随机梯度自适应滤波算法。它不需要进行相关函数的计算,也不需要矩阵求逆,仅仅利用瞬时梯度对权向量进行调整。

假设在 n 时刻滤波器的权向量为 $\alpha(n)$,那么对梯度 $\nabla J(n)$ 的瞬时估计为

$$\hat{\nabla}J(n)=\frac{\partial |e(n)|^2}{\partial \alpha(n)}=-2S_r(n)e^*(n)。$$

(2)

式中: $e(n)=x(n)-\sum_{i=0}^{M-1}\alpha_i^*S_r(n-i)$ 为滤波器的输出误差,也就是 LMS 滤波器对回波信号的拟合误差。

LMS 算法对加权向量的调整方法为

$$\alpha(n+1)=\alpha(n)-\frac{1}{2}\mu\hat{\nabla}J(n)=\alpha(n)+\mu S_r(n)e^*(n)。$$

(3)

式中: μ 为迭代步长。在算法初始时刻滤波器系数 $\alpha(0)$ 可以设置为某些先验值也可以设置为 0。

根据 Butterweck 的理论^[10],为保证 LMS 算法稳定,迭代步长 μ 的选取应该满足

$$0<\mu<\frac{2}{MS_{\max}}。$$

(4)

式中: $S_{\max}$ 为参考信号功率谱的最大值。

2 基于抽取 LMS 的距离旁瓣抑制方法

当参考信号为白噪声时,LMS 算法可以具有很快的收敛速度,在处理时间内可以达到收敛状态,然而,在雷达系统中,通常会以明显大于信号带宽的速率进行采样^[9],相邻采样点之间存在很大的相关性。此时,LMS 算法的收敛速度会很慢,滤波器系数在处理时间内无法收敛。因此,本文提出一种基于抽取 LMS 的距离旁瓣抑制方法。

对参考信号进行 D 倍抽取,使得抽取之后的采样频率近似等于信号带宽,这样参考信号的相邻采样点之间可以认为不相关。抽取之后的参考信号为 $S_D(n)=S_r(nD)$,以向量形式表示为

$$\mathbf{S}_D(n)=[S_D(n),S_D(n-1),\cdots,S_D(n-K_D+1)]^T。$$

(5)

式中: K_D 为抽取后的参考向量长度(对应抽取 LMS 滤波器的长度)。

同样,对接收信号也进行 D 倍抽取,根据初始位置的不同,可以得到 D 个不同的信号,其中第 m 个信号为

$$x_{D,m}(n)=x(nD-m)。$$

(6)

式中: $m=0,1,\cdots,D-1$ 。

假设所有目标的延迟均小于 $K_D D \Delta t$ (Δt 为采样间隔),如果将 $S_D(n)$ 作为 LMS 滤波器(长度为 K_D)的参考信号, $x_{D,m}(n)$ 作为期望信号,算法收敛后,滤波器系数 α_m^* 就可以作为第 $m,D+m,\cdots,(K_D-1)D+m$ 个距离像进行输出。图 2 给出了抽取 LMS 滤波的原理,其中横向滤波器阶数越大,拟合的距离范围越广,拟合精度也越高,但是运算量也越大。

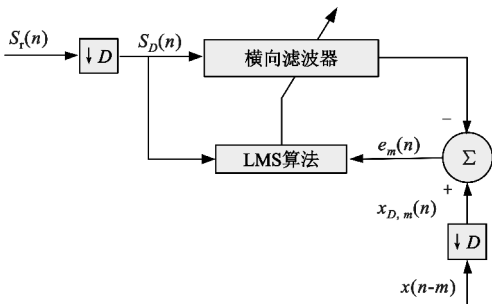


图 2 抽取 LMS 滤波的原理

由于接收信号被抽取成了 D 个不同的信号,因此可以得到 D 个与图 2 结构相同的 LMS 滤波器。相应地,第 m 个 LMS 滤波器的权系数更新方法为

$$\alpha_m(n+1)=\alpha_m(n)+\mu \mathbf{S}_D(n) e_m^*(n)。$$

(7)

式中:

$$e_m(n)=x_{D,m}(n)-\alpha_m^H(n) \mathbf{S}_D(n)。$$

最终,得到 $K_D D$ 个距离单元的距离像为

$$\alpha^*(n)=[\alpha_{1,1}(n),\alpha_{2,1}(n),\cdots,\alpha_{D,1}(n),\alpha_{1,2}(n),\alpha_{2,2}(n),\cdots,\alpha_{D,K_D}(n)]^H。$$

(8)

式中: $\alpha_{m,i}^*(n)$ 代表第 m 个 LMS 滤波器的第 i 个系数。

传统相关处理多采用快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform,FFT)的实现方法,假设总的采样

点数为 N ,在 $N+K_D D$ 为 2 的整数次幂的情况下,相关处理方法需要的复乘次数为 $\frac{5(N+K_D D)}{2} \lg 2(N+K_D D)$ 。自适应脉冲压缩(Adaptive Pulse Compression,APC)方法在每个距离像计算过程中都需要进行信号相关矩阵的求逆,并且需要多次迭代,运算量为 $O(K_D D \cdot N^3)$ 。本文算法在每一个采样时刻需要的复乘次数为 $2K_D D+1$,总共需要的复乘次数为 $(2K_D D+1)N$,在距离单元数不多的情况下,运算量和传统相关处理方法在同一量级,但是远远小于 APC 算法。

3 性能分析

因为参考信号 $S_D(n)$ 的相关矩阵近似为单位阵,第 m 个 LMS 滤波器系数 $\alpha_m(n)$ 的收敛过程与自然模式相同^[10]。假设最优滤波器的权系数向量为 α_m ,那么在小步长条件下, $\mathbf{v}_m(n)=\alpha_m-\alpha_m(n)$ 的第 i 个元素的均方收敛过程为

$$E[|v_{m,i}(n)|^2]=\frac{\mu J_{\min}}{2-\mu \lambda_i}+(1-\mu \lambda_i)^{2n}[|v_{m,i}(0)|^2-\frac{\mu J_{\min}}{2-\mu \lambda_i}]。$$

(9)

式中: $J_{\min} \approx E[|n(n)|^2]=\sigma_n^2$ 。因为抽取后的信号仍然满足采样定理,目标回波可以用抽取后的参考信号进行表示,所以可认为 $J_{\min} \approx \sigma_n^2$ 。

对于单位幅度的噪声调频信号, $\lambda_i \approx E[|S_D(n)|^2] \approx 1$ (实际系统中对接收参考信号进行滤波后信号幅度会有轻微的损失),所以,算法收敛后第 i 个权系数的方差为

$$\text{Var}[\alpha_{m,i}(\infty)]=E[|v_{m,i}(\infty)|^2] \approx \frac{\mu \sigma_n^2}{2-\mu}。$$

(10)

假设 α_m 中的非零值只有 $\alpha_{m,i}$,那么输出结果的峰值旁瓣比(Peak Side Lobe Ratio,PSLR)为

$$P_m=\frac{|\alpha_{m,i}|^2(2-\mu)}{\mu \sigma_n^2}=\text{SNR}_i(\frac{2}{\mu}-1)。$$

(11)

式中: $\text{SNR}_i=\frac{|\alpha_{m,i}|^2}{\sigma_n^2}$ 为目标的信噪比。由图 3 可以看出,对于固定的步长参数 μ ,抽取 LMS 方法输出距离像的峰值旁瓣比会随输入信噪比的增大而线性增大,而相关处理方法的峰值旁瓣比为 $\frac{BT}{1+\text{SNR}_i^{-1}}$ (BT 为时宽带宽积),无论输入信噪比多高,其最大峰值旁瓣比总是受限于 BT 。所以在高信噪比条件下,抽

取 LMS 算法的峰值旁瓣比会大于传统相关处理方法。

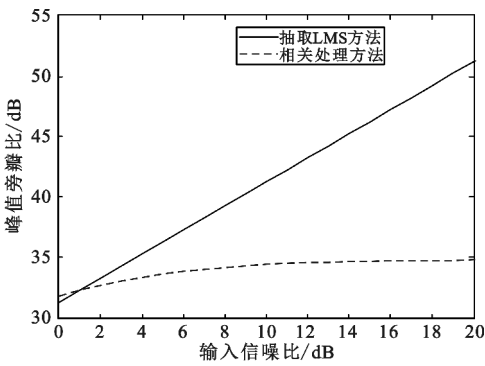


图 3 PSLR 随输入信噪比的变化 ($BT=35\text{ dB}, \mu=1.5\times10^{-3}$)

4 仿真分析

4.1 距离像的仿真分析

仿真中采用带宽 10 MHz、采样率 30 MHz 的噪声调频信号。不过为了使抽取后的信号满足采样定理,使参考信号和接收信号在进入抽取 LMS 滤波器之前经过带宽为 9.8 MHz 的低通滤波器,以滤除边

带成分。算法中令抽取倍数 $D=3$,滤波器长度 $K_D=300$,步长参数 $\mu=1.5\times10^{-3}$ 。

假设两个目标的延迟分别为 100 和 500 个距离单元,功率比为 30 dB,弱目标信噪比为 0 dB。在处理时长为 300 μs 的情况下,图 4 给出了相关处理算法、抽取 LMS 算法以及 LMS 算法得到的距离像,其中后两种算法的距离像初始值(迭代初值)均为 0, LMS 算法中滤波器长度为 900,步长参数与抽取 LMS 算法相同。由于此时的相关处理增益仅为 35 dB,弱目标的相关峰值仅比强目标的噪声基底大 5 dB,所以在图 4(a)中,弱目标无法被检测出。而 LMS 方法的收敛速度很慢,在 300 μs 的处理时间内远没有达到收敛状态,此时在图 4(c)中弱目标也无法被检测。在抽取 LMS 算法中,距离像的噪声基底明显降低,弱目标可以被检测。但是,由于之前对信号进行了滤波处理(滤波器频域响应近似为矩形),算法输出的距离像旁瓣较高。此时通过对输出距离像进行“频域加窗”处理(通过时域卷积实现)^[7],可以使距离旁瓣明显降低。通过汉宁窗处理之后,得到的距离压缩结果如图 4(d)所示。

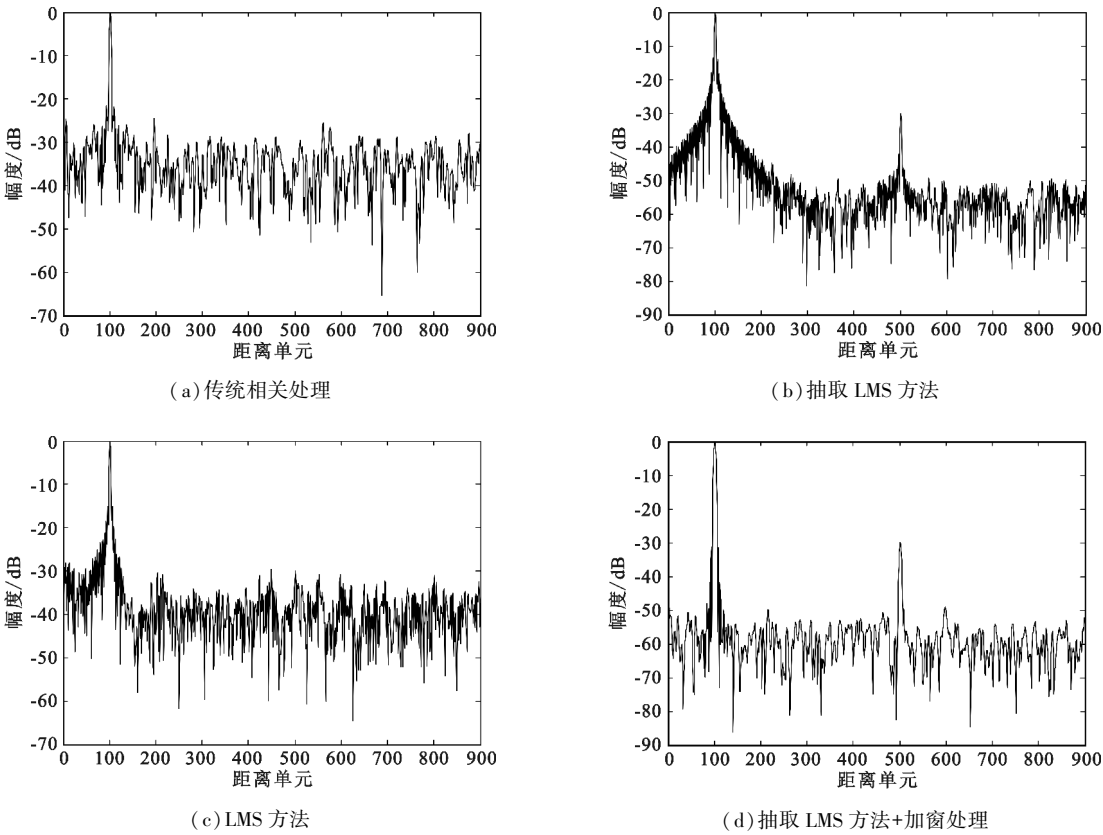


图 4 不同处理方法得到的距离压缩结果

图 5 给出了当强目标的距离延迟为 100.5 个采样点时,抽取 LMS 算法得到的(加窗处理后的)距离

压缩结果,可以看出目标的分数延迟对算法性能并没有太大影响。

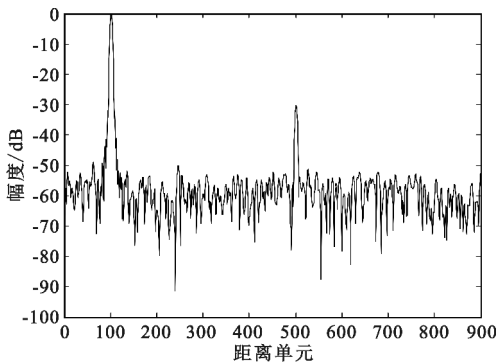
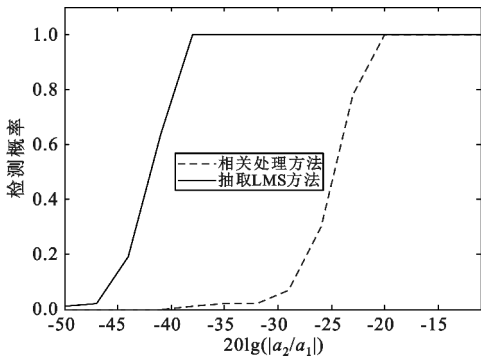
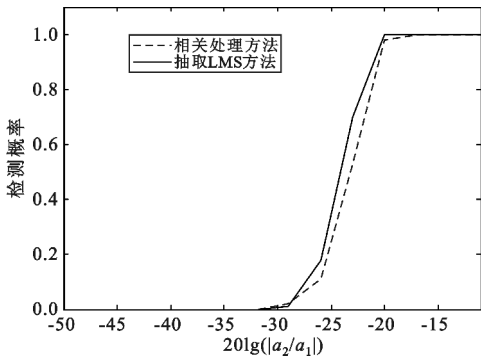


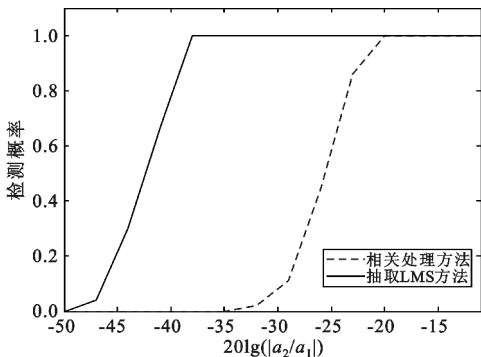
图5 分数延迟情况下抽取 LMS 算法得到的距离压缩结果



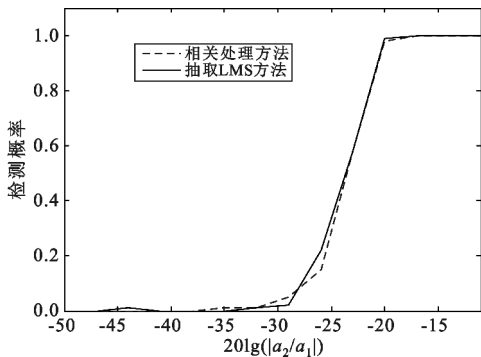
(a) $\text{SNR}_1 = 20\text{ dB}, \tau_1 = 100\Delta t$



(b) $\text{SNR}_1 = 0\text{ dB}, \tau_1 = 100\Delta t$



(c) $\text{SNR}_1 = 20\text{ dB}, \tau_1 = 100.5\Delta t$



(d) $\text{SNR}_1 = 0\text{ dB}, \tau_1 = 100.5\Delta t$

图6 抽取 LMS 算法对弱目标的检测概率

4.3 峰值旁瓣比随输入信噪比的变化

假设回波中仅存在一个目标,目标位于第 50 个距离单元,步长 $\mu=3\times10^{-3}$,其他参数不变,此时通过

4.2 弱目标检测概率的仿真分析

假设强目标和弱目标的幅度分别为 a_1 和 a_2 ,延迟分别为 τ_1 和 τ_2 (仍假设 $\tau_2=500\Delta t$)。在不同信噪比及强目标延迟情况下,图 6 给出了小目标检测概率随两目标回波功率比的变化,其中检测门限按照虚警概率 $P_{fa}=1.2\times10^{-4}$ 进行设置。由图 6 也可以看出,当信噪比较大时,抽取 LMS 算法的性能要明显优于传统相关处理方法;而在 0 dB 信噪比下,抽取 LMS 算法与相关处理方法性能基本相同。图 6 中抽取 LMS 算法相对于相关处理方法的性能改善大小与图 3 给出的理论结果基本一致。另外,可以看出目标的分数延迟对算法性能的影响很小。

仿真得到峰值旁瓣比随目标信噪比的变化如图 7 所示。可以看出,该方法得到的峰值旁瓣比随输入信噪比的提高而增大,并且仿真结果与理论分析一致。

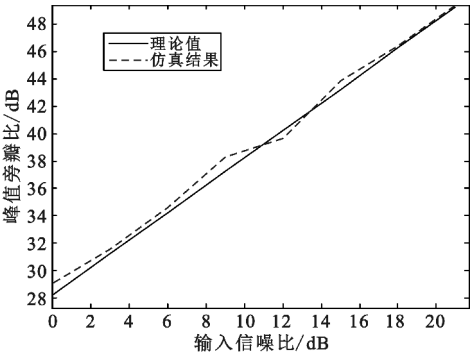


图 7 抽取 LMS 算法 PSLR 随信噪比的变化($\mu=3\times10^{-3}$)

5 结 论

本文针对噪声雷达回波信号相关处理中存在的距离旁瓣较高的问题,提出了一种基于抽取 LMS 的距离旁瓣抑制方法,通过多组抽取 LMS 滤波器计算距离压缩结果。对算法的性能进行了理论分析,得到的 PSLR 正比于输入信噪比,而不受信号时宽带宽积的限制。通过数字仿真对算法的性能进行了验证,与传统的相关处理方法相比,所提方法可以明显提高距离旁瓣抑制能力,并且 PSLR 与理论分析一致。

参考文献:

[1] THAYAPARAN T, DAKOVIC M, STANKOVIC L. Mutual interference and low probability of interception capabilities of noise radar [J]. IET Radar Sonar and Navigation, 2008, 2(4): 294-305.

[2] GARMATYUK D S, NARAYANAN R M. ECCM capabilities of an ultrawideband bandlimited random noise imaging radar [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(4): 1243-1255.

[3] LAI C, NARAYANAN R M. Ultrawideband random noise radar design for through-wall surveillance [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(4): 1716-1730.

[4] MALANOWSKI M, KULPA K. Detection of moving targets with continuous-wave noise radar: theory and measurements [J]. IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, 2012, 50(9): 3502-3509.

[5] FRY R D, GRAY D A. CLEAN deconvolution for sidelobe suppression in random noise radar [C]// Proceedings of 2008 International Conference on Radar. Adelaide: IEEE, 2008: 209-212.

[6] BLUNT S D, GERLACH K. Adaptive pulse compression via MMSE estimation [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(2): 572-583.

[7] MELLER M, TUJAKA S. Block least mean squares processing of noise radar waveforms [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(1): 749-761.

[8] RIGLING B D. Performance prediction in adaptive noise radar [C]// Proceedings of 38th Asilomar Conference on Signal Systems and Computers. Pacific Grove: IEEE, 2004: 3-7.

[9] MOHSENI R, SHEIKHI A, MASBADI M A. Compression of multicarrier phase-coded radar signals with low sampling rate [C]// Proceedings of 2008 International Conference on Radar. Adelaide: IEEE, 2008: 718-721.

[10] HAYKIN S. Adaptive filter theory [M]. 5 版. 北京: 电子工业出版社, 2017.

作者简介:

鲁振兴 男, 1984 年生于山东高唐, 2014 年于北京理工大学获信号与信息处理专业博士学位, 现为高级工程师, 主要研究方向为雷达系统设计、雷达信号处理。

管吉兴 男, 1979 年生于山东青岛, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为雷达系统设计、数字信号处理。

唐程远 男, 1988 年生于黑龙江牡丹江, 工程师, 主要研究方向为弹药设计与雷达测量系统。

张焱 男, 1979 年生山西临汾, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为系统软件设计、数字信号处理。

尹伟 男, 1985 年生于河北新乐, 博士, 工程师, 主要研究方向为雷达系统设计、雷达信号处理。

洪永彬 男, 1983 年生于山东菏泽, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为雷达系统设计、雷达信号处理。