

Kohonen 神经网络在雷达多目标分选中的应用

林志远, 刘刚, 戴国宪

(空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800)

摘要:雷达多目标分选是电子侦察的重要内容之一,也是实施有效电子战的前提,神经网络在雷达多目标分选中的应用是电子侦察的一个新领域。目标的时域、频域、空域参数是多目标分选常用的分选参数。Kohonen 神经网络具有自组织能力和识别聚类中心的能力,采用一维 Kohonen 神经网络对雷达信号进行分选试验,取得了很好的效果,并给出了确切的聚类中心值。

关键词:Kohonen 神经网络;多目标分选;聚类中心;竞争学习

中图分类号:TN974 **文献标识码:**A **文章编号:**1009-3516(2003)05-0056-04

电子战的发展使得现代电磁环境日益复杂,因此,地空反辐射导弹导引头要想有效攻击空中预警机或干扰机,它必须具有极强的对多目标进行分选的能力^[1]。信号分选指的是从随机交叠的脉冲信号流中分离出各个雷达的脉冲序列,并选出有用雷达信号的过程。表征空中辐射源的信号特征参数有:

- 1) 时域参数,用来描述辐射源时域参数的有脉冲到达时间、脉冲宽度、脉冲重复周期(或重复频率)及脉内“指纹”特征等;
- 2) 频域参数,包括载频频率、频谱宽度、频率变化规律及变化范围等;
- 3) 空域参数,辐射源信号的到达角;
- 4) 脉冲的幅度参数,包括预警机所携带的雷达或干扰机的天线调制参数、天线扫描周期及扫描规律等参数。
- 5) 极化参数,包括辐射源辐射信号的水平极化、垂直极化或圆极化等不同极化形式。

在以上信号参数中,可供用来对辐射源辐射信号进行分选的信号参数有脉冲到达时间(TOA)、脉冲宽度(PW)、脉冲重复周期(PRI)(或重复频率)、信号载频(CF)和信号的到达方向(DOA)(或到达角)等五个参数,其它信号参数通常只有在信号分选后的单个辐射源脉冲列的基础上才能提取出来。

脉冲宽度(PW)是脉冲雷达或欺骗式干扰的一个重要调制参数,是脉冲信号的时参数之一,精确提取辐射源发射的信号脉冲宽度,就可以判定预警机的预警雷达或干扰机的类型和性质。辐射源的工作频率(CF)是其最重要的频域特征参数,从频率上鉴别信号历来是电子侦察设备和导引头选择信号的重要方法之一。空域滤波的最佳参数是信号到达角(DOA),它具有稳定和连续的特点,不会发生跳变,反映了目标的真实位置^[2]。

Kohonen^[3]模型具有自组织和无导师的技术,是受视网膜皮层生物功能的启发而提出的。具有在网络输出层内按几何中心或特征进行聚类的独特性质,就是说,在特征空间中具有较小的欧氏距离的相近特征,将由SOFM(self-organizing feature mapping)的几何上相互接近的输出神经元产生输出响应。因此,将Kohonen神经网络用于雷达多目标分选将是一种有益的探索^[4-5]。

1 Kohonen 模型

1.1 距离测度的概念

收稿日期:2002-09-06

收稿日期:国防科技预研基金项目(99J1.4.1.JB2004)

作者简介:林志远(1969-),男,河南新蔡人,博士生,主要从事电子对抗技术与雷达信号处理研究。

N 维模式矢量,可以被认为代表一个 n 维欧氏空间中的点,建立模式矢量之间的相似性测度的最明了方法之一,是衡量它们之间的相似程度。就是说,如果代表各点的矢量几何上互相接近,那么在某种意义上可被看成一类。

矢量 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 的欧氏范数为

$$\|\mathbf{x}\| = \left[\sum_{i=1}^n x_i^2 \right]^{1/2} \quad (1)$$

表明了矢量的长度。既然我们想知道在模式空间中两个矢量间的距离或长度,就可以使用下式表示

$$\|\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2\| = \left[\sum_{i=1}^n (x_{1i} - x_{2i})^2 \right]^{1/2} \quad (2)$$

1.2 Kohonen 网络模型^[6]

Kohonen 网络结构由两层构成,输入层和 Kohonen 层,并且两层是全连接的,每个输入层神经元与每个输出层神经元有一前馈连接,本文使用一维 Kohonen 网络结构图如图 1 所示。

通常, Kohonen 输出层的输入,可用式(3)计算。

$$I_j = \sum_{i=1}^N (W_{ij} x_i) = \langle \mathbf{W}_j, \mathbf{x} \rangle \quad (j = 1, 2, 3, 4) \quad (3)$$

其中: $N = 30$ 表示输入的模式数; \mathbf{x}_i 是输入模式矢量; $\langle \mathbf{W}_j, \mathbf{x} \rangle$ 表示神经元权值和输入矢量之间的点积。

选中一个获胜神经元的方法,一种是应用获胜者取全部的原则,即获胜的输出层神经元将是有最大 I_j 的神经元, Kohonen 输出层的所有其他神经元将无输出。该神经元权值矢量与输入矢量的夹角要小于其它所有神经元所对应的点积。本文将采用另一种选中获胜神经元的方法,按照式(2),如果某个神经元的权值矢量与输入矢量之间具有最小欧氏范数距离,那么就将这个神经元作为获胜神经元。对于单位权值矢量,这一方法与上述方法在选中获胜神经元上是等价的,但是利用欧氏距离来选中获胜神经元更有利,因为它不需要对权值和输入矢量进行标准化。

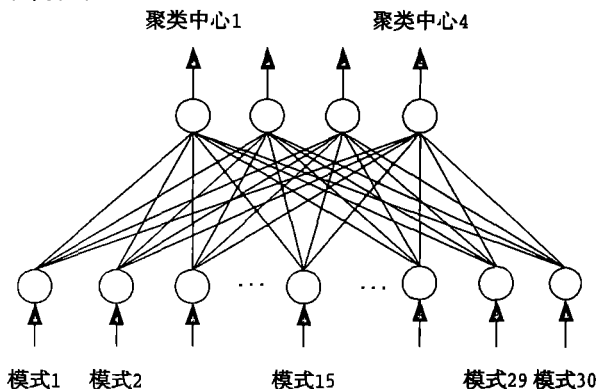


图 1 一维 Kohonen 神经网络结构图

Kohonen 网络通过竞争学习进行训练。当网络输入矢量后, Kohonen 层中的神经元开始竞争,然后利用具有最小欧氏范数距离的神经元作为获胜神经元。获胜神经元根据式(4)进行训练:

$$\mathbf{W}_{ij}^{new} = \mathbf{W}_{ij}^{old} + \eta (\mathbf{x}_i - \mathbf{W}_{ij}^{old}) \quad (4)$$

式中: \mathbf{W}_{ij}^{new} 是输入神经元 i 到输出神经元 j 的新权值矢量; \mathbf{W}_{ij}^{old} 是输入神经元 i 到输出神经元 j 的原权值矢量; \mathbf{x}_i 是输入模式矢量; η 是学习参数,一般取小于 0.25 的初始值。其过程如图 2 所示。

2 聚类算法

根据上述模型,采用以下算法:

1) 初始化。首先设置聚类的类别数 K , 本文 K 取 3, 然后为每个类别的聚类中心赋初值

$$\{z_1(m), z_2(m), \dots, z_k(m)\}$$

其中, $z_j(m)$, $j \leq K$, 代表第 m 次迭代的第 j 个聚类中心值, 初始值可以是任意的, 但通常都设置成样本矢量的前 k 个值。

2) 样本矢量的划分。如果样本矢量

$$\mathbf{x}_i \text{ 满足 } \|\mathbf{x}_i - z_j(m)\| < \|\mathbf{x}_i - z_l(m)\| \quad (5)$$

则 $\mathbf{x}_i \in S_j(m)$, 对于所有的 $i = 1, 2, \dots, N$, $j \leq K, i \neq j$ 。

其中, $S_j(m)$ 代表第 m 次迭代时类别 j 的全体, 通过这一步, 使得每个样本矢量 \mathbf{x}_i 与 K 类中心之一相联系,

3) 计算新的聚类中心。利用在 2) 中建立的每一新类的所有模式, 重新计算每一新类的中心位置, 以便

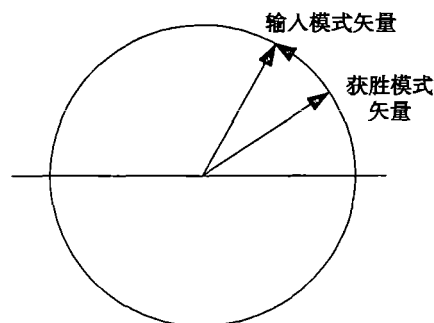


图 2 训练中获胜神经元权值矢量向模式矢量靠近示意图

每个矢量到新的聚类中心的距离之和最小,即使 D_j 具有最小值

$$D_j = \sum_{x_i \in S_j(l)} \|x_i - z_j(m+1)\|^2, \quad j = 1, 2, \dots, K \quad (6)$$

其中, $z_j(m+1)$ 是使式(6) 最小化的所有样本 $S_j(m)$ 的平均值,即新的聚类中心

$$z_j(m+1) = \frac{1}{N_{jx_i \in S_j(m)}} \sum x_i \quad (7)$$

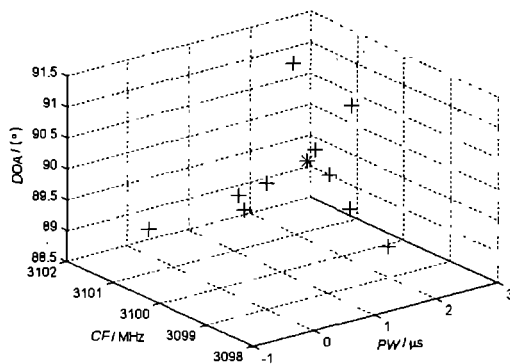
4) 收敛判断。当聚类中心不再有位置变化时,即满足

$$z_j(m+1) = z_j(m), \quad j = 1, 2, \dots, K \quad (8)$$

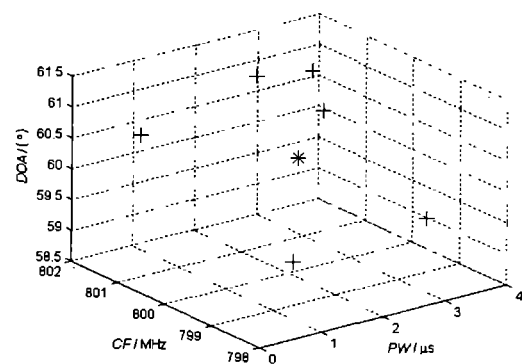
就说明上述迭代已经收敛,但是在迭代运算过程中,一般不可能做到这一步,人们总要设定一个误差值,当下一次迭代的聚类中心值与前一次的聚类中心值相差达到某一允许值时,就可以终止迭代。

3 Kohonen 在雷达信号分选中的应用实例

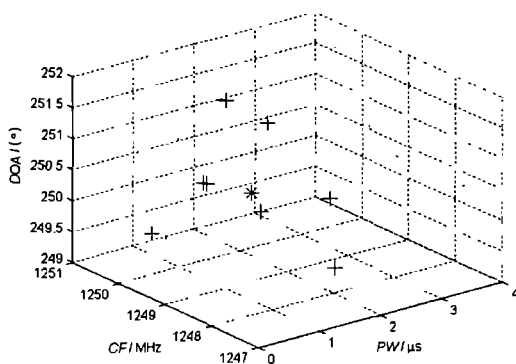
选用脉冲宽度(PW)、载频(CF)和信号到达角(DOA)作为分选参数。选择4个目标,共30个模式作为Kohonen网络的输入,按照竞争获胜只有一个输出的原则,网络有四个输出端。其模型图如图1所示。应用Matlab计算仿真语言对上述算法进行了仿真,其结果如图3所示。图中,“+”表示模式分布在三维图中的位置,“*”表示聚类结果在三维图中的位置。



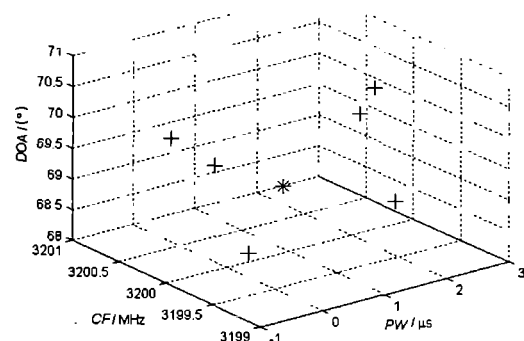
(a) 目标1的模式分布与聚类结果



(b) 目标2的模式分布与聚类结果



(c) 目标3的模式分布与聚类结果



(d) 目标4的模式分布与聚类结果

图3 模式分布与聚类仿真结果

运用Kohonen神经网络,在迭代5次时,结果已经收敛,聚类的具体结果如表1所示。

表1 Kohonen神经网络聚类结果表

	$PW/\mu S$	CF/MHz	$DOA/(\circ)$
Target 1	1.432 763 28	3 100.03 954 14	90.156 799 20
Target 2	2.209 178 90	800.102 264 84	60.279 586 35
Target 3	1.668 344 69	1 249.33 094 09	250.248 583 1
Target 4	0.913 496 26	3 200.013 457 6	69.058 706 69

4 结束语

本文提出了一种用 Kohonen 神经网络分选雷达多目标的分选方法,通过仿真试验,证明了这种方法的有效性,并且能给出分选结果的精确值,解决了直方图聚类分析中不能给出确切数值的不足。但是,许多因素可能会影响上述算法的收敛性能,其中包括聚类中心的数量,初始聚类中心的选择和输入数据的几何分布特性等。在本文中,脉冲宽度的聚类结果较载频和信号到达角的聚类结果有较大偏差。

参考文献:

- [1] 林志远. 地空反辐射导弹多目标分选技术研究[D]. 西安:空军工程大学导弹学院,2001.
- [2] 甄蜀春,张善文,赵兴录. 基于小波组合滤波器的雷达目标分选方法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版),2001,2(3):34-36.
- [3] Kohonen T. The self-organizing map[J]. IEEE, 1990, 78(9):1464-1480.
- [4] 万建伟,宋小全. 神经网络在雷达信号分选中的应用[J]. 系统工程与电子技术,1996,18(8):29-35.
- [5] 梁民,孙仲康. 基于神经网络的舰船雷达目标特征抽取和分类方法研究[J]. 系统工程与电子技术,1993,15(8):11-21.
- [6] 徐勇,荆涛. 神经网络模式识别及其实现[M]. 北京:电子工业出版社,1999.

(编辑:田新华)

Application of Kohonen Neural Network to Sorting Radar Multi-target

LIN Zhi-yuan, LIU Gang, DAI Guo-xian

(The Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan, Shaanxi 713800, China)

Abstract: Radar multi-target sorting is one of the important contents in electronic reconnaissance, and a precondition of implementing effective EW as well. The application of neural network to sorting radar multi-target is a new realm of electronic reconnaissance. The target parameters of time field, frequency field and space field are often used to sort radar multi-target. Kohonen neural network is capable of self-organizing and recognizing clustering center. A good result is obtained and the accurate value of clustering center is given out by applying one-dimension Kohonen neural network to radar signal sorting.

Key words: Kohonen neural network; multi-target sorting; clustering center; competitive learning