

文章编号: 2095-4980(2024)11-1262-08

基于多特征融合的导弹类目标分类识别方法

王 凤^{a,b}, 王 斌^{a,b}

(中国电子科技集团公司 a.第三十八研究所; b.孔径阵列与空间探测安徽省重点实验室, 安徽 合肥 230088)

摘 要: 常规的巡航导弹、空地导弹、制导炸弹 3 种导弹类目标的分类识别多依赖于目标的运动特性, 往往利用目标的高度、速度等运动特征参数作为分类判决的依据, 随着导弹武器研制技术的发展, 单维度的运动特性已经无法满足精细化识别的需求。针对这一问题, 设计了一种导弹类目标分类识别方法, 通过融合目标运动特性和雷达截面积(RCS)序列特性, 利用多特征层次化识别方法实现对 3 种导弹类目标的分类识别。仿真试验结果表明该方法对 3 种导弹目标的分类准确率优于 95%, 验证了该方法的有效性。

关键词: 导弹目标识别; RCS 序列; 支持向量机分类器

中图分类号: TN957

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2023017

A classification and recognition method based on multi-feature fusion for missile targets

WANG Feng^{a,b}, WANG Bin^{a,b}

(a.The 38th Research Institute; b.Anhui Provincial Key Laboratory of Aperture Array and Space Detection, China Electronics Technology Group Corporation, Hefei Anhui 230088, China)

Abstract: The conventional classification and identification of cruise missiles, air-to-ground missiles, and guided bombs rely heavily on the kinematic characteristics of the targets, often using parameters such as the target's altitude and speed as the basis for classification judgment. With the advancement of missile weapon development technology, single-dimensional kinematic characteristics can no longer meet the demand for refined identification. To address this issue, a classification and identification method for missile targets has been designed, which integrates the kinematic characteristics and Radar Cross-Section(RCS) series characteristics of the targets. By employing a multi-feature hierarchical identification approach, it achieves the classification and identification of the three types of missile targets. Simulation test results indicate that the classification accuracy of this method for the three types of missile targets is better than 95%, validating the effectiveness of the method.

Keywords: missile target discrimination; RCS series; Support Vector Machine(SVM) classifier

巡航导弹、空地导弹、制导炸弹等空地武器作为精确打击地面或者海面目标的主要技术手段, 在现代局部战争中发挥着非常重要的作用, 因此各国竞相开展相关武器研制, 使其射程更远, 射击精确度更高, 突防能力更强并朝着智能化、小型化方向发展^[1-4]。相应地, 为了有效拦截导弹目标, 提高防空反导能力, 需要对各类导弹目标进行有效的分类识别, 针对不同的来袭导弹目标, 能够采用不同的拦截与对抗策略, 对于作战能力提升具有重要意义。目前国内外关于弹道导弹的识别研究较多, 方法较为成熟, 而对于巡航导弹、空地导弹、制导炸弹等的识别研究较少, 需要进行深入的研究与探索。

对于弹道导弹目标识别, 可以利用雷达的窄带目标特性进行目标识别, 譬如基于微多普勒特征的真假目标识别, 利用弹头的进动或章动以及诱饵的摇摆所引起的微动特性差异, 通过建立微动模型, 提取弹头和诱饵的频谱和时频谱特征, 从而对弹头和诱饵的识别提供了依据^[5-6]。除此之外, 可通过微多普勒信息的时频图获得目标在频域的投影数据, 再利用大量投影数据进行二维傅里叶逆变换, 重建弹道目标的二维分布图像, 进而识别弹道目标^[7]。然而, 弹道目标微动特征的激励与获取对雷达本身的参数如重频、驻留时间等要求较高, 故在工程

实践中往往较少使用微动特征。而目标的雷达截面积(RCS)作为目标另一个重要的窄带回波特性参数,它的序列特征可以反映目标的固有属性,由于弹头群和弹体群在运动姿态和运动周期上的不同,在回波特性上则表现为 RCS 序列统计特征的差异,据此可以实现对弹头群和弹体群的分类识别^[8]。随着深度学习在目标识别上的广泛应用,可以利用卷积神经网络对弹头和诱饵的 RCS 序列进行特征提取进而实现真假目标识别^[9]。除了窄带目标识别外,随着雷达宽带成像技术的发展,基于目标的一维高分辨距离像(High Resolution Range Profile, HRRP)与二维逆合成孔径雷达(Inverse Synthetic Aperture Radar, ISAR)图像的弹道导弹目标识别的研究越来越多,宽窄带融合识别逐渐成为弹道导弹目标识别的发展趋势^[10-12]。

针对巡航导弹、空地导弹、制导炸弹这 3 种导弹类目标分类识别的研究报道较少。虽然文献[13]中采用了基于运动特征实现了对空地导弹、固定翼飞机、直升机和巡航弹的分层模糊识别,但由于判决方式过于简单、特征较为单一,部分目标的特征会有混叠,容易产生误判。尤其是在当今武器研制技术快速发展、目标种类越来越繁杂、运动特征界限越来越不明晰的情况下,单纯利用运动特征实现对巡航导弹、空地导弹、制导炸弹这三种导弹类目标的有效识别比较困难。故本文提出一种基于多特征融合的导弹类目标分类识别方法。

1 目标特征分析与提取

1.1 运动特征

1) 高度

目前巡航导弹都是采用贴地或贴海面飞行,导弹飞行高度基本是随地形的起伏改变。从航空器上发射的制导炸弹和空地导弹,其最大飞行高度不会超过载机飞行高度,通常发射高度小于 12 km。由于制导炸弹没有升力装置,因此飞行高度逐渐减小,空地导弹巡航段的高度通常在 50~1 500 m,实际高度随制导方式、作战任务及地形的变化而变化。空地导弹平飞高度越高,航程越大。

假设目标相对雷达的观测位置坐标为 (r, α, ε) , 其中, r 表示目标相对雷达的径向距离, α 表示方位角, ε 表示俯仰角。则目标的直角坐标为:

$$\begin{cases} x = r \cos \varepsilon \cos \alpha \\ y = r \cos \varepsilon \sin \alpha \\ z = r \sin \varepsilon \end{cases} \quad (1)$$

则目标的高度为:

$$h = z = r \sin \varepsilon \quad (2)$$

目标的高度变化率为:

$$\Delta H = \frac{\Delta h}{\Delta t} = \frac{z(t) - z(t_0)}{t - t_0} \quad (3)$$

2) 速度

导弹类目标速度通常在 200~300 m/s 左右,个别巡航导弹速度可以达到 1 000 m/s 左右。同样由于没有动力装置,制导炸弹水平投影速度逐渐减小,但合速度在重力的作用下逐渐增大。空地导弹一般具有动力装置,中远程空地导弹在自由下降段,由于发动机尚未开始工作,其地面投影速度下降;在助推器工作段及高度调整段,发动机工作,速度逐渐增大;在稳定飞行段,导弹巡航飞行,速度基本保持不变;在攻击目标段,其弹道倾角逐渐增大,速度矢量逐渐趋向垂直于地面,其水平投影速度逐渐减小,合速度增大。巡航导弹发射距离一般较远,且为地面和舰载发射,一般无法观察到发射上升段。在巡航段时速度近似不变。根据式(3),目标的速度为:

$$v = \frac{\Delta r}{\Delta t} \quad (4)$$

目标的加速度为:

$$a = \frac{\Delta v}{\Delta t} \quad (5)$$

1.2 RCS 序列特征

RCS 作为反映目标散射特性的一个基本参数,通常用来度量目标被雷达发射的电磁波照射后产生的回波强度。RCS 一般用 σ 表示,表达式如下:

$$\sigma = 4\pi R^2 \lim_{R \rightarrow \infty} \left(\frac{P_{Dr}}{P_{Di}} \right) \quad (6)$$

式中： R 为目标与雷达的距离； P_{Dr} 为接收天线处雷达散射波的功率密度； P_{Di} 为入射到目标上的功率密度。由于不同目标呈现出不同的 RCS 序列分布，故通过提取 RCS 序列特征可以实现对目标的分类识别。本文假设 $\{x_k | 1 \leq k \leq N\}$ 表示长度为 N 的目标 RCS 序列，采用的特征及其表达式如下：

1) 均值：均值描述了 RCS 的平均位置信息，能够在一定程度上反映目标的尺寸大小。

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k \quad (7)$$

2) 方差：方差反映了样本的取值与其数学期望的偏离程度。

$$s^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})^2 \quad (8)$$

3) 变异系数：变异系数为样本标准差与均值的比值，能够放大目标的特性差异。

$$C_v = \frac{s}{\bar{x}} \quad (9)$$

2 目标分类识别流程

本文利用层次化方法实现对 3 种弹类目标的分类识别，具体流程如图 1 所示。首先，在雷达对目标的航迹跟踪过程中，可以获得目标的各个运动特征，据此进行目标的粗分类；随后，通过积累 RCS 序列的方式，获取目标的 RCS 序列特性数据并进行特征提取；最后，通过训练支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 分类器实现对巡航弹、制导弹和空地弹等 3 类目标的细分类。

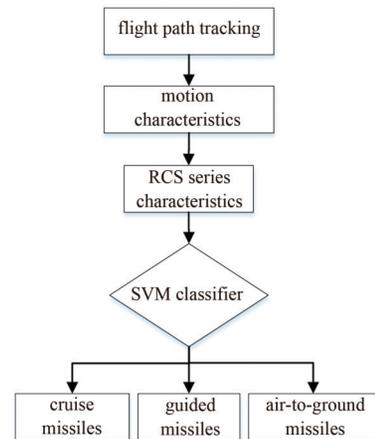


Fig.1 Process of hierarchical classification identification
图 1 层次化分类识别流程图

3 仿真结果分析

3.1 运动特征仿真

针对 3 类目标的运动特性仿真目标高度和速度随时间的变化情况，如图 2 所示。从图 2 中可以看出，在整个航迹跟踪周期下，3 类目标的运动特征具有一定的区分度，可以作为粗分类的参考依据，但在某些时间窗口下，3 类目标的高度和速度等运动特征界限不明显，故单纯利用运动特征难以支撑目标的准确分类识别。

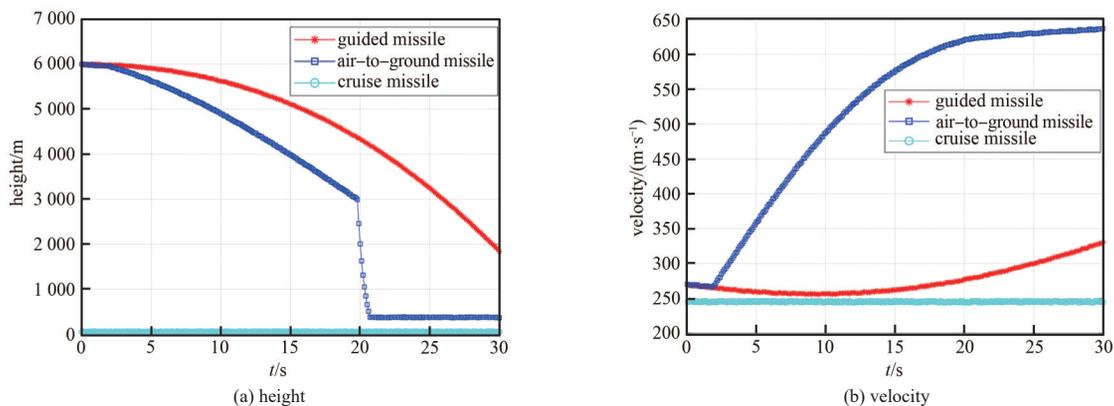


Fig.2 Height and velocity of the three missile targets over time
图 2 三种导弹类目标高度和速度随时间变化情况

3.2 RCS 序列仿真

为了提高目标的识别准确率，需要结合目标本身的电磁散射特性，这里采用目标的 RCS 序列特性进行分类识别。本文利用 CST 电磁仿真软件，分别仿真了 3 种导弹类目标，仿真参数如表 1 所示，仿真模型如图 3 所示。

表 1 3 种导弹目标的仿真参数
Table1 Simulation parameters of the three missile targets

| parameter | value | | |
|-----------------------|----------------|----------------|-----------------------|
| carrier frequency/GHz | 16 | | |
| bandwidth/MHz | 500 | | |
| polarization mode | HH | | |
| | cruise missile | guided missile | air-to-ground missile |
| size/m | length 6.2 | length 1.0 | length 5.0 |
| | diameter 0.5 | diameter 0.1 | diameter 0.5 |

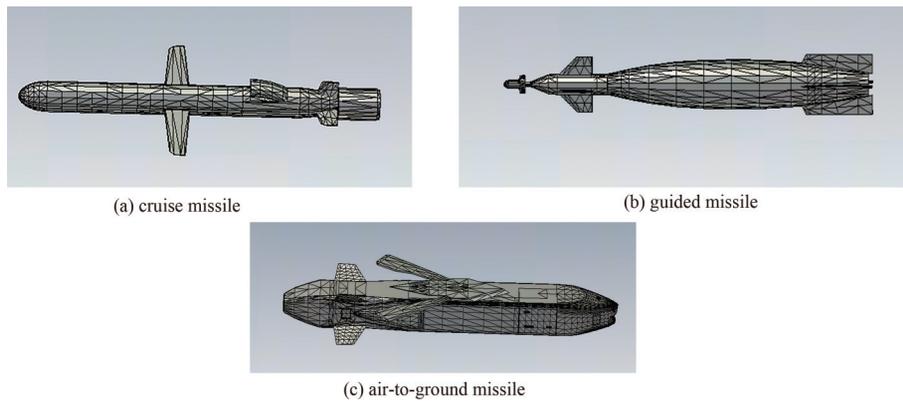


Fig.3 Schematic diagram of the simulation models for the three missile targets
图 3 3 种导弹类目标的仿真模型示意图

在仿真模型基础上，结合实际情况中目标相对雷达的俯仰角变化较小，而目标相对雷达的方位角变化较大，故仿真分析中只考虑方位角变化对 RCS 序列特性的影响。分别仿真了方位角为 0~180° 时目标的 RCS 值的变化情况，并根据实际应用中目标 RCS 值的测量误差，通过加入相应大小的高斯噪声，获得不同测量精确度条件下 3 种导弹目标 RCS 值随方位角的变化情况，如图 4~图 6 所示。

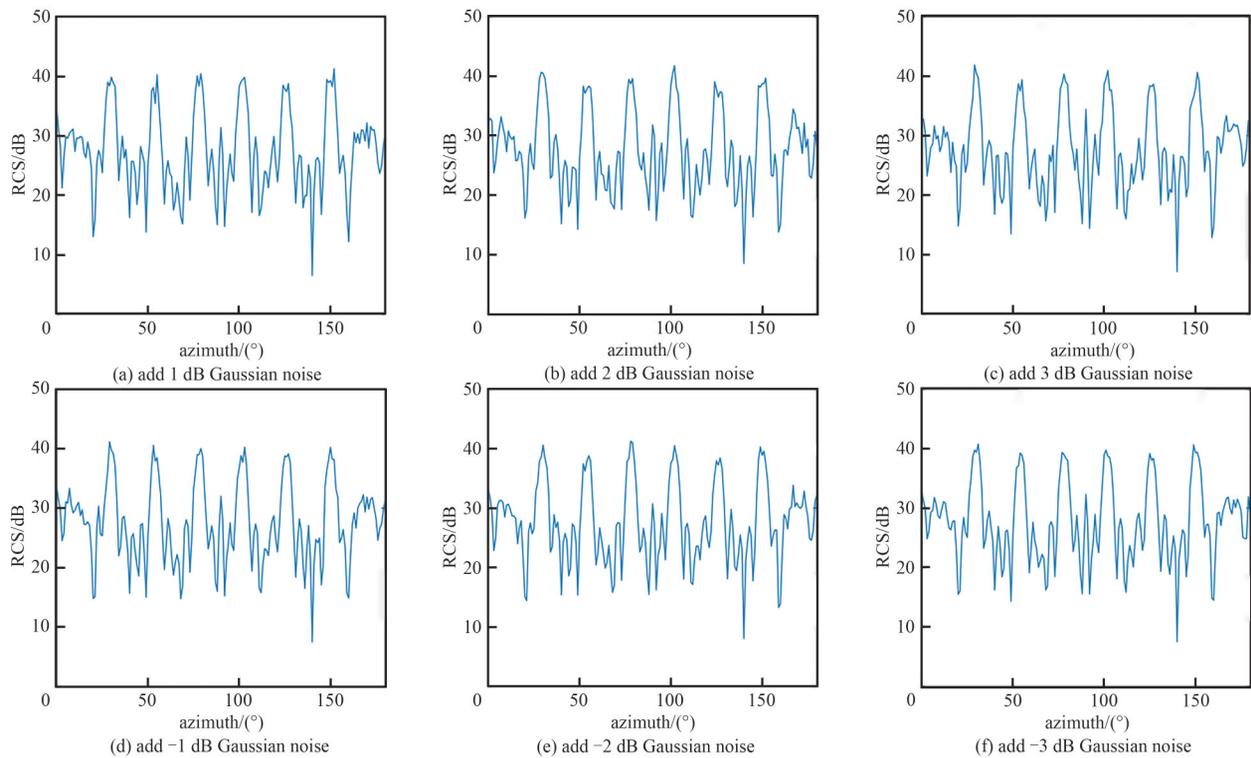


Fig.4 RCS values of cruise missile vs. azimuth under different measurement accuracies
图 4 不同测量精确度下巡航弹 RCS 值随方位角的变化情况

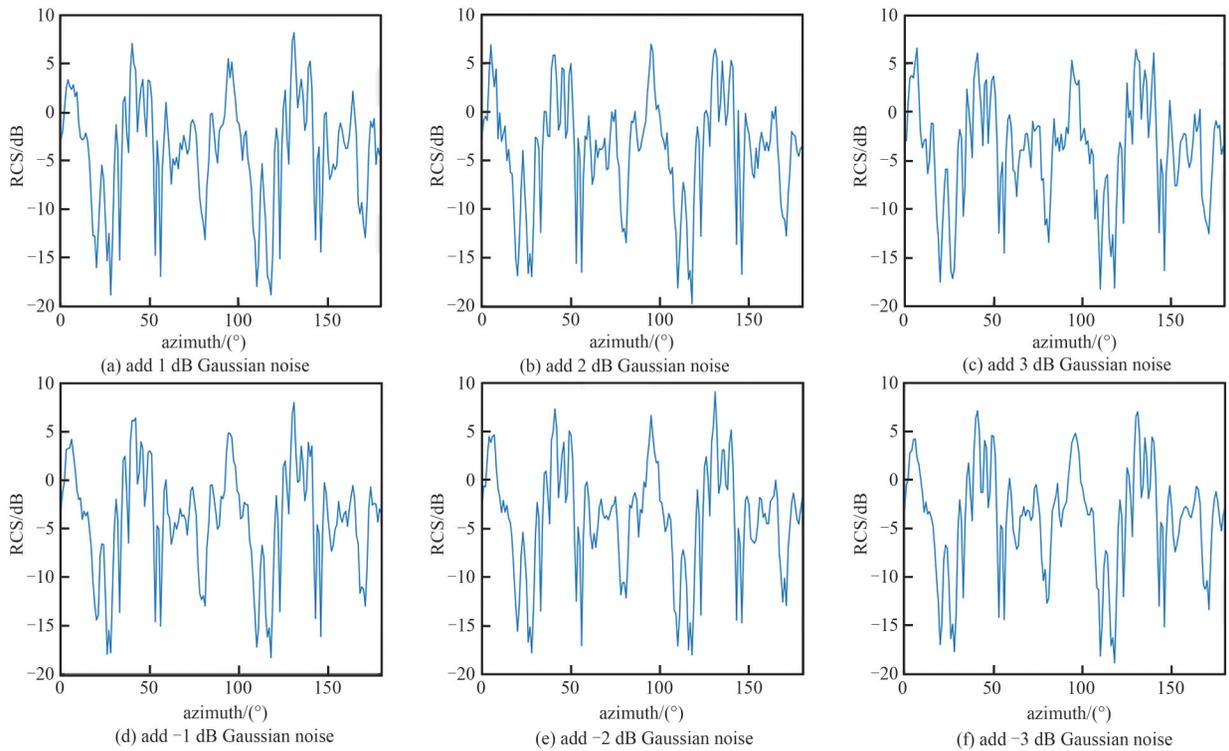


Fig.5 RCS values of guided missile vs. azimuth under different measurement accuracies

图5 不同测量精度下制导弹RCS值随方位角的变化情况

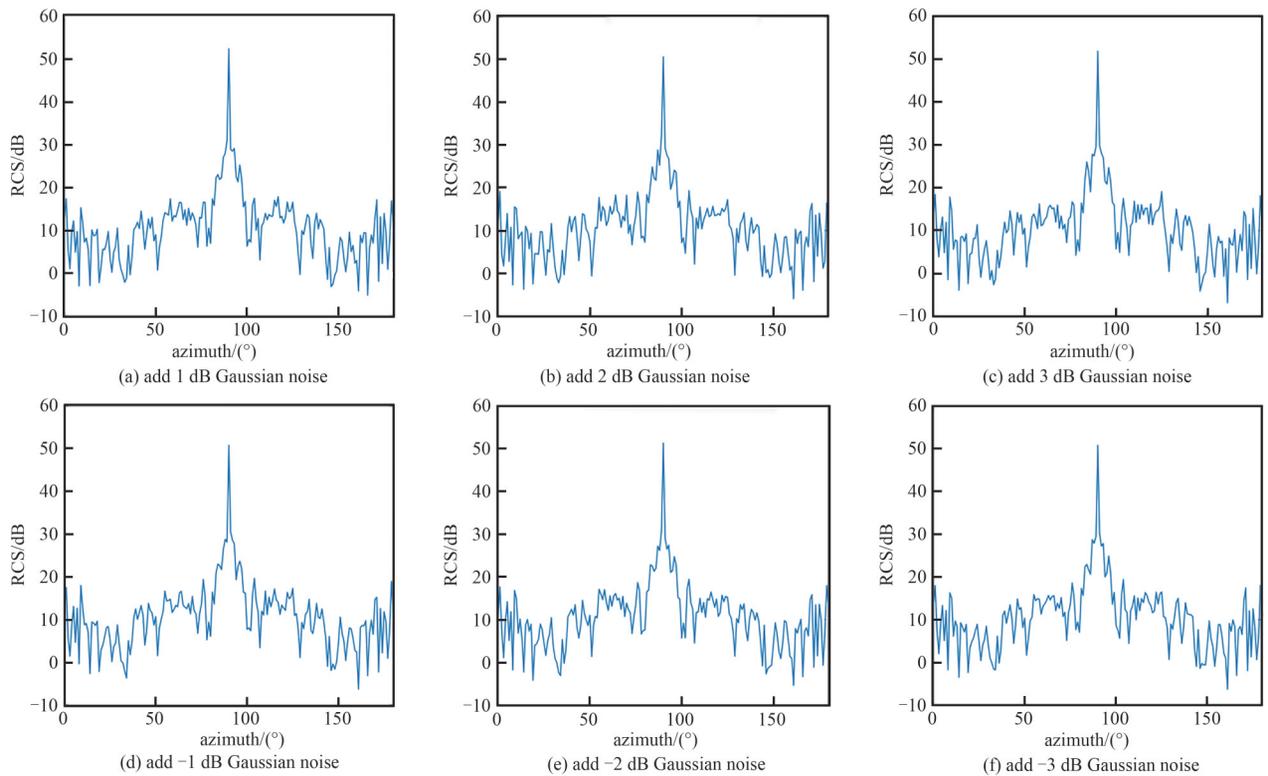


Fig.6 RCS values of air-to-ground missile vs. azimuth under different measurement accuracies

图6 不同测量精度下空地弹RCS值随方位角的变化情况

另外，对于导弹类目标，由于弹翼的限制，弹体无旋转，根据目标实际运动情况，将方位变化间隔设置为 20° ，从而获得全空间多组RCS序列仿真数据，并提取相应的RCS序列特征。通过分析论证，最后选择的特征包括均值、方差和变异系数共3个特征。

3.3 结果与分析

通过与其他识别算法的分析比较，本文采用 SVM 算法，算法原理如图 7 所示。“●”和“▲”分别代表两类样本，中间的粗实线是分类线，两侧虚线间的距离叫做分类间隔，最优分类问题是指在分类线能将两类正确分开的前提下，实现最大的分类间隔。

在样本空间中，划分超平面可表示为：

$$f(x) = \mathbf{w}^T x + b \quad (10)$$

式中： \mathbf{w} 为法向量，决定了超平面的方向； b 为位移项，决定了超平面与原点之间的距离。划分超平面由 (\mathbf{w}, b) 共同决定，这样基于超平面的分类器可以表示为：

$$\begin{cases} \mathbf{w}^T x_i + b \geq +1, & y_i = +1 \\ \mathbf{w}^T x_i + b \leq -1, & y_i = -1 \end{cases} \quad (11)$$

式中 (x_i, y_i) 为第 i 个训练样本。分类器训练的最终目的是寻找最优超平面 $f(x)$ 使所有的训练数据满足 $y_i f(x_i) > 0$ ，同时距离超平面最近的异类样本到超平面的间隔最大，即满足如下约束条件：

$$\begin{cases} \max_{\mathbf{w}, b} \frac{2}{\|\mathbf{w}\|} \\ \text{s.t. } y_i (\mathbf{w}^T x_i + b) \geq 1, \quad i = 1, 2, \dots, k \end{cases} \quad (12)$$

为求解满足式(10)的模型参数 \mathbf{w} 和 b ，利用拉格朗日乘子法得到式(10)的对偶问题，即

$$\begin{cases} \min_{\lambda} \left[\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k \lambda_i y_i \lambda_j y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j - \sum_{i=1}^k \lambda_i \right] \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^k \lambda_i y_i = 0, \quad 0 \leq \lambda_i \leq C, \quad i = 1, 2, \dots, k \end{cases} \quad (13)$$

式中 λ_i 为拉格朗日乘子。此时可得到式(10)中的模型为：

$$f(x) = \mathbf{w}^T x + b = \sum_{i=1}^k \lambda_i y_i \mathbf{x}_i^T x + b \quad (14)$$

当样本为非线性时，需要将样本 x 映射到更高维的特征空间 $\phi(x)$ ，此时，式(12)优化问题为：

$$\begin{cases} \min_{\lambda} \left[\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k \lambda_i y_i \lambda_j y_j K(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) - \sum_{i=1}^k \lambda_i \right] \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^k \lambda_i y_i = 0, \quad 0 \leq \lambda_i \leq C, \quad i = 1, 2, \dots, k \end{cases} \quad (15)$$

式中 $K(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) = \phi(\mathbf{x}_i)^T \phi(\mathbf{x}_j)$ ($\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$) 为径向基核函数，也称高斯径向基核，其表达式为：

$$K(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (16)$$

式中 σ 为标准差。

SVM 通过核函数将输入向量映射到一个高维线性空间，同理，可得到超平面模型为：

$$f(x) = \mathbf{w}^T \phi(x) + b = \sum_{i=1}^k \lambda_i y_i \phi(x_i)^T \phi(x) + b = \sum_{i=1}^k \lambda_i y_i K(x, x_i) + b \quad (17)$$

将一半的仿真数据用来训练分类器模型，另一半则用来测试分类器的准确率。利用训练样本和对应的标签，迭代训练优化得到 SVM 分类模型，即获得分类超平面，利用另一半的测试样本，将其代入到模型中，得到 3 种

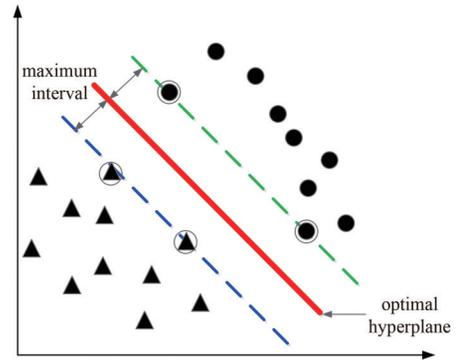


Fig.7 Schematic diagram of SVM
图 7 SVM 示意图

导弹目标的分类准确率为 98.76%。3 种目标在均值、方差和变异系数 3 个特征维度上的分布如图 8 所示。可以看出, 利用 RCS 序列能够较好地对这 3 种导弹目标进行分类识别, 验证了本文所提方法的有效性。

4 结论

本文以防空反导中导弹目标识别为应用背景, 分析了目前 3 种常规导弹类目标的分类识别方法及其局限性, 结合实际需求和未来发展方向, 提出了一种基于多特征融合的导弹类目标分类识别方法。利用运动特征和 RCS 序列特征进行目标综合识别, 目标的运动特征提供包括速度、高度、加速度等航迹测量信息, 可以实现目标的粗分类; 而 RCS 序列特征提供目标本身结构的特征信息, 能够进一步实现目标的精细识别。故通过多维特征的融合判决与综合识别, 能够实现对 3 种弹类目标的准确识别。仿真结果表明该方法有效可行。

参考文献:

- [1] 李保平. 航空制导炸弹的发展技术途径与关键技术[J]. 弹箭与制导学报, 2006,26(3):100-103. (LI Baoping. The technical methods and key technology of air guided bombs[J]. Journal of Missile and Guidance, 2006,26(3):100-103.) doi:10.3969/j.issn.1673-9728.2006.03.033.
- [2] 叶喜发,张欧亚,李新其,等. 国外高超声速巡航导弹的发展情况综述[J]. 导弹大观, 2019(2):65-68. (YE Xifa,ZHANG Ouya, LI Xinqi, et al. Overview of the development of hypersonic cruise missiles abroad[J]. Missile Review, 2019(2):65-68.) doi:10.16338/j.issn.1009-1319.20180191.
- [3] FAN Yonghua, WU Xiaofei, XU Hongyang, et al. Design of lateral control system for a hypersonic cruise missile[C]// The 21st AIAA International Space Planes and Hypersonics Technologies Conference. Xiamen, China: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2017:119-128. doi:10.2514/6.2017-2111.
- [4] 李永宾,黄长强,郝晓辉. 对电视制导空地导弹巡航飞行高度的分析[J]. 弹道学报, 2001,13(4):82-87. (LI Yongbin,HUANG Changqiang,HAO Xiaohui. Trajectory planning of the television-guided and air-to-ground missile[J]. Journal of Ballistics, 2001,13(4):82-87.) doi:10.3969/j.issn.1004-499X.2001.04.018.
- [5] 高红卫,谢良贵,文树梁,等. 弹道导弹目标微多普勒特征提取[J]. 雷达科学与技术, 2008,6(2):96-101. (GAO Hongwei,XIE Lianggui,WEN Shuliang, et al. Micro-Doppler feature extraction of ballistic missile targets[J]. Radar Science and Technology, 2008,6(2):96-101.) doi:10.3969/j.issn.1672-2337.2008.02.004.
- [6] 王宇晨,雷腾,胡晓伟,等. 组网雷达下的弹道目标三维微动识别[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2017,15(2):206-210. (WANG Yuchen,LEI Teng,HU Xiaowei, et al. Ballistic targets recognition based on three-dimensional micro-motion in radar networks[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2017, 15(2): 206-210.) doi: 10.11805/TKYDA201702.0206.
- [7] 夏鹏,田西兰. 基于微多普勒信息的弹道目标成像[J]. 雷达科学与技术, 2017,15(5):553-557. (XIA Peng,TIAN Xilan. Ballistic target imaging based on Micro-Doppler information[J]. Radar Science and Technology, 2017,15(5):553-557.) doi:10.3969/j.issn.1672-2337.2017.05.017.
- [8] 田西兰,郭法滨,赵洪立. 一种基于半监督学习的弹道目标识别方法[J]. 雷达科学与技术, 2017,15(6):651-655. (TIAN Xilan, GUO Fabin,ZHAO Hongli. A ballistic target recognition method based on semi-supervised learning[J]. Radar Science and Technology, 2017,15(6):651-655.) doi:10.3969/j.issn.1672-2337.2017.06.013.
- [9] CHEN Jian,XU Shiyong,CHEN Zengping. Convolutional neural network for classifying space target of the same shape by using RCS time series[J]. IET Radar,Sonar & Navigation, 2018,12(11):1268-1275. doi:10.1049/iet-rsn.2018.5237.
- [10] 吕金建,丁建江,项清,等. 弹道导弹识别技术发展综述[J]. 探测与控制学报, 2010,32(4):7-14. (LYU Jinjian,DING Jianjiang, XIANG Qing, et al. Review of target recognition techniques for ballistic missile[J]. Journal of Detection and Control, 2010,32(4): 7-14.) doi:10.3969/j.issn.1008-1194.2010.04.002.
- [11] 陈未未,张兴敢. 基于一维距离像和微动特征的弹道导弹识别方法[J]. 南京大学学报(自然科学), 2016,52(6):1113-1120. (CHEN Weiwei,ZHANG Xinggan. Ballistic missile recognition method based on one-dimensional range image and micromotion

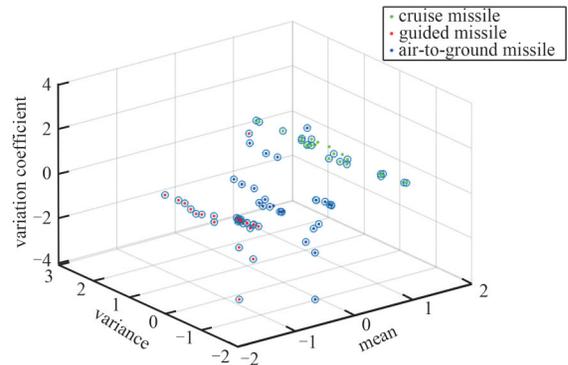


Fig.8 Distribution of three types of targets in the characteristic dimension of RCS series

图8 三类目标在RCS序列特征维度上的分布

feature[J]. Journal of Nanjing University(Natural Science), 2016,52(6):1113–1120. doi:10.13232/j.cnki.jnju.2016.06.015.

- [12] 任远. 基于宽带雷达的弹道导弹目标识别[D]. 成都:电子科技大学, 2012. (REN Yuan. Target recognition of ballistic missile based on wideband radar[D]. Chengdu,China:University of Electronic Science and Technology of China, 2012.) doi:10.7666/d.D818161.
- [13] 何翼,刘严岩,刘华军. 基于运动特征的分层模糊目标识别[J]. 现代雷达, 2010,32(9):44–47. (HE Yi,LIU Yanyan,LIU Huajun. Layered fuzzy target identification based on kinematic feature[J]. Modern Radar, 2010,32(9):44–47.) doi:10.3969/j.issn.1004–7859.2010.09.011.

作者简介:

王 凤(1991–), 女, 博士, 工程师, 主要研究方向为雷达目标识别 .email:1290555870@qq.com.

王 斌(1987–), 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为雷达目标识别、人工智能、机器学习.

(上接第 1227 页)

- [12] WEI Dehua,WEI Xiukun,TANG Qingfeng,et al. RTLSeg:a novel multi–component inspection network for railway track line based on instance segmentation[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023(119): 105822. doi: 10.1016/j.engappai.2023.105822.
- [13] QI Hangyu,XU Tianhua,WANG Guang,et al. MYOLOv3–Tiny:a new convolutional neural network architecture for real–time detection of track fasteners[J]. Computers in Industry, 2020(123):103303. doi:10.1016/j.compind.2020.103303.

作者简介:

梁 楠(1981–), 男, 博士, 副研究员, 硕士生导师, 主要从事人工智能方面的研究 .email:9662062@qq.com.

刘洋龙(2000–), 男, 在读硕士研究生, 主要从事图像处理方面的研究.

张 伟(1984–), 男, 硕士, 教授级高级工程师, 硕士生导师, 主要从事扩频通信方面的研究.

荆海林(1981–), 男, 本科, 工程师, 主要从事弱电工程领域研究.

(上接第 1252 页)

- [19] LAUMANN M, THIELE L, DEB K. Combining convergence and diversity in evolutionary multiobjective optimization[J]. Evolutionary Computation, 2002,10(3):263–282. doi:10.1162/106365602760234108.
- [20] TIAN Ye,ZHANG Tao,XIAO Jianhua,et al. A coevolutionary framework for constrained multiobjective optimization problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2021,25(1):102–116. doi:10.1109/TEVC.2020.3004012.
- [21] XU Haotian,JI Weidong,SUN Xiaoqing,et al. A PSO algorithm with inertia weight decay by normal distribution[J]. Journal of Shenzhen University Science and Engineering, 2020,37(2):208–213. doi:10.3724/sp.j.1249.2020.02208.
- [22] DUAN Youxiang,CHEN Ning,CHANG Lunjie,et al. CAPSO:Chaos Adaptive Particle Swarm Optimization algorithm[J]. IEEE Access, 2022(10):29393–29405. doi:10.1109/access.2022.3158666.
- [23] WANG Ziyue,SHEN Liangshan,LI Xinyu,et al. An improved multi–objective firefly algorithm for energy–efficient hybrid flowshop rescheduling problem[J]. Journal of Cleaner Production, 2023(385):135738. doi:10.1016/j.jclepro.2022.135738.

作者简介:

张玉翔(1999–), 男, 在读硕士研究生, 主要研究方向为电磁频谱管理和资源优化部署 .email:zhangyuxiang_mail@163.com.

刘玉超(1984–), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电磁频谱管理和复杂电磁环境建模领域技术.

郭兰图(1982–), 男, 硕士, 研究员, 主要研究方向为电磁频谱管理、复杂电磁环境建模等.