

1-20-2024

A Simulation Method Based on Multi-source Sensors for Aircraft Type Identification

Shaozhu Gu

Beijing Institute of Electronic System Engineering, Beijing 100854, China; 2. Beihang University, Beijing 100191, China

Yuxin Ying

Beihang University, Beijing 100191, China; State Key Laboratory of Software Development Environment, Beijing 100191, China

Huajie Zhang

Beihang University, Beijing 100191, China; State Key Laboratory of Software Development Environment, Beijing 100191, China

Yiqi Tong

Beihang University, Beijing 100191, China; State Key Laboratory of Software Development Environment, Beijing 100191, China, yqtong@buaa.edu.cn

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact xtfzxb@126.com.

A Simulation Method Based on Multi-source Sensors for Aircraft Type Identification

Abstract

Abstract: Existing simulation methods for aircraft type identification mainly focus on a single sensor and a single target. They do not consider the joint acquisition of aircraft parameters by various sensor devices such as optoelectronics, radar, and electronic detection in real scenarios, leading to the simple simulation scenarios. This paper proposes a simulation platform based on multi-source sensors. Specifically, the platform includes an infrared image simulator that uses a cycleGAN network to generate infrared images of the aircraft, a flight simulator that adopts the three-degree-of-freedom flight control method to generate the movement trajectory of the aircraft, a radar simulator, that applies ellipsoidal equations to simulate radar cross-section of the target, an electromagnetic simulator, which simulates a complex electromagnetic environment through typical signal source collection and random noise introduction. Experimental results on the simulation dataset show that the introduction of multiple sensor information can effectively improve the recognition results of target types and improve the ability of the model to assist decision-making.

Keywords

multi-source sensor, aircraft simulation, infrared image simulator, trajectory simulator, radar simulator, electromagnetic simulator

Recommended Citation

Gu Shaozhu, Ying Yuxin, Zhang Huajie, et al. A Simulation Method Based on Multi-source Sensors for Aircraft Type Identification[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(1): 149-159.

一种面向多源传感器的飞行器类型识别综合仿真方法

顾韶竹¹, 应宇欣^{2,3}, 张华杰^{2,3}, 童逸琦^{2,3*}

(1. 北京电子工程总体研究所, 北京 100854; 2. 北京航空航天大学, 北京 100191; 3. 软件开发环境国家重点实验室, 北京 100191)

摘要: 针对现有飞行器类型识别仿真方法主要以单传感器、单目标识别为主, 没有考虑真实场景下光电、雷达、电子侦收等多种传感器设备对飞行器参数联合采集的过程, 导致仿真场景不丰富、变化不够复杂的问题。构建了面向多源传感器的飞行器综合仿真平台, 包括: 光电模拟器, 使用循环生成对抗网络生成飞行器红外图像; 空情模拟器, 采用三自由度飞行方法生成飞行器运动轨迹; 雷达模拟器, 利用椭球方程模拟目标的雷达轨迹和雷达反射截面积; 电抗模拟器, 通过典型信号源收集和随机噪声引入来模拟复杂电磁环境。在仿真数据集上的实验结果表明, 引入多种传感器信息能有效提升目标类型的识别效果, 提升模型辅助决策能力。

关键词: 多源传感器; 飞行器仿真; 光电模拟器; 空情模拟器; 雷达模拟器; 电抗模拟器

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)01-0149-11

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-0967

引用格式: 顾韶竹, 应宇欣, 张华杰, 等. 一种面向多源传感器的飞行器类型识别综合仿真方法[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(1): 149-159.

Reference format: Gu Shaozhu, Ying Yuxin, Zhang Huajie, et al. A Simulation Method Based on Multi-source Sensors for Aircraft Type Identification[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(1): 149-159.

A Simulation Method Based on Multi-source Sensors for Aircraft Type Identification

Gu Shaozhu¹, Ying Yuxin^{2,3}, Zhang Huajie^{2,3}, Tong Yiqi^{2,3*}

(1. Beijing Institute of Electronic System Engineering, Beijing 100854, China; 2. Beihang University, Beijing 100191, China;
3. State Key Laboratory of Software Development Environment, Beijing 100191, China)

Abstract: Existing simulation methods for aircraft type identification mainly focus on a single sensor and a single target. They do not consider the joint acquisition of aircraft parameters by various sensor devices such as optoelectronics, radar, and electronic detection in real scenarios, leading to the simple simulation scenarios. This paper proposes a simulation platform based on multi-source sensors. Specifically, the platform includes an infrared image simulator that uses a cycleGAN network to generate infrared images of the aircraft, a flight simulator that adopts the three-degree-of-freedom flight control method to generate the movement trajectory of the aircraft, a radar simulator, that applies ellipsoidal equations to simulate radar cross-section of the target, an electromagnetic simulator, which simulates a complex electromagnetic environment through typical signal source collection and random noise introduction. Experimental results on the simulation dataset show that the introduction of multiple sensor information can effectively improve the recognition results of target types and improve the ability of the model to assist decision-making.

Keywords: multi-source sensor; aircraft simulation; infrared image simulator; trajectory simulator; radar simulator; electromagnetic simulator

收稿日期: 2022-08-30 修回日期: 2022-11-01

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(62176014); 科技创新2030-“新一代人工智能”重大项目(2021ZD0113602)

第一作者: 顾韶竹(1992-), 男, 工程师, 硕士, 研究方向为数字信号处理与通信工程。

通讯作者: 童逸琦(1996-), 男, 博士生, 研究方向为多任务学习、机器学习。E-mail: yqtong@buaa.edu.cn

0 引言

现代信息化战场传感器密布，类型多样。在智能化作战的背景下，利用传感器采集的信息自动识别蓝军目标飞行器类型，能够有效为指战员提供决策依据，为武器防御系统提供威胁系数评估和火力分配参考，对防空武器系统的效能提升具有重要研究意义。

目标类型识别主要是根据各种传感器获得的目标特征信息进行融合推理，获得对目标的精准描述^[1-2]。随着深度学习(deep learning, DL)技术的突破，目标分类(object classification)^[3]、目标检测(object detection)^[4]等机器视觉任务在公开数据集上的效果较传统机器学习(machine learning, ML)方法有了大幅提升，基于深度学习的目标类型识别成为了当前的研究重点。具体的，文献[5]针对红外热成像目标受姿态、热量、记录时间、天气、气候等因素的影响，导致图像的对比度、热噪声和模糊程度存在较大差异的问题，提出了一个新颖的红外变分优化卷积神经网络(infrared variation-optimized deep convolutional neural networks, IVO-CNNs)来对舰船、直升机、固定翼飞机和坦克进行分类。文献[6]从雷达数据中提取了经度、纬度、高度、曲率、扰率等时序类型的特征量，利用循环神经网络(recurrent neural networks, RNNs)完成对民航飞机和无人机的分类。文献[7]考虑了舰船的雷达反射截面积(radar cross section, RCS)呈现明显起伏变化的特点，提取了舰船目标 RCS 参量的多个特征，最后利用 BP 神经网络对其进行识别。虽然上述方法对红外、雷达、电子侦收等传感器获得的数据进行了统计分析，并在各自的测试数据上取得了较高的识别准确率。但这些方法主要以单传感器为主，没有综合考虑真实场景下同一目标的多源信息，对模型性能以及鲁棒性的进一步提升造成了较大限制。例如，部分类型目标的运动特性起伏大，且不同类型的目标之间在高度、速度特性上有重叠，仅依赖雷达信息会降低识别的准确率^[8]；而在轨迹距离较远的情况下，

仅依赖红外光电信息得到的分类结果往往是不可靠的。

通常，军事侦察常用到的目标特征包括：红外图像、飞行轨迹、RCS、电子侦收等。但由于公开的军用目标数据集稀缺、获取困难，为满足深度学习模型对大规模训练数据的需求，目前目标类型识别的研究都是建立在仿真数据的基础上。如文献[9]利用舰船模型的红外图像数据集训练了一个生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)对原始红外图像数据进行增广。文献[10]将固定翼飞机、导弹的典型战术动作近似等效为多个连续的圆周运动，进而构建了6个动力学方程来模拟目标的飞行轨迹。而对于RCS和电子侦收数据的仿真，主流的方法则是采用专业的电磁仿真软件对目标的电磁特性进行仿真^[11-12]。虽然这些仿真方法取得了较好的效果，但没有联合目标的多种来源特征进行综合仿真，导致训练的识别模型无法处理单传感器观测数据缺失或者不完整的情况。因此，研究多传感器的综合仿真方法，使模型综合利用不同特征之间的互补性和冗余性，是实现模型性能进一步提升的关键。

综上，针对当前飞行器类型识别中存在的传感器类型少导致仿真场景不够复杂、仿真数据集与真实场景存在差距，使得深度学习模型学习特征不够充分的现状，本文依次构建了光电、空情、雷达、电抗四大模拟器，来模拟真实场景下多源传感器对目标特征的联合采集过程。在仿真数据集上的初步实验结果表明，仅基于简单投票决策的多传感器模型便能取得优于单传感器模型的目标类型识别效果，分类准确率平均提升 8.72%，证明了仿真数据的有效性以及研究多传感器仿真方法的必要性。

1 仿真平台构建

1.1 仿真对象

现代战争空袭目标种类和数量剧增，智能反导系统面临的主要威胁可分为飞机类和导弹类。

<http://www.china-simulation.com>

本文选择固定翼飞机、直升飞机、无人机、空地导弹、巡航导弹这 5 类典型空中飞行器作为仿真对象, 并对各类目标运动过程中的红外光电、运动轨迹、雷达、电子侦收数据进行综合仿真。其中, 红外光电属于图像类数据, 而运动轨迹、

雷达、电子侦收均属于序列类数据。对不同类型数据的生成原理进行拆解, 本文将仿真任务解耦成光电模拟器、空情模拟器、雷达模拟器、电抗模拟器 4 个模块, 整体仿真流程如图 1 所示。

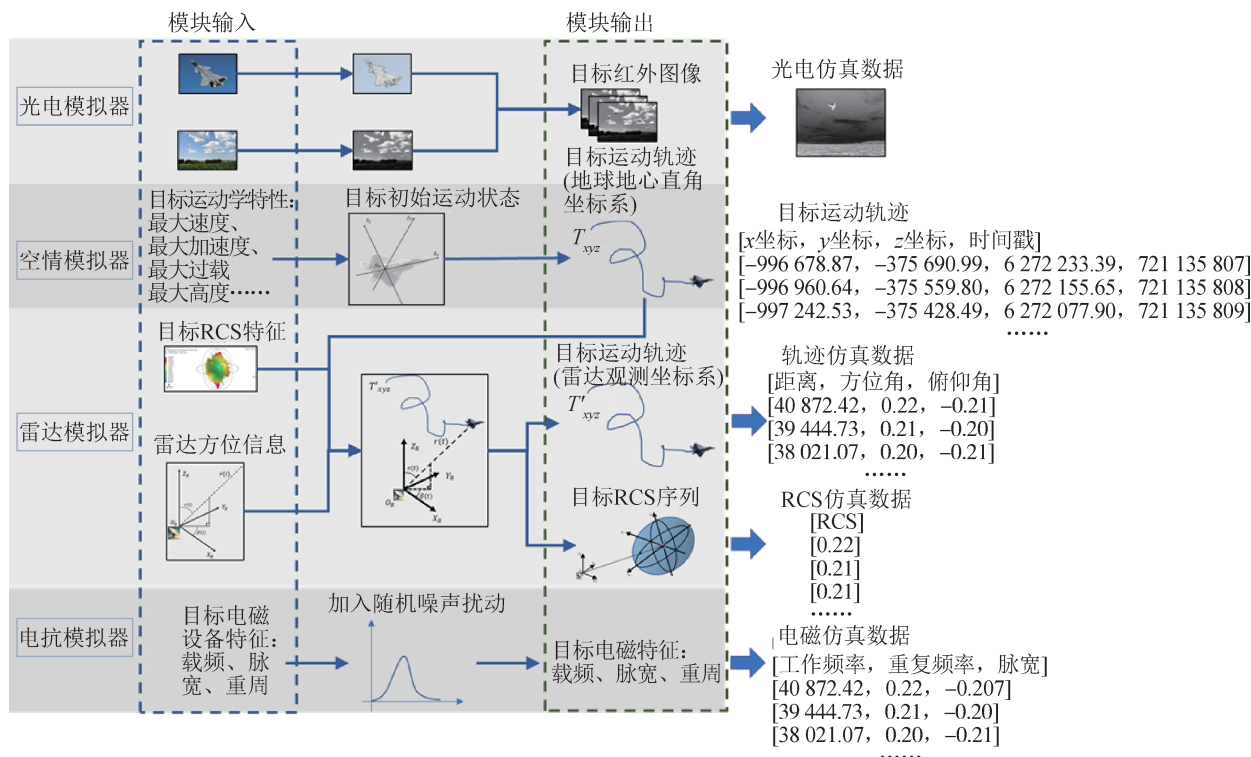


图 1 整体仿真流程

Fig. 1 Overall simulation process

1.2 仿真假设

在进行典型目标飞行器综合仿真时, 考虑到模型计算需求, 本文在仿真过程中略去一些次要因素, 作如下假设:

- (1) 忽略地球自转和公转, 忽略地球曲率;
- (2) 飞机红外成像背景与坐标下的地球真实背景无关;
- (3) 将目标的飞行轨迹简化为质心运动, 不考虑飞行器的机身形状及弹性形变;
- (4) 重力加速度为常量, 不会随飞行位置的变化而变化;
- (5) 空气阻力设为 0;
- (6) 飞机 RCS 的分布简化为椭球分布;

(7) 不考虑雷达的开关机和威力范围, 且雷达的探测能力不会衰减。

上述假设可以大幅减少仿真时需要考虑的变量因素, 在保证飞行器被正确建模仿真的同时, 降低计算资源, 提高仿真数据的生成效率。

1.3 光电模拟器

目前的红外目标仿真框架主要以飞行器为对象, 由 4 个阶段组成: ①对目标飞行器进行三维几何建模; ②利用虚拟温度场对目标的红外辐射分布进行建模; ③结合大气红外传输模型计算目标的辐射量; ④根据系统的定标参数实现红外辐射量与灰度值的映射^[13]。整体仿真过程步骤复杂, 建模过程繁琐, 导致仿真结果复现困难。因此,

研究人员开始尝试利用可见光图像对红外目标图像进行直接生成^[14]。但该方法需要较大数量的高质量可见光-红外图像对才能训练得到效果较好的生成模型。在实际场景中,虽然飞行器的可见光图像获取较为容易,但与之对应的红外图像获取却较难实现。针对该问题,本文提出一种基于循环生成对抗网络(cycle generative adversarial network, CycleGAN)的方法对红外目标图像进行仿真生成^[15]。

CycleGAN是在生成对抗网络的基础上发展而来的,其模型原理如图2所示。对于一张可见光图像输入 x 和一张红外图像输入 y , x 与 y 不存在对应关系,CycleGAN首先训练一个生成器网络 G 来生成一个类似于 x 的样本 \hat{y} 。其中, $\hat{y} \sim G(z, \theta_g)$, z 为服从特定分布的随机噪声, θ_g 为生成器系数。由于没有与 x 对应的红外图像作为标签,模型无法像GAN一样直接训练判别器 D_x 来对样本 \hat{y} 的生成结果好坏进行分类判断。因此对于 G ,CycleGAN训练了一个与 G 顺序相反的生成器 F 来实现循环。 F 会对 \hat{y} 进行反向生成,得到接近源风格的样本 \hat{x} ,随后利用判别器 D_x 来对 x 和 \hat{x} 进行分类判断,如果 x 与 \hat{x} 十分相似则获得最高分1,反之得0分。同理对于 F ,CycleGAN训练了一个分类器 D_y 来对 y 和 G 反向生成的 \hat{y} 进行约束。最终,模型通过一致性损失函数来确保生成的图像 \hat{x} 和输入图像 x 的内容不变,只是风格发生了变化,同时生成器 F 和判别器 D_y 始终朝着生成更加真实的图片 \hat{y} 的方向优化。将可见光图像输入CycleGAN后得到的红外目标仿真结果如图3所示。

综上,如图4所示,光电模拟器对目标飞行器的仿真流程如下:

- (1) 基于现有的小样本空中目标红外图像数据集训练一个生成器网络和一个判别器网络;
- (2) 利用生成器将收集的空中目标可见光图像转换为红外图像;

- (3) 根据空中目标的轨迹距离对目标尺寸进行缩放,随后将其嵌入到天空、海洋、沙漠戈壁等红外自然背景图像中,形成最终的空中目标图像。

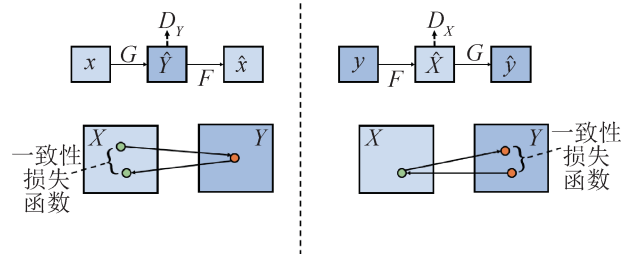


图2 循环生成式对抗网络原理
Fig. 2 Training process of CycleGAN



图3 CycleGAN 仿真结果示例
Fig. 3 Examples of simulation results by CycleGAN

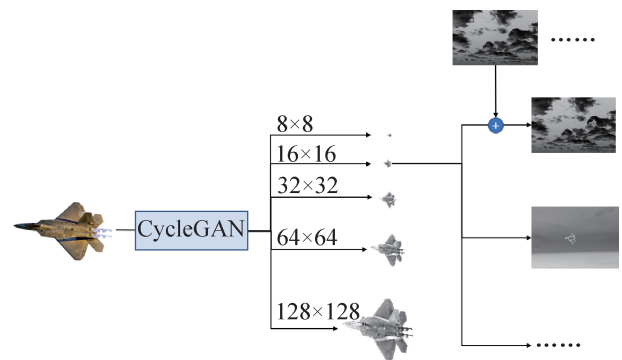
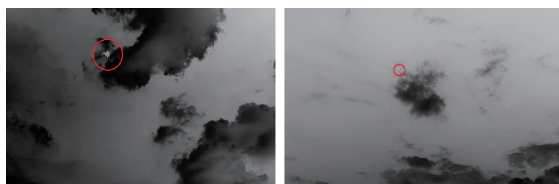


图4 光电模拟器的仿真流程
Fig. 4 Simulation process of infrared image simulator

光电模拟器得到的部分仿真结果示例如图5所示。其中,对空中目标的尺寸大小与目标轨迹距离人为构建了正向关系,128×128像素对应应在2.5 km距离内的空中目标,64×64像素对应2.5~5 km距离目标,32×32像素对应5~10 km距离目标,16×16像素对应10~15 km距离目标,8×8像素对应15 km以外目标。基于仿真假设2),目标可以出现在背景中的任意位置,因此本文方法可以从少量的目标红外图像和典型红外背景图像中获得大量仿真图像,极大地丰富了仿真数据集。



(a) 16×16像素目标 (b) 8×8像素目标

图 5 光电模拟器的部分仿真结果展示

Fig. 5 Examples of infrared simulation images

1.4 空情模拟器

空情模拟器用于仿真空中目标的运动特征。事实上, 目标轨迹信息是由雷达系统观测到的目标点迹信息组成的时序序列, 现代雷达系统对目标轨迹的测量往往是在空间极坐标系中完成的, 对其直接进行仿真的难度较大^[16]。因此, 本文先由空情模拟器直接生成目标在地心直角坐标系下的飞行轨迹, 随后再用雷达模拟器对目标轨迹进行观测, 得到雷达位置在目标坐标系中的坐标表示。

具体的, 采用点迹建航法将目标抽象为一个质点, 并选择地球地心直角坐标系作为参考系。其中, 地心直角坐标系的原点 O 与地球质心重合, z 轴指向地球北极, x 轴指向本初子午线与赤道的交点, y 轴垂直于 Oxz 平面。空情模拟器会初始化各类目标的最小速度、最大速度、最大升限、极限过载等特征来模拟直线飞行和圆周飞行两种轨迹。对于直线飞行轨迹, 模拟器会在最小速度与最大速度之间随机初始化一个速度, 在最大升限以下随机初始化高度, 并且初始化一个速度方向, 记录下目标的初始运动速度、速度方向、加速度、初始位置坐标, 以此作为目标初始运动状态。随后根据下列公式得到目标下一时刻的方位信息, 表示为

$$x_1 = x_0 + v_0 \Delta t + \frac{1}{2} a_0 \Delta t^2 \quad (1)$$

在实际仿真过程中, 空情模拟器会随机对加速度和速度方向加入一定的噪声扰动, 使其更贴合实际环境下的飞行轨迹。

对于圆周飞行轨迹, 如图 6 所示, 空情模拟器采用三自由度仿真方法进行, 采用速度、飞行器轨

迹航向角和飞行器俯仰角三自由度的仿真方程实现。其中, 为了简化问题, 假设所有攻角和侧滑角为 0, 并且飞行器的速度方向始终与机体方向重合。因此, 目标飞行器的方位信息计算公式表示为

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = v \cos \gamma \sin \psi \\ \frac{dy}{dt} = v \cos \gamma \cos \psi \\ \frac{dz}{dt} = v \sin \gamma \end{cases} \quad (2)$$

式中: v 为飞行器目标的飞行速度; γ 为飞行器轨迹的航向角; ψ 为飞行器轨迹的俯仰角。其中俯仰角选择抬头为正方向, 航向角选择向右偏航为正, 滚转角选择向右倾斜为正方向。飞行器角度的计算公式为

$$\begin{cases} \frac{dv}{dt} = g(n_x - \sin \gamma) \\ \frac{d\gamma}{dt} = \frac{g}{v} (n_z \cos \mu - \cos \gamma) \\ \frac{d\psi}{dt} = \frac{g n_z \sin \mu}{v \cos \gamma} \end{cases} \quad (3)$$

式中: μ 为滚转角; g 为重力加速度; n_x 为飞行器的推力和阻力的合力对速度产生的影响, 其方向为飞行器速度方向, 用于控制飞行器速度的变化率; n_z 为飞行器过载, 方向为机顶方向, 用来控制飞行器的升力以及提供改变速度方向的分力。

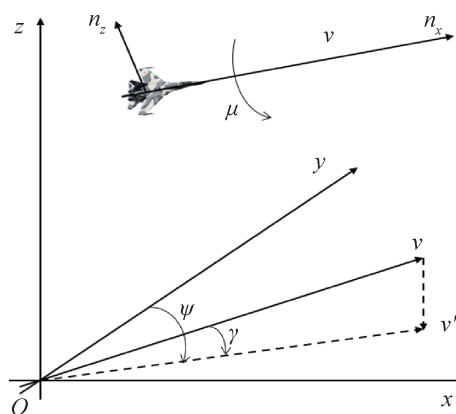


图 6 飞行器圆周飞行轨迹仿真示意

Fig. 6 Examples of circular trajectory simulation

最终, 由本空情模拟器仿真产生的部分轨迹数据如图 7 所示。

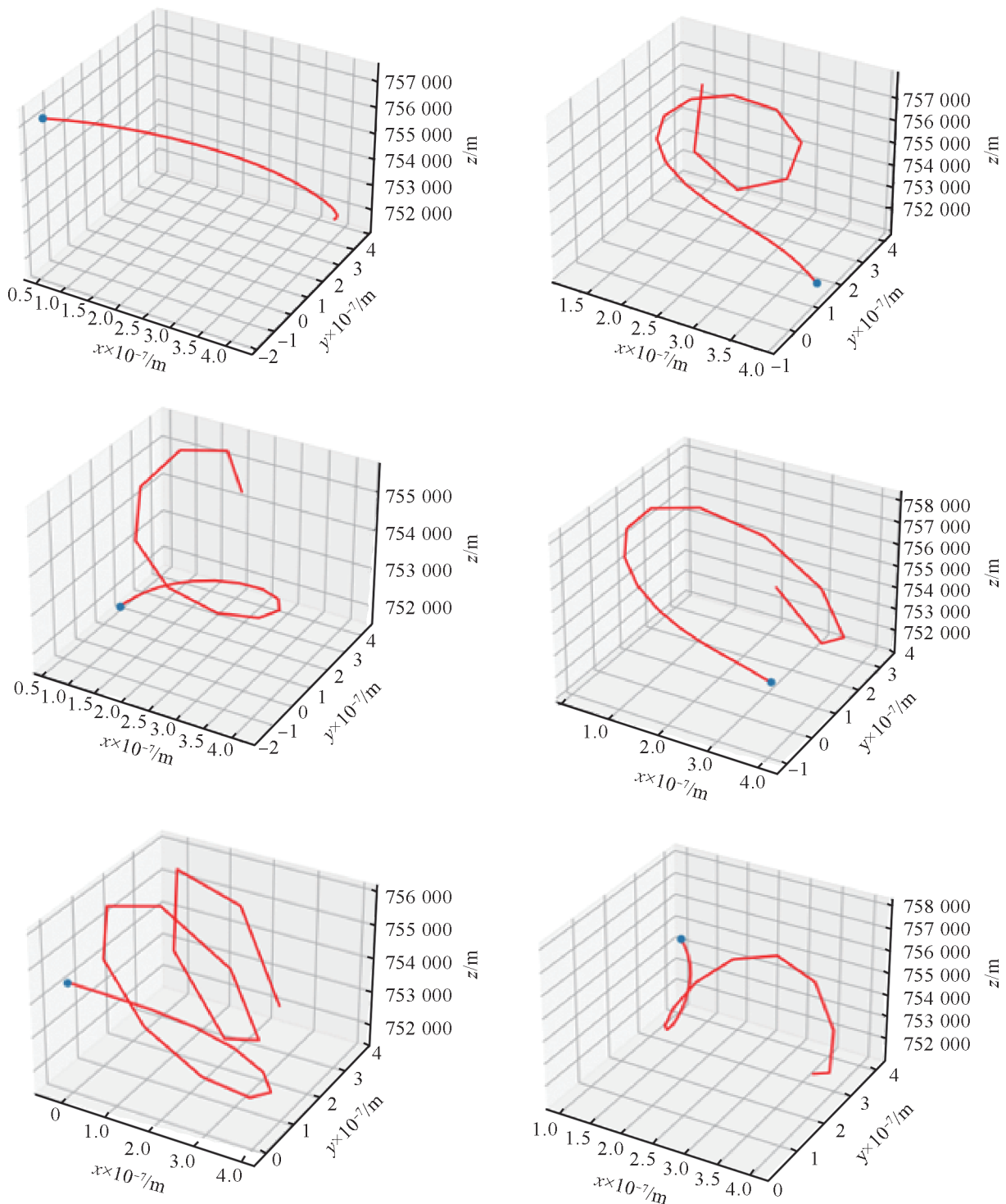


图7 空情模拟器部分仿真结果展示
Fig. 7 Examples of trajectory simulation

1.5 雷达模拟器

雷达模拟器产生的雷达信号主要包含两部分：

- ①空中目标的运动信息，用于表达目标方位的时序序列；
- ②空中目标的雷达反射信息，用于表达

目标的雷达反射截面(RCS)时序序列。

本文设计的雷达模拟器对目标的仿真流程如图8所示。模拟器会在以目标飞行器为中心、雷达探测范围为半径的球中随机生成雷达位置，依

<http://www.china-simulation.com>

据雷达探测的 RCS 值大致符合椭球形方程的假设^[17-18], 即目标的正侧面和正俯仰面 RCS 值最大, 鼻锥向 RCS 值最小, 通过雷达坐标系到目标坐标系的变换过程, 计算出雷达在目标坐标系中随时间变化的俯仰角和方位角, 进而求出相同俯仰角

和方位角在椭球上的位置。这一点到雷达的距离就是 RCS 的仿真结果。这样雷达模拟器便可得到每个时刻的 RCS 探测值和轨迹探测值, 最终生成雷达观测的目标 RCS 序列和目标轨迹序列。

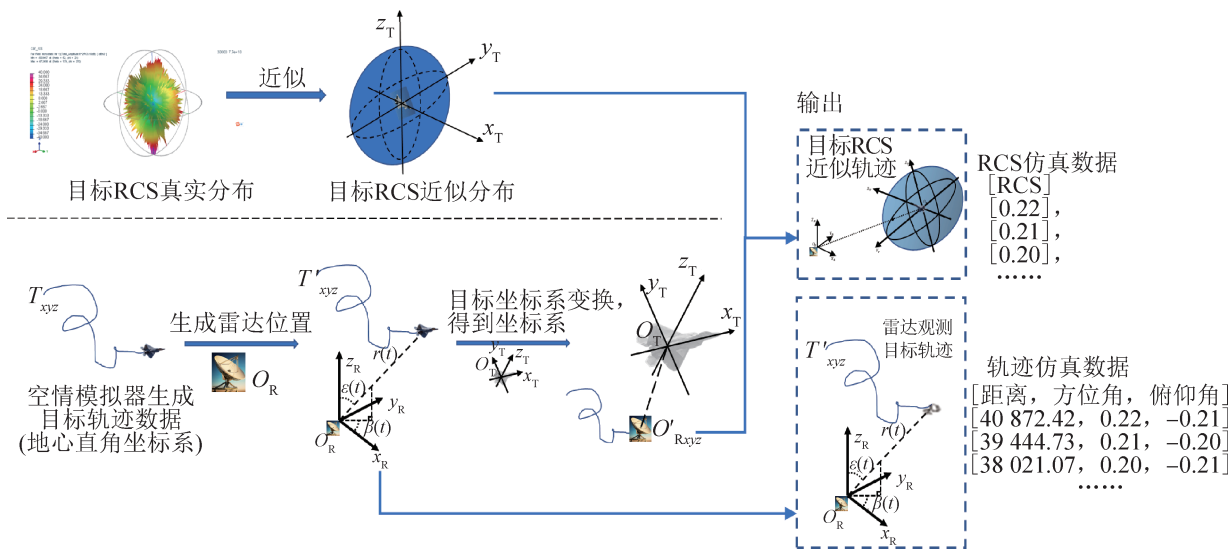


图 8 雷达模拟器仿真流程
Fig. 8 Simulation process of radar simulator

具体的, 本文定义雷达坐标系 $O_R x_R y_R z_R$ 以雷达所在地 R 为坐标原点, z 轴铅锤向上, x 轴指向雷达所在地正东方向, y 轴为正北方向, 定义目标坐标系 $O_T x_T y_T z_T$ 以目标飞行器中心为坐标原点, x 轴平行于目标机身轴线指向前方, z 轴位于目标对称平面内, 垂直于 x 轴指向上方, y 轴垂直于目标对称平面, 其方向由右手法则唯一确定。雷达模拟器将目标 RCS 特征随角度变化的趋势近似为椭球。因此, 可在目标坐标系中根据目标的鼻锥向、正侧向以及正俯仰面 RCS 值 a 、 b 、 c 确定 RCS 随角度变化的曲面函数, 即:

$$\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} + \frac{z^2}{c^2} = 1 \quad (4)$$

因此, 若已知一个相对目标的方位角度便可算出对应角度的 RCS 近似观测值, 这样 RCS 仿真便转换成计算雷达视线在目标坐标系中的变化规律。如图 9 所示, 从雷达坐标系到目标坐标系的

变换过程表示为

$$\begin{bmatrix} x_T(t) \\ y_T(t) \\ z_T(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x - x_R(t) \\ y - y_R(t) \\ z - z_R(t) \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: (x, y, z) 为雷达坐标系中任意一点坐标; $(x_R(t), y_R(t), z_R(t))$ 为目标点迹在雷达坐标系中的坐标; $(x_T(t), y_T(t), z_T(t))$ 为点 (x, y, z) 在目标坐标系中的坐标。变换矩阵的各分量由以下关系式确定:

$$\begin{cases} p_{11} = \cos \alpha(t) \cos \gamma(t) + \sin \alpha(t) \sin \gamma(t) \sin \eta(t) \\ p_{12} = \sin \alpha(t) \cos \eta(t) \\ p_{13} = -\cos \alpha(t) \sin \gamma(t) + \sin \alpha(t) \cos \gamma(t) \sin \eta(t) \\ p_{21} = -\sin \alpha(t) \cos \gamma(t) + \cos \alpha(t) \sin \gamma(t) \sin \eta(t) \\ p_{22} = \cos \alpha(t) \cos \eta(t) \\ p_{23} = \sin \alpha(t) \sin \gamma(t) + \cos \alpha(t) \cos \gamma(t) \sin \eta(t) \\ p_{31} = \sin \gamma(t) \cos \eta(t) \\ p_{32} = -\sin \eta(t) \\ p_{33} = \cos \gamma(t) \cos \eta(t) \end{cases}$$

式中： $\alpha(t), \gamma(t), \eta(t)$ 分别为目标偏航、俯仰和滚转角。由于雷达观测信息无法直接返回目标的姿态，因此在本项目中选择用目标点迹差分计算目标的速度，利用速度方向来近似估计目标的姿态角和俯仰角。

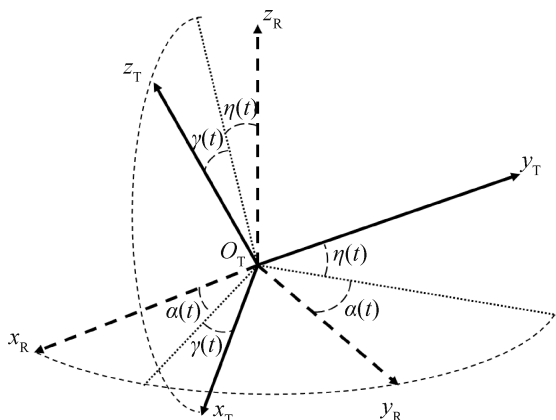


图9 坐标系变换示意图

Fig. 9 Coordinate system transformation

最终，为了将目标相对于雷达的运动等价于雷达视线在目标坐标系中的姿态角变化，还需将上述直角坐标系表示转换为极坐标表示，计算过程此处不再展开。

1.6 电抗模拟器

随着战场电磁环境日益复杂化，准确地识别雷达辐射源成为电子对抗中一项紧迫的任务。电抗模拟器主要用于侦收目标飞行器所搭建的火控雷达、电子干扰吊舱等电子设备工作时产生的电磁辐射信号。由于不同类型设备所发射的电磁辐射在工作频率、脉冲重复周期以及脉冲宽度等属性上具有较大差异，因此可作为目标类型识别的重要特征。

综上，电抗模拟器对目标雷达辐射源的射频 (radio frequency, RF)、脉冲重复频率 (pulse repetition frequency, PRF)、脉冲宽度 (pulse width, PW) 3 个典型信号参数进行分析。在实际场景中，雷达为了保密和抗电子干扰，其频率往往会依据调频、捷变频、频率分级等方式发生变化。因此

以射频仿真为例，电抗模拟器会给每一时刻的观测值加入随机噪声，其计算公式表示为

$$f(t) = f_{p-U}(f_{\min}, f_{\max}) + e_{p-N}(\mu_{f,t}, \sigma_{f,t}) \quad (6)$$

式中： f_{p-U} 代表射频 f 最大值和最小值之间的均匀分布； e_{p-N} 代表以 $\mu_{f,t}$ 为均值， $\sigma_{f,t}$ 为方差的高斯分布噪声。

最终，电抗模拟器会生成每一个时刻的载频、脉宽和重复频率，并且在输出中保存下来生成过程中的雷达距离、雷达方位角、俯仰角的中间数据，这六项共同作为输出，依据相同的方法连续生成多个时刻的电磁特征数据。

2 仿真效果验证

2.1 实验设置

为了验证本研究提出的多传感器综合仿真方法的效果，本文构建了一个仿真数据集。仿真数据集对每一类典型目标生成了1000条数据用作训练，100条测试集用作测试。此外，将飞鸟、民航客机等非典型目标类型作为其他一类。因此，仿真数据集总共包含6000条训练数据和600条测试数据，数据中的飞行器尺寸根据轨迹距离的远近而不同。为了验证每个模拟器的仿真效果，本文采用当前图像任务中主流的SSD (single shot multibox detector) 模型^[19]对光电模拟器的仿真结果进行效果测试，以及序列任务中主流的LSTM (long short term memory networks) 模型^[20]和GRU (gate recurrent unit) 模型^[21]对空情模拟器、雷达模拟器、电抗模拟器的仿真结果进行效果测试。其中，SSD模型损失函数为位置误差与置信度误差的加权和，LSTM和GRU模型层数设置为2，采用交叉熵 (cross entropy) 作为损失函数。所有模型的学习率大小统一设置为 1×10^{-4} 。如表1所示，为了验证多传感器的特征对目标类型的识别有帮助，本文还在单传感器识别结果的基础上进行了简单的投票决策，利用层次分析法^[22] (analytic hierarchy process, AHP) 得出各传感器的权重。

表 1 层次分析法的判断矩阵设置和各传感器权重
Table 1 Judgment matrix setting of AHP and weights of each sensor

模拟器	光电	空情	雷达	电抗	权重
光电	1	1/3	1/3	1/5	0.08
空情	3	1	1	1/3	0.20
雷达	3	1	1	1/3	0.20
电抗	5	3	3	1	0.52

2.2 主要实验结果

各模型的识别效果如表 2 所示。对比 LSTM 模型的效果与 GRU 模型的效果可以发现, GRU 对于序列类数据的平均分类准确率要略好于 LSTM 模型, 因此在后面的实验中, 本文均采用 GRU 模型对序列类数据进行识别。在单传感器上, 模型在轨迹仿真数据上取得了最高 84.17% 的分类准确率, 初步说明了轨迹对目标类型的识别重要性要大于 RCS、电磁和红外图像。最终, 本文利用人工构造的比较判断矩阵对单传感器的结果进行了投票, 得到了 86.50% 的最好结果, 分别比四大单传感器上的模型最优识别结果提升 24.13%、2.33%、5.92%、2.5%, 识别准确率平均提升 8.72%, 说明引入多源特征对目标类型识别是有帮助的。

表 2 模型总体识别效果对比
Table 2 Model performance comparison on different sensors

模拟器	数据类型	模型	准确率/%
光电	红外图像	SSD	62.37
空情	轨迹序列	LSTM	83.17
空情	轨迹序列	GRU	84.17
雷达	RCS 序列	LSTM	80.58
雷达	RCS 序列	GRU	80.00
电抗	电磁序列	LSTM	68.25
电抗	电磁序列	GRU	84.00
光电、空情、 雷达、电抗	红外、轨迹、 RCS、电磁	投票	86.50

此外, SSD 模型结果在仿真数据集上效果并不理想, 识别准确率仅有 62.37%, 为此对其进行了进一步的分析, 实验结果如表 3 所示。可以发现, 模型效果与目标尺寸成正相关, 在目标飞行

器尺寸小于 32×32 像素时, 模型的识别效果显著下降, 而大于 32×32 像素时, 模型识别准确率平均能达到 90% 以上, 识别效果较好。这是由于当目标距离传感器较远时, 目标在图像中的尺寸较小, 目标外形不清晰, 即使是人眼也很难区分清楚。此时模型难以捕捉到目标的类型信息, 对拍摄到的小尺寸飞行目标识别结果较差。由于本图像仿真方法中各种尺寸图像呈均匀分布, 因此模型的平均识别准确率较低, 这也从另一方面说明了考虑多源特征来对识别结果进行交叉验证的必要性。

表 3 SSD 模型识别准确率与目标轨迹距离之间的关系
Table 3 Performance of SSD model with different object distances

目标尺寸(像素)	距离/km	数量	准确率/%
8×8	>15	419	4.53
16×16	[10,15)	395	26.83
32×32	[5,10)	392	89.54
64×64	[2.5,5)	396	96.46
128×128	<2.5	395	97.72

2.3 鲁棒性测试

为了模拟真实作战场景下受电子干扰、恶劣天气情况、硬件故障等不可控因素的影响, 导致不同传感器的上报信息出现中断的情况, 本文对多传感器模型进行了随机掩码操作, 按照一定的比例分别去除了目标的图像、轨迹、电磁、RCS 数据。在该场景下, 对于一个缺失比例 $r\%$, 随机将数据集中 $r\%$ 样本的轨迹序列值设置为 0, $r\%$ 样本的电磁特征序列设置为 0, $r\%$ 样本的 RCS 特征序列设置为 0, $r\%$ 样本的图像数据设为全白图像。

此外, 由于在真实场景中部分传感器可能会存在暂时失灵或者通信不稳定等情况, 导致传感器数据并非每一时刻都能准确上报, 导致不同传感器的上报信息不完整的情况。本文对数据内部也进行随机掩码操作, 随机选择序列中的部分值并置零。在该场景下, 对于一个缺失比例 $r\%$, 选择每条序列中随机 $r\%$ 的值置零。

模型鲁棒性测试的结果如表4所示。总体上，上报信息缺失场景对模型识别性能的影响要大于上报信息不完整。当缺失比例同为10%时，模型在上报信息不完整场景下的识别准确率为66.33%，比上报信息缺失场景下的识别准确率低了10%，且性能下降程度明显高于信息缺失场景，这说明序列信息的连续完整性对模型更为重要。总之，当缺失比例逐渐增大时，模型在两个场景下都出现了下降，这进一步说明了多源传感器特征对增强飞行器类型识别效果的有效性。

表4 模型鲁棒性测试
Table 4 Model robustness test %

场景	缺失比例	准确率
上报信息缺失	0	86.50
	5	83.17
	10	76.33
上报信息不完整	0	86.50
	5	73.50
	10	66.33

3 结论

在现实场景飞行器数据获取困难的背景下，针对当前飞行器仿真技术没有充分考虑多源传感器特征，导致仿真结果不全面、模型学习不充分的问题，本研究构建了光电、空情、雷达、电抗四大模拟器来对飞行器红外图像、飞行轨迹、RCS、电磁辐射数据进行仿真。在仿真数据集上的实验结果表明：①融合多源传感器识别结果可以有效提升模型的识别性能；②不同类型传感器特征对目标类型识别所起的作用不同，轨迹特征对目标类型识别帮助较大；③在轨迹距离较远的情况下，模型对小目标图像的识别效果会显著下降；④对比信息缺失的情况，序列信息的连续完整性对目标类型识别而言更为重要。值得指出的是，本文主要是对多源传感器特征仿真方法进行创新。在未来的工作中，可以研究小尺寸飞行器识别以及特征融合等技术，来进一步增强模型对空中目标的综合识别能力。

参考文献：

- [1] 史志富, 张安, 何胜强. 基于贝叶斯网络的多传感器目标识别算法研究[J]. 传感技术学报, 2007(4): 921-924.
Shi Zhifu, Zhang An, He Shengqiang. Research on Multisensor Target Recognition Algorithm Based on Bayesian Networks[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2007(4): 921-924.
- [2] 赵静, 王鹏, 丁筱茜, 等. 基于观测器的四旋翼容错控制及仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2022, 34(1): 1-10.
Zhao Jing, Wang Peng, Ding Xiaolian, et al. Fault Tolerant Control and Simulation of Quadrotor Based on Adaptive Observer[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(1): 1-10.
- [3] Zhao Bo, Feng Jiashi, Wu Xiao, et al. A Survey on Deep Learning-based Fine-grained Object Classification and Semantic Segmentation[J]. International Journal of Automation and Computing, 2017, 14(2): 119-135.
- [4] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You Only Look Once: Unified, Real-time Object Detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 779-788.
- [5] Sungho Kim, Woo-Jin Song, So-Hyun Kim. Infrared Variation Optimized Deep Convolutional Neural Network for Robust Automatic Ground Target Recognition[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 195-202.
- [6] 孙艺升. 基于深度学习的飞机飞行轨迹目标识别[C]//第一届空中交通管理系统技术学术年会论文集. 北京: 电子工业出版社, 2018: 288-293.
- [7] 纪永强, 刘通, 徐高正, 等. 基于RCS统计特征的船舶目标识别方法[J]. 舰船科学技术, 2018, 40(13): 129-132.
Ji Yongqiang, Liu Tong, Xu Gaozheng, et al. The Target Identification Method for Ship Based on RCS Statistical Feature[J]. Ship Science and Technology, 2018, 40(13): 129-132.
- [8] 赵佳欢, 杨海明, 邱令存. 基于循环神经网络的空中目标类型识别[J]. 航天控制, 2020, 38(3): 47-53.
Zhao Jiahuan, Yang Haiming, Qiu Lingcun. Recognition of Aerial Target Types Based on Recurrent Neural Network[J]. Aerospace Control, 2020, 38(3): 47-53.
- [9] 谢晓芳, 刘厚君, 张龙杰, 等. 基于渐进式生成对抗网络的舰船红外图像仿真[J]. 激光与红外, 2021, 51(4): 471-479.
Xie Xiaofang, Liu Houjun, Zhang Longjie, et al. Infrared Image Simulation for Warship Based on Progressive Generative Adversarial Network[J]. Laser & Infrared,

- 2021, 51(4): 471-479.
- [10] 初阳, 刘志, 窦林涛. 面向大尺度战场的飞行机动建模仿真技术[J]. 系统仿真学报, 2021, 33(3): 613-621.
Chu Yang, Liu Zhi, Dou Lintao. Modeling and Simulation Technology of Flight Maneuver for Large Scale Battlefield[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(3): 613-621.
- [11] 温包谦, 王涛, 成坤, 等. 典型空中目标动态RCS特性仿真研究[J]. 弹箭与制导学报, 2020, 40(2): 5-9.
Wen Baoqian, Wang Tao, Cheng Kun, et al. Simulation Study on Dynamic RCS Characteristics of Typical Aerial Targets[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2020, 40(2): 5-9.
- [12] 刘凯, 许焕武, 陈茂香. 基于参数样本图的雷达辐射源识别[J]. 电子信息对抗技术, 2015, 30(1): 43-47, 58.
Liu Kai, Xu Huanwu, Chen Maoxiang. Radar Emitter Recognition Based on Radar Parameter Pattern[J]. Electronic Information Warfare Technology, 2015, 30(1): 43-47, 58.
- [13] 孙卫, 王彪. 飞机红外辐射计算及图像仿真[J]. 激光与红外, 2017, 47(6): 728-735.
Sun Wei, Wang Biao. Calculation and Image Simulation of Aircraft Infrared Radiation[J]. Laser & Infrared, 2017, 47(6): 728-735.
- [14] 黄攀, 杨小冈, 卢瑞涛, 等. 基于GAN的红外飞机数据增强方法[J]. 电光与控制, 2021, 28(11): 84-88.
Huang Pan, Yang Xiaogang, Lu Ruitao, et al. Data Augmentation of Infrared Aircraft Target Based on Generative Adversarial Network[J]. Electronics Optics & Control, 2021, 28(11): 84-88.
- [15] Zhu Junyan, Park T, Isola P, et al. Unpaired Image-to-image Translation Using Cycle-consistent Adversarial Networks[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 2242-2251.
- [16] 汪洋, 黄小红, 陈曾平. 基于对数极坐标变换的目标识别算法[J]. 雷达科学与技术, 2009, 7(2): 111-114.
Wang Yang, Huang Xiaohong, Chen Zengping. A New Algorithm for Target Recognition Based on Log-polar Transform[J]. Radar Science and Technology, 2009, 7(2): 111-114.
- [17] 王佳, 袁俊超, 刘泊材, 等. 典型突防飞行目标RCS特性研究[J]. 现代雷达, 2021, 43(4): 39-45.
Wang Jia, Yuan Junchao, Liu Bocai, et al. A Study on Typical Maneuverable Penetrating Aircraft Static and Dynamic RCS Characteristics[J]. Modern Radar, 2021, 43(4): 39-45.
- [18] 李尚生, 王旭坤, 付哲泉, 等. 基于目标散射特性的距离-速度欺骗干扰研究[J]. 计算机仿真, 2021, 38(11): 9-13.
Li Shangsheng, Wang Xukun, Fu Zhequan, et al. Study on Range-velocity Spoofing Based on Target Scattering Characteristics[J]. Computer Simulation, 2021, 38(11): 9-13.
- [19] Liu Wei, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector[C]//Computer Vision-ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [20] Hochreiter S, Jürgen Schmidhuber. Long Short-term Memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [21] Junyoung Chung, Caglar Gulcehre, KyungHyun Cho, et al. Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling[EB/OL]. (2014-12-11) [2022-07-19]. <https://arxiv.org/abs/1412.3555>.
- [22] 邓雪, 李家铭, 曾浩健, 等. 层次分析法权重计算方法--分析及其应用研究[J]. 数学的实践与认识, 2012, 42(7)-93-100.
Deng Xue, Li Jiaming, Zeng Haojian, et al. Research on Computation Methods of AHP Wight Vector and Its Applications[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2012, 42(7): 93-100.