

基于支持向量机的抗干扰决策技术

原浩娟,程龙宝,徐 恒,冀文辉
(上海航天电子通讯设备研究所,上海 201108)

摘要:为了应对日益复杂的电磁环境,认知雷达的概念被引入电子战中。认知电子战系统包括认知侦察、认知对抗和认知效能评估3个重要环节。针对认知电子战系统对抗干扰决策技术的需求,为实现自适应的决策抗干扰措施,将支持向量机(SVM)算法运用于抗干扰决策中。仿真结果表明:基于SVM的抗干扰决策技术可以自适应地决策抗干扰措施,进行干扰对抗,该算法完成了认知电子战中的最后一步,使认知电子战系统实现闭环。

关键词: 认知电子战; 电子侦察; 支持向量机算法; 抗干扰; 智能化决策

中图分类号: TN 955+.3

文献标志码: A

DOI: 10.19328/j.cnki.2096-8655.2023.01.014

Anti-jamming Decision Technology Based on SVM

YUAN Haojuan, CHENG Longbao, XU Heng, JI Wenhui
(Shanghai Aerospace Electronic Technology Institute, Shanghai 201108, China)

Abstract: In order to deal with the increasingly complex electromagnetic environment, the concept of cognitive radar is introduced into electronic warfare. The cognitive electronic warfare system consists of cognitive reconnaissance, cognitive countermeasure, and cognitive effectiveness evaluation. In terms of the requirements of the anti-jamming decision-making technology for cognitive electronic warfare system, the support vector machine (SVM) algorithm is applied to the anti-jamming decision-making, so that the adaptive decision-making of anti-jamming measures can be achieved. The simulation results show that the anti-jamming decision-making technology based on SVM can make decision adaptively on anti-jamming measures. The algorithm completes the last step of the cognitive electronic warfare, and realizes the closed loop of the cognitive electronic warfare system.

Key words: cognitive electronic warfare; electronic reconnaissance; support vector machine algorithm; anti-jamming; intelligent decision-making

0 引言

随着当今电子技术的蓬勃发展,雷达探测区域内的电子装备逐渐形成了种类繁多、体制复杂的特点,因此空间内常充斥着各种电磁信号。现代战场的环境往往突发多变,这些战场的干扰杂波等信号频域密集交叠、空域纵横交错、时域突发多变、能量强弱多样^[1-2]。针对雷达信号处理领域中的抗干扰问题,国内外研究者在这方面展开了大量的研究。早期的研究方法主要有副瓣匿隐法、副瓣对消法、自适应副瓣相消法、多径自适应相消法和自适应波束形成法。近年来,研究的主要方法有自适应-自适应数字波束形成技术^[3-5]、单脉冲和极大似然算法^[6-8]。

面对现代雷达电子战复杂的电磁环境,雷达系统应具有更高的对环境感知的能力。2006年,HAYKIN^[9]提出了认知雷达的概念,认知雷达因具有环境感知力强、可自适应发射处理等优点,被认为是未来雷达系统的一种发展方向。从2009年开始,美军逐步将认知的概念引入电子战装备中,标志着认知电子战概念的形成^[10]。认知电子战系统通过认知对抗环节,根据认知侦察环节识别出干扰类型,自主决策需要采取的抗干扰措施。本文将支持向量机^[11](Support Vector Machine, SVM)引入抗干扰决策系统中,通过对输入样本的训练来得出抗干扰措施预测器,以此提升雷达的抗干扰性能。

收稿日期:2022-04-20; 修回日期:2022-06-15

作者简介:原浩娟(1981—),女,博士,高级工程师,主要研究方向为雷达系统设计。

1 抗干扰决策系统的输入

雷达在同一时刻侦收到的干扰一般有一种或多种,对于决策系统,输入的参量为只有0或1的二进制向量,见表1。

表1 同一时刻雷达侦收到的干扰样式

Tab. 1 Jamming patterns detected by radar at the same time

干扰类型				
压制式干扰			欺骗式干扰	
瞄准式	阻塞式	扫频式	假目标	距离拖引
1	0	1	1	1

由表1可知,雷达侦收到的干扰有瞄准式噪声干扰、扫频式噪声干扰、假目标干扰和距离拖引干扰,因此输入的向量为 $[1, 0, 1, 1, 1]$ 。决策系统对该输入向量进行分析,在“一对多”原则下,选取一种抗干扰措施来对抗以上多种干扰样式。该抗干扰决策系统也可以运用于“一对一”原则进行决策,当只有一种干扰存在的情况下,可以得到一种抗干扰措施。

在作战前,需要先通过先验知识构建抗干扰决策表,见表2,根据该表可训练抗干扰决策系统。

表2 抗干扰决策表

Tab. 2 Anti-jamming decision table

雷达抗干扰措施	干扰类型				
	压制式干扰			欺骗式干扰	
	瞄准式	阻塞式	扫频式	假目标	距离拖引
自适应频率捷变	1	0	1	1	1
自适应波形捷变	0	0	0	1	1
主瓣对消	1	1	1	0	0
波形畸处理	0	0	0	1	0
幅相解析重构	1	1	1	0	0

训练好抗干扰决策系统后,当雷达侦收到干扰信号,首先通过干扰识别过程得到当前存在的干扰样式,将存在的干扰样式置“1”,不存在的干扰样式置“0”,将0或1填入表2中每种干扰对应的位置生成输入向量,表1所对应的输入向量为 $[1, 0, 1, 1, 1]$ 。输入向量后,抗干扰决策系统通过,运算和分析输出结果,即针对当前侦收到的干扰样式所决策出的抗干扰措施,该抗干扰措施是当前最优的手段。

在仅有1个干扰存在的情况下,通过采取该抗干扰措施,即可根据广义电子抗干扰改善因子

(ECCM Improvement Factor, EIF)来评估其在当前环境下的有效性。

2 基于SVM的抗干扰决策系统

SVM由AT&T Bell Labs的VAPNIK及其团队于1995年提出,一般用于解决分类问题,在少量训练样本的情况下还可获得很好的结果。将样本和样本标记输入SVM不断训练,得到最优分类线,如图1所示。此时将新的样本输入SVM,通过最优分类线的判决即可得知新的样本属于红点类还是蓝点类,如图2所示。

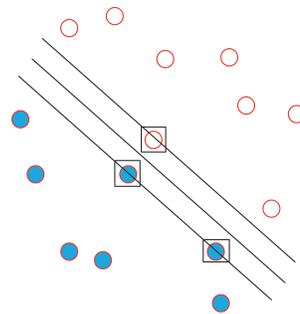


图1 SVM分类

Fig. 1 SVM classification

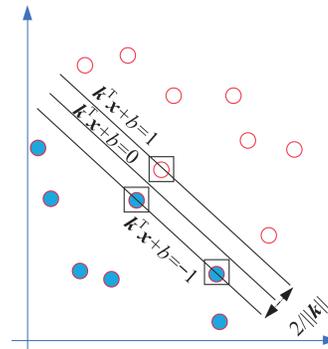


图2 超平面归一化的SVM分类

Fig. 2 SVM classification based on hyperplane normalization

由图1可知,只有距最优分类线最近的几个点起到决定最优分类线位置的作用,这几个点称为支持向量,支持向量位于数据集合的边缘位置,在图2中,被方框圈起来的点即为支持向量。

SVM可解决二分类和多分类问题,多分类可以由多个二分类SVM构成,二分类的输出结果为2个,将输入向量经过多个SVM判决后,再通过一定的机制裁决,即可得到多分类的输出结果。在二分类SVM中,假设样本为 $\{x_i, y_i\} (i = 1, 2, \dots, n)$,

x_i 为输入向量,是样本的特征, y_j 为输出向量,对于二分类SVM, y_j 只有2种结果, n 为训练样本的总数。训练SVM的过程就是寻找1个超平面,它可以按照其输出向量的要求,将每个样本集划分为2类,且离超平面最近的2类间隔最大。

图2中的 $k^T x + b = 0$ 为归一化后的超平面,平行于此超平面作经过支持向量的超平面,得到 $k^T x + b = 1$ 和 $k^T x + b = -1$ 两个超平面,分类间隔为 $2/\|k\|$,求解超平面的原则是将输入向量划分到要求的输出结果里,且使离超平面最近的2类的间隔最大,即

$$\begin{cases} \max & \frac{2}{\|k\|} \\ \text{s.t.} & y_i(k^T x_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (1)$$

式中: k 为超平面法向量; x_i 为输入向量; y_i 为输出向量; b 为常量。

为了方便推导,将式(1)改写为

$$\begin{cases} \min & \frac{\|k\|^2}{2} \\ \text{s.t.} & y_i(k^T x_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

引入Lagrange乘子 $\alpha_i \geq 0 (i = 1, 2, \dots, n)$,得到Lagrange函数为

$$L(k, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|k\|^2 + \sum_{i=1}^n \alpha_i [1 - y_i(k^T x_i + b)] \quad (3)$$

式中: α_i 为Lagrange乘子。

由于式(3)较难求解,因此将其转化为对偶形式,转化为对偶问题需要满足卡罗需-库恩-塔克(Karush-Kuhn-Tucker, KKT)^[12]条件,表达式如下:

$$\begin{cases} \alpha_i \geq 0 \\ y_i(k^T x_i + b) - 1 \geq 0 \\ \alpha_i [y_i(k^T x_i + b) - 1] = 0 \end{cases} \quad (4)$$

式(4)满足KKT条件后,可将不等式约束转化为等式约束,分别设拉格朗日函数 $L(k, b, \alpha)$ 对 k 和 b 的偏导数为0,表达式如下:

$$\frac{\partial L(k, b, \alpha)}{\partial k} = k - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i = 0 \quad (5)$$

$$\frac{\partial L(k, b, \alpha)}{\partial b} = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad (6)$$

将式(5)和式(6)代入式(3)可得

$$L(k, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|k\|^2 + \sum_{i=1}^n \alpha_i [1 - y_i(k^T x_i + b)] =$$

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2} \left\| \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \right\|^2 + \sum_{i=1}^n \alpha_i - k^T \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i = \\ & \frac{1}{2} k^T \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i + \sum_{i=1}^n \alpha_i - k^T \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i = \\ & \sum_{i=1}^n \alpha_i - \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i^T \right) \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \right) = \\ & \sum_{i=1}^n \alpha_i - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \end{aligned} \quad (7)$$

所以式(1)的对偶问题为

$$\begin{cases} \max_{\alpha} & \sum_{i=1}^n \alpha_i - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \\ \text{s.t.} & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ & \alpha_i \geq 0 \end{cases} \quad (8)$$

在本章以上的讨论中,认为训练样本线性可分,如讨论线性不可分的问题,则将超平面变为

$$k^T \phi(x) + b = 0 \quad (9)$$

将式(8)变为

$$\begin{cases} \max_{\alpha} & \sum_{i=1}^n \alpha_i - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \phi(x_i)^T \phi(x_j) \\ \text{s.t.} & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ & \alpha_i \geq 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中: $\phi(x)$ 为输入变量的映射函数。

令核函数

$$K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j) \quad (11)$$

所以SVM的最优判决函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i K(x_i, x) + b \right) \quad (12)$$

式(12)为1个二分类SVM的判决函数,每1个输入向量 x 可得到1个输出向量。训练SVM分类器的目的即为了得到1个判决函数,以便根据训练好的判决函数去分类未知的输入向量^[13]。

3 抗干扰决策系统仿真

由表2可知,抗干扰决策系统需要构造1个五分类器。从SVM的理论基础可以看出,多分类器可以由多个二分类器构成。1个二分类器的输入样本为 $\{x_i, y_i\}$,以表2的前2行为例,输入向量为两种抗干扰措施中对五种干扰样式的遍历。即对于第1行采用自适应频率捷变的抗干扰措施时,可以与之对抗的干扰方式为瞄准式干扰、阻塞式干扰和扫

频式干扰,假目标干扰以及距离拖引干扰,那么自适应频率捷变可以对抗的干扰方式集合为这 4 种干扰,取对抗集合的全部子集作为训练样本的输入向量,再取自适应波形捷变可以对抗的干扰的全部子集为训练样本的输入向量。输出向量为自适应频率捷和自适应波形捷变,值分别为 1 和 2。可以得到训练样本如图 3 所示,这些样本作为 1 个二分类 SVM 的训练样本,可以将输入向量划分为 1 或者 2 中的某一类。

对于表 2 所示的问题,需要将五种抗干扰措施两组组合,也就是需要 10 个二分类 SVM。每种抗干扰措施有其训练样本的集合,通过这些样本的训练即可得到 10 个二分类器。因此,要得到 1 个输入向量的最优决策结果,就需要将该输入向量分别放入这 10 个二分类器中。每个二分类器会得到 1 个输出向量,统计 10 个二分类器得到的 10 个输出向量,将分类结果中出现次数最多的向量,作为这个输入向量的最优决策结果,可得到多分类器的最优结果,该结果即抗干扰决策系统的输出。根据决策结果,雷达可采取该抗干扰措施来对抗当前的干扰信号。

输入向量	输出向量
1,0,1,1,1	1
1,0,1,1,0	1
1,0,1,0,0	1
1,0,0,0,0	1
⋮	
0,0,0,1,0	1
0,0,0,0,1	1
0,0,0,1,1	2
0,0,0,1,0	2
0,0,0,0,1	2

图 3 1 个二分类训练样本

Fig. 3 A binary training sample

10 组二分类器的训练样本示意如图 4 所示,由这 10 组训练样本训练得到的 10 个二分类器可以对任意 1 个输入向量进行五分类。分类的具体方式为:将输入向量分别输入 10 个分类器中,得到 10 个分类结果,统计这 10 个二分类器的结果,将出现次数最多的结果作为最终结果,即需要采取的抗干扰措施。

1/2 SVM分类器		2/3 SVM分类器		4/5 SVM分类器	
输入向量	输出向量	输入向量	输出向量	输入向量	输出向量
1,0,1,1,1	1	0,0,0,1,1	2	0,0,0,1,0	4
1,0,1,1,0	1	0,0,0,1,0	2	1,1,1,0,0	5
1,0,1,0,0	1	0,0,0,0,1	2	1,1,0,0,0	5
1,0,0,0,0	1	1,1,1,0,0	3	⋮	
⋮		⋮		⋮	
0,0,0,1,0	1	1,0,0,0,0	3	1,0,0,0,0	5
0,0,0,0,1	1	0,1,1,0,0	3	0,1,1,0,0	5
0,0,0,1,1	2	0,1,0,0,0	3	0,1,0,0,0	5
0,0,0,1,0	2	0,0,1,0,0	3	0,0,1,0,0	5
0,0,0,0,1	2				

10个SVM二分类器

图 4 10 组二分类 SVM 器训练样本

Fig. 4 10 groups of binary SVM training samples

依据以上原理设计抗干扰决策系统,如图 5 所示。该系统的操作步骤如下。

1) 根据当前环境中存在的干扰类型和雷达的抗干扰措施对抗效果,运用广义 EIF 法评估所有抗干扰手段的抗干扰效果,根据抗干扰效果评估的结果,构造广义 EIF 矩阵。

2) 对压制式干扰和欺骗式干扰,根据作战的实

时需求,分别设置 2 个阈值,在广义 EIF 矩阵里,将超过阈值的位置置“1”,未超过阈值的位置置“0”。将以 0 和 1 划分后的广义 EIF 矩阵填入抗干扰决策表。如在表中第 i 行第 j 列位置元素为 1,即认为第 j 个抗干扰措施可对抗第 i 个干扰;如为 0,则认为第 j 个抗干扰措施无法对抗第 i 个干扰。

3) 在抗干扰决策系统中输入第 2 步得到抗干

扰决策表。

4) 根据当前环境侦收到的干扰类型,填写输入向量,1代表当前环境有该类型的干扰,0代表当前

环境没有该类型的干扰。

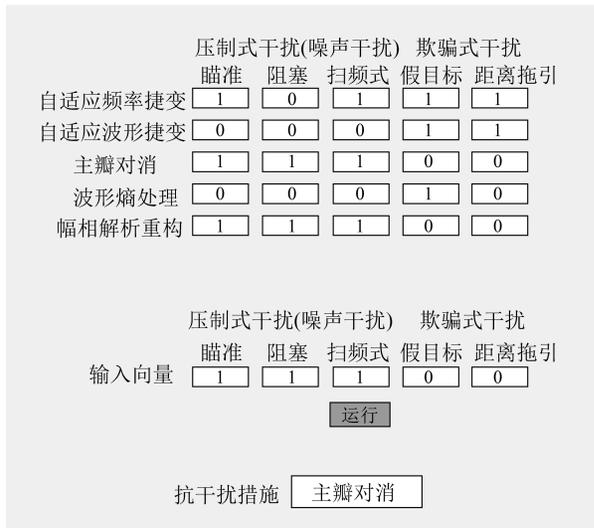
5) 点击运行按钮,得到当前抗干扰系统决策出的最优抗干扰措施。



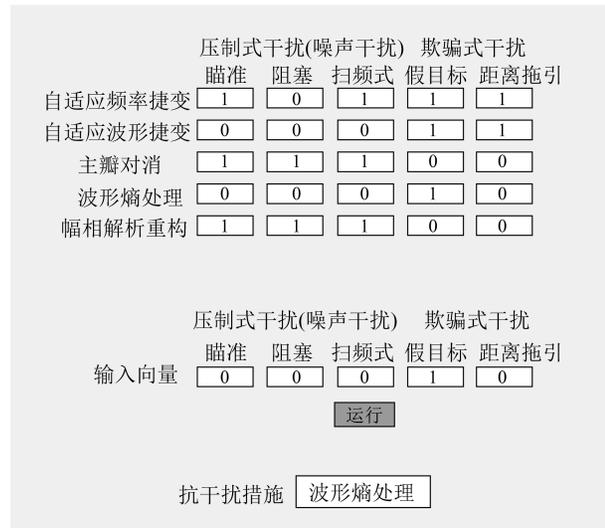
(a) 自适应波形捷变



(b) 自适应频率捷变



(c) 主瓣对消



(d) 波形熵处理

图 5 抗干扰决策系统仿真结果

Fig. 5 Simulation results of the anti-jamming decision system

由图 5 的仿真结果可知,抗干扰决策系统可以很好地输入向量进行决策。在实际作战中,抗干扰系统可根据当前环境的干扰类型来决策用哪一种措施。在实际环境中,可运用当前环境侦收到的干扰类型和决策出的抗干扰措施,将评估结果经过处理,填入抗干扰决策系统中,训练基于 SVM 的抗干扰决策系统,实时更新抗干扰决策系统。通过不断更新,更好地对当前干扰环境的抗干扰措施作出决

策,达到智能化抗干扰系统需要的感知环境,同时实时更新抗干扰措施的目的^[14-15]。

4 结束语

本文介绍了基于 SVM 的抗干扰决策系统,通过样本训练 SVM,形成自适应的抗干扰决策系统,根据当前电磁环境的干扰类型,自适应地决策出抗干扰措施,实现系统抗干扰策略的智能化。

参考文献

- [1] 王晓铭,王玫.防空导弹武器抗干扰试验技术[J].上海航天,2013,30(2):34-38.
- [2] 吕隽,张兴有.电子干扰条件下舰空导弹武器系统作战效能评估方法研究[J].上海航天,2017,34(1):92-96.
- [3] HUGHES D T, MCWHIRTER J G. Using the penalty function method to cope with mainbeam jammers [C]// International Conference on Signal Processing. Beijing, China: IEEE,1996:461-464.
- [4] ZHOU B, LI R, DAI L, et al. Combining sum-difference and auxiliary beam adaptive monopulse algorithm at subarray level for anti-jamming[C]// 2014 12th International Conference on Signal Processing (ICSP). Hangzhou, China: IEEE,2014:277-282.
- [5] YU K B, MURRIW D J. Adaptive digital beamforming for angle estimation in jamming[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2002, 37(2): 508-523.
- [6] ZHAO Y J, LI R F, WANG Y L, et al. Angle measurement for meter-wave radar based on mainlobe multipath jamming suppression[J]. Applied Mechanics & Materials, 2013,347/348/349/350:257-262.
- [7] DAVIS R M, FANTE R L. A maximum-likelihood beamspace processor for improved search and track[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2001,49(7):1043-1053.
- [8] 胡航,张皓.一种改进的两级子阵级自适应单脉冲方法[J].电子学报,2009,37(9):1996-2003.
- [9] HAYKIN S. Cognitive radar: a way of the future[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2006, 3(1): 30-40.
- [10] GUERCI J R. Cognitive radar: the knowledge-aided fully adaptive approach [M]. London: Artech House, 2010: 1-17.
- [11] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer-Verlag Inc, 1995:104-125.
- [12] WU C, WANG X, BAI D, et al. Fast incremental learning algorithm of SVM on KKT condit [C]// Proceedings of the 6th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Tianjin, China: IEEE, 2009:551-554.
- [13] 袁泽恒,袁如月.SVM分类器设计在雷达信号分选中的应用[J].电子信息对抗技术,2018,33(6):33-37.
- [14] 吴顺君,梅晓春.雷达信号处理和数据处理技术(雷达技术丛书)[M].北京:电子工业出版社,2008:43-63
- [15] 田弘博.无线通信智能多域抗干扰决策方法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2019:24-27.
- [4] 刁兆师.导弹精确高效末制导与控制若干关键技术研究[D].北京:北京理工大学,2015.
- [5] 樊会涛,王秀萍,任森,等.美国“先进中距空空导弹”AIM-120的发展及启示(1)[J].航空兵器,2015(1):3-9.
- [6] 侯凯宇,贺敏,金鹏飞.未来远程对空导弹发展思考[J].上海航天(中英文),2021,38(3):68-75.
- [7] XU J, LIAO G., ZHU S, et al. Clutter spatial-temporal characteristics for forward-looking missile-borne diving radar [C]// IEEE International Conference on Signal Processing, Communication and Computing (ICSPCC). IEEE, 2012:47-50.
- [8] WANG Z, LIU Z P. Aero-elastic stability design of spinning ballistic missile with sliding mode control [C]// International Conference On Computer Design and Applications. IEEE, 2010: 147-152.
- [9] CHOI I O, PARK S H, KIM S H, et al. Estimation of the micro-motion parameters of a missile warhead using a micro-Doppler profile [C]// Radar Conference. IEEE, 2016:1-5.
- [10] WANG Y L, XIE W C, DUAN K Q, et al. General clutter modeling for airborne radar [C]// International Conference on Signal Processing Proceedings. Beijing: IEEE, 2010: 2274-2278.
- [11] XU J W, LIAO G S, ZHU S Q, et al. Clutter spatial-temporal characteristics for forward-looking missile-borne diving radar [C]// International Conference on Signal Processing, Communication and Computing (ICSPCC). HongKong: IEEE, 2012: 47-50.
- [12] 孙璟潇,姜勤波,马红光.自旋条件下弹载脉冲多普勒雷达回波特性研究[J].科学技术与工程,2015,15(24):203-207.
- [13] 闫晓勇,杨树兴,张成.基于章动运动理论的火箭弹锥形运动稳定性分析[J].兵工学报,2009,30(10):1291-1296.
- [14] ROSEN P A, DAVIS M E. A joint space-borne radar technology demonstration mission for NASA and the air force [C]// Aerospace Conference. Montana: IEEE, 2003: 437-444.
- [15] MORCHIN W C. Airborne early warning radar [M]. London: Artech House, 1990: 129-132.

(上接第 103 页)