

doi: 10.7690/bgzdh.2018.02.004

# 基于神经网络 CA/OS-CFAR 检测方法

王 皓, 衣同胜

(中国人民解放军 92941 部队 91 分队, 辽宁 葫芦岛 125000)

**摘要:** 在杂波边缘和多目标的复杂环境下, 建立性能稳定的自适应检测技术是提高恒虚警率处理能力的关键。针对单元平均恒虚警检测 (cell averaging-constant false alarm rate) 和有序统计量恒虚警检测 (ordered statistic-constant false alarm rate) 的优缺点, 提出一种基于神经网络的检测方法 (cell averaging/ordered statistic-constant false alarm rate)。利用神经网络进行最优检测方法判断, 根据选定的检测方法计算出检测阈值。通过训练计算初始阈值, 采用神经网络分类并识别输入的类型。将该阈值与 CA-CFAR 和 OS-CFAR 计算结果相比较, 并选用均匀杂波、多目标和杂波边缘环境的仿真案例进行测试。实验结果表明: 该方法可在均值和非均匀的杂波背景中, 能有效地进行最优检测方法判断。

**关键词:** 转换; 神经网络; 多层感知器 (MLP); 恒虚警率 (CFAR); 单元平均数 (CA); 有序统计 (OS)

**中图分类号:** TN957.51 **文献标志码:** A

## CA/OS-CFAR Detection Method Based on Neural Network

Wang Hao, Yi Tongsheng

(No. 91 Team, No. 92941 Unit of PLA, Huludao 125000, China)

**Abstract:** In the complex environment of clutter edges and multiple targets, it is the key to improve the capability of CFAR processing to establish a stable adaptive detection technology. A method of CA/OS-CFAR detection based on neural network is proposed based on cell averaging-constant false alarm rate and cell averaging/ordered statistic-constant false alarm rate. Use the neural network to determine the optimal detection method, according to the selected detection method to calculate the detection threshold to improve the ability of radar detection target. The input of the neural network contains CA, OS-CFAR and the unit value to be measured. The initial threshold is calculated by training, and the type of input is classified and recognized by neural network. The threshold is compared with the results of CA-CFAR and OS-CFAR, and the optimal threshold is selected. This method is tested with a simulation case of homogeneous clutter, multiple targets and clutter edge environment. Experiments show that the method proposed in this paper can be used to determine the optimal detection method in the mean and non uniform clutter background.

**Keywords:** transformation; neural network; multilayer perceptron(MLP); constant false alarm rate(CFAR); unit average; ordered statistic

### 0 引言

恒虚警检测技术 (constant false alarm rate, CFAR) 随本地噪声能量信息设置自适应检测门限, 是提高雷达目标信号检测能力的有效方法。通常情况下, 恒虚警算法对一种或多种特定的环境具有较高的检测能力, 例如单元平均恒虚警检测法在均匀的杂波背景下有最高的检测概率, 但在非均匀的杂波背景下性能较低。有序统计量恒虚警检测在面对多目标和杂波边缘背景下目标提取能力较高, 而在均匀的杂波背景下能力降低; 因此, 笔者提出一种基于神经网络检测的方法。

### 1 恒虚警检测技术与神经网络

#### 1.1 恒虚警检测技术

在杂波环境变化时, 恒虚警检测技术防止雷达

的虚警概率发生太大变化, 同时保证一定的检测概率。它是一种对杂波问题很有效的处理技术, 可以根据本地噪声能量信息设置门限。恒虚警检测器基本组成如图 1 所示。

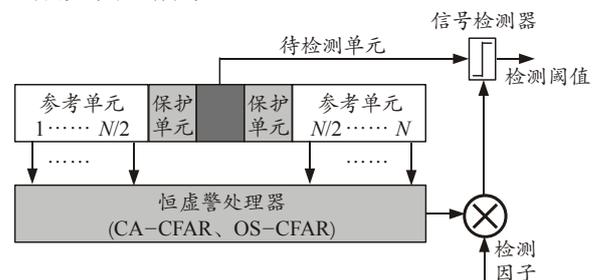


图 1 恒虚警检测器的基本组成

#### 1.2 单元平均恒虚警检测

CA-CFAR 是较早提出的目标检测方法。检测门限由选中的参考单元采样的均值估计得到。在均

收稿日期: 2017-11-24; 修回日期: 2017-12-16

作者简介: 王 皓 (1987—), 男, 辽宁人, 学士, 助理工程师, 从事雷达工程及舰船电子对抗研究。

匀杂波背景下，此方法检测性能较好，如果遇到非均匀杂波背景或者多目标情况时，检测性能较差。虚警概率<sup>[1]</sup>

$$P_{fa}^{ca} = (T + 1)^{-N} \quad (1)$$

检测概率

$$P_d^{ca} = \left( 1 + \frac{T}{1+S} \right)^{-N} \quad (2)$$

其中： $T$  为检测因子； $N$  为 CFAR 窗口中的单元个数； $S$  为检测单元信噪比。

### 1.3 有序统计量恒虚警检测

OS-CFAR 在多目标环境中的检测性能较强，但在检测过程中需要对参考单元进行排序，响应时间较长，并且 OS-CFAR 的检测性能在均质噪声背景下性能有所损失。虚警概率  $P_{fa}^{ca}$ ，单元个数  $N$ ，阶数  $k$  和检测因子  $T$  之间的关系为

$$P_{fa}^{os} = \prod_{i=0}^{k-1} \left( \frac{N-i}{N-i+T} \right) \quad (3)$$

检测概率  $P_d^{os}$ ，单元个数  $N$ ，阶数  $k$ ，检测因子  $T$  和检测单元信噪比  $S$  之间的关系为：

$$P_d^{os} = \prod_{i=0}^{k-1} \left( \frac{N-i}{N-i + \frac{T}{1+S}} \right) \quad (4)$$

## 2 BP 神经网络

BP 神经网络是一种基于误差反馈的人工神经网络，由一个输入层、一个或多个隐层和一个输出层构成<sup>[2]</sup>。BP 神经网络包括正向和反向 2 种传播过程。在正向传播过程中，输入信号由输入层传入隐藏层，此时，信号经过神经元时受该层的权值影响传递至下一层，最终经输出层输出并进行验证。在验证过程中，若输出值与期望值之间的误差超出预期时将转入反向传播。在反向传播过程中，将验证时计算出的误差按输入连接通路反方向传播，逐层调整各层神经元的权值，使输出信号满足要求<sup>[3]</sup>。通过多次运用 2 种传播方式，得到合适的网络连接值。图 2 为单隐层的 BP 神经网络。

图中  $i=(1,2,\dots,n)$  为输入层节点数， $j=(1,2,\dots,q)$  为隐含层节点数， $k=(1,2,\dots,m)$  为输出层节点数。输入层与隐层的权重用  $W_{ij}$  表示，隐层与输出层的权重用  $W_{jk}$  表示，具体工作过程如下：

1) 权重初始化：首先将  $W_{ij}(0)$ 、 $W_{jk}(0)$  赋予一

组随机(-1~1)的非零数值。

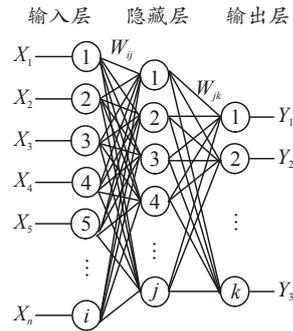


图 2 BP 神经网络的基本组成

2) 输入训练样本：依次输入训练样本集  $X_i=[X_1, X_2, \dots, X_n]$  ( $i=1, \dots, n$ )。

3) 正向传播过程。

① 根据给定的训练模式输入  $X_i=[X_1, X_2, \dots, X_n]$ ，对于隐含层节点的输入有

$$I_j = \sum_i W_{ji} X_i \quad (5)$$

其中  $W_{ji}$  为输入层  $i$  节点与隐含层  $j$  节点的连接权值。 $f_1(x)$  为隐含层激励函数，隐含层的输出为

$$O_j = f_1(I_j) \quad (6)$$

② 对于输出层节点的输入有

$$I_k = \sum_j W_{kj} O_j \quad (7)$$

式中  $W_{kj}$  为隐含层  $j$  节点与输出层  $k$  节点的连接权值。若  $f_2(x)$  为输出层激励函数，输出端的输出方程为

$$O_k = f_2(I_k) \quad (8)$$

③ 通过误差计算公式(8)计算同一层单元的误差，如果存在误差就执行 4)；否，则结束学习。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k (t_k - O_k)^2 \quad (9)$$

其中  $t_k$  为期望值。

4) 反向传播过程。

① 根据计算误差，通过式(10)调整输出层权值：

$$\left. \begin{aligned} \Delta v_{jk} &= \sum_{k=1}^m \eta (t_k - O_k) f_2'(I_k) w_{kj} f_1'(I_j) X_i \\ v_{jk}(q+1) &= v_{jk}(q) + \Delta v_{jk}(q) \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

式中： $q$  为训练次数； $\eta$  为学习速率； $t_k$  为期望值；

$\frac{\partial O_k}{\partial S_k} = f_2'(I_k)$  为输出层传递函数的偏微分。

② 通过式(11)对隐藏层权重进行调整：

$$\left. \begin{aligned} \Delta w_{jk} &= \sum_{k=1}^m \eta (t_k - O_k) f_2'(I_j) O_j \\ w_{jk}(q+1) &= w_{jk}(q) + \Delta w_{jk}(q) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中  $\frac{\partial O_j}{\partial S_j} = f_1'(I_j)$  为隐藏层传递函数的偏微分。

③ 返回 3) 重新进行计算，判断误差函数  $E$  是否收敛到所给学习精度  $\omega (E \leq \omega)$ ，满足精度要求则结束学习，否则回到 4) 继续进行修正。

### 3 研究方法仿真

神经网络法<sup>[4]</sup>学习过程如图 3 所示。利用 CA-CFAR 和 OS-CFAR 2 种方法计算的阈值和待测单元值 (CUT) 作为神经网络的输入。神经网络的输出被称为初始阈值 ( $T_{\text{初始}}$ )。然后，利用选择模块进行反馈，神经网络自动学习直至学习精度满足要求。最后，利用学习结果计算出最优阈值作为最终阈值 ( $T_{\text{终值}}$ )。

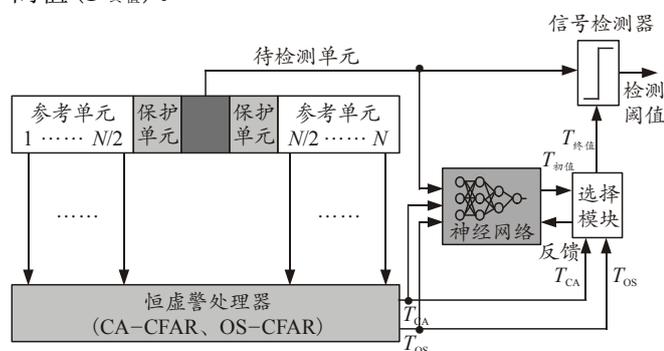


图 3 基于神经网络切换 CA/OS-CFAR 处理器学习过程

如图 4 所示，神经网络法的设计方法由 1 个输入层、1 个隐藏层和 1 个输出层组成。

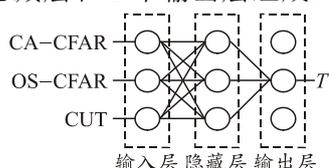


图 4 神经网络法的设计方法

神经网络利用信噪比为 0~30 dB 指数分布的背景信号进行训练。将最大训练次数  $q$  设为 1 000，所使用的学习速率  $\eta$  设为 0.75，学习精度  $\omega$  设为  $1 \times 10^{-5}$ ，并使用 Log Sigmoid 型函数式(12)作为隐含层及输出层的激励函数。

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (12)$$

### 4 结果和讨论

利用 3 个模拟情境，即均匀杂波背景、多目标和非均匀杂波背景，进行方法评估<sup>[5]</sup>。每个 CFAR 窗口中的参考单元数为 16 个。检测性能的评估和分析结果取决于每种情况下检测概率。

#### 4.1 均匀杂波背景

均匀杂波环境由长度为 200 点的瑞利包络杂波序列构成，其中第 50 个和 54 个距离单元内存在信噪比 (signal noise ratio, SNR) 为 30 dB 的目标。均匀杂波环境仿真如图 5 所示。

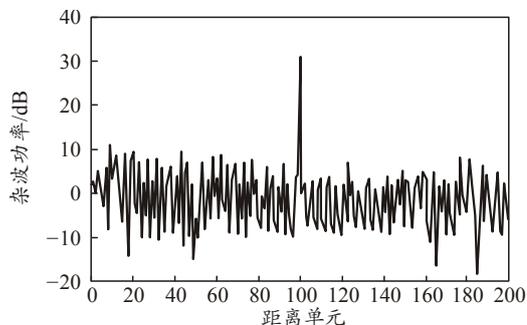


图 5 均匀杂波环境仿真

首先，在 SNR 为 -20~20 dB 的均匀杂波背景中测试神经网络法。将该方法的检测概率与 CA、OS-CFAR 算法性能进行比较，结果如图 6 所示。

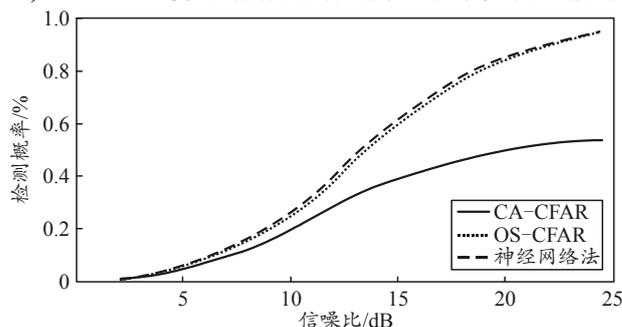


图 6 均匀杂波背景下目标检测概率

由图 6 可知：在均值环境下的大部分阈值进程中，神经网络法选择 CA-CFAR 作为最终阈值且神经网络法的检测概率优于 CA-CFAR 检测法。

#### 4.2 多目标环境

多目标环境由长度为 200 点的瑞利包络杂波序列构成，其中第 50 个和 54 个距离单元内存在 SNR 分别为 35 dB 和 40 dB 的目标<sup>[6]</sup>，分别用目标 1 和目标 2 表示。双目标环境仿真如图 7 所示。

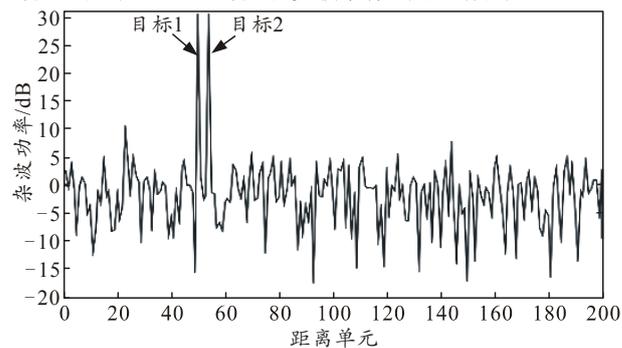


图 7 双目标环境仿真

利用多目标情况对神经网络法进行测试。模拟的条件是 1 个真实目标和 1 个隐蔽目标。实验结果如图 8 所示。从图中可以看出：在多目标条件下，神经网络法大多选择 OS-CFAR 阈值作为门限，并且神经网络法的性能优于 OS-CFAR。

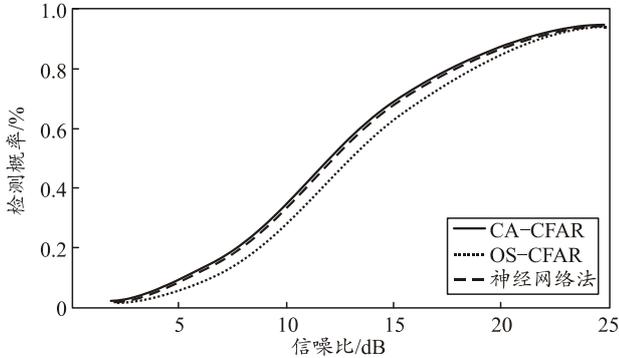


图 8 双目标背景下目标检测概率

### 4.3 杂波边缘环境

杂波边缘环境由 2 段长度为 100 点的高功率杂波区域和低功率杂波区域构成。2 段区域均服从于瑞利包络杂波序列，在第 100 个距离单元处，杂波功率发生跃变。在第 59 个距离单元处注入信噪比为 35 dB 的目标。杂波边缘环境仿真如图 9 所示。

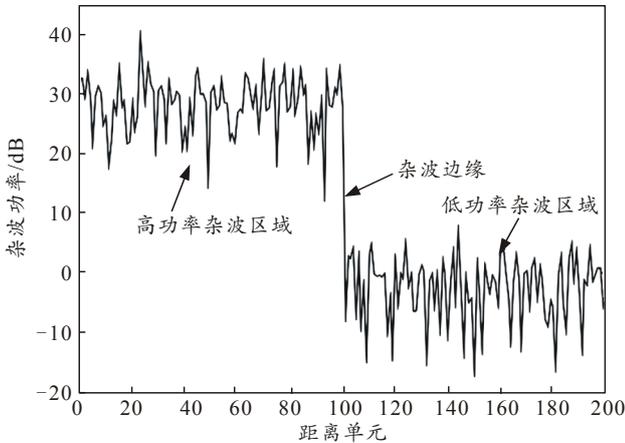


图 9 杂波边缘环境仿真

利用杂波边缘环境测试神经网络法性能。检测概率取决于杂波边缘背景下 (SNR=30 dB) 到待测单元值的相对位置，见图 10。

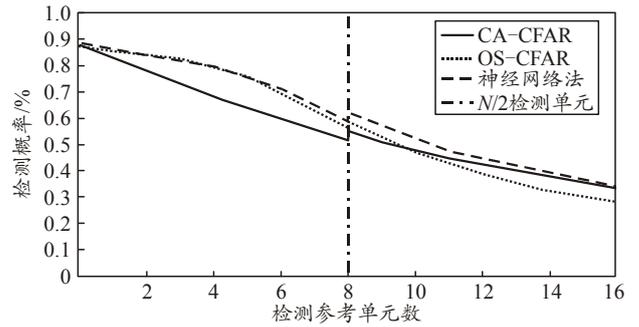


图 10 杂波边缘背景下目标检测概率

从图 10 可以看出：神经网络法的检测概率几乎与 OS-CFAR 相等，略高于 CA-CFAR；当杂波位于窗口的下半部分时，神经网络法的性能优于 CA-CFAR 和 OS-CFAR。这意味着，在该情况下，神经网络法可在 CA-CFAR 和 OS-CFAR 之间作出正确选择。

### 5 结论

笔者提出了一种神经网络检测方法，得到了基于均质和非均匀杂波背景下的实验结果。该方法可以在 CA-CFAR 和 OS-CFAR 之间做出正确选择。因此，该方法的性能在整体模拟情况下略好于传统的 CFAR 检测法。未来的改良应使雷达在高水平杂波和不同噪声的条件下具有更高的检测概率和更低的虚警率。

### 参考文献：

- [1] 何友, 关键, 彭应宁, 等. 雷达自动检测与恒虚警处理 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1999: 18-25.
- [2] 张辉. BP 神经网络的研究分析及改进应用 [D]. 合肥: 安徽理工大学, 2012: 6-7.
- [3] 刘议聪, 朱泓光, 宋永强. 一种改进粒子群算法优化 BP 神经网络实现核素识别方法 [J]. 兵工自动化, 2016, 35(4): 88-92.
- [4] 张维. 复杂杂波背景恒虚警检测技术研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2009: 9-10.
- [5] 宋俊福. 基于杂波图和变换域的恒虚警率处理 [D]. 大连: 大连海事大学, 2013: 8-9.
- [6] 郝程鹏, 侯朝焕, 王维建. 基于改进的 VI-CFAR 算法的分布式 CFAR 检测 [J]. 系统仿真学报, 2007, 19: 830-832.