

基于深度学习的雷达目标识别算法评估系统设计

马晓萌^{1,2}, 冯舒文², 原昊², 张鹏宇², 沈永健²

(1 西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071;

2 北京遥测技术研究所 北京 100076)

摘要: 在雷达成像装备试验中, 传统真实场景测试方法构建难度大、场景有限、试验风险高, 急需解决目标识别算法测试不充分、评估不全面的问题。本文针对现有问题设计了一套目标识别算法测试系统, 可提供合成孔径雷达图像和逆合成孔径雷达图像的处理、标注以及目标识别算法的自动运行、环境配置、性能评估等功能。相较于传统的试验方法, 该系统具备成本低、试验时间短、可控性强、可扩展等优点。

关键词: 雷达; 目标识别算法; 评估系统

中图分类号: TN959.1+7; TP18 文献标志码: A 文章编号: 2095-1000(2024)03-0024-11

DOI: 10.12347/j.ycyk.20231201002

引用格式: 马晓萌, 冯舒文, 原昊, 等. 基于深度学习的雷达目标识别算法评估系统设计[J]. 遥测遥控, 2024, 45(3): 24-34.

The Design of Radar Target Recognition Algorithm Evaluation System Based on Deep Learning

MA Xiaomeng^{1,2}, FENG Shuwen², YUAN Hao², ZHANG Pengyu², SHEN Yongjian²

(1. School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China;

2. Beijing Research Institute of Telemetry, Beijing 100076, China)

Abstract: In the radar imaging equipment test, the traditional real scene test method is difficult to construct, the scene is limited, and the test risk is high, so it is urgent to solve the problems of insufficient testing and incomplete evaluation of the target recognition algorithm. Aiming at the existing problems, this paper designs a test system for the target recognition algorithm, which can provide the processing and labeling of SAR image and inverse SAR image, as well as the automatic operation, environment configuration and performance evaluation of target recognition algorithm. Compared with the traditional test method, the system has the advantages of low cost, short test time, strong controllability and extensibility.

Keywords: Radar; Object recognition algorithm; Evaluation system

Citation: MA Xiaomeng, FENG Shuwen, YUAN Hao, et al. The Design of Radar Target Recognition Algorithm Evaluation System Based on Deep Learning[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2024, 45(3): 24-34.

0 引言

SAR 合成孔径雷达^[1]系统可以全天候、全天时地获得高分辨率遥感图像。ISAR 逆合成孔径雷达^[2]是在合成孔径雷达基础上发展起来的另外一种雷达成像技术, 旨在解决运动目标的高分辨率成像问题, 随着基于人工智能的目标识别技术的快速发展, 应用图像进行目标分类和识别的装备越

来越多。其中雷达图像目标识别被广泛应用于精确打击和监视探测领域。

在实际 SAR/ISAR 雷达装备应用中, 目标识别算法有以下两种部署场景: ① 在资源受限场景下: 指计算、通信、部署空间等资源条件受限制, 一般通过嵌入式平台或专用 AI 芯片等实现基于深度学习的图像目标识别应用, 通过一系列方法对目标识别算法进行修枝剪枝, 从而减少模型参数和

存储空间占用,如MobileNet算法模型;②在资源不受限场景下:指计算、通信、部署空间等资源条件不受限制,一般通过GPU/CPU等计算机/服务器实现基于深度学习的图像目标识别应用,如Faster R-CNN算法模型。

在雷达成像装备试验中,需要全面分析雷达装备中目标识别算法的有效性,现有目标识别算法运行环境不同、硬件资源不同、应用场景不同,测试评估体系不完善、测试方法不统一,无法给出客观的测试评估结果,而且传统真实场景测试方法构建难度大、场景有限、试验风险高。

本文提出一套基于深度学习的雷达目标识别算法评估系统,该系统能够实现雷达成像智能目标识别基准算法快速构建,以达到匹配多种运行环境、硬件资源、应用场景和测试方法的目的,旨在解决雷达装备功能性能评估试验中目标识别算法测试不充分、评估不全面的问题。该系统功能包括:样本数据库管理、模型快速搭建、算法性能测试、模型横向比对等。本系统能够为合成孔径雷达目标识别算法性能做出科学合理的评估,从而辅助完成目标识别算法测试试验。该系统具有创新性。

1 总体设计

1.1 任务需求

本目标识别算法评估系统,综合考虑实际使用需求,能够对合成孔径雷达图像目标识别算法进行测试与评估,辅助完成目标识别算法测试试验。具体功能包括:

①测试系统通过生成完备的目标图像库,提供多种目标图像,可利用图像库快速构建丰富的测试场景,并基于黑盒测试和白盒测试两种测试模式自动生成测试流程,对被测算法进行精准、全面的测试。

②测试系统提供多种典型的图像目标识别算法,可在相同测试场景下对测试系统基准算法和被测算法的各项性能指标进行横向对比,作为被测算法性能评价的基准和依据。

③测试系统采用多维度算法性能评价指标形成算法性能评价体系,通过多性能评价指标加权,用客观的方法定量评估算法性能。

1.2 基于深度学习技术的雷达目标识别算法原理

卷积神经网络是一种用来处理局部和整体相

关性的计算网络结构,被应用于图像识别、自然语言处理、甚至是语音识别领域,因为图像数据具有显著的局部与整体关系,其在图像识别领域的应用获得了巨大成功,在雷达图像相关领域也有大量应用^[3-6]。

基于深度学习的SAR/ISAR雷达图像目标识别技术可分为以下几步:

①数据预处理:对雷达数据进行预处理,需要收集和处理雷达图像数据,包括对目标进行标注和构建数据集。

②特征提取:利用深度学习模型,如卷积神经网络(CNN)等,对预处理后的雷达图像进行特征提取。这些算法能够自动学习图像中的纹理、形状等,并生成用于识别的特征向量。

③模型训练:使用标注的数据集对深度学习模型进行训练,使其能够识别出目标类型。通常使用监督学习或半监督学习方法。

④目标识别:在测试阶段,将新的雷达图像输入到训练好的模型中,模型将自动提取图像中的特征并识别出目标类型。

基于深度学习技术的雷达目标识别算法具有以下优点^[7]:

①自动提取特征:深度学习模型能够自动从原始数据中提取与目标相关的特征,避免了手动设计特征的繁琐过程;

②强大的分类能力:深度学习模型具有强大的分类能力,能够准确地将雷达回波信号分为不同的目标类别;

③泛化能力强:深度学习模型能够适应各种复杂环境和场景下的雷达目标识别任务,具有较好的鲁棒性。

伴随卷积网络的发展,其网络深度大大增加,但是基本结构仍保持着最初的设计方式,主要包含卷积层、池化层、全连接层,损失函数等。对算法网络基本结构进行深入研究和合理应用,构建出性能优异的雷达成像智能目标识别基准算法。

本系统算法方面提供了如Fast R-CNN^[8]、Faster R-CNN^[9]、YOLOv3^[10]、YOLOv5^[11]、YOLOv7^[12]、YOLOv8^[13]等典型基准算法。本系统主要是设计一种评估系统,因此仅介绍最新的YOLO V8模型,对其他模型不进行赘述。

YOLOv8整体的网络结构如图1所示。

YOLOv8是目前最新的目标识别算法,数据预

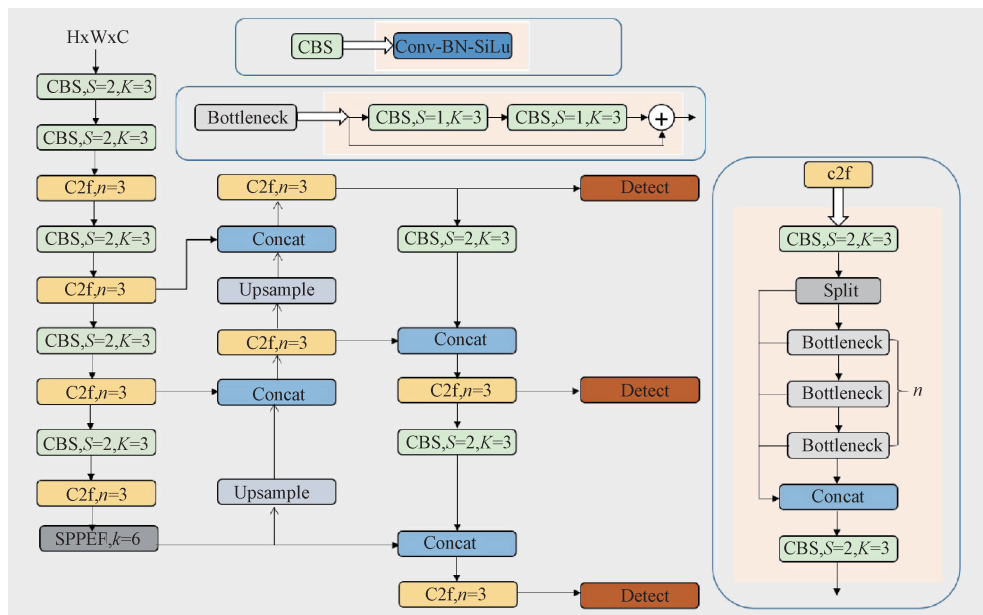


图 1 YOLOv8 网络结构

Fig. 1 YOLOv8 Network structure

处理依旧采用 YOLO v5^[6]的策略, 在训练时, 主要采用包括马赛克增强(Mosaic)、混合增强(Mixup)、空间扰动(Random perspective)以及颜色扰动(HSV augment)四个增强手段。

主体网络分为 Backbone 骨干网络部分、Neck 网络和 Head 头部网络部分。YOLOv8 汲取了前几代网络的优秀特性, 骨干网络和 Neck 部分遵循 CSP 的思想, 将 YOLOv5 中的 C3 模块被替换成了梯度流更丰富的 C2f 模块, 去掉 YOLOv5 中 PAN-FPN 上采样阶段中的卷积结构, 将 Backbone 不同阶段输出的特征直接送入了上采样操作, 模型提供了 N/S/M/L/X 尺度的不同大小模型, 能够满足 SAR/ISAR 图像目标识别领域的需求^[13]。Head 头部网络部分 YOLOv8 采用了解耦头的结构, 两条并行的分支分别提取类别特征和位置特征, 然后各用一层 1×1 卷积完成分类和定位任务。

1.3 系统业务架构设计

通过分析软件需求和业务流程, 需要满足测试环境快速构建、测试流程自动生成、测试效果自动评估的功能, 所以将整体系统设计分为三个大框架: 目标识别算法测试分系统、目标识别算法配置分系统、目标识别算法评估分系统。目标识别算法测试分系统负责数据存储调度, 这些数据包括样本库、测试数据集、测试结果以及评估结果; 目标识别算法配置分系统负责算法模型、

运行环境、编程环境和算法运行过程的管理; 目标识别算法评估分系统负责评估算法的测试结果, 包括内置算法以及被测设备算法的测试结果。

系统业务架构图如图 2 所示:

目标识别算法测试分系统是本评估系统的核心。该分系统负责与算法配置分系统和评估分系统间的算法、测试结果调度。在得到用户指令后自动生成测试数据集, 该数据集除了直接输入被测设备的算法外, 还将传输给基准算法分系统的内置算法。被测设备的算法结果以及内置算法的测试结果都将输入评估分系统中。实际开发过程中, 默认测试模式下三个系统的测试结果路径相同, 方便各分系统中模块的调用。

目标识别算法配置分系统由状态管理模块接收来自数据库的测试数据集, 调用基准算法和运行环境来执行算法, 调用运行数据采集代码获取中间过程及结果。编程环境相关工具以插件形式提供编辑底层代码的功能, 它可在各个系统中根据用户需求调用, 并不局限于在算法配置分系统中使用。

目标识别算法评估分系统由性能分析模块读取数据库中的测试结果和测试数据集, 调用评价指标和评价函数对测试算法进行评估。

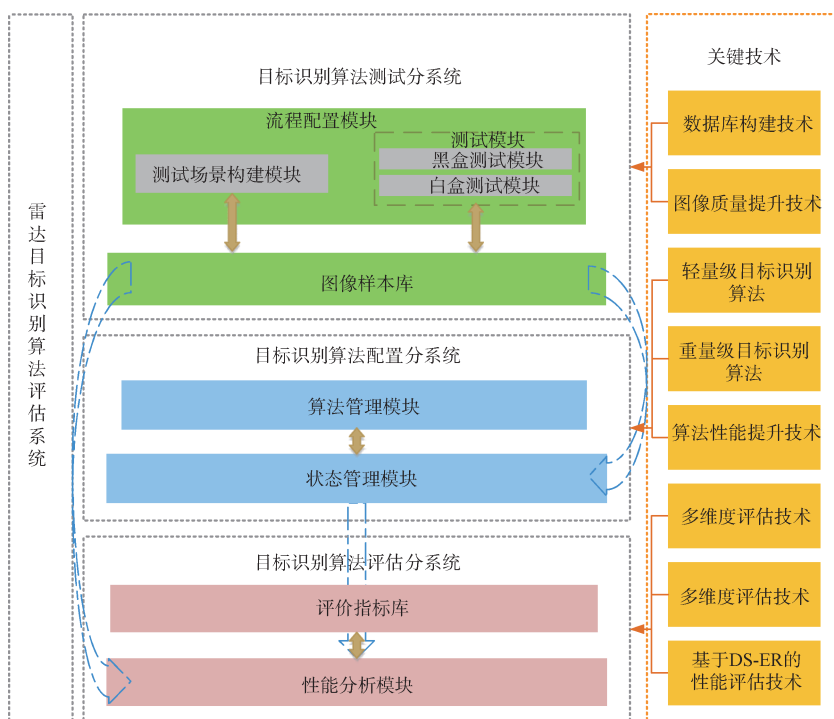


图2 系统业务架构

Fig. 2 System business architecture

1.4 系统总体架构设计

雷达目标识别算法评估系统总体架构综合考虑了系统的实现高效性和可扩展性，将本系统划分为综合管理模块、算法模块、数据库、基础环境四个部分，如图3所示。各部分功能如下：

① 综合管理模块：主要实现用户交互、算法

测试场景构建、图像增强和标注、算法编程环境、算法状态管理、指标体系构建以及算法性能分析。

② 算法模块：主要实现算法运行环境的管理和典型的目标识别算法执行。

③ 数据库：主要负责所有雷达图像样本库、

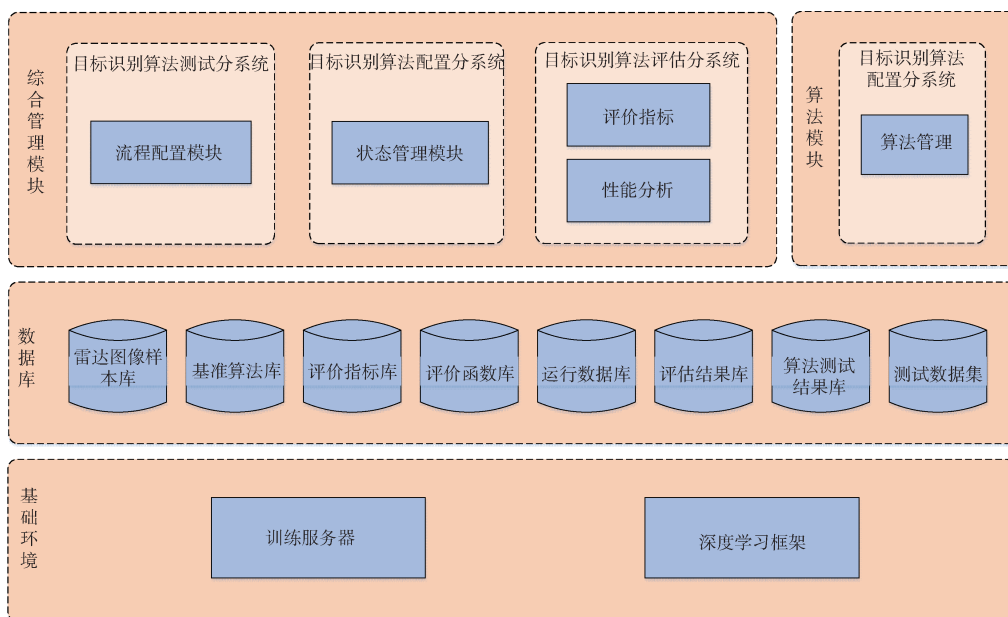


图3 系统总体架构

Fig. 3 Overall system architecture

基准算法、评价指标、评价函数、算法模型、运行数据、评估结果、算法测试结果、测试数据集及用户信息、日志信息等数据的存储。

④ 基础环境：主要包含各分系统运行的训练

服务器、深度学习框架。

1.5 系统技术架构设计

雷达目标识别算法评估系统技术架构主要分为三层：应用层、算法层、数据层，如图4所示。

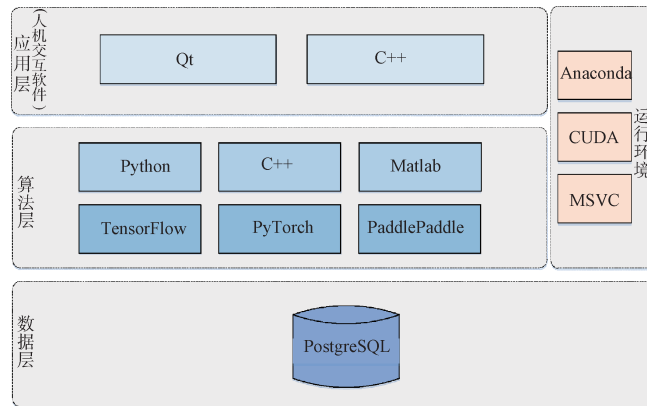


图4 系统技术架构

Fig. 4 System technical architecture

应用层。对应于人机交互软件，其主要技术为Qt、C++。Qt技术用于实现人机交互界面，负责人机交互逻辑，C++配合Qt实现应用层和算法层、数据层的程序交互。

算法层。技术对应深度学习相关技术，考虑到主流算法的运行框架，以Python语言为基础的TensorFlow、PyTorch、PaddlePaddle是主要实现技术，还配备了以C++为基础的DarkNet、Caffe等技术。算法方面提供了如Fast R-CNN、Faster R-CNN、YOLOv3、YOLOv5、YOLOv7、YOLOv8等7种基准算法，并且支持内置新算法添加。

运行环境同时支撑应用层和算法层，是执行Python、C++语言代码所必须的工具。系统中内置了管理Python运行环境的Anaconda，加速深度学习的CUDA库，支撑C++的MSVC等。

数据层。技术为PostgreSQL^[14]数据库，负责样本数据、测试数据集、算法文件等。

1.6 系统数据架构设计

系统的数据库对各中间数据进行统筹管理，包含雷达图样本库、典型算法库、评价指标库、评价函数库、运行数据库、评估结果库、算法测试结果库、测试数据集库，数据库组成如图5所示。

各数据库的内容如表1所示。

1.7 界面总体设计

本系统界面基于QtCreator设计，以Qt提供的

mainwindow为框架，C++语言进行编辑。界面包含各个分系统及各个子模块，分别部署在不同的tabwidget下，这里仅以主界面为例展示，界面设

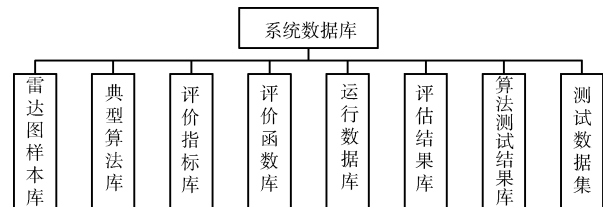


图5 系统数据库组成

Fig. 5 System database composition

表1 数据库组成表

Table 1 Database composition table

数据库名称	数据库内容
雷达图样本库	雷达图原始图像数据
典型算法库	算法权重文件、算法模型代码文件、算法构建参数文件、算法超参数配置文件
评价指标库	评价指标函数代码文件
评价函数库	评价函数代码文件
运行数据库	运行缓存
评估结果库	评估值
算法测试结果库	算法测试结果
测试数据集库	构建的测试数据集

计如图6所示。

2 分系统设计

2.1 目标识别算法测试分系统

2.1.1 分系统组成与功能

目标识别算法测试分系统由图像样本库、流程配置模块两部分组成。为满足快速构建的需要，考虑到应用场景不同，会涉及不同数据库和测试方法。本系统的图像数据库内容可更新，测试方法提供白盒、黑盒测试方法。其具体组成如图7所示。

图像样本库包括雷达成像样本库和数据管理模块，现提供不小于10 000张雷达图像数据，同时支持图像增强或添加新图像等方式进行数据库扩展，数据库采用PostgreSQL数据库，能够对样本库、测试数据集、测试结果、评估结果中的图像或数据进行统一管理。

流程配置模块实现全自动测试流程，首先从数据管理模块调用图像构建测试数据集，然后根据测试模式选择黑盒或白盒测试模块，接着将测

试结果返回数据管理模块，供其他系统调用。

2.1.2 目标识别算法测试分系统流程

分系统主要包括黑盒测试流程、白盒测试流程。黑盒测试具有“测试系统—被测设备—测试结果返回”的特点。白盒测试则为“被测设备算法软件—被测算法—测试结果”的特点。

这里简要介绍目标识别算法测试分系统下的流程，黑盒测试流程图如图8所示，白盒测试流程图如图9所示。

黑盒测试：被测方应首先选定测试系统与雷达的通信接口，明确接口软件协议。用户按照当前测试项的要求在测试系统中选定对应的模式指标参数，数据库将按照测试要求生成测试数据集。在确认具备传输状态后，系统将通过通信接口传输测试数据集，被测雷达接收数据完毕后按照其自身系统执行目标识别算法，进行识别分类，并将测试结果通过通信接口反馈给测试系统。测试系统将传回的测试结果存储在专用的存储路径，与被测设备的交互结束。

白盒测试：白盒测试模块将通过读取传入的

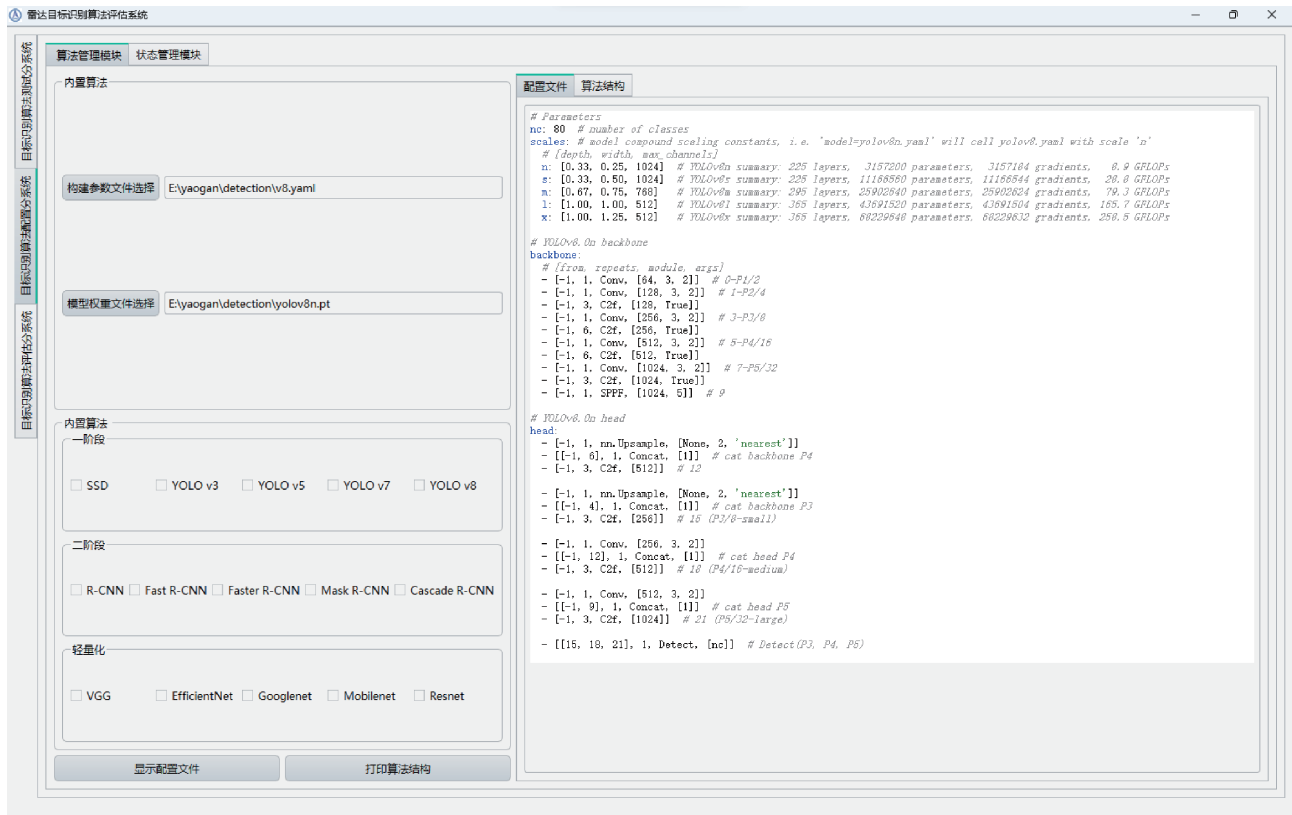


图6 雷达目标识别算法评估系统界面设计

Fig. 6 Interface design of radar target recognition algorithm evaluation system

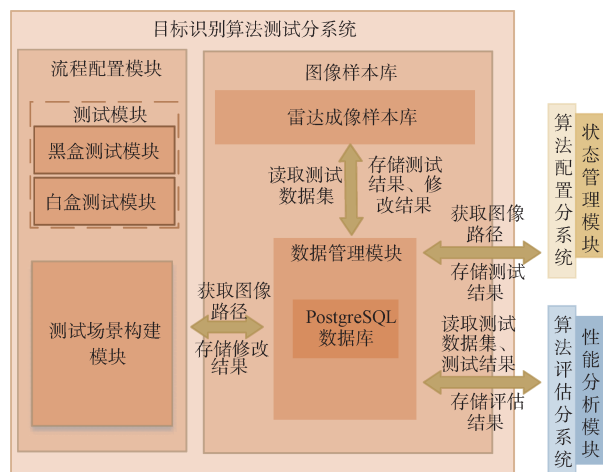


图 7 目标识别测试分系统组成
Fig. 7 The object recognition test system is composed

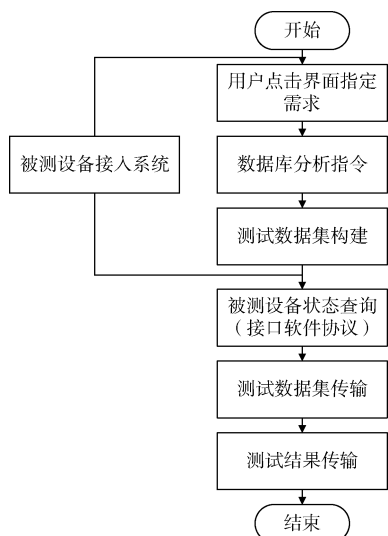


图 8 黑盒测试模块流程图
Fig. 8 Black box test module flow chart

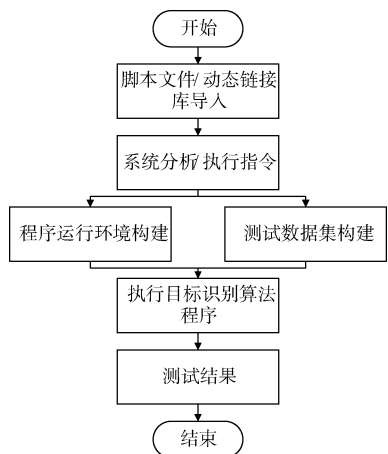


图 9 白盒测试模块流程图
Fig. 9 White box test module flow chart

脚本文件/动态链接库来自动读取测试需求。系统首先分析脚本文件/动态链接库中属于测试数据集构建的指令，将其下达给数据库，数据库则根据指令构建符合需求的测试数据集，并传回索引列表。同时，系统会分析出运行环境构建相关的参数指令，自动调用系统内置的环境安装包构建运行环境。在测试数据集及运行环境均构建完成后，测试系统会自动执行脚本文件/动态链接库得到被测算法测试结果。同时系统也会调用内置算法对测试数据集进行目标识别测试，得到内置算法测试结果。直至两类测试结果均存入指定位置，流程生成模块执行完毕。

2.2 目标识别算法配置分系统

目标识别算法配置分系统提供目前广泛用于雷达图像目标识别领域的 6 种典型目标识别算法，用于与被测算法进行横向比较，对待测算法进行辅助分析评估，并支持算法迭代升级。根据功能需求，将雷达成像智能目标识别算法配置分系统分为算法管理模块和状态管理模块两部分。

2.2.1 分系统组成与功能

算法配置分系统负责算法模型、运行环境、编程环境和算法运行过程的管理，考虑到深度学习算法具有多种平台，支持多种语言开发的特点，目标识别算法配置分系统分为算法管理模块和状态管理模块两部分，以满足快速构建的需要，其组成如图 10 所示。

算法管理模块提供典型的目标识别算法，并

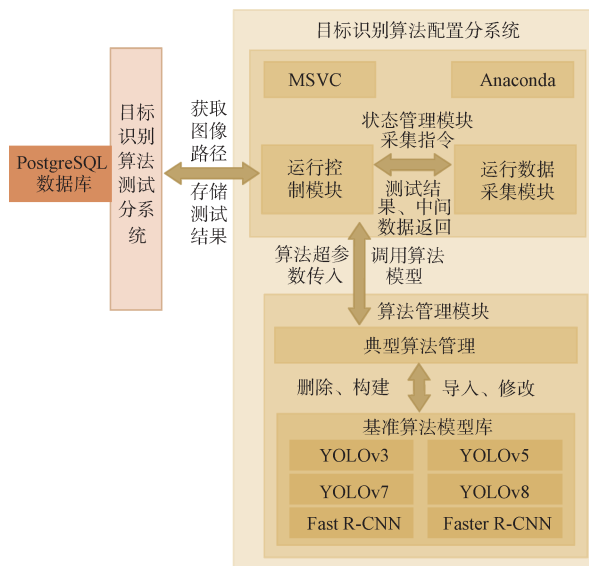


图 10 目标识别算法配置分系统
Fig. 10 Target recognition algorithm configuration subsystem

支持新模型的导入、删除、修改。

状态管理模块负责接收发送信息，配置算法参数、样本参数后自动化运行基准算法，模型参数调优并采集运行信息，同时提供不同配置的编程环境，以支持不同版本编程语言或功能包的使用。

2.2.2 目标识别算法配置分系统流程

算法配置分系统具备基本的环境配置管理功能，同时也为评估系统提供测试算法，其具体流程如图 11 所示。

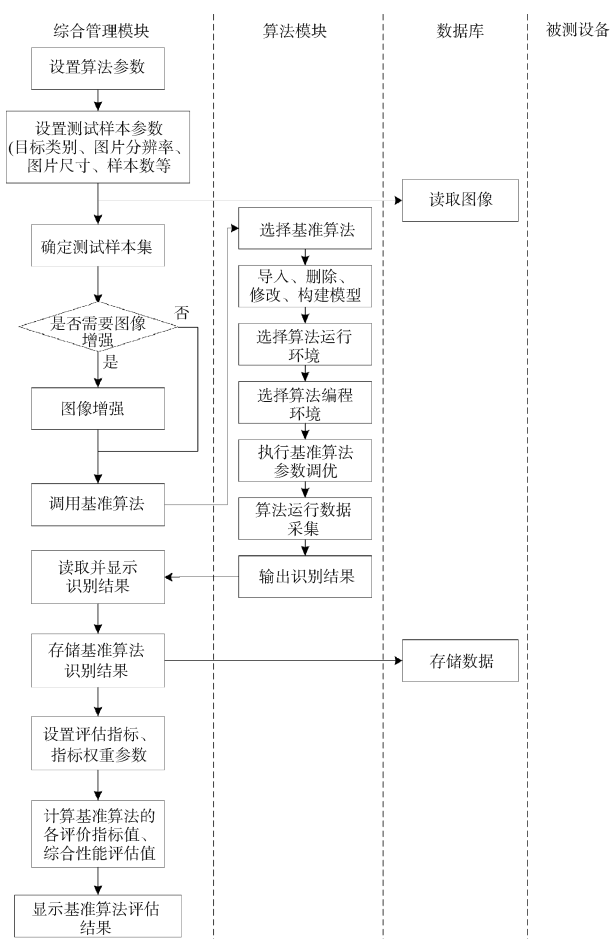


图 11 内置算法测试流程

Fig. 11 Built-in algorithm testing process

内置算法测试流程如下：

① 用户在综合管理模块的用户界面设置算法参数。

② 用户在综合管理模块的用户界面设置目标类别、图片分辨率、图片尺寸、样本数等测试样本参数。

③ 综合管理模块执行数据库查询操作，从数据库中读取图像数据，确定符合条件的测试样

本集。

④ 综合管理模块根据用户在界面的选择，确定是否需要进行图像增强，若需要，则对测试样本集中的图像进行图像增强。

⑤ 综合管理模块通过调用脚本，执行内置算法。

⑥ 内置算法执行后，输出目标识别结果。

⑦ 综合管理模块读取内置算法的目标识别结果后，显示到用户界面，并执行数据库写入操作，将识别结果存储至数据库。

⑧ 用户在综合管理模块的用户界面设置目标识别算法的评估指标模块，及各个评估指标的权重参数。

⑨ 综合管理模块根据测试样本集的参数和基准算法的目标识别结果，计算基准算法的各个评价指标值，以及综合性能评估值。

⑩ 综合管理模块将内置算法的评估结果显示至用户界面。

2.3 目标识别评估分系统

2.3.1 分系统组成与功能

评估分系统负责评估算法的测试结果优劣。为满足快速构建的需要，考虑到评估方法多样性和评估方法可自定义的特点，评估分系统主要包括评价指标库、性能分析模块。

评价指标库模块作为基础元素优先构建，包括目标识别算法常用的评价指标，包括 P-R 曲线、平均精度 AP、交并比 IoU、F1 分数、准确度、漏检率、召回率等多种评价指标。

评价指标库模块同时提供指标量化表征函数库，构建由单算法的多个评价指标进行加权量化后的层次化算法性能评估函数。用户可从中选取所需的评价指标控件，构建加权量化后的评价函数，本模块将提供三种不同的评价指标量化表征函数，包括以基础评价指标直接加权量化的多维度评估函数、归一化内置算法评价指标后评价算法。

性能分析模块则负责利用构建好的层次化算法性能评估函数，实现与测试分系统以及基准算法分系统产生的测试数据的评估。采用通用默认/自定义等多种图表形式展示最终测试结果，根据不同的测试要求，调用不同的权重评估架构，对常用的五个评价指标：Acc(Accuracy, 准确度)、漏检率、虚警率、Recall(召回率)、Pre(precision, 精确度)，生成多维度报表信息，提供性能分析数据支持。

目标识别测试分系统的组成与功能如图 12 所示。

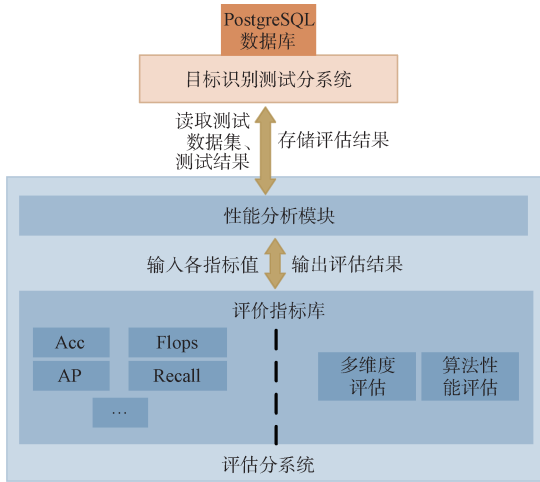


图 12 目标识别测试分系统的组成与功能图
Fig. 12 The composition and function diagram of target recognition test subsystem

该分系统由性能分析模块接收来自雷达成像目标识别测试分系统中测试数据集，并将“图像-标签”对输入用户指定的评价指标，得到评估结果。性能分析模块再将各指标值输入评价函数，由评价函数返回评估结果。最终的评估结果也会经由性能分析模块返回数据管理模块中数据库。

2.3.2 目标识别评估分系统流程

目标识别评估分系统主要目的是获得算法的优劣性，通过该分系统，用户可以直观地获得所设置的算法在所选评估指标下的比对结果。目标识别评估分系统流程如图 13 所示，具体包括：

① 用户在综合管理模块的用户界面设置目标

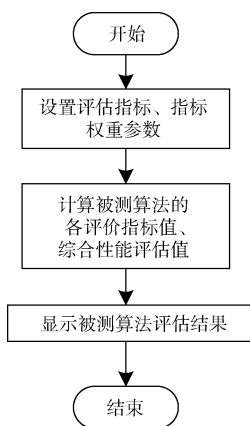


图 13 目标识别评估分系统流程
Fig. 13 Target recognition evaluation subsystem flow

识别算法的评估指标，及各个评估指标的权重参数。

② 综合管理模块根据测试样本集的参数和被测算法的目标识别结果，计算被测算法的各个评价指标值，以及综合性能评估值。

③ 综合管理模块将被测算法的评估结果显示至用户界面。

3 测试验证

考虑到目前所使用的测试需求大多为黑盒测试，本系统以黑盒为例对测试系统功能进行验证。黑盒测试应用模式信息流如下：

① 用户根据当前被测雷达设备目标识别实际应用场景，在测试分系统进行目标类别、图片分辨率、图片尺寸、样本数等测试样本参数的设置。

② 测试分系统执行数据库查询操作，从数据库中读取图像数据，确定符合条件的测试样本集。

③ 测试分系统按照当前实际测试需求，确定是否需要进行图像增强，若需要，则对测试样本集中的图像进行图像增强。

④ 测试分系统同时将测试样本集发送给算法配置分系统和被测设备。

⑤ 被测设备接收测试样本集后，执行图像目标识别算法并向测试分系统返回测试结果；基准算法测试分系统接收测试样本集后执行内置典型基准算法并向测试分系统返回测试结果。

⑥ 测试分系统收到被测设备和的算法配置测试分系统的目标识别结果后，显示到人机交互界面，并将识别结果存储至数据库。

⑦ 评估分系统进行评估体系及各个评估指标的权重参数的设置。

⑧ 测试分系统将被测设备和算法配置分系统的目标识别结果发送至评估分系统。

⑨ 评估分系统计算被测算法的各个评价指标值，对综合性能进行评估，将评估结果显示至分系统人机交互界面。

⑩ 评估分系统将评估结果返回至测试分系统数据库进行存储。

其黑金测试流程图如图 14 所示。

SAR/ISAR 图像区别主要在于信号处理方法不同，其所采集后的图片结果基本一致，因此本实验比较了被测 SAR 雷达的测试算法和内置的不同基准算法对 SAR 图像的识别效果，其中测试算法的结果

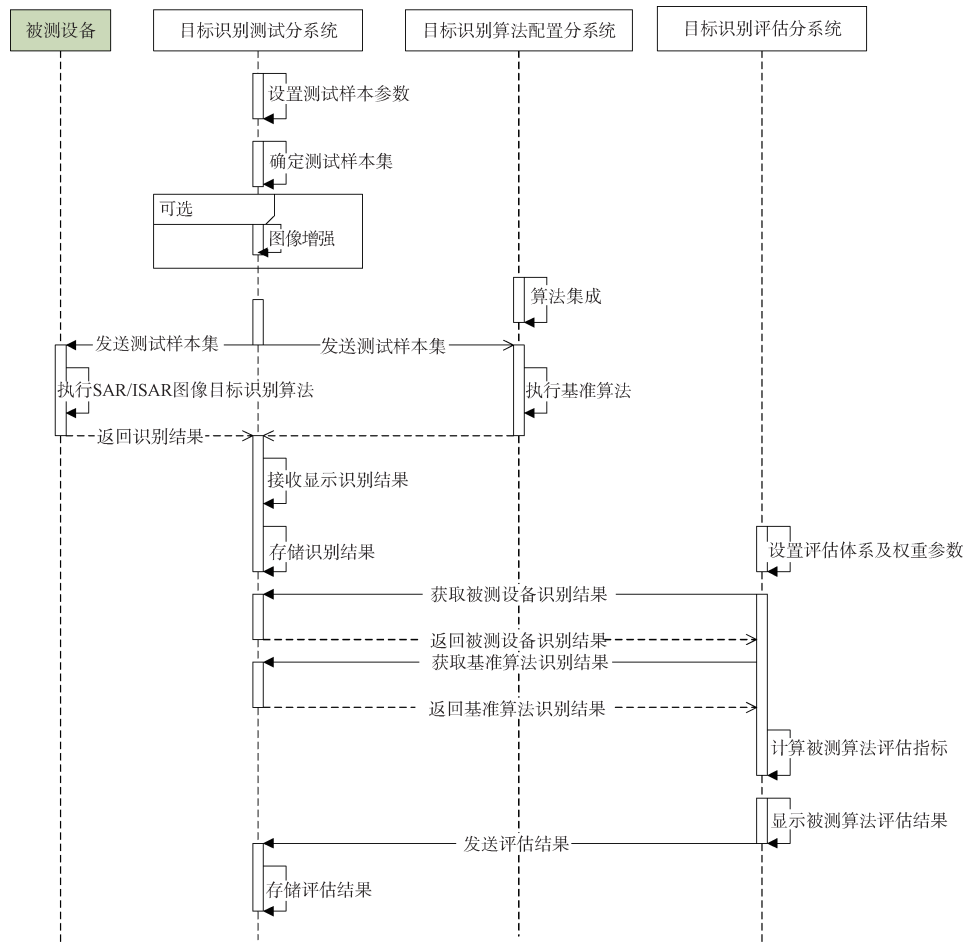


图 14 黑盒测试流程图

Fig. 14 Black box test flow chart

如图 15 所示，内置基准算法结果如图 16 所示。

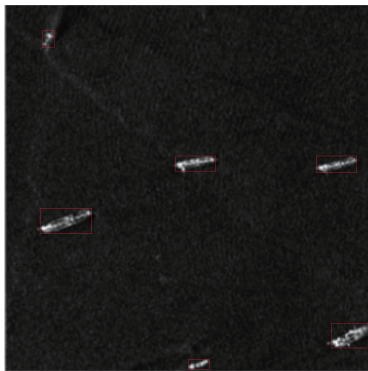


图 15 SAR 雷达图像黑盒测试结果图

Fig. 15 SAR Radar image black box test results

内置基准算法结果如图 16 所示，其中(a)、(b)、(c)分别为YOLOv3、YOLOv4、YOLOv5的实验结果。

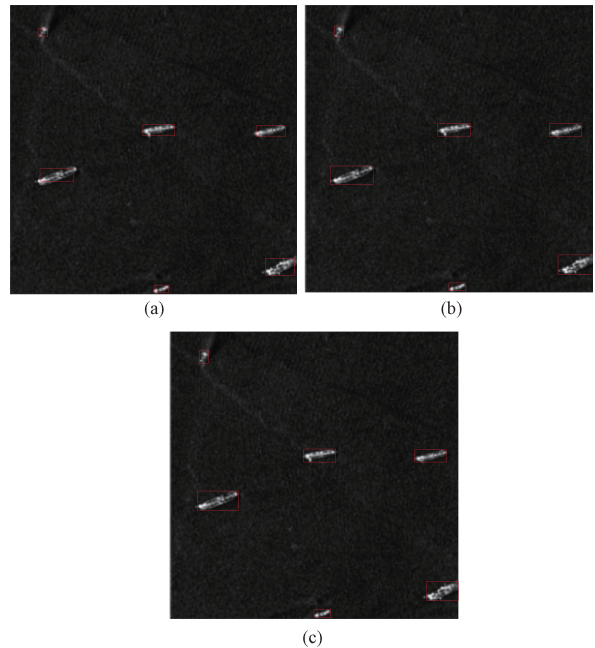


图 16 SAR 雷达图像黑盒测试结果图

Fig. 16 SAR Radar image black box test results

结合实例说明，若选取精确率、召回率、准

准确率、F1 分数、交并比作为基础评价指标, 设置权重: 0.2、0.3、0.1、0.2、0.2, 则各模型评估结果如表 2 所示:

表 2 数据库组成表

Table 2 Database composition table

模型	精确率	召回率	准确率	F1 分数	交并比	评估结果
被测 YOLOv3	80.12	50.03	84.26	55.71	60.54	62.71
YOLOv3	88.48	53.71	77.12	56.80	64.08	65.70
YOLOv4	91.55	60.25	88.56	72.45	72.31	74.193
YOLOv5	92.62	62.82	87.67	74.30	72.18	75.44

上述实例表明, 在测试更倾向于正确识别的情况下, 提升召回率权重占比, 并降低其余指标, 加权计算显示内置算法 YOLOv5 的效果更好。在该次测试中, 被测算法性能未达到当前主流水准。

4 结束语

针对雷达目标识别算法测试需求, 经过全面考虑, 本文提出了一套专用雷达目标识别算法评估系统, 进行了总体架构设计以及分系统设计, 不仅能够实现算法的便捷测试, 同时考虑了多平台算法的开发问题和算法性能评估问题, 可对地面/机载/弹载/星载 SAR/ISAR 雷达系统进行黑盒/白盒目标识别能力评估。本测试系统能够全过程、全方面对算法进行测试, 系统使用范围广, 可扩展能力强: 除内部嵌套的 7 种典型目标识别算法, 同时支持新算法、新框架、国产化 AI 硬件等导入和二次开发; 兼容灰度、拉伸等图像增强和数据扩充算法, 支持数据库扩充; 可调用 Tensorflow、Pytorch 等多种编程工具和环境; 支持 mAP(类平均精度)等评估算法指标及加权量化评估方法的扩充。因此, 本系统作为一款雷达图像测试系统软件, 具有创新性, 具备一定的泛化能力, 能够对其他测试系统的开发提供一定的思路。

参考文献

- [1] 湛华. SAR 图像目标自动检测与识别方法[D]. 北京: 中国科学院大学, 2019.
- [2] ZHANG J, LIU Z, JIANG W, et al. Application of deep generative networks for SAR/ISAR: A review[J]. Artificial Intelligence Review, 2023, 56(10): 11905-11983.
- [3] 魏松杰, 蒋鹏飞, 袁秋壮, 等. 深度神经网络下的 SAR 舰船目标检测与区分模型[J]. 西北工业大学学报, 2019,

37(3): 587-593. DOI:CNKI:SUN:XBGD.0.2019-03-022.

- [4] LYU Yixuan, WANG Zhirui, WANG Peijin, et al. Scattering information and meta-learning based SAR images interpretation for aircraft target recognition[J]. Journal of Radars, 2022, 11(4): 652 - 665. DOI: 10.12000/JR22044.
- [5] YASIR M, JIANHUA W, MINGMING X, et al. Ship detection based on deep learning using SAR imagery: A systematic literature review[J]. Soft Computing, 2023, 27(1): 63-84. DOI:10.1007/s00500-022-07522-w.
- [6] GENG Z, XU Y, WANG B N, et al. Target recognition in sar images by deep learning with training data augmentation[J]. Sensors, 2023, 23(2), 941.
- [7] 冯博迪, 杨海涛, 李高源, 等. 神经网络在 SAR 图像目标识别中的研究综述[J]. 兵器装备工程学报, 2021, 42(10): 15-22.
FENG Bodi, YANG Haitao, LI Gaoyuan, et al. Research summary of convolutional neural network in SAR image target recognition[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2021, 42(10): 15-22.
- [8] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//International Conference on Computer Vision IEEE Computer Society, 2015.
- [9] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [10] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement[J]. arXiv-preprints, 2018: 1804.02767.
- [11] JUNG H K, CHOI G S. Improved yolov5: Efficient object detection using drone images under various conditions[J]. Applied Sciences, 2022, 12(14): 7255.
- [12] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 7464-7475.
- [13] 韩强. 面向小目标检测的改进 YOLOv8 算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2023.
- [14] KROSING H. PostgreSQL server programming[M]. Birmingham: Packt Publishing Limited, 2013.

[作者简介]

- 马晓萌 1989 年生, 硕士, 高级工程师。
冯舒文 1992 年生, 硕士, 工程师。
原昊 1998 年生, 硕士, 工程师。
张鹏宇 1996 年生, 硕士, 工程师。
沈永健 1985 年生, 博士, 研究员。

(本文编辑: 潘三英)