

基于支持向量机的红外成像导引头抗干扰性能评估方法

许友平, 吴庆宪, 姜长生, 王玉惠

(南京航空航天大学, 南京 210016)

摘要: 红外成像导引头的抗干扰性能由导引头的固有特性和采用的抗干扰技术决定。综合这两方面因素建立了导引头抗干扰评估的指标体系; 基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)方法设计导引头抗干扰评估的计算模型; 最后, 通过数字仿真验证了指标体系和评估方法的实用性。

关键词: 红外成像导引头; 抗干扰性能评估; 指标体系; 支持向量机

中图分类号: V271.4; TJ760.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2013)12-0006-04

SVM Based Evaluation on Anti-Jamming Performance of Infrared Imaging Seekers

XU Youping, WU Qingxian, JIANG Changsheng, WANG Yuhui

(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: The anti-jamming performance of Infrared Imaging Seekers (IRIS) is determined by inherent characteristics and anti-jamming technologies of the seekers. Firstly, a set of evaluation index system was given after analyzing the above two aspects. Then, the anti-jamming evaluation model of IRIS was established based on Support Vector Machine (SVM) method. The digital simulation indicates the practicability of the index system and the evaluation method.

Key words: infrared imaging seeker; anti-jamming performance evaluation; index system; Support Vector Machine (SVM)

0 引言

红外制导武器的抗干扰性能是决定其作战效能的关键因素之一, 红外成像导引头作为红外制导武器系统的核心设备, 往往采用多种抗干扰措施对目标进行自主搜索、识别以及跟踪, 客观准确地评价其抗干扰能力是改善武器装备作战性能的技术基础。

评估指标是指能够直接或间接反映红外成像导引头抗干扰性能物理参数的物理参数, 选定合适的评估指标是保证评估方法有效性的基础, 目前国内研究者一般使用抗干扰成功概率作为评估的唯一指标, 较难全面地体现导引头在多因素影响下的整体抗干扰性能, 对此本文进行了初步的研究工作。另一方面, 随着计算机技术的发展, 评估方法不再局限于实弹试验统计法和专家打分法。文献[1]提出采用层次分析法对红外导引

头的抗干扰性能进行评估, 这种方法可以充分地利用数字仿真试验、半实物仿真试验和系留仿真试验的测试数据, 但其评估结果容易受人为主观的影响; 文献[2]则对此方法进行了改进, 在层次分析法中以指数标度理论取代1~9标度理论, 从而降低了主观因素的影响, 然而改进前后, 层次分析法对小样本条件下的评估始终没有太大的意义。

近年来, Vapnik 等人提出基于小样本理论的支持向量机方法。它通过将样本映射到高维空间, 在此空间中求取最优分类面, 从而将线性不可分的问题转化为线性可分的问题, 它是目前针对小样本分类、回归分析的常用理论^[3]。本文提出的基于支持向量机的评估方法对小样本条件下红外成像导引头的抗干扰性能评估具有重要的意义。

1 抗干扰性能评估指标体系

影响红外成像导引头抗干扰性能的因素有很多, 在未考虑抗干扰措施的情况下, 导引头的固有性能指标可以反映其有效抑制系统噪声的能力, 而在引入抗干扰措

施之后,得到改善的诸多指标则是衡量导引头抗干扰性能强弱的直接依据。因此,本文从导引头的固有性能指标和引入抗干扰措施后的性能改善指标这两方面入手,建立了一个较为全面的抗干扰评估指标集^[4]。

1.1 红外成像导引头的固有性能指标

稳定陀螺仪的漂移程度和热像仪的图像质量是保证红外系统具备一定测量精度的基本条件,因此可作为选择固有性能指标的主要依据。前者对应的重要指标为陀螺漂移率,后者通常取决于导引头的温度分辨率和空间分辨率,分别选择最小可分辨温差和瞬时视场来衡量。

1) 陀螺漂移率。

红外成像导引头采用陀螺稳定器实现跟踪^[5],由于系统干扰力矩的存在,陀螺仪的自转轴会发生缓慢的进动,单位时间内的进动角度称为陀螺漂移率,该指标直接影响着热图像的稳定精度^[6-7],是检验导引头抗干扰性能的重要指标之一。

2) 最小可分辨温差。

最小可分辨温差(Minimum Resolvable Temperature Difference, MRTD)是以观察者主观视觉参与评估热像仪系统性能的综合指标,它是在噪声等效温差的基础上,考虑了全部电路的带宽及人眼作用的特点推导出来的^[5]。噪声等效温差(Noise Equivalent Temperature Difference, NETD)的定义为:假设测试目标和背景均为黑体,当热成像系统输出的信号电压峰值与噪声电压的均方根值之比为 1 时,试验图形上的目标温度与背景温度之差^[6]。

3) 瞬时视场。

瞬时视场指单元探测器通过光学系统所能感知的空间范围,主要由单元探测器的尺寸及光学系统的焦距决定,是评价热成像清晰度的关键指标之一^[5-6]。

1.2 引入抗干扰措施后的性能改善指标

从工作原理来看,红外成像导引头的工作过程大致分为 3 个阶段:目标检测、识别和跟踪阶段,在各个阶段均可采用相应的技术以改善导引头的抗干扰能力。这些措施可以缩短导引头反应的延迟时间,增大角度测量的精度,提高有效跟踪的概率,改善热图像的质量,本文按照时间、空间、概率以及图像质量这 4 项准则来选择可以表征导引头抗干扰能力得到改善的相应指标。

1) 时间准则。

在检测目标的过程中,波门选通、光能量限制技术可以使导引头更快地发现目标;而在跟踪目标时,导引头通过采用弱目标驱动、中心跟踪、预测跟踪、多特征跟踪等技术可以更持久地追踪目标,增加对敌方的威胁^[8]。因此选取的指标为:发现真实目标的时间 t_d 和

跟踪效率 ρ ,前者是指从未制导开始到发现真实目标所需要的时间,后者定义为导引头在攻击过程中稳定跟踪目标的时间与未制导总时间的比值,二者的表达式分别为

$$t_d = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N t_{d,i}, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

$$\rho = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{t_{f,i}}{t_{h,i}}, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

式中: $t_{d,i}$, $t_{f,i}$, $t_{h,i}$ 分别为第 i 次仿真中导引头发现真实目标的时间、稳定跟踪目标的时间和未制导过程的总时间; N 为蒙特卡罗仿真次数。

2) 空间准则。

通过整合匹配导引头的光学系统、敏感元件和信号处理电路的特性参数,可以提高系统的测量精度,并使导引头在更远的位置就能够分辨出目标的几何尺寸^[9],所以选取跟踪精度 δ 和作用距离 R 作为指标。前者是指导引头跟踪目标过程中系统光轴与目标视线之间的角度误差;后者是指导引头能够分辨出目标几何尺寸的最大距离。二者均是由多次仿真试验的平均值来确定,表达式分别为

$$\delta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta_i \quad (3)$$

$$R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_i \quad (4)$$

式中: δ_i , r_i 分别为第 i 次仿真中导引头的跟踪精度和作用距离; N 为蒙特卡罗仿真次数。

3) 概率准则。

导引头的抗干扰能力主要是指导引头对人工干扰的分辨能力和导引头抗干扰策略的可靠性。当导引头探测到干扰出现时,倘若采用了多光谱鉴别、幅值鉴别或灰度鉴别等技术,那么在干扰消失或与目标分离后,导引头就能以更大的概率正确跟踪目标,因此选取抗欺骗式干扰有效概率作为性能改善指标之一^[10],其计算表达式为

$$P = \frac{n}{N} \quad (5)$$

式中: n 表示当干扰消失或者与目标分离后,导弹正确跟踪目标的次数; N 表示进行抗欺骗干扰试验的总次数。

4) 图像质量准则。

抗干扰技术的应用可以改善导引头热成像的质量,定义目标图像损失度这一指标,其含义是图像中被遮挡的目标面积与目标总面积的比值,计算表达式为

$$\gamma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{S_{k,i}}{S_{w,i}} \quad (6)$$

式中: $S_{k,i}$ 和 $S_{w,i}$ 分别表示第 i 次仿真实验热图像中被

干扰遮挡的目标面积和目标总面积; N 为蒙特卡罗仿真次数。

综合红外导引头的固有性能指标和引入抗干扰技术后的性能改善指标,初步建立的评估指标集包含的指标有:陀螺漂移率 X_1 ($^{\circ}/s$)、最小可分辨温差 X_2 ($^{\circ}C$)、瞬时视场 X_3 ($\times 10^{-7}$ sr)、发现真实目标的时间 X_4 (s)、跟踪效率 X_5 、跟踪精度 X_6 (arcsec)、作用距离 X_7 (km)、抗欺骗式干扰有效概率 X_8 和目标图像损失度 X_9 。

2 支持向量机回归方法的原理

假设以 $(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, k$ 表示样本集, $x_i \in \mathbf{R}^n$ 为样本输入, $y_i \in \mathbf{R}$ 为输出, 函数回归就是利用部分样本通过训练得到函数(7), 使得剩余样本的输入向量 x 能够由该函数映射到对应的 $y^{[3]}$, 式中 ω, b 为待定参数。

$$f(x) = \omega x + b \quad (7)$$

ε -Support Vector Regression (ε -SVR) 是由 Vapnik 等人提出的一种回归方法, 该方法通过指定容许误差 ε 来控制算法精度, 若样本误差为 ξ , 则当 $|\xi| \leq \varepsilon$ 时不计损失, 否则损失计为 $|\xi| - \varepsilon$ 。首先利用一个非线性映射将训练数据集映射到一个高维特征空间, 将非线性函数估计问题转化为高维特征空间中的线性函数回归问题。设由样本空间到高维特征空间的映射函数为 $\phi(x)$, 则求解函数 $f(x)$ 参数的问题转化为在式(8)的约束条件下求表达式 $\|\omega\|^2/2$ 最小值的优化问题, 如式(9)所示。

$$\begin{cases} y_i - ((\omega, \phi(x)) + b) \leq \varepsilon \\ ((\omega, \phi(x)) + b) - y_i \leq \varepsilon \end{cases}, \quad i=1, 2, \dots, l \quad (8)$$

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 = \min \frac{1}{2} (\omega \cdot \omega) \quad (9)$$

由于特征空间的维数很高且目标函数不可微, 因此, 上述问题可以通过建立拉格朗日函数转化为在式(10)的约束下求解式(11)。

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \hat{\alpha}_i) = 0 \\ \alpha_i, \hat{\alpha}_i \in [0, C] \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \max = & -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \hat{\alpha}_i)(\alpha_j - \hat{\alpha}_j) K(x_i, x_j) - \\ & \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \hat{\alpha}_i) + \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i - \hat{\alpha}_i) \end{aligned} \quad (11)$$

式中: $\alpha_i, \hat{\alpha}_i$ 为拉格朗日乘子, $\alpha_i \times \hat{\alpha}_i = 0$ 且 $\alpha_i \geq 0, \hat{\alpha}_i \geq 0; C$ 为惩罚因子; ε 为损失系数。

这样, SVM 回归问题就转化为一个二次规划问题, 所求得的拉格朗日乘子中只有较小部分不为零, 它们对应的数据点即为支持向量, SVM 回归函数由这些支持向量决定, 其表达式为

$$f(x) = \sum_{i,j=1}^M (\alpha_i - \hat{\alpha}_i)(\alpha_j - \hat{\alpha}_j) K(x_i, x_j) + b \quad (12)$$

式中: $K(x_i, x_j)$ 即为核函数; 表示向量 x_i 和 x_j 在特征空间 $\phi(x_i)$ 和 $\phi(x_j)$ 中的内积; M 为支持向量的个数。

3 基于支持向量机的评估仿真

仿真过程分模型训练和模型测试两个步骤进行, 相应地, 需要预先准备训练样本和测试样本, 同时指定模型的相关参数, 最后, 通过训练得到的模型对测试样本的整体抗干扰性能值进行估计。

3.1 样本及模型参数选择

表1为评估仿真中使用的训练样本和测试样本, 每个样本均包括与评估指标(以 $X_1 \sim X_9$ 表示)对应的多维输入参数和导引头的整体抗干扰性能实际值(以 Y 表示)。

表1 训练样本和测试样本

Table 1 Samples for training and testing

序号	Y	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9
1	0.3799	0.33	2.1294	5.82	5.8	3.7	42	5.67	0.7932	11.7
2	0.5155	0.18	2.3116	3.13	5.5	83.7	32	4.2	0.8082	15.2
3	0.4563	0.25	0.754	4.11	10.3	50.2	50	7.61	0.8353	26
4	0.5306	0.31	2.3268	3.18	12.8	77.1	28	7.78	0.7969	10.6
5	0.5205	0.37	1.7647	3.39	14.3	78.6	47	5.96	0.8951	28.6
6	0.4850	0.39	0.6951	6.29	6.3	80.4	27	5.96	0.7912	24.6
7	0.4055	0.26	1.057	5.78	10.7	53	35	5.35	0.7961	19.8
8	0.4003	0.14	1.5938	4.27	9.7	64	45	7.6	0.7873	21.6
9	0.3295	0.14	2.415	6.8	5.1	59.1	51	5.48	0.7964	14.7
10	0.5133	0.18	2.4298	3.14	8.4	78	23	4.44	0.8297	19.2
11	0.3866	0.35	0.8152	4.76	6.6	65.1	57	7.12	0.8098	29.3
12	0.5519	0.18	2.4412	4.53	12.9	81.9	51	5.56	0.9077	20.9
13	0.3442	0.34	2.4143	6.06	8.1	56.4	39	4.97	0.8288	20.4
14	0.4228	0.17	1.4708	6.18	10.3	59.2	37	5.62	0.7896	14.6
15	0.5445	0.38	2.1006	3.75	6.7	55.1	38	4.39	0.9048	19.8
16	0.6462	0.21	0.7838	4.96	11	54.8	32	4.53	0.9168	22.5
17	0.5404	0.16	1.3435	4.78	7.6	80.4	40	7.77	0.8302	23.6
18	0.3587	0.18	2.3315	5.59	11.5	70.3	40	7.82	0.7778	17.9
19	0.3560	0.28	2.0844	5.84	11.9	69.2	53	6.3	0.8013	17.3
20	0.2054	0.24	2.419	6.02	12.5	55.1	52	4.24	0.8254	29.8
21	0.6071	0.21	1.8115	4.1	9.5	79.9	46	4.94	0.8552	10.8
22	0.4505	0.35	0.5714	5.72	5.8	71.8	35	5.41	0.802	27.7
23	0.3687	0.28	2.1983	5.62	7.3	62.3	52	7.28	0.8565	28.3
24	0.4268	0.26	2.368	3.65	14.1	68	41	4.06	0.8738	25.9
25	0.4678	0.38	1.8575	3.48	6.5	64.1	34	4.17	0.7955	12
26	0.2762	0.19	2.0155	4.99	13.3	52.7	58	4.68	0.7788	15.2
27	0.3323	0.33	1.9863	6.84	10.4	58.4	55	6.6	0.8075	16.7
28	0.3886	0.33	1.2845	4.36	15	54.3	42	6.93	0.811	23.6
29	0.4891	0.21	1.811	5.34	5.8	56.4	45	6.59	0.8279	12.7
30	0.4992	0.27	0.8424	3.9	9.4	58.4	43	5.8	0.8413	24.4

支持向量机评估模型的关键参数包括核函数、惩罚因子 C 、损失系数 ε 和宽度系数 g 。本次仿真选用径向基函数(Radial Basis Function, RBF)作为核函数, 参数

C 、 ϵ 、 g 则采用十折交叉验证的方式进行选择。通过验证,当惩罚因子 C 取 128、损失系数 ϵ 取 0.001、宽度系数 g 取 0.002 时,均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 最小,即回归的效果最佳。

3.2 模型的训练与测试

针对 SVM 训练问题,可以采用的算法有块算法、分解算法、序贯最小优化算法、增量与在线训练算法、缩减算法等,其中,序贯最小优化 (Sequential Minimal Optimization, SMO) 算法是处理小样本训练问题的一种有效方法,本文即采用该方法对 1~25 号样本进行训练^[11],训练结果如表 2 与图 1 所示。可以看出,在一定的训练条件下,支持向量机评估模型计算的导引头抗干扰性能值与实际值几乎相等,拟合效果非常好。

以表 1 中 26~30 号样本为测试样本对建立的评估模型进行测试,评估结果与实际值的最大相对误差仅为 0.35%,几乎为零。

结果表明,本文建立的支持向量机评估模型可以很好地拟合从红外成像导引头抗干扰性能评估指标到整体抗干扰性能的映射,而且具有相当好的泛化能力。

表 2 预测结果及预测误差

Table 2 Results and errors of prediction

序号	实际值	预测值	预测误差/%	序号	实际值	预测值	预测误差/%
1	0.3799	0.3795	0.11	16	0.6462	0.6452	0.15
2	0.5155	0.5165	0.19	17	0.5404	0.5402	0.03
3	0.4563	0.4567	0.08	18	0.3587	0.3589	0.06
4	0.5306	0.5299	0.13	19	0.3560	0.3557	0.07
5	0.5205	0.5204	0.02	20	0.2054	0.2064	0.48
6	0.4850	0.4852	0.04	21	0.6071	0.6062	0.16
7	0.4055	0.4060	0.12	22	0.4505	0.4515	0.22
8	0.4003	0.4013	0.25	23	0.3687	0.3684	0.10
9	0.3295	0.3294	0.02	24	0.4268	0.4275	0.17
10	0.5133	0.5142	0.19	25	0.4678	0.4683	0.12
11	0.3866	0.3875	0.25	26	0.2762	0.2772	0.35
12	0.5519	0.5509	0.18	27	0.3323	0.3313	0.30
13	0.3442	0.3438	0.10	28	0.3886	0.3891	0.12
14	0.4228	0.4227	0.01	29	0.4891	0.4881	0.20
15	0.5445	0.5436	0.18	30	0.4992	0.4999	0.13

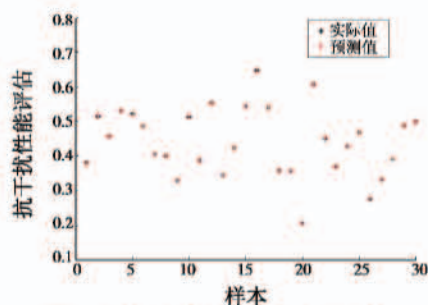


图 1 样本性能的实际值与预测值

Fig. 1 Actual value and predicted value of anti-jamming performance of samples

4 仿真结果分析

由红外成像导引头抗干扰性能的评估仿真可以看出,基于支持向量机的评估方法有其自身的优越性:1) 这种方法是通过将样本数据进行拟合,找出输入与输出之间的内在联系,因而具有自适应功能,这可以减小确定权重时主观因素的影响;2) 这种方法能够处理那些有噪声或数据不完全的情形,具有泛化功能和一定的容错能力;3) 实际的综合评估往往是非常复杂的,各个因素之间互相影响,呈现出复杂的非线性关系,此方法能够对这类非线性问题进行较好的拟合。

5 结论

常规的红外成像导引头抗干扰性能评估多是针对单个指标进行的,其结果往往无法全面体现对象的抗干扰性能。本文基于支持向量机的评估方法采用的是新建的指标体系,该体系从多个角度反映影响导引头抗干扰性能的各种因素,因此,最终的评估结果体现的是导引头综合的抗干扰性能。由仿真结果可见,本文建立的评估指标集和基于支持向量机的评估方法为红外成像导引头的抗干扰性能评估提供了新的思路。

参考文献

- [1] 吴志红,董敏周,王建华,等. 红外导引头抗人工干扰性能评估方法[J]. 系统仿真学报,2005,17(3): 770-772.
- [2] 韩本刚,董敏周,于云峰,等. 用基于指数标度的层次分析法评估红外导弹导引头抗干扰性能[J]. 西北工业大学学报,2008,26(1): 69-73.
- [3] 刘爱华,傅雪海,王可新,等. 支持向量机预测煤层含气量[J]. 西安科技大学学报,2010,30(3): 309-313.
- [4] 刘晓东. 雷达抗干扰效能评估指标体系及方法研究[D]. 成都:电子科技大学,2008.
- [5] 杨宜禾,岳敏. 红外系统[M]. 北京:国防工业出版社,1985:136-260.
- [6] 徐南荣,卞南华. 红外辐射与制导[M]. 北京:国防工业出版社,1997:205-391.
- [7] 刘永昌,李保平. 红外成像导引头性能评估系统技术[J]. 红外技术,1995,17(4): 1-4.
- [8] ZARCHAN P. Tactical and strategic missile guidance [R]. AIAA, Washington, 1990.
- [9] AMC PAMPHLET. Infrared military systems, part one [M]. AMCP 706-127, 1973.
- [10] 董敏周. 用于红外成像系统抗干扰性能评估的红外图像仿真[D]. 西安:西北工业大学,2004.
- [11] 刘江华,程君实,陈佳品. 支持向量机训练算法综述[J]. 信息与控制,2002,31(1): 45-50.