

分布式干扰机对组网雷达的无源定位

解 凯¹, 陈永光^{1,2,3}, 李修和¹, 沈 阳¹

(1. 电子工程学院, 安徽合肥 230037; 2. 63880 部队, 河南洛阳 471003;
3. 国防科技大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073)

摘 要: 利用测向——交叉定位法对组网雷达中的辐射源进行无源定位时, 来自不同辐射源的信号交织在一起, 形成两类虚假定位。为消除这些虚假定位, 根据分布式干扰机的特点提出了一种新的定位算法: 首先利用各干扰机中进行的初级信号分选和融合中心进行的融合分选识别去除第一类虚假定位; 然后利用分选识别数据采用多点源定位方法对组网雷达进行定位。仿真试验结果证明, 分布式干扰机对组网雷达的无源定位方法是一种有效的定位方法。

关键词: 分布式干扰机; 组网雷达; 分选; 识别; 无源定位

中图分类号: TN971.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 06-1164-05

Passive Location for Netted Radar on Distributed Jammers

XIE Kai¹, CHEN Yong-guang^{1,2,3}, LI Xiu-he¹, SHEN Yang¹

(1. Electronic Engineering Institute of PLA, Hefei, Anhui 230037, China; 2. Unit 63880, Luoyang, Henan 471003, China;
3. School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: A lot of interlaced signals from various radiant point make produce two kinds of false location point when DOA location method is used to passive location for radiant point of netted radar. A new location method is given based on the features of distributed jammers for clearing these false location points. Primary signal sorting processed in jammer and fusion signal sorting and identifying processed in fusion center are used to clear the first false location points. Then multi-location method is given to locate netted radar using the data of signal sorting and identifying. The result of simulation demonstrates that the method for locating netted radar is an effectual location method of passive location.

Key words: distributed jammers; netted radar; signal sorting; identify; passive location

1 引言

分布式干扰机被国内外专家认为是对付组网雷达的一种行之有效的办法^[1]。相对于独立工作的雷达干扰系统, 分布式干扰机对组网雷达的对抗优势不仅仅体现在干扰效果方面, 在对组网雷达中各个辐射源的侦察定位方面同样优势明显。分布式干扰机采用的是多平台交叉定位技术。通常对于交叉定位法, 当存在多辐射源目标(组网雷达)时, 对目标定位容易出现虚假目标现象, 其根本原因在于定位系统只利用了到达角信息, 而忽略了信号的其他信息, 形成了错误的方向角配对, 从而形成了虚假目标。解决该问题的方法^[2]: 一是增加侦察平台数量; 二是先进行有效的脉冲分选和识别, 消除错误的方向角配对, 再交汇定位。而分布式干扰机恰恰具备这两方面的优势。

针对多对多无源定位存在的问题, 本文给出了分布式干扰机对组网雷达的无源定位算法, 主要包括三个部

分: (1) 传感器初级信号分选算法部分, 该算法引用了文献[4]和[5]中的自组织概率神经网络分选方法, 在指标选择上做出了调整; (2) 融合分选识别算法部分, 该算法对文献[4]和[5]中分选算法进行了拓展, 使之能够适用于多传感器的信号融合分选识别; (3) 多点源定位算法部分, 该部分利用融合分选识别的结果和对测向——交叉定位法^[2]的组合, 很好的解决了多对多无源定位问题。

2 多对多无源定位存在的问题及其解决方案

利用测向——交叉定位法^[2], 进行多对多定位时存在大量的虚假定位, 如图1所示。图1中 $J_1 \sim J_6$ 为侦察传感器, R_1 与 R_2 为同型号雷达, R_3 与 R_4 为同型号雷达, F_1 和 F_2 所指示的点为错误方向角配对造成的虚假定位。这些虚假定位按照产生方式的不同可以分为两类: (1) 不同型号雷达的测向数据造成错误方向角配对形成虚假定位, 如图1中 F_2 所指示的点; (2) 同型号雷

达测向数据造成错误方向角配对形成虚假定位,如图 1 中 F1 所指示的点.

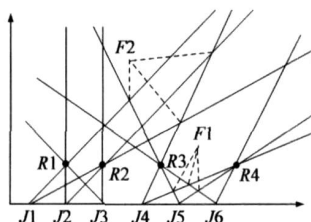


图 1 错误方向角配对示意图



图 2 分布式干扰机对组网雷达无源定位算法流程图

对于第一类虚假定位可以通过辐射源信号参数分选识别方法来消除,这要求定位系统具有融合分选识别能力;对于第二类虚假定位可以利用多源定位方法来消除,这要求定位系统具有多个分布式的侦察平台.将上面两种方法的有机结合就构成了分布式干扰机对组网雷达的无源定位算法,其算法流程如图 2 所示.

3 分布式干扰机对组网雷达的无源定位算法

3.1 分布式干扰机无源定位工作原理

分布式干扰机是指空中(或地面)多部干扰机按照要求构成网.它们可以由在空中(或地面)的干扰机阵或空中干扰机组与地面指挥控制站组网.对雷达参数的截获和信号初级分选由空中干扰机组完成,在干扰机组初级分选完成后将分选结果传送给地面指挥控制站;地面指挥控制站利用数据融合技术,通过接收到的雷达信号参数对辐射源融合分选识别和定位,为威胁评估和干扰资源分配提供信息.分布式干扰机的识别定位系统采用集中式的信息融合结构^[3],如图 3 所示.

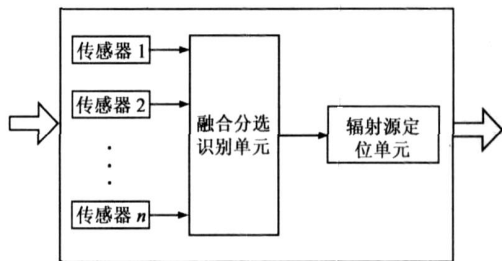


图 3 分布式干扰机识别定位系统基本结构图

分布式干扰机识别定位系统数据流图如图 4 所示.从图 4 可以看出,传感器(空中干扰机组)首先对接收到的雷达脉冲信号进行初级分选,然后将分选后的参数

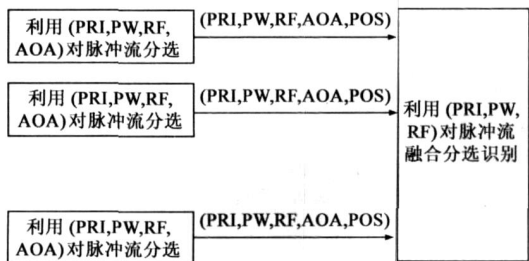


图 4 分布式干扰机识别定位数据流图

上报给融合中心(地面指挥控制站),这些参数为:脉冲重复周期(PRI)、脉冲宽度(PW)、信号载频(RF)和到达角(AOA)、传感器位置(POS).融合中心利用(PRI,PW,RF)对上报的数据进行融合分选识别,然后对分选识别后得到的雷达辐射源进行定位,最后给出雷达型号和位置信息.

3.2 对组网雷达信号的分选识别

3.2.1 自组织 PNN 原理^[4-7]

概率神经网络(Probabilistic Neural Network)其结构与多层神经网络类似,它的功能函数采用的不是 Sigmoid 型函数,而是指数函数,采用此种函数形成的分类神经网络,可以得到非线性判决边界,且在一定条件下即可实现贝叶斯最优判决.

自组织 PNN 利用了人脑神经的特点,无须事先存贮训练样本,而是边工作边学习(记忆),其记忆内容即其隐含层各单元的权重,是通过其自身内部的竞争学习获得的,竞争的获胜者是具有最大概率的模式,随着更多模式的获得系统自己调整记忆,并自动遗忘过旧的模式以适应新的环境.整个系统分为若干个称为类处理器的子系统,类处理器的数目等于所要分类的类别数,而每个类处理器又相当于是一个 3 层前向神经网络,如图 5 所示.其输入层包含 p 个结点、每个结点对应于输入特征矢量的

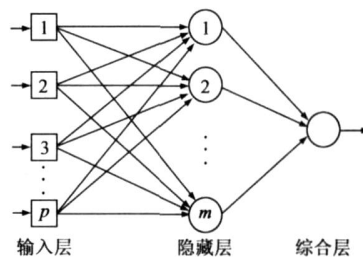


图 5 类处理器结构图

一个维;隐含层包含 m 个神经元,这 m 的值在工作过程中是逐渐递增的,其最大值通常取为 30~40 因为这已足以保证很好的计算输入模式的 PDF(概率函数密度),而每个神经元的作用有二个:一是记忆该类别“过去”输入的某一样本矢量 X_{Ai} ;该作用是由延迟寄存器所完成;二是对“现行”输入模式完成如下运算,在此与文献[4,5]中不同之处是以权重来体现分选参数的重要程度:

$$f_{Ai} = \exp \left[- \frac{(X - X_{Ai}) \cdot W_{p \times p} (X - X_{Ai})}{2} \right] \quad (1)$$

式中, $W_{p \times p}$ 为权重向量,其表达式为

$$W_{p \times p} = \begin{bmatrix} w_{11} & & & 0 \\ & w_{22} & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & w_{p \times p} \end{bmatrix}$$

且 $w_{ii} = 1, 0 \leq w_{ii} \leq 1$. 权值的大小根据参与分选参数的重要

程度而定,分选参数越重要,权重越大。

最后一层是综合层,它只包含一个神经元,该神经元将隐含层中 m 个神经元的输出进行(相加)和加权,其权重值为 $1/m$,这样每个类处理器所完成的总运算是

$$f_A = \frac{1}{m_{i=1}} \exp \left[- \frac{(X - X_{Ai}) W_p \times p (X - X_{Ai})}{2^2} \right] \quad (2)$$

由于 RF、PRF、PW、AOA 等雷达信号参数具有不同的量纲单位,因此在将其加到概率神经网络之前,必须首先对其进行量化,以形成 PNN 所需要的输入特征矢量。实际用于雷达信号参数量化的一般关系式^[5]为

$$A = 0.471 A_{\text{输入}} / 5 \quad (3)$$

式中, A 为参数量化后的特征矢量; $A_{\text{输入}}$ 为参数量化前的特征矢量; A 为参数 $A_{\text{输入}}$ 测量的均方根误差。

3.2.2 传感器初级分选模型

由于侦察对象是地面雷达网,工作状态的辐射源一般都位置固定或者移动速度缓慢,这样在分选参数中来自同一辐射源的 AOA 可近似认为不变。因此,在进行单传感器信号分选时, AOA 作为首要分选指标。参加分选的参数向量为 $[AOA, PRI, PW, RF]$ 。

根据自组织 PNN 原理,传感器分选工作流程^[4,5]为:

初始状态下,整个 PNN 的各个类处理器都没有“记忆”任何特征信息,所有的类处理器都处于“空闲”状态。现在若输入某一模式, PNN 马上在类处理器 1 中建立这一模式,此时 $m=1$; 现在若输入第二个模式,首先我们要计算该模式属于第 1 类别的 PDF, 因此就由类处理器 1 将 $m=1$ 代入式(2)中得到 $f_1(x)$ 。

如果 $f_1(x)$ 大于门限值,那么我们认为现行输入模式与已经存贮在类处理器 1 中的模式是属于同一类别,因此 PNN 就将现行输入模式的特征矢量存入类处理器 1 中,此时 m 变为 2; 但如果 $f_1(x)$ 小于门限值,那么我们认为现行输入模式与已经存贮在类处理器 1 中的模式不属于同一类别,于是 PNN 就在类处理器 2 中建立一个新模式,其工作过程是将现行输入模式的特征矢量存入类处理器 2 中,此时在类处理器 2 中 $m=1$; 当输入第 3 个模式时,若前面输入的两个模式都存储在类处理器 1 中,就计算该模式属于第 1 类别的 PDF, 因此就由类处理器 1 将 $m=2$ 代入式(2)中得到 $f_1(x)$ 。

如果 $f_1(x)$ 大于门限值,那么我们认为现行输入模式与已经存贮在类处理器 1 中的 2 个模式都属于同一类别,因此 PNN 就将现行输入模式的特征矢量又存入类处理器 1 中,此时 m 变为 3; 但如果 $f_1(x)$ 小于门限值,那么我们认为现行输入模式与存储在类处理器 1 中的模式不属于同一类别,于是 PNN 就在类处理器 2 中建立一个新模式; 可是若当输入第 3 个模式时,前面输入的 2

个模式分别存贮在类处理器 1 和类处理器 2 中时,此时就需要分别计算该输入模式属于第 1 个类别和第 2 个类别的 PDF, 因此就由类处理器 1 将 $m=1$ 和类处理器 2 将 $m=1$ 分别代入式(2)中得到 $f_1(x), f_2(x)$ 。

选择 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 的大者,且其若超过门限值,则又将该输入模式存入相应的类别中,若 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 均小于门限值,则就在类处理器 3 中建立一个新模式,以此类推,就可以完成对整个输入模式的分类。当某一个类处理器中所存贮的模式数 m 已达到其最大值时,则若该处理器又存贮进属于该类的一个新模式时,它自动将原来存贮在里面的第 1 个模式“遗忘”掉,这样存贮在类处理器中的模式可以逐渐得到调整。这也就是使存贮的“记忆”能更准确的反映该模式的概率特征,如此重复学习工作,便可完成自组织的贝叶斯分选。

在分选中,由于 AOA 作为主要分选参数,所以每一个分类中的 AOA 是非常接近的,为了便于后面的融合分选,在此将分类中所有模式的 AOA 取平均值

$$AOA = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m AOA_i \quad (4)$$

传感器传送给融合中心的数据为: n 类雷达信号和融合中心位置 POS; 每一类雷达信号中存有 m 种该类信号模式和该类的 AOA; 每个信号模式参数为 $[PRI, PW, RF]$ 。其传输数据量为:

$$P = n [m (PRI + PW + RF) + AOA] + POS \quad (5)$$

式中 P 为单个参数的数据标量。

3.2.3 融合分选识别模型

融合中心仍然采用自组织 PNN 网络,与传感器分选不同的是,在此将利用已知的辐射源参数对网络进行训练,将融合分选与识别在一起完成,并根据多传感器侦察特点,对文献[4,5]的分选方法进行了拓展。

由于各个传感器位置不同,即使对同一辐射源的测向数据都不一样,因此 AOA 参数不能作为分选和识别参数,但仍然保留,为以后的辐射源定位提供数据。在此,参加分选的参数向量为 $[PRI, PW, RF]$ 。

设网内有传感器 S_1, S_2, \dots, S_L , 根据自组织 PNN 原理,融合分选工作流程为:

(1) 对网络进行训练,即为整个 PNN 的各个类处理器存储“记忆”,给已知的辐射源建立相应的类处理器,在每个类处理器中存储大量的辐射源参数样本。

(2) 根据所接收到的传感器数据的时间先后顺序, PNN 马上对先到达的传感器 S_i 的 n_i 类雷达信号进行分选识别,首先选取该传感器的第一类雷达信号 S_{i1} 与融合中心的已有的类处理器进行分选识别,其工作过程为:将 S_{i1} 中的模式依次与融合中心类处理器进行分选计算,其分选方法与节 3.2.2 中的单传感器方式相同,如果 S_{i1} 中有 k 个模式属于该融合中心类处理器,则认

为 S_{i1} 与该融合中心类处理器同类, 将 S_{i1} 中的 POS 和 AOA 数据存储到该融合中心类处理器, 其余参数不变; 如果 S_{i1} 中少于 k 个模式属于该融合中心处理器, 则认为 S_{i1} 不属于该类, 重新与其他融合中心类处理器进行归类; 如果已有的融合中心处理器中没有与 S_{i1} 同类, 则以 S_{i1} 中的模式为样本建立新的融合中心处理器. S_i 中的其他分类按照上述方法依次进行.

(3) 其余传感器的数据分选识别按照上面的方法以时间先后顺序依次进行, 就可以完成对所有传感器的融合分选识别.

融合中心分选识别后的数据为: { 雷达型号; [POS, AOA]₁, [POS, AOA]₂, ..., [POS, AOA]_q }. 其中, [POS, AOA] 将作为辐射源定位的数据.

3.3 对组网雷达辐射源多点源定位算法

利用第 3.2 节的融合分选识别方法可以去除第一类虚假定位, 但是由于同型号辐射源难以分选识别, 仍然可能存在第二类虚假定位. 对于可能存在第二类虚假定位的定位方法是基于以下假设: 若存在 m ($m > 2$) 个传感器对 n 部雷达辐射源进行无源定位, 如果每一个传感器都能够对这 n 部雷达进行测向, 则交于雷达所在位置的测向射线数量为 m , 而交于其他虚假定位点的测向射线数量一定小于 m . 在实际侦察时, 可以通过合理的部署使得传感器的任务区覆盖同一片区域来使该假设成立.

定位单元从融合分选识别单元接收到的数据为: { 雷达型号; [POS, AOA]₁, [POS, AOA]₂, ..., [POS, AOA]_q }. 现取其中的一种型号雷达测向数据进行定位计算.

以融合中心位置为圆点建立平面直角坐标系, 对所有传感器位置进行坐标变换, 然后利用式(6)^[2]两两配对分别计算定位点坐标, 一共会得到 C_q^2 组定位点坐标.

$$\begin{cases} x_e = \frac{y_1 - y_2 - \tan \alpha_1 x_1 + \tan \alpha_2 x_2}{\tan \alpha_2 - \tan \alpha_1} \\ y_e = \frac{\tan \alpha_2 y_1 - \tan \alpha_1 y_2 - \tan \alpha_1 \tan \alpha_2 x_1 + \tan \alpha_1 \tan \alpha_2 x_2}{\tan \alpha_2 - \tan \alpha_1} \end{cases} \quad (6)$$

式中, (x_e, y_e) 为定位点坐标; $(x_1, y_1), (x_2, y_2)$ 分别为传感器 1 和传感器 2 的坐标; α_1, α_2 分别为传感器 1 和传感器 2 的测向角.

然后对这 C_q^2 个定位点坐标进行比较, 具体步骤为:

(1) 以 C_q^2 个定位点坐标为样本建立定位点比较列表, 以定位点 1 坐标为基准, 交点计数器为 1;

(2) 从定位点 2 开始比较, 当定位点 2 坐标满足式(7)则认为两个点为同一定位点, 交点计数器加 1, 利用式(8)调整定位点坐标, 并将定位点 2 从比较列表中去除, 否则继续下一个定位点坐标的比较, 直至比较列表的最后一个定位点, 记录下最终的交点计数器;

由于存在定位误差, 因此只要定位点坐标满足式(7) $(x_{ei} - x_{ej})^2 + (y_{ei} - y_{ej})^2 < C_q^2$,

$$i, j = 1, 2, \dots, C_q^2 \text{ 且 } i \neq j \quad (7)$$

式中, C_q^2 为定位容差.

$$\begin{cases} x_e = \frac{x_{ei} + x_{ej}}{2} \\ y_e = \frac{y_{ei} + y_{ej}}{2} \end{cases}, \quad i, j = 1, 2, \dots, C_q^2 \text{ 且 } i \neq j \quad (8)$$

(3) 按照步骤(1)和步骤(2)重新对比较列表余下的定位点进行比较并记录下交点计数器, 直至比较列表中不再存在定位点.

在定位点比较完成后会得到数据 { 定位点坐标, 交点计数器数量 }, 根据前面的假设取计数器数量最多的定位点为雷达辐射源的真实位置.

4 仿真试验

4.1 仿真条件

针对仿真需要, 编写了组网雷达信号环境仿真模块、传感器初级分选模块、融合分选识别模块、定位计算模块等仿真程序. 组网雷达由 4 部常规体制雷达组成, 分布式干扰机由 6 部干扰机组成, 进行仿真试验数据如表 1 和表 2 所示, 其中: $R1$ 和 $R2$ 在干扰机 $J1 \sim J3$ 的任务区内, $R3$ 和 $R4$ 在干扰机 $J4 \sim J6$ 的任务区内; 干扰机的测向误差均为 1 度, 参加初级分选的参数为 [AOA, PRI, PW, RF], 对应的权重值为 [0.5, 0.2, 0.1, 0.2]; 参加融合分选的参数为 [PRI, PW, RF], 对应权重值为 [0.4, 0.2, 0.4].

表 1 组网雷达辐射源参数

雷达型号	位置(m)	RF(MHz)	PRF(Hz)	PW(μs)
A 型雷达 R1	(15000, 20000)	1250 ~ 1350	3077	4.8 ~ 6.0
A 型雷达 R2	(25000, 20000)	1250 ~ 1350	3077	4.8 ~ 6.0
B 型雷达 R3	(45000, 20000)	400 ~ 450	3333	13
C 型雷达 R4	(55000, 20000)	9700 ~ 9900	435	1

表 2 干扰机位置

干扰机	J1	J2	J3	J4	J5	J6
位置(m)	(10000, 0)	(20000, 0)	(30000, 0)	(40000, 0)	(50000, 0)	(60000, 0)

4.2 仿真结论

仿真结果: 经过 1000 次模拟, 融合中心对雷达辐射源的识别率为 97.8%, 测向误差为 1 度时分布式干扰机对四部雷达的定位点分布如图 6 所示:

定位坐标平均值见表 3:

表 3 定位坐标平均值

雷达	R1	R2	R3	R4
测向误差 1 度	(14832.6, 19886.8)	(24820.5, 20062.1)	(44830.8, 19883.0)	(54821.8, 20076.1)

并根据测向——交叉定位最小模糊面积的计算公

式^[2]得到测向误差为 1 度时的最小模糊面积为 $7.5517 \times 10^5 (\text{m}^2)$.

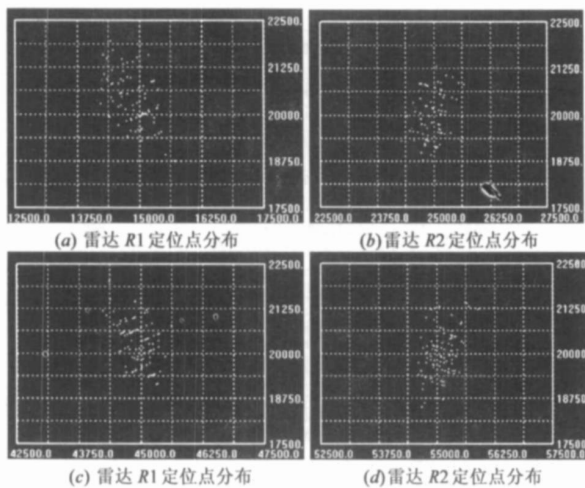


图 6 分布式干扰机对组网雷达定位点分布图

根据仿真结果,可以得到如下结论:

(1) 从图 6 和表 3 可以看出,定位坐标存在一定的定位误差,这是由于干扰机的测向误差和布站方式造成的,但是定位点主要分布在雷达真实位置附近,并在允许的定位误差范围内;

(2) 将定位坐标值与测向——交叉定位模糊面积的最小值相比较可以发现,虽然本文的无源定位算法是以测向——交叉定位方法为基础,但是通过定位坐标平均值与最小模糊面积比较可以发现定位误差明显小于普通的测向——交叉定位误差,而且随着干扰机的增多定位误差会进一步的减小.因此,本文提出的分布式干扰机对组网雷达的无源定位方法是一种非常有效且简便易行的定位方法.

5 结束语

要对组网雷达进行有效的干扰和打击,必须首先获得组网雷达内辐射源的工作体制和位置,因此对组网雷达辐射源的识别定位具有重要的实战意义.本文所提供的组网雷达识别定位方法很好的解决了多对多无源定位问题,且算法简单易行,但对组网雷达辐射源无源定位算法还需要进一步完善和改进,主要包括以下三点:(1)新体制雷达(脉冲压缩、脉冲多普勒)信号的分选问题;(2)算法的计算时间复杂度问题;(3)多点源定位算法对侦察站的部署依赖性和定位精度问题.由于篇幅问题,以上三点的研究工作将作为本文的补充另文给出.

参考文献:

[1] 侯印鸣,李德成,孔宪正,等.综合电子战——现代战争的杀手锏[M].北京:国防工业出版社,2000.100-101.

Hou Yinming, Li Decheng, Kong Xianzheng, et al. Synthetical Electronic War—The Killer in Modern War[M]. Beijing: Publishing House of National Defense Industry, 2000. 100-101. (in Chinese)

[2] 崔宗国.雷达对抗原理[M].合肥:电子工程学院,1988.86-89.

Cui Zong-guo. Radar Countermeasure Theory[M]. Hefei: Electronic Engineer Industry, 1988. 86-89. (in Chinese)

[3] 何友,王国宏,陆大经,等.多传感器信息融合及应用.北京:电子工业出版社,2000.36-42.

He You, Wang Guohong, Lu Dajin et al. Multisensor Information Fusion With Applications [M]. Beijing: Publishing House of Electronic Industry, 2000. 36-42. (in Chinese)

[4] 万建伟,宋小全,皇甫堪,等.雷达信号综合分选方法研究[J].电子学报,1996,24(9):91-94.

Wan Jianwei, Song Xiaoquan, Huang Pukan, et al. The research of synthetical sorting method for radar signal [J]. Acta Electronica Sinica, 1996, 24(9): 91-94. (in Chinese)

[5] 万建伟,宋小全,皇甫堪,等.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(7):29-35.

Wan Jianwei, Song Xiaoquan, Huang Pukan, et al. The application of neural network for sorting signal in radar [J]. Systems Engineering and Electronics, 1996, 18(7): 29-35. (in Chinese)

[6] Malency P S, Specht D F. The use of probabilistic neural networks to improve solution times for hull-to-emitter correlation problem [J]. Internal IEEE an INNN Joint Conference on Neural Networks, June 1989, 1: 289-294.

[7] Specht D F. Probabilistic neural networks for classification, mapping, or associative memory [J]. Proceeding on the IEEE International Conference on Neural Networks, 1988, 1: 525-532.

作者简介:



解凯男,1981年6月生于江苏宿迁市,博士研究生,2005年毕业于解放军电子工程学院军事运筹学专业获军事学硕士学位.现就读于该院军事运筹学专业.研究方向为有源干扰机组网、组网雷达对抗技术、计算机作战模拟、电子战作战效能评估等. E-mail: eeixiekai @163.com

陈永光男,1962年2月生于安徽省合肥市,总工程师,研究员,博士生导师.共出版专(译)著三部,发表学术论文150余篇,其中30多篇次被SCI、EI、ISTP、SA和IAA等国际检索收录.获部委级科技进步一等奖2项、二等奖3项、三等奖2项,军事科学优秀成果一等奖1项,现主要从事电子信息装备试验技术、电子战作战模拟等研究.

李修和男,1975年12月生于四川省简阳市,博士.研究方向为信息融合、计算机作战模拟、组网雷达对抗技术等.近年来,合作出版专著一本,发表学术论文近四十篇.