

无人机自主目标识别与定位应用研究

王宁, 李哲, 梁晓龙, 吴贤宁, 吕智虎

(空军工程大学 空管领航学院 陕西省电子信息系统系统集成重点实验室, 西安 710051)

摘要: 面向无人机自主侦察任务中在线目标识别与定位需求, 首先梳理了无人机侦察中目标识别领域的相关研究成果; 然后, 介绍了 Faster RCNN 目标识别算法的实现原理, 并针对任务需求进行了改进; 之后, 介绍了图像拼接的相关算法并进一步提出了目标相对定位算法; 最后, 设计了完整的侦察试验流程对所设计自主目标识别与定位方法进行验证; 结果表明, 改进的目标检测网络能够达到 83.3% 的识别准确率和 35 帧/秒的识别速度, 所提出的相对定位算法可以达到 0.702 m 的平均定位精度, 能够满足侦察无人机在线目标识别与定位的任务需求。

关键词: 侦察无人机; 目标检测; 图像拼接; 目标定位; Faster RCNN

Research on Application of UAV Autonomous Target Recognition and Positioning

Wang Ning, Li Zhe, Liang Xiaolong, Wu Xianning, Lü Zhihu

(College of Air Traffic Control and Navigation; Air Force Engineering University,

Shaanxi Province Key Lab. of Meta-synthesis for Electronic & Information system, Xi'an 710051, China)

Abstract: Aiming at the requirements of online target recognition and positioning in UAV autonomous reconnaissance mission, we firstly summarizes relevant research results in the field of target recognition in UAV reconnaissance. Then, the implementation principle of Faster RCNN is introduced and the improvement is made according to the task requirements. After that, we introduce the correlation algorithm of image mosaic and propose the target relative positioning algorithm. Finally, a complete outdoor test procedure is designed to verify the proposed method. The results show that the improved target detection network can achieve the recognition accuracy rate of 83.3% and the recognition speed of 35 frames per second, and the proposed relative positioning algorithm can achieve the average positioning accuracy of 0.702 m, which can meet the task requirements of the online target identification and positioning of reconnaissance UAV.

Keywords: reconnaissance UAV; object detection; image stitching; relative localization; faster RCNN

0 引言

无人机凭借着其战损小、机动性高、隐蔽性强等特点正逐步发展成为现代军事战争中重要的空基武器平台^[1-2]。美军在其 2016 年发布的《小型无人机系统飞行规划: 2016—2036 年》中明确指出要增加对小型侦察无人机开发的投入, 防止对手利用能够执行大量侦察任务的小型无人机系统制造与美军的差距^[3-4]。目标识别是无人机遂行打击、毁伤评估等后续任务的前提条件和基础, 具有重要的研究意义。

近年来, 深度学习理论和计算机硬件的飞速发展, 极大提升了图像目标识别与分类的速度和准确度^[5], 同时也为侦察无人机自主目标识别任务提供了新的解决方案。目前, 目标检测领域的深度学习算法主要分为一阶段 (one-stage) 算法和二阶段 (two-stage) 算法^[6-11], 前者以 YOLO 系列算法为代表, 具有网络结构简单、识别速度快的优点, 主要应用于对实时性要求较高的场合, 比如自动驾驶、

机械臂等。后者以 RCNN 系列算法为代表, 通过候选框提取、框分类与回归两个阶段的算法获得了更高的准确度, 更多地应用在对检测速度要求不高的高精度检测领域。在二阶段检测算法中, Faster RCNN 算法作为 RCNN 系列中的第三代算法, 是目前对于各类数据集检测精度最高的算法^[12], 被广泛地应用到了包括卫星遥感、航拍图像等诸多领域。

针对无人机自主侦察任务中在线目标识别与定位的需求, 本文提出了一种基于改进 Faster RCNN 算法的无人机自主识别与定位的方法。首先对无人机侦察过程中的多张图像进行实时目标识别, 进而通过特征提取、图像拼接获得全局侦察图像, 然后通过像素距离比和欧氏距离求出侦察图像中目标的相对位置, 最终输出含有关键目标类别、位置、相对距离的战场态势图。

1 侦察识别相关研究

侦察无人机主要配备合成孔径雷达 (SAR)、红外或可

收稿日期: 2020-10-26; 修回日期: 2020-11-29。

基金项目: 国家自然科学基金(61703427; 6207012510)。

作者简介: 王宁(1997-), 男, 河南浉池人, 硕士研究生, 主要从事无人机集群协同搜索、目标检测与定位方向的研究。

引用格式: 王宁, 李哲, 梁晓龙, 等. 无人机自主目标识别与定位应用研究[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(5): 215-219.

见光相机等设备完成环境侦察、监视和毁伤评估等任务^[13]。目标识别是侦察无人机有效完成上述各项任务的关键内容，目前针对上述侦察设备的目标识别方法主要如下：

基于 SAR 的目标识别方法主要包括特征提取和分类器设计两部分^[14-15]。此方法首先利用 SAR 主动探测获得目标遥感图像，在此基础上采用主成分分析法（PCA）、线性鉴别分析（LDA）等方法提取目标的几何特征，进而使用 K 近邻分类（KNN）、支持向量机（SVM）等分类器进行分类，最终实现 SAR 图像的目标识别。

基于红外或可见光相机的目标识别方法主要包括图像去噪、形态学滤波、特征提取、特征匹配等步骤。首先通过强度归一化、小波变换去噪等方法对图像进行预处理，然后通过 sobel 算子等形态学操作提取图像边缘，最终采用神经网络等方法进行目标识别^[16-17]。

综上所述，现有目标识别方法可以概括为图像预处理、特征提取、特征分类三部分。其中，传统目标识别算法中通常采用人工选定的特征子进行特征提取，此类方法存在计算量较大、鲁棒性差等问题。近年来卷积神经网络（CNN）的出现为图像中的特征提取提供了新的解决方法，这些方法的有效性已经在 ImageNet Large - Scale Visual Recognition Challenge（ILSVRC）等比赛中得到充分验证，被广泛应用于各种场合下的目标检测与识别任务中。

2 自主侦察关键技术

从侦察无人机的任务需求和使用经验来看，我们将无人机自主侦察任务的关键技术分为目标识别、图像拼接、目标定位三部分。为有效识别航拍图像中目标，本文依据航拍图像分辨率较高、目标像素尺寸较小等特点对 Faster RCNN 网络结构进行了适当修改，在此基础上选用 SURF 算法进行图像拼接以获得侦察区域全局图像，之后提出目标定位算法在侦察全景图上标示出了目标之间的相对距离，最终获得包含目标类别与位置信息的任务区域全局态势图。

2.1 基于 Faster R-CNN 的目标识别

目前 RCNN 系列目标算法已经更新到第四代。最初的 RCNN 算法采用 AlexNet 进行图像特征提取，在 2012 年的 ILSVRC 中夺冠并取得了远超传统目标识别算法的准确率。它的主要思想是先在图像上使用滑窗方法得到约 2 000 个候选框，然后采用卷积神经网络和支持向量机进行特征提取与分类，最后采用全连接网络进行目标框的回归预测。在此基础上，Fast RCNN 引用了 SPP Net 的思想，先对图像进行卷积，再将原图中的候选区域直接映射到原图像卷积后的特征图上，同时采用池化操作替代了 RCNN 中的图像尺寸压缩操作，此外还将目标分类与目标框回归的损失函数设计到一个损失函数中，使模型的速度和 mAP（Mean average precision，平均准确度）都有了较大提升。

Fast RCNN 的出现也暴露出二阶段目标检测网络中基于滑窗生成候选框的方式严重制约了网络训练和检测速度^[18]。因此，Faster RCNN 提出了区域建议网络（Region proposal network, RPN），将原图像经过卷积后的特征图作

为锚点映射回原图像，并在每个锚点上生成金字塔形的候选框，并设计相应的损失函数对这些候选框进行筛选，进而通过 CNN 实现候选框的分类和回归，有效提升了网络的性能。Mask RCNN 在此基础上增加了图像分割的内容，但其对硬件性能有更高的要求且识别速度慢于 Faster RCNN。图 1 是 Faster RCNN 算法相对其它算法的目标检测性能，可以看出在小目标检测领域，Faster RCNN 具有明显优势。

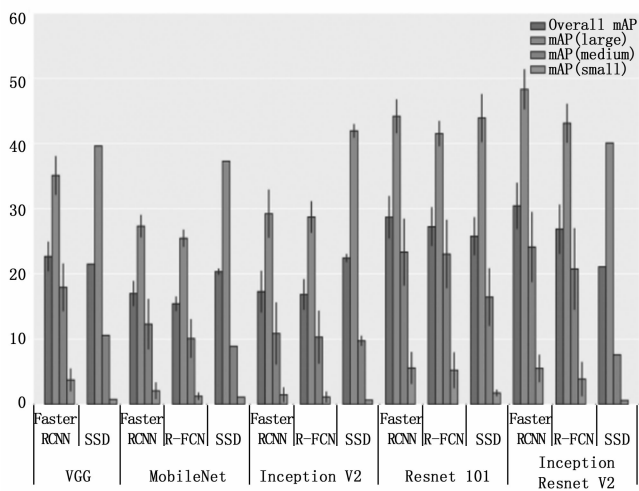


图 1 Faster RCNN 与其他主流算法检测性^[23]

本文所用 Faster RCNN 模型基于 tensorflow2.0 框架搭建，为完成对于特定类别目标的识别与定位，需对文献 [7] 中 Faster RCNN 的网络结构做出修改，改进后的 Faster RCNN 的网络结构如图 2，首先由 RPN 对原图像进行候选框提议，然后在 Proposal 层中通过已标定数据对 IOU 大于 0.7 的候选框进行粗修正，之后在 Detection target 层中对原图像进行 ROI pooling 操作，即将不同尺寸的候选框大小统一到 7×7，最后由全连接网络对统一后的候选框进行分类、回归。其中 RPN 是 Faster RCNN 性能卓越的关键内容。

针对侦察任务中航拍图像特点，我们改进 Faster RCNN 的工作如下。

(1) RPN 主干网络修改：

原始 Faster RCNN 中 RPN 采用 ZF、VGG-16 等网络，能够接受的输入为长宽均为 600 到 1 000 的图像^[10]。而航拍图像分辨率较高，通常无法满足这一要求。此外，由于航拍图像中目标尺寸较小，为充分提取图像特征，我们没有对原图像进行压缩操作，而是通过池化操作将原图像尺寸下采样到 352×352 作为网络输入，同时选用了能够更好提取语义信息的 Inception-v2 网络，并迁移了其在 Imagenet 数据集上的训练权重。

(2) 锚框尺度、比例与数量：

原始 Faster RCNN 中使用了尺度为 8、16、32，比例为 2:1、1:1、1:2 的 9 种锚框^[7]。由于无人机航拍图像中目标尺寸较小，我们选取了 6、12、24 三种尺度。此外，由于我们要识别的 3 种目标长宽比分别近似于 1:0.9、1:

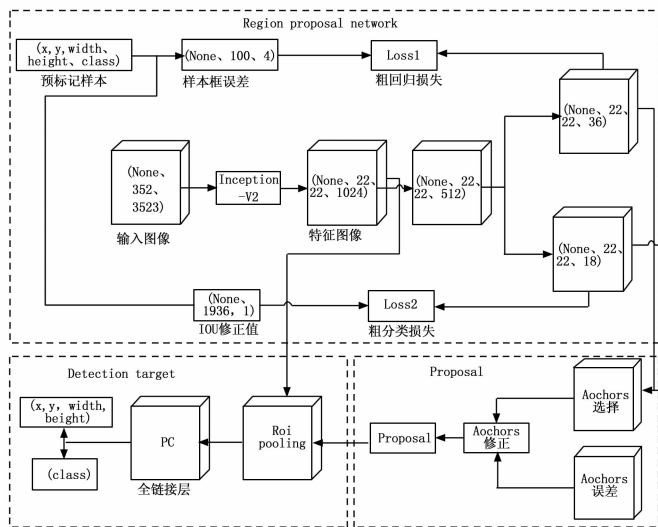


图 2 改进 Faster RCNN 结构示意图

0.7、1: 0.6, 因此我们根据先验知识采用了比例为 0.75: 1、1: 1、1: 0.75 的 3 种锚框。

(3) 全连接层输出节点:

我们将原网络中全连接网络最后一层的 90 种输出改变为 4 种输出, 分别为 tank、plane、ship、background, 对于前 3 种目标, 分别使用黄色、紫色、蓝色方框进行了标注。

2.2 基于 SURF 算法的图像拼接

获取任务区域全局态势图是无人机自主侦察任务的重要内容, 但无人机侦察过程中受高度和光学传感器性能限制, 往往需对多次采集的图像进行拼接才能完成这一任务。图像拼接技术主要流程是: 图像预处理、图像配准、图像融合, 其中图像配准是完成图像拼接任务的关键^[19-20]。

目前的图像配准技术主要包括基于区域的图像配准和基于特征的图像配准两种方法。前者包括全局搜索法、模板匹配法等, 通常计算量较大。后者包括 Harris 角点检测算法、尺度不变特征变换 (scale-invariant feature transform, SIFT) 算法、加速鲁棒特征 (Speeded-Up Robust Features, SURF) 算法、ORB 算法等。其中 SURF 算法对平移、旋转、尺度缩放和光照不均都有很好的适应性, 计算速度较快, 被广泛应用于各种图像拼接场合^[21]。

由于 SURF 算法已在 openCV 中集成, 其实现细节不再赘述, 在无人机自主侦察中的应用效果如图 3。

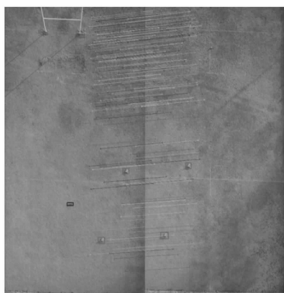


图 3 基于 SURF 算法的特征选取与拼接

2.3 基于欧氏距离的目标定位算法

无人机自主侦察任务中, 获取关键目标相对位置对后续行动决策具有重要意义。本节针对此问题提出了基于欧氏距离的解决方法, 该方法在获得无人机侦察全局图像的基础上, 以图像中重要目标的几何中心为原点 (x_0, y_0) 建立图 4 图像坐标系, 同时设任务区域中任一目标位置像素点的坐标为 (x_1, y_1) , 则该目标到原点的欧氏距离 L 可由 (1) 式得出:

$$L = \sqrt{(x_1 - x_0)^2 + (y_1 - y_0)^2} \quad (1)$$

其中: (x_1, y_1) 为 Faster RCNN 网络输出数据。此外, 通过相机标定的方式可以测得机载云台采集图像的像素距离比 ϵ , 最终可以得到图像中任一目标距重要目标的距离 R 为:

$$R = L * \epsilon = \epsilon * \sqrt{(x_1 - x_0)^2 + (y_1 - y_0)^2} \quad (2)$$

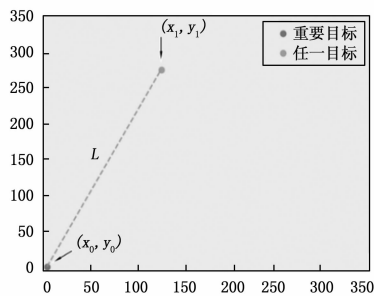


图 4 图像坐标系中目标相对位置

3 试验结果与分析

3.1 Faster RCNN 数据集

采用深度学习完成侦察任务中的目标识别, 首先需要制作有效的数据集对所改进网络进行预训练。相较于一阶段目标检测网络, 二阶段网络具有更多的参数, 因而需要更大的数据集才能避免过拟合。为此我们使用无人机采取了 300 余张含坦克模型、飞机模型、军舰模型 3 种识别目标在内的航拍图像, 同时采用仿射变换、形态学操作等方法进行数据集增强, 得到约 3 000 张训练图像, 然后使用 labeling 软件进行图像标注, 标注文件中含目标像素位置、类别两类用于训练的信息:

$$[x, y, width, height, class] \quad (3)$$

3.2 目标识别模型训练结果

文献 [7] 给出了 Faster RCNN 训练的 3 种方式, 每种方式各有优劣。本文采用近似联合训练方法和迁移学习方法, 在 VOC2007 数据集预训练权重基础上将 RPN 权重和后续全连接网络权重一起训练, 使用配备 Nvidia 2080ti 的计算机进行 50 万次训练, 训练结果达到 84.5% 的准确率和 85.0% 的召回率。此外, 我们对原始 Faster RCNN 网络进行了完全相同的训练, 训练结果达到 78.6% 的准确率和 78.8% 的召回率。可以看出, 改进工作使目标识别准确率和召回率分别提高了 5.9% 和 6.2%, 这主要得益于根据先验知识选取了相应尺寸的锚框以及 Inception 网络能够提取

丰富语义信息的优点。

3.3 目标定位试验结果

在完成网络训练与检测的基础上，我们根据侦察任务需求设计了无人机自主侦察室外试验，试验流程如图 5。首先，机载计算机在接收地面计算机发出的起飞指令后，自检确认无误后起飞。其次，根据预设飞行航线进行侦察飞行，侦察飞行过程中在预设航点上空悬停采图。然后，将图像数据实时传输到地面端的图像计算机中进行图像处理。最后，无人机将图像实时传送至地面端，由地面端图像处理计算机进行目标检测，在图像处理计算机捕获着陆区信号后，向控制计算机发送着陆指令及无人机到着陆区的距离误差，无人机机载计算机在获取地面控制计算机的指令后，对 100 m×50 m 的侦察区域进行在线侦察识别，得到侦察结果如图 6。其中圆心为想定重要目标，识别结果如表 1，达到 83.3% 的召回率且无错误识别，定位结果如表 2，平均定位精度为 0.702 m。

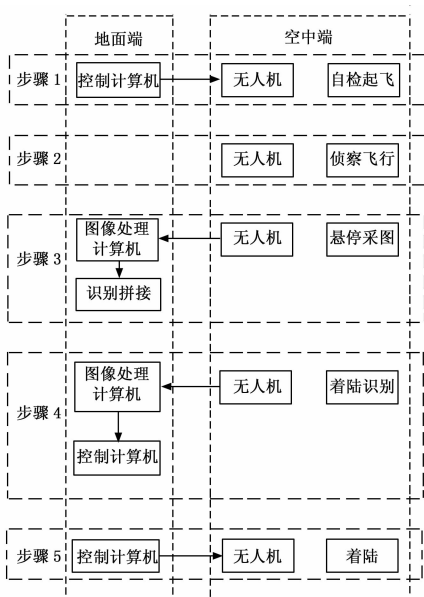


图 5 侦察无人机室外试验流程

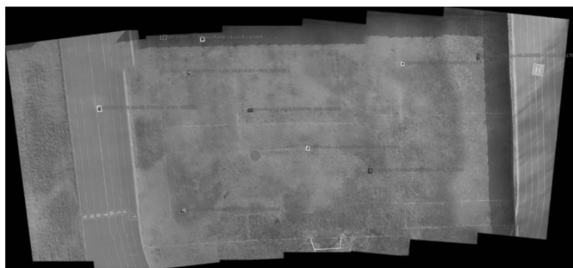


图 6 侦察结果

表 1 目标识别结果

目标类型	设置个数	识别结果
坦克	4	4
军舰	4	3
飞机	4	3

表 2 目标定位结果

目标编号	1	2	3	4	5
实际距离/m	30.5	10.0	33.0	25.0	9.50
定位结果/m	30.28	9.88	32.33	23.94	8.53

目标编号	6	7	8	9	10
实际距离/m	22.00	45.00	30.00	20.00	17.00
定位结果/m	21.60	45.40	27.96	19.91	16.95

4 结束语

本文针对无人机自主侦察过程中目标识别、图像拼接、目标定位的任务需求，通过改进深度学习目标检测算法、选用图像拼接算法、提出目标定位算法予以解决，编写程序并建立了完整的试验流程对本文设计的自主侦察方法进行验证。

试验结果证明，本文所设计的无人机自主侦察方法达到了 83.3% 的识别准确度和 0.702 m 的定位精确度，能够有效完成无人机自主侦察任务，满足自主侦察无人机预期设计要求。

但对于面积较大的任务区域，单架无人机通常无法很好地胜任，通过多机协同提高无人机侦察效率将是下一步研究工作的重点^[22-26]。

参考文献:

- [1] 贺若飞, 田雪涛, 刘宏娟, 等. 基于蒙特卡罗卡尔曼滤波的无人机目标定位方法 [J]. 西北工业大学学报, 2017, 35 (3): 435 - 441.
- [2] 李 越, 韩 维, 陈清阳, 等. 有人/无人机协同系统的目标定位方法 [J]. 华中科技大学学报 (自然科学版), 2019, 47 (8): 18 - 22.
- [3] 李晓文. 小型无人机在战术空中控制的应用分析 [J]. 飞航导弹, 2020 (5): 49 - 53.
- [4] Small unmanned aircraft systems (SUAS) flight plan: 2016 - 2036 [R]. Deputy Chief of Staff for ISR Office of Primary Responsibility, 2016 - 03.
- [5] 陶 磊, 洪 韬, 钞 旭. 基于 YOLOv3 的无人机识别与定位追踪 [J]. 工程科学学报, 2020, 42 (4): 463 - 468.
- [6] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection [A]. Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle [C]. 2016, 779 - 788.
- [7] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2017, 39: 1137 - 1149.
- [8] Wang X, Shrivastava A, Gupta A. A - Fast - RCNN: Hard Positive Generation via Adversary for Object Detection [A]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. IEEE, 2017.
- [9] Zhang N, Donahue J, Girshick R, et al. Part-Based R-CNNs for Fine-Grained Category Detection [A]. European Conference on

- Computer Vision (ECCV) [C]. Springer, Cham, 2014.
- [10] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement [A]. 2018 European Conference on Computer Vision (ECCV) [C]. Springer, 2018.
- [11] Kaiming H, Georgia G, Piotr D, et al. Mask R-CNN [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 1.
- [12] Huang J, Rathod V, Sun C, et al. Speed/accuracy trade-offs for modern convolutional object detectors [A]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. IEEE, 2016.
- [13] 陶 勇, 胡卫东. 基于知识的雷达目标识别研究 [J]. 现代雷达, 2009, 31 (1): 62-65.
- [14] 张 婷, 蔡德饶. 联合多层次深度特征的 SAR 图像目标识别方法 [J]. 火力与指挥控制, 2020, 45 (2): 135-140.
- [15] 郝 岩, 白艳萍, 张校非. 基于 KNN 的合成孔径雷达目标识别 [J]. 火力与指挥控制, 2018, 43 (9): 111-113.
- [16] 王 宁, 周 铭, 杜庆磊. 一种红外可见光图像融合及其目标识别方法 [J]. 空军预警学院学报, 2019, 33 (5): 328-332.
- [17] 李 炯, 雷虎民. 一种基于红外图像的目标自动识别算法 [J]. 航空计算技术, 2005 (4): 26-28.
- [18] Girshick R. Fast R-CNN [A]. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV) [C]. 2015.
- [19] 裴红星, 刘金达, 葛佳隆, 等. 图像拼接技术综述 [J]. 郑州大学学报 (理学版), 2019, 51 (4): 1-10.
- [20] Gupta V, Bustamante M, Fredriksson A, et al. Improving left ventricular segmentation in four-dimensional flow MRI using intramodality image registration for cardiac blood flow analysis [J]. Magnetic resonance in medicine, 2018, 79 (1): 554-560.
- [21] Bay H, Tuytelaars T, Gool L V. SURF: speeded up robust features [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110 (3): 346-359.
- [22] 张中伟, 付 洪, 刘 辉. 无人机自动目标识别算法研究综述 [A]. 第四届中国航空科学技术大会 [C]. 2019.
- [23] 吕攀飞, 王曙光. 无人机作战平台的智能目标识别方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56 (7): 116-122.
- [24] 刘士建, 金 璐. 自动目标识别算法发展综述 [J]. 光电与控制, 2016, 23 (10): 1-7.
- [25] 杜 薇, 陈 飞. 侦察无人机协同运用的关键技术 [J]. 电子信息对抗技术, 2018, 33 (1): 12-17.
- [26] Huang J, Rathod V, Sun C, et al. Speed/Accuracy Trade-Offs for Modern Convolutional Object Detectors [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. 2017: 3296-3297.
- 计算机应用与软件, 2009, 26 (4): 167-169.
- [11] 张福凯, 贾秋玲, 韩圣洁. 基于 RTX 的无人机飞行剖面实时仿真 [J]. 电子设计工程, 2013, 21 (7): 80-83.
- [12] 谢永刚, 范 琳, 王忠民. 基于共享内存的进程间通信在嵌入式软件测试中的应用 [J]. 计算机应用与软件, 2011, 2 (28): 106-108.
- [13] 张鑫焱, 金 平, 陈怀民, 等. RTX 下的驱动及 simulink 模块封装技术 [J]. 测控技术, 2013, 32 (4): 96-99.
- [14] 陆 军, 郭迎清, 王斌正. 基于 RTWEC 的控制算法自动代码生成技术 [J]. 航空动力学报, 2008, 23 (6): 1131-1134.
- [15] 顾颖彦. 反射内存网实时通信技术的研究 [J]. 计算机工程, 2002, 28 (7): 143-144.
- [16] 王 莹, 周春红. 实时网络传输技术在舰船综合导航系统中的应用 [J]. 计算机与信息技术, 2011 (10): 13-16.
- [17] 祖先锋, 赵学军, 韩玉芹. 基于 VMIC 网的仿真试验控制台系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2010, 18 (1): 116-118.
- [18] 任 伟, 陈韶千, 王 亮. 基于 RTX 的网络延迟测试系统设计与实现 [J]. 测控技术, 2013, 3 (4): 80-83.
- [19] 苏德伦, 张金生, 廖守亿. 基于 RTX 和反射内存的红外景象投射系统实时性设计 [J]. 红外与激光工程, 2013, 42 (5): 1117-1121.
- [20] 赵正伟, 杜承烈. 基于实时网和 RTX 的分布虚拟试验系统研究 [J]. 计算机仿真, 2007, 24 (10): 209-211.

（上接第 214 页）

参考文献:

- [1] 陈晓波, 熊光楞, 柴旭东. 基于分布式仿真模型对象的分布式协同建模技术研究 [J]. 系统仿真学报, 2020, 14 (5): 576-580.
- [2] 王新民, 蒋正雄, 谢 蓉, 等. 基于反射内存网的分布式实时飞行仿真系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2011, 19 (12): 3023-3026.
- [3] 孟宇麟, 唐成师. 武器系统综合仿真平台强弱实时复合通信网络架构设计 [J]. 系统仿真技术, 2017, 13 (4): 338-346.
- [4] 李 哲, 徐浩军, 薛 源, 等. 结冰条件下人机环复杂系统分布式仿真方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40 (5): 1167-1174.
- [5] 吴瑞强. 控制系统的实时性研究与优化 [D]. 杭州: 浙江大学, 2006, 1-88.
- [6] 陈积明. 弱实时系统及其调度算法 [D]. 杭州: 浙江大学, 2005, 1-128.
- [7] 李宏科. 一种基于 RTX 的实时系统的实现 [J]. 装备制造技术, 2006, (3) 55-56.
- [8] 任传俊. 基于 rtx 的 matlab 实时仿真技术研究与实现 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2006.
- [9] 崔亚军, 赵 奎, 王鸿亮, 等. 基于 RTX 的实时数据处理系统 [J]. 计算机系统应用, 2017, 26 (1): 103-110.
- [10] 黄 键, 宋 晓, 薛顺虎. RTX 平台下实时仿真系统的设计