

# 基于 TH 神经网络的 UWB-SAR 抑制 RFI 方法

黄晓涛, 梁甸农, 周智敏

(国防科技大学电子科学与工程学院, 长沙 410073)

**摘 要:** 在超宽带合成孔径雷达 (UWB-SAR) 系统中, 若将接收信号先通过一个自适应预测误差滤波器, 然后再进行成像处理运算, 能极大改善其抑制射频干扰 (RFI) 能力. 本文提出了一种迅速、有效的抑制 RFI 方法, 它利用谱峰判阶并结合 Tank-Hopfield (TH) 神经网络计算滤波器权系数, 在保持足够的抑制 RFI 能力的同时, 大大提高了运算效率.

**关键词:** 超宽带合成孔径雷达 (UWB-SAR); 射频干扰 (RFI); AR 模型; Tank-Hopfield (TH) 神经网络

**中图分类号:** TN957.52 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2000) 09-0023-04

## RFI Suppression in UWB-SAR Based on TH Neural Network

HUANG Xiao-tao, LIANG Dian-nong, ZHOU Zhi-min

(Institute of Electronic Science and Engineering, National University of Defence Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** In ultra-wideband synthetic aperture radar (UWB-SAR), the radio frequency interference (RFI) suppression capacity can be greatly improved by putting an adaptive predictive error filter before the process of image formation. This paper proposes a fast and efficient method for RFI suppression, which gives the model order by spectral peaks and uses the Tank-Hopfield (TH) neural network to compute the coefficients of the filter. The method obtains higher computing efficiency with satisfactory results on interference suppression.

**Key words:** ultra-wideband synthetic aperture radar (UWB-SAR); radio frequency interference (RFI); AR model; Tank-Hopfield (TH) neural network

### 1 引言

工作于 VHF/UHF 波段的超宽带合成孔径雷达 (UWB-SAR) 具有对隐蔽目标成像的能力. 为保证足够的分辨力, 在方位向一般采用合成孔径技术, 而在距离向则通常使用大时宽带宽积发射信号, 目标回波信号带宽一般可达数百兆赫兹. 这样一来, 密集于 VHF/UHF 波段的大量通信信号就会进入雷达接收机, 构成 UWB-SAR 系统的射频干扰 (RFI). 虽然脉冲压缩过程本身可提高信干比, 但大多数情况下, RFI 功率远高于目标回波, 其存在严重影响雷达的成像质量. 已有研究表明, 首先对接收信号进行合理的处理, 可改善 UWB-SAR 的抑制 RFI 能力<sup>[1]</sup>. 这一思想的出发点是: 由于目标回波信号具有近似平坦的频谱, 通常无法利用其过去时刻值对其当前时刻值作出正确预测; 而对窄带的 RFI 信号, 却可进行较准确的预测. 于是, 基于接收信号过去时刻值的预测器将给出对 RFI 信号的一个较好估计. 在每一时刻, 从接收信号中减去估计出的 RFI 信号, 便得到抑制 RFI 后的输出. 近期, 这方面的研究工作主要集中于线性滤波方法<sup>[2]</sup>, 其关键在于滤波器权系数的计算和模型阶次的选取. 文献[3]给出了在扩频通信系统中, 解决上述类似问题的一种神经网络方法, 文中利用连续时间 Hopfield 神经网络的二次优化计算能力求解线性预测器的最

佳权系数, 从而快速、实时跟踪干扰并加以抑制. 然而, 其网络参数需经过大量实时计算才能得到, 即存在“编程复杂性”问题. 为此, 本文提出了基于 Tank-Hopfield (TH) 神经网络的方法并将其应用于 UWB-SAR 抑制 RFI 问题, 它不需要额外运算就可得到网络参数, 因而具有更快的处理速度.

本文安排如下: 第二部分介绍了 UWB-SAR 接收系统模型和基于 AR 模型的抑制 RFI 方法; 第三部分将 TH 神经网络应用于 RFI 抑制, 并详细探讨了其实现方式及相关问题; 第四部分给出了计算机仿真结果; 最后总结了本文的研究工作.

### 2 系统模型和求解途径

可将 UWB-SAR 接收信号 (实数形式) 写成如下形式:

$$z(t) = s(t) + n(t) + i(t) \quad (1)$$

其中  $s(t)$  为雷达目标回波,  $n(t)$  为系统噪声 (可等效为高斯白噪声),  $i(t)$  为 RFI 信号.

假定接收信号已经过 A/D 转换, 采样后的信号为:

$$z(k) = s(k) + n(k) + i(k) \quad (2)$$

其中  $\{s(k)\}$ 、 $\{n(k)\}$  和  $\{i(k)\}$  分别是  $s(t)$ 、 $n(t)$  和  $i(t)$  的样本序列并且彼此独立.  $\{n(k)\}$  为独立同分布高斯随机序列, 其均值为零、方差为  $\frac{2}{n}$ .

收稿日期: 1999-01-25; 修回日期: 2000-05-31

基金项目: 国防预研重点项目基金 (No. 7.5.3.2)

对于 RFI 信号,假定满足如下 AR 模型:

$$i(k) = \sum_{m=1}^p c_m i(k-m) + v(k) \quad (3)$$

其中  $p$  为模型阶数,  $c_m$  为模型系数,  $\{v(k)\}$  为独立同分布高斯随机序列,其均值为零、方差为  $\sigma_v^2$ .

于是,接收信号可写成:

$$z(k) = \sum_{m=1}^p c_m i(k-m) + v(k) + s(k) + n(k) \quad (4)$$

对 UWB-SAR 而言,RFI 功率一般远高于目标回波,故可将宽带的目标回波  $s(t)$  及  $n(t)$ 、 $v(k)$  三者之和等效为一白噪声  $w(k)$ ,接收信号可进一步写为:

$$z(k) = \sum_{m=1}^p c_m i(k-m) + w(k) \quad (5)$$

其中  $w(k) = v(k) + s(k) + n(k)$ .

因此,可设计一个合适的自适应预测误差滤波器,其作用是对滤波器的输入信号进行白化.若将接收到的信号通过该滤波器,则得到抑制 RFI 后的输出.图 1 给出了基于上述思想的 UWB-SAR 接收系统构成框图.

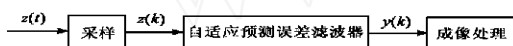


图 1 UWB-SAR 接收系统构成框图

若设预测系数为  $a_m (m=1, \dots, p)$ , 则自适应预测误差滤波器的输出为:

$$y(k) = z(k) - \hat{z}(k) = z(k) - \sum_{m=1}^p a_m z(k-m) \quad (6)$$

定义向量:  $a = [a_1, a_2, \dots, a_p]^T$

$$z(k) = [z(k-1), z(k-2), \dots, z(k-p)]^T$$

其中  $T$  表示转置,则式(6)可改写为矩阵形式:

$$y(k) = z(k) - a^T z(k) \quad (7)$$

上述滤波器的最佳权向量可通过使  $z(k)$  与  $\hat{z}(k)$  的均方误差最小求解.为此,构造一目标函数:

$$J[a] = \frac{1}{2} E[z(k) - a^T z(k)]^2 = \frac{1}{2} E[y(k)]^2 \quad (8)$$

其中  $E$  表示取期望.

使目标函数达到最小的权向量为经典的维纳滤波器权向量解:

$$a_{opt} = R^{-1} q \quad (9)$$

其中  $R$  为输入向量  $z(k)$  的自相关矩阵,  $q$  为输入向量  $z(k)$  与输入信号  $z(k)$  之间的互相关向量,其分别为:

$$R = E[z(k) z(k)^T] \quad (10)$$

$$q = E[z(k) z(k)] \quad (11)$$

将式(10)和(11)代入式(8)可得:

$$J[a] = (1/2) a^T R a - q^T a \quad (12)$$

当输入具有非平稳性时,  $J[a]$  是时变的,此时求出的最佳权向量  $a_{opt}$  也是时变的.

抑制 RFI 问题中的最佳权向量  $a_{opt}$  所属的目标函数式(12)与 Hopfield 神经网络的能量函数具有相同的形式.因此,可用 Hopfield 神经网络计算预测误差滤波器的最佳权向量,且由于目标函数是凸函数,求解过程中不会出现局部最小<sup>[13]</sup>.

在文献[3]给出的连续时间 Hopfield 神经网络中,互连矩阵和偏置向量需经过计算才能得到.在抑制 RFI 问题中,它们分别对应于输入自相关矩阵和输入向量与当前时刻输入信号的互相关向量.设计神经网络时,需首先根据接收信号估计出  $R$  和  $q$ ,然后才能进行优化计算,这将导致所谓“编程复杂性”,从而限制了神经网络的处理速度.为此,本文提出了基于 TH 神经网络的方法.

### 3 TH神经网络用于 RFI抑制

在 LS 准则下的滤波器设计可表示为下述优化问题:

$$\min_w d - Xw \quad (13)$$

其中  $X$  为数据矩阵,  $d$  为参考向量,  $w$  为待求的滤波器权向量.  $X$ 、 $d$ 、 $w$  的维数分为  $M \times N$ 、 $M \times 1$ 、 $N \times 1$ . 式(13)的解为:

$$w^* = X^+ d = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} (X^T X + \epsilon I)^{-1} X^T d \quad (14)$$

其中  $X^+$  是  $X$  的伪逆,  $\epsilon$  为实数.

TH 神经网络<sup>[4]</sup>是由线性规划神经网络导出的,它和连续时间 Hopfield 神经网络一样,也可求解二次优化问题.网络从初始状态达到稳定的时间(即收敛时间)取决于矩阵  $(I/R + K_1 K_2 X^T X)/C$  的特征值<sup>[4]</sup>,其中  $R$ 、 $C$ 、 $K_1$  和  $K_2$  为网络的结构参数.

TH 神经网络和自适应预测误差滤波器构成的 RFI 抑制器如图 2 所示. RFI 抑制器以批处理方式工作,数据样本为  $z(k)$ ,  $k=0, 1, \dots, m$ , 依此取  $0, 1, 2, \dots, K$  为进行一批权系数计算对应的输入数据长度,  $L$  为滤波器长度,  $P = K - L$  为批处理间隔.网络互连矩阵和参考向量分别为:

$$X = \begin{bmatrix} z(0) & z(1) & \dots & z(L-1) \\ z(1) & z(2) & \dots & z(L) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ z(K-L-1) & z(K-L) & \dots & z(K-2) \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$d = [z(L) \quad z(L+1) \quad \dots \quad z(K-1)]^T \quad (16)$$

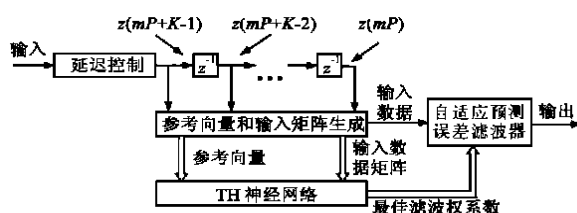


图 2 基于 TH 神经网络的 RFI 抑制器结构

RFI 抑制器的工作过程为:

- (1) 首先以接收序列  $\{z(k)\}$  的最初  $K$  个值按式(15)和(16)构成 TH 神经网络的互连矩阵和参考向量;
- (2) 使网络由任一初态出发经短暂的动态过程到达稳定平衡点,此时神经网络的状态输出便是自适应预测误差滤波器在该时刻的最佳权系数;
- (3) 把得到的权系数作用于滤波器的当前输入,RFI 抑制器输出  $K-L$  个滤波输出值;
- (4) 将输入延迟  $K-L$  个单元,进入下一次滤波过程直至结束.

关于  $K, L$ , 有如下的结论:

(1) 由于  $L$  对应于 RFI 信号的 AR 模型阶次, 其选取实质上是一个 AR 模型阶数问题. 常用的 AIC、MDL 等准则通常只适用于长数据和高斯情形, 且其计算量很大, 因而不利于在实际中采用;

(2) 随着  $L$  增加, 自适应预测误差滤波器时域边缘效应加重, 这直接影响到目标回波的有效时宽;

(3)  $L$  固定后, 增大  $K$  值有利于提高求解精度, 但同时也会增加神经网络的复杂程度.

因此,  $K$  和  $L$  的值应根据实际需要选择以达到最佳效果.

为迅速、有效地给出 RFI 信号的 AR 模型阶次  $L$ , 本文提出一种谱峰门限法 (Spectral Peak Threshold), 简称 SPT. 它利用接收信号幅度谱判定阶数, 其思想是: 任一窄带信号可用少数几个频率相近正弦信号近似, 而每一实正弦信号又可由二阶 AR 线性预测方程完全描述 (复正弦信号对应于一阶), 因此, 若在频域选取一组较强的谱峰, 可用正弦信号和的形式逼近 RFI 信号, 进而得到其阶数的近似值.

判阶具体过程为: 首先根据幅度谱数据计算门限值  $T_{SP}$ , 然后计算幅度谱线中大于  $T_{SP}$  的总个数并以此作为 RFI 信号的阶数.  $T_{SP}$  通过下式计算:

$$T_{SP} = m_{SP} + s_{SP} \quad (17)$$

其中  $m_{SP}$  为幅度谱均值,  $s_{SP}$  为其标准差, 为控制参数.

上式基于以下结论: RFI 信号的幅度谱呈窄带形式, 而目标回波和噪声的幅度谱相对较平坦, 因此对幅度谱均值稍加修正后可作为区分它们的近似门限.

采用 TH 神经网络抑制 RFI 运算效率很高, 这主要有两方面的原因: 一是 TH 网络直接用输入数据构成网络的互连矩阵和参考向量, 避免了连续时间 Hopfield 网络在得到网络参数前进行的计算过程; 另一方面, TH 神经网络每次稳定后完成的是一批滤波输出, 整个过程表现为批处理形式, 便于算法并行设计与实现.

## 4 仿真结果

首先, 研究了 RFI 抑制器对脉冲压缩输出的改善. 滤波器长度利用 SPT 法选择, 输入为一组录取的 RFI 信号加一线性调频信号, 数据长度为 8192 点, 信干比为 -20dB. 线性调频信号也为 8192 点, 带宽为 0.15 (按采样频率归一化). TH 神经网络参数为  $R = 100k$ ,  $C = 10pF$ ,  $K_1 = 1$ ,  $K_2 = 1$ , 其收敛时间约为  $5RC = 5\mu s$ . SPT 法计算的滤波器长度为 239. 图 3(a) 为上述合成的 UWB-SAR 接收信号的脉冲压缩输出, 其峰值旁瓣约为 -1.2dB, 图 3(b) 为经 RFI 抑制器作用后的脉冲压缩结果, 其峰值旁瓣约为 -7.1dB. 可见, RFI 抑制器对信干比有近 6dB 的改善.

接着, 采用脉冲压缩输出的主瓣高度、主瓣宽度、峰值旁瓣和积分旁瓣比这四个量<sup>[5]</sup>作为评价指标, 结合实测 RFI 数据, 确定了滤波器长度的有效范围. 信干比取为 -30dB, 参数估计使用 Burg 递推算法. 其相关结论如下:

(1) 主瓣高度在滤波器长度为 MLL 至 MLH 时较高. 滤波器长度大于 MLH 后, 主瓣高度下降很快 (这主要是因为线性

调频信号的有效时宽减小了);

(2) 主瓣宽度基本上不随滤波器长度变化;

(3) 峰值旁瓣随滤波器长度增加呈下降趋势, 但值得注意的是: 当滤波器长度大于 PSL 后, 峰值旁瓣很难进一步下降, 甚至会升高;

(4) 积分旁瓣比在滤波器长度大于 ISLR 后变化不大, 而在此前迅速上升.

其中 MLL、MLH、PSL 和 ISLR 为与具体 RFI 数据有关的滤波器长度值.

分析三组不同时刻录取的 RFI 数据后, 其 MLL、MLH、PSL 和 ISLR 值, 以及由式 (17) 判定的阶数见表 1. 其中 MLL、MLH、PSL 和 ISLR 的值分别根据每一组数据的计算结果判定, 经综合比较, 再确定表中的阶数合适范围. 表 1 表明: SPT 法判定的阶数在三组 RFI 数据下均落入了所定义的阶数合适范围, 因而验证了 SPT 法作为一种迅速、简便判阶方法的有效性.

表 1 RFI 信号的判阶结果

RFI 数据	MLL	MLH	PSL	ISLR	阶数合适范围	由 SPT 法判定的阶数
第一组	200	500	350	220	220 ~ 350	257
第二组	150	600	800	200	200 ~ 800	240
第三组	210	700	400	260	260 ~ 400	277

最后, 研究了 RFI 抑制器对线性调频体制 UWB-SAR 成像质量的改善. 系统参数如下: 发射信号带宽为 300MHz, 采样频率为 4 倍信号带宽, 雷达运动速度为 100m/s, 脉冲重复频率为 200Hz, 作用距离为 237.5m 至 262.5m, 积累角约为 6.25°, 成像算法采用  $-k$  算法. TH 神经网络参数不变, 滤波器长度仍按式 (17) 计算. 接收信号由一组录取的 RFI 数据加理想回波信号合成, 信干比取为 -30dB. 成像区域有两个同方位向点目标, 抑制 RFI 前, 由于 RFI 的强烈影响而无法看到它们 (如图 4(a)), 抑制 RFI 后, 这两个目标已十分明显 (如图 4(b)). 图中, 横、纵坐标数值为样本点个数.

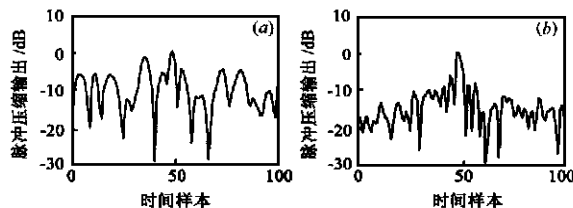


图 3 RFI 抑制器对脉冲压缩输出的改善  
(a) 抑制 RFI 前, (b) 抑制 RFI 后

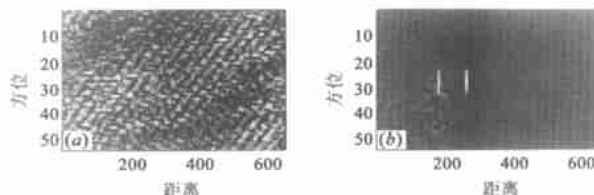


图 4 RFI 抑制器对 UWB-SAR 成像质量的改善  
(a) 抑制 RFI 前, (b) 抑制 RFI 后

## 5 结论

本文提出了一种基于自适应预测误差滤波器的 UWB-

SAR 抑制 RFI 方法,它利用 TH 神经网络计算滤波器系数。这种方法具有简单的网络设计过程,网络的互连矩阵可直接从接收信号的采样序列中得到而不需要额外计算,从而避免了采用连续时间 Hopfield 神经网络时遇到的“编程复杂性”问题。同时,还根据 RFI 信号与目标回波的频谱差异,给出了一种迅速、有效的 RFI 信号判别阶计算式。理论分析和实验结果证明,这一实现形式具有实时、快速抑制 RFI 的能力。

#### 参考文献:

- [1] M. Braunstein, J. Ralson, D. Sparrow. Signal processing approaches to radio frequency interference (RFI) suppression [A]. Algorithm for synthetic aperture radar imagery [C]. D. A. Gglio (Ed.), SPIE Vol. 2230, Orlando, FL, April 1994:190 - 207.
- [2] Gglio (Ed.). Algorithm for synthetic aperture radar imagery [C]. SPIE, Orlando, FL, April 1995, 2487:71 - 129.
- [3] 何桂清. 伪随机扩频系统中抑制窄带干扰的一种神经网络方法[J]. 信号处理, 1996, 9:193 - 200.

- [4] 罗发龙,李衍达. 神经网络信号处理 [M]. 北京:电子工业出版社,1993.
- [5] 张澄波. 综合孔径雷达:原理、系统分析与应用 [M]. 科学出版社,1989.

#### 作者简介:



**黄晓涛** 1972 年出生, 1994 年 7 月于国防科技大学电子技术系获学士学位, 1996 年 4 月于国防科技大学电子工程学院提前攻读信号与信息处理专业博士学位。主要从事超宽带雷达信号处理、干扰抑制方面的研究工作, 目前的研究兴趣有: 参数建模、谱估计、自适应滤波和阵列信号处理。已在国内外刊物和学术会议上发表论文 10

余篇。

**梁甸农** 1936 年出生。现为国防科技大学电子科学与工程学院教授、博士生导师, 中国电子学会会士。主要从事超宽带雷达系统理论及自适应信号处理、谱估计等研究工作。

(上接封四)

(5) **ICIP**: Prof. Andrzej Skowron, Warsaw University, Poland: "Rough Set in KDD"; Prof. Mark A. Musen, Stanford University, USA: "Component-based support for building knowledge-acquisition systems".

(6) **ICSEC**: Prof. Xuejia Lai, Switzerland: "Public key infrastructure: managing the e-business security"; Prof. Yiqun Lisa Yin, USA: "On the development of the advanced encryption standard"; Prof. Dr. Klaus Brunstein, Germany: "Requirements for safety and security policies in networked organizations".

(7) **ICEUT**: Prof. Paulsen, Morten Flate: "An international analysis of web-based education and strategic recommendations for future development of on-line education"; Prof. Sendova, Evgenia: "Lifting the hood to see how something works: developing a Logo Core as a part of web-based course for teachers".

(8) **ICITBM**: Prof. G. Doumeirgs, France: "Enterprise modeling techniques in year 2000"; Prof. L. M. Camarinha-Matos, Portugal: "Trends in virtual enterprise infrastructures".

会议期间还组织了三个论坛: 先驱者论坛 (Pioneer's Day), 青年论坛和计算机系主任论坛。

先驱者论坛由中科院院士戴汝为教授主持, 4 位造诣资深的学者作了特邀报告:

(1) 中科院院士王守觉教授的报告主题为 "Historical Trace and Future of Microelectronics in China"

(2) 中科院院士李三立教授的为 "Computer Systems and Software: Pioneers and Milestones in China"

(3) 中科院和中国工程院院士陈俊亮教授的为 "Communication Infrastructure and Systems: How China Catches the World"

(4) Prof. John A. N. LEE, Virginia Tech, USA, former Editor-in-chief of Annals of the History of Computing: "The History of Computing and Its Pioneers".

本次大会在开展学术交流的同时还举办了三项系列活动: (a) 在北京国际展览中心举办的第 16 届世界计算机大会展览会, 其主题是: 因特网技术与商务应用; (b) 全国中学生计算机邀请赛; (c) 第三届全国研究生电子设计自动化竞赛。

世界计算机大会是隶属于联合国教科文组织的 IFIP 主办的最重要的活动, 也是全球信息技术领域最有影响的学术活动之一, 被誉为 IT 世界的奥林匹克大会。这次大会正值世纪之交, 科学技术突飞猛进, 中外 IT 界广大专家、学者、企业家聚集北京交流学术思想, 展示科技成果, 让中国了解世界, 让世界了解中国。为促进国际间的合作与交流提供了良好的环境与机会。

第 16 届计算机大会闭幕了, 它将圆满成功地载入国际信息处理联合会的史册, 并为实现全球经济和社会信息化作出贡献。