

# 基于深度学习的杆塔三维姿态实时估计\*

李国强<sup>1</sup>, 彭焱刚<sup>1</sup>, 汪勇<sup>1</sup>, 向东伟<sup>2</sup>, 杨成城<sup>2</sup>

(1. 广东电网有限责任公司 机巡作业中心, 广东 广州 510062; 2. 武汉汇卓航科技有限公司, 湖北 武汉 430070)

**摘要:** 针对目前无人机航拍影像杆塔识别算法中, 普遍是无人机通过倾斜摄影技术获取到杆塔原始遥观影像数据, 经过机器学习训练, 识别其余图片数据中的杆塔。其中存在获取机器训练所需的图片数据来源缓慢、只能二维识别图片中杆塔等问题。提出了基于深度学习的杆塔三维姿态实时估计的算法。首先, 通过三维平台合成影像数据; 其次, 通过 Deep-Object-Pose 训练及其处理; 然后测试真实的图片数据或者实时视频, 达到智能识别杆塔的三维空间姿态信息。该算法为无人机自动寻找杆塔目标和智能精细化巡检提供新的思路。

**关键词:** Deep-Object-Pose; 杆塔三维空间姿态识别; 无人机; 航拍影像

中图分类号: TN014; TP183

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.200280

中文引用格式: 李国强, 彭焱刚, 汪勇, 等. 基于深度学习的杆塔三维姿态实时估计[J]. 电子技术应用, 2021, 47(6): 87-91, 95.

英文引用格式: Li Guoqiang, Peng Chigang, Wang Yong, et al. Real-time estimation of three-dimensional attitude of towers based on deep learning[J]. Application of Electronic Technique, 2021, 47(6): 87-91, 95.

## Real-time estimation of three-dimensional attitude of towers based on deep learning

Li Guoqiang<sup>1</sup>, Peng Chigang<sup>1</sup>, Wang Yong<sup>1</sup>, Xiang Dongwei<sup>2</sup>, Yang Chengcheng<sup>2</sup>

(1. Machine Operation Center, Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510062, China;

2. Wuhan Huizhuohang Technology Co., Ltd., Wuhan 430070, China)

**Abstract:** According to the current aerial image tower identification algorithm of UAV, it is common for UAV to obtain the original remote viewing image data of the tower through tilt photography technology, and identify the tower in the rest image data through machine learning training. Among them, there are some problems such as slow source of image data needed for machine training and two-dimensional identification of the tower in the picture. In this paper, an algorithm based on deep-object-pose is proposed for real-time aerial aerial aerial aerial recognition of the three-dimensional attitude of the tower. Firstly, image data is synthesized by three-dimensional platform. Secondly, deep-object-pose training and treatment were carried out. Then test the real picture data or real-time video, to achieve intelligent recognition of the tower's three-dimensional attitude information. The experimental results show that this algorithm will provide a new idea for uav to automatically find the target of tower and intelligent fine inspection.

**Key words:** Deep-Object-Pose; 3D attitude recognition of tower; UAV; aerial image

### 0 引言

随着国民经济的增长和无人机在电网的逐步应用推广, 繁重的无人机作业任务让无人机的智能化显得尤为重要。同时, 机器学习技术的飞速发展, 给无人机的智能化提供了新的思路。但是, 机器视觉的目前所需要的训练数据是通过无人机等手段采集的, 不仅耗时长、耗人力, 而且检测往往只是针对单张图片, 进行二维平面上的识别, 面对实时视频检测比较卡顿, 同样无法识别物体三维空间姿态。

因此, 需要改善视频实时识别的卡顿, 改进训练数据的采集技术。传统的目标检测算法大多数以图像识别为基础。一般可以在图片上使用穷举法或者滑动窗口选

出所有物体可能出现的区域框, 对这些区域框提取特征并使用图像识别分类方法, 得到所有分类成功的区域后, 通过非极大值抑制输出结果。近些年来相关学者提出采用人工智能的方法实现目标检测, 其中包括 K 最近邻 KNN<sup>[1]</sup>、随机森林 Random Forest<sup>[2]</sup>、线性向量机 SVM<sup>[3]</sup>。这些浅层机器学习方法在建模过程中功能简单, 复杂函数和分类问题的表达有限, 鲁棒性差, 准确度和精度低。而对于难以应对指数增长的遥感图像目标特征提取, 也不能达到很好的特征分析和识别效果。

针对以上的问题, 本文拟解决的关键问题和创新点如下:

(1) 引入深度学习特征学习机制: 深度学习研究怎样在大量数据中快速自动的获取多层特征, 其核心思想是利用一系列非线性变换从原始数据中提取特征, 从低级

\* 基金项目: 广东电网有限责任公司科技项目(GDKJXM20184737)

到高级,从具体到抽象,从一般到具体的语义。通过无监督机制,采用自学习方法学习遥感图像的特征,提高了遥感图像的自动化程度和准确性。

(2)采用3D游戏引擎进行渲染模拟目标模型的真实存在环境,通过虚拟相机拍摄得到海量的训练数据集。

(3)GPU计算的处理机制:采用GPU加速计算,优势在于针对实时视频检测,数据的吞吐量大以及数据处理速度快。

## 1 相关研究

(1)浅层机器学习目标检测方法:浅层目标检测方法通常有支持K最近邻KNN<sup>[1]</sup>、随机森林Random Forest<sup>[2]</sup>、向量机SVM<sup>[3]</sup>。

(2)R-CNN为代表的深度学习目标检测方法:2014年RBG(Ross B. Girshick)<sup>[4]</sup>使用卷积神经网络直接产生Region Proposal来代替传统目标检测使用的手工设计的滑动窗口特征,设计了R-CNN框架,使得目标检测取得巨大突破,极大地促进了深度学习对目标检测的热度。在此基础之上,很多学者对CNN进行改进用以实现目标检测与场景识别,具有代表性的是R-CNN<sup>[4]</sup>(CVPR2014、TPAMI2015)、SPP-NET<sup>[5]</sup>(ECCV2014)、FastR-CNN<sup>[6]</sup>(ICCV2015)、FasterR-CNN<sup>[7]</sup>(NIPS2015)。

(3)以YOLO为代表回归方法的深度学习目标检测算法:基于回归方法的深度学习目标检测算法主要有YOLO<sup>[8]</sup>(CVPR2016、oral)、SSD<sup>[9]</sup>(ECCV 2016)。

在遥感影像识别领域,郭军<sup>[10]</sup>引进了基于上下文信息的可见光遥感图像目标检测与识别,王慧利<sup>[11]</sup>提出了聚类与几何特征相结合的遥感图像多类人造目标检测算法,吴一全等<sup>[12]</sup>提出了基于自适应参数支持向量机的高光谱遥感图像小目标检测,林焯东<sup>[13]</sup>引进了基于姿态加权投票的旋转缩放不变目标检测方法,李湘眷等<sup>[14]</sup>提出了窗口融合特征对比度的光学遥感目标检测算法。

## 2 算法模型

### 2.1 R-CNN

R-CNN采用监督学习机制,神经网络模型使用卷积算法对图像进行提取特征点和反向传播算法进行机器学习训练。遵循传统目标检测的思路,同样采用提取框,对每个框提取特征、图像分类、非极大值抑制4个步骤进行目标检测。

R-CNN对输入的数据的主要是通过以下几种方法来实现形变变化、尺度变化、位移变化的不变性:子采样、权值共享和局部感受野。

子采样:如果卷积层的输入被平移,它的输出将被平移,但是不会改变它,并且一旦检测到特征,只要保存相对于其他特征的近似位置,其精确位置就不那么重要。因此,在每个卷积层后面将有一个附加层来执行局部平均值化,即子采样以降低输出对平移和变形的敏感度。

权值共享:加权平均可以大大减少训练参数的个数,通过降采样降低输入影像的分辨率,滤除带噪声的特征,增强在图像识别中起作用的特征。

局部感受野:局部感受野是指网络每一层中的单个神经元只与与其输入层对应的邻域中的神经元相连。

卷积神经网络的训练分为两个阶段:

(1)向前传播阶段:通过卷积核对输入数据进行卷积操作,经过逐级变换传送到输出层。数据在实际网络的计算过程中卷积层的向前传播过程如下:其中一个输入为15个神经元的图片,卷积核为 $2 \times 2 \times 1$ 的网络,即卷积核的权值为 $W_1, W_2, W_3, W_4$ 。那么卷积核对于输入数据的卷积过程。卷积核采用步长为1的卷积方式,卷积整个输入图片,形成了局部感受野,然后与其进行卷积算法,即权值矩阵与图片的特征值进行加权(再加上一个偏置量),然后通过激活函数得到输出。

(2)向后传播阶段:当卷积神经网络输出的结果与期望值不相符时,则进行反向传播过程。求出结果与期望值的误差,再将误差一层一层地返回,计算出每一层的误差,然后进行权值更新。该过程的主要目的是通过训练样本和期望值来调整网络权值。误差的传递过程可以这样来理解:首先,数据从输入层到输出层,期间经过了卷积层、下采样层、全连接层,而数据在各层之间传递的过程中难免会造成数据的损失,也就导致了误差的产生。而每一层造成的误差值是不一样的,所以当求出网络的总误差之后,需要将误差传入网络中,求得该层对于总的误差应该承担多少比重。

### 2.2 Deep-Object-Pose

Deep-Object-Pose<sup>[15]</sup>是继PoseCNN和Deep-6DPose之后,为了实现机器人的抓取研究,英伟达TREMBLAY J等提出的一种改进的目标空间姿态估计方法。利用合成数据来训练用于机器人操作的深层神经网络,一个基于深度神经网络的一次性系统,可以在几乎实时的情况下,从单个RGB图像中推断出杂乱的已知物体的三维姿态,而不需要进行校正。该系统采用一种简单的深度网络结构,完全基于模拟数据进行训练,通过PnP<sup>[16]</sup>(Perspective-n-Point)推导出投影三维包围盒的二维图像坐标。结合非光真实感(领域随机化)和光真实感合成数据来训练鲁棒的深度神经网络,实现了与基于真实数据训练的最先进网络相媲美的性能。Yu Xiang等人在2017年提出的神经网络体系结构如图1所示,针对物体的空间姿态信息进行识别。

## 3 数据分析与处理

数据分析与处理包括:3D模型制作、图像合成、目标检测。

### 3.1 3D模型制作

实验中的模型文件通过SketchUp软件进行人工绘制,然后通过3D打印机将模型文件打印出来。如图2所示,图2(a)为手工描绘的3D模型文件,图2(b)是将图2(a)

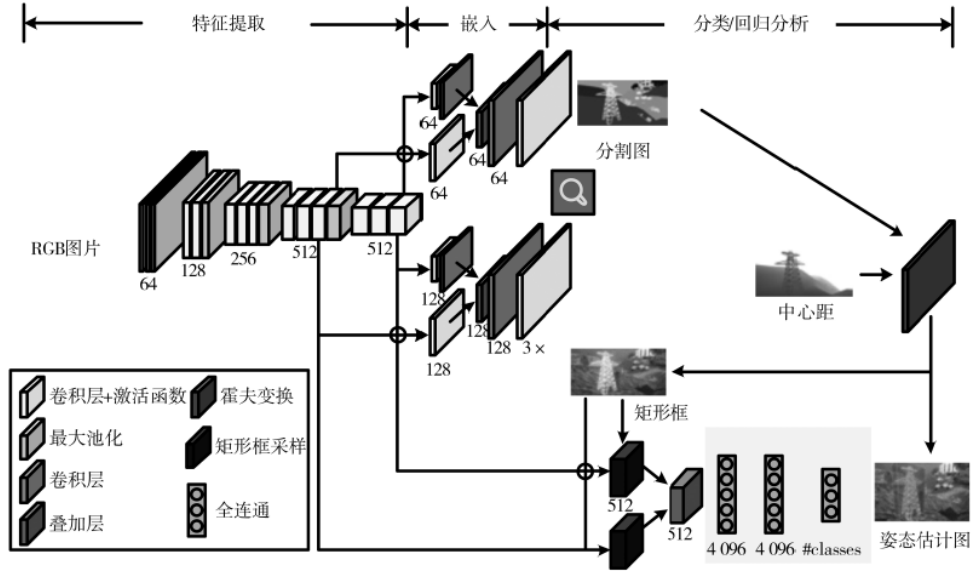
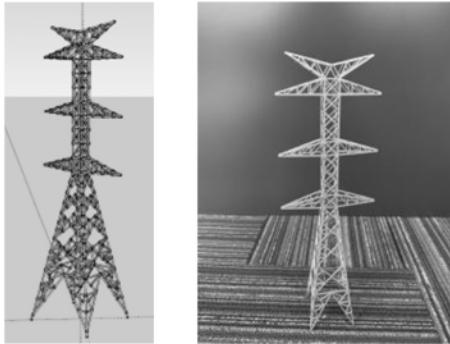


图1 神经网络结构



(a)3D 模型文件 (b)3D 打印的真实模型

图2 模型文件及模型

中的3D模型文件通过3D打印技术打印出的真实模型。

### 3.2 训练数据生成

与2D对象检测相比,3D对象检测需要标记的数据更加复杂,而手工生成这些数据几乎是不可能的。目前我们基于UE4开发了一个插件,利用它可以生成海量的高质量合成数据,这些数据包括RGB图像、深度图、分割图以及每一帧的标记数据文件。通过利用异步、多线程的顺序帧抓取,插件以50~100 Hz的频率生成数据,这比默认的UE4截图函数要快得多。除了合成数据,插件还包括不同的组件,以生成高度随机化的图像。这种随机化包括光照、物体、相机的位置、姿势、纹理和干扰以及相机路径跟随等。这些组成部分使研究人员能够轻松地创建随机场景来训练深层神经网络。

通过将模型塔导入到UE4场景中,利用插件提供的自动传送虚拟相机,可以捕捉模型塔在逼真场景中的各个方位的每一帧图像,并高速生成合成数据。其中虚拟相机是由左右双摄像头组成,左右相机之间的距离保持60 cm(这是UE4中的坐标距离,具体值由对象大小来设

定),捕捉到的一帧数据包括:RGB图像、深度图、分割图和数据标记文件,由于是左右双相机捕捉,因此一帧数据包括8个文件。

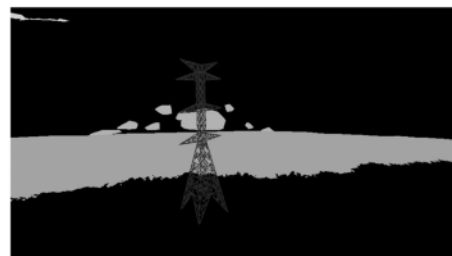
图3为一组成数据,其中包含虚拟RGB相机拍摄的影像(如图3(a)所示)、虚拟深度相机拍摄的影像(如图3(b)所示)、分割图片(如图3(c)所示)。同时还包含配置文件,配置文件分为\_camera\_settings.json和\_object\_set-



(a)RGB 原图



(b)深度图



(c)分割图

图3 UE4合成得单组数据



tings.json。\_camera\_settings.json 是 UE4 虚拟相机的配置文件,包含一些相机的捕获图片大小以及相机在世界坐标系中的 XYZ 位置和方位矩阵;\_object\_settings.json 则是捕获对象的配置文件,包含对象的类名、三维场景坐标、姿态以及对象的包围盒信息等信息。

部分信息如下:

```
"location": [0, -0.0010000000474974513, 892.2276000-9765625]
```

```
"pose_transform": [[0.72689998149871826, 0.5242999-792098999, -0.44350001215934753, 0], [-0.68669998645-782471, 0.55500000715255737, -0.46939998865127563, 0], [0, -0.64579999446868896, -0.76349997520446777, 0], [0, -0.0020000000949949026, 892.22760009765625, 1]]
```

利用 UE4 插件可以快速高效合成自己想要的训练数据,生成数据的多少可以根据自己的需求来设定。为了让自己的数据更合理更逼真,也可以更换不同的 UE 场景,改变目标对象的位置,以及添加一些外在干扰项(如天气变化、物体遮挡、场景光照等因素),这样可以使得合成数据更多样性,更逼近现实,因为数据集的好坏直接决定了后面训练网络模型的好坏,也决定了网络模型的鲁棒性。

考虑到电力塔材质的特殊性,因为电力塔是银白色金属材料,具有高反射性,所以在 UE4 中表面颜色受光照影响比较明显。为了克服光照这一因素对塔身检测的干扰,在合成数据时,可以在 UE4 场景中添加一些随机光照组件,它可以以很快的速度随机改变光照强度以及光源的位置;或者在场景的不同位置,调整不同的光照强度,分别生成一定数量的数据用于后期的训练。

### 3.3 目标检测结果与分析

#### 3.3.1 实验环境

选择适合的实验环境,对于实验的精度以及效率有着很重要的影响。其中表 1 中是本次实验所用的电脑配置,表 2 是本次图像识别所用的摄像头参数。

#### 3.3.2 检测图片中的模型

单张图片识别效果如图 4 所示,准确识别出了图片

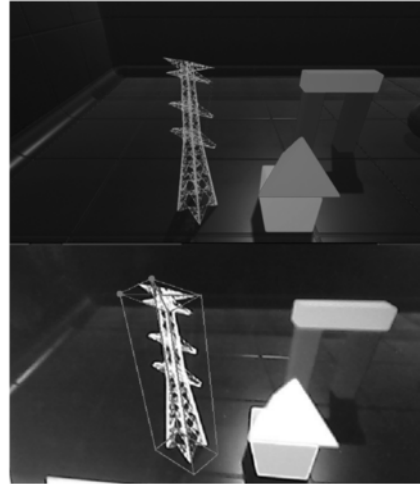


图 4 单张图片识别

杆塔模型的三维空间姿态信息。通过实验可以清晰地看出,利用 Deep-Object-Pose 对遥感影像杆塔单张数据的检测,能比较准确地识别出杆塔的三维空间姿态信息。

#### 3.3.3 检测现实模型

为了验证算法的可扩展性,本文使用罗技 C920 高清摄像头仿照无人机通道巡检作业方式识别杆塔模型。识别现实模型空间姿态如图 5 所示,精确识别出了现实杆塔三维空间姿态信息。

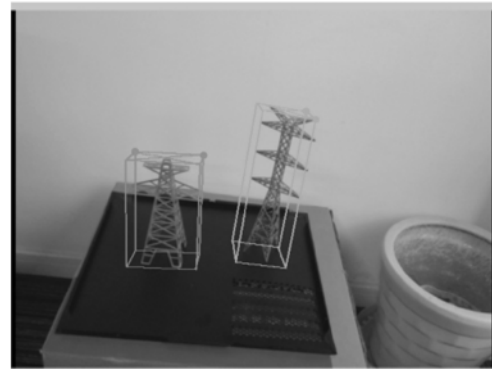


图 5 识别现实模型空间姿态

#### 3.3.4 检测遮挡模型目标

本文为了验证算法在现实环境中的应用性,选择高光反射比较强的镜面作为遮挡物,从图 6 中可以很清晰地看出,本算法能完整地识别杆塔模型的姿态信息,验证了算法识别的准确性。

### 4 结论

本文提出的 Deep-Object-Pose 算法适用于做杆塔这类无纹理镂空目标的检测识别,通过视频的实时检测,其能准确识别杆塔的空间姿态信息。为验证算法的可扩展性,通过实验进行遮挡验证,其算法能准确地估计物体的空间姿态信息,模拟无人机在电力巡检过程中杆塔在现实环境中

表 1 实验电脑环境

变量	参数
OS	Ubuntu 14.04
CPU	Intel® Core™ i7-7700 3.6 GHz
GPU	NVIDIA GTX 1080
内存	32 GB
硬盘	120 GB SSD+4 TB HDD
Python	2.7.3
Visual Studio	Visual Studio Enterprise 2017
cmake	2.8.7
cuda	9.0
cuDNN	5.1
openCV	2.4.10

表 2 摄像头参数

变量	参数
品牌	罗技
型号	C920
感光元件	CMOS
分辨率	1 280×720
最大帧数	30FPS
对焦方式	自动对焦
曝光控制	自动
白平衡	自动

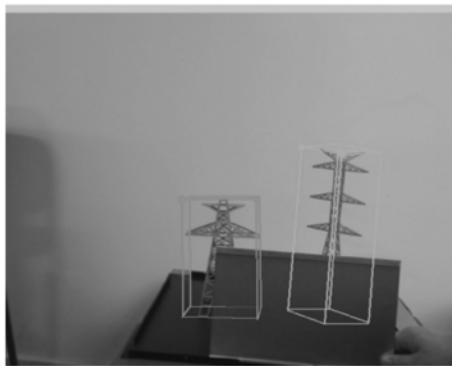


图6 模型遮挡识别实验

挡的情况,这将为无人机的智能化奠定良好的基础。

#### 参考文献

- [1] 余小高,余小鹏.一种基于角相似性的k-最近邻搜索算法[J].计算机应用研究,2009,26(9):3296-3299.
- [2] 宋源,梁雪春,张然.基于统计特性随机森林算法的特征选择[J].计算机应用,2015,35(5):1459-1461,1466.
- [3] Cai Congzhong, Wang Wanlu, Chen Yuzong, et al. Support vector machine classification of physical and biological datasets[J]. International Journal of Modern Physics C Computational Physics & Physical Computation, 2003, 14(5): 575-585.
- [4] GKIOXARI G, HARIHARAN B, GIRSHICK R, et al. R-CNNs for pose estimation and action detection[J]. arXiv: 1406.5212 [cs.CV], 2014.
- [5] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence,

- 2014, 37(9): 1904-1916.
- [6] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1440-1448.
- [7] SALVADOR A, GIRO-I-NIETO X, MARQUES F, et al. Faster R-CNN features for instance search[C]. 2016 IEEE Conference on CVPRW, 2016.
- [8] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]. 2017 IEEE Conference on CVPR, 2017.
- [9] LIU W, ANGELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[C]. Computer Vision-ECCV 2016, 2016: 21-37.
- [10] 郭军. 引入上下文信息的可见光遥感图像目标检测与识别方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2014.
- [11] 王慧利, 朱明. 聚类与几何特征相结合的遥感图像多类人造目标检测算法[J]. 光电子: 激光, 2015, 26(5): 992-999.
- [12] 吴一全, 周杨, 龙云淋. 基于自适应参数支持向量机的高光谱遥感图像小目标检测[J]. 光学学报, 2015(9): 330-339.
- [13] 林煜东. 复杂背景下的光学遥感图像目标检测算法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2017.
- [14] 李湘眷, 王彩玲, 李宇, 等. 窗口融合特征对比度的光学遥感目标检测[J]. 光学精密工程, 2016, 24(8): 2067-2077.
- [15] TREMBLAY J, TO T, SUNDARALINGAM B, et al. Deep object pose estimation for semantic robotic grasping of household objects[J]. arXiv: 1809.10790, 2018.
- [16] LI S, CHI X, MING X. A robust O(n) solution to the

(下转第95页)

(上接第86页)

- [6] KOSTADIN D, ALESSANDRO F, VLADIMIR K, et al. Image denoising by sparse 3D transform-domain collaborative learning[J]. IEEE Transactions on Image Processing: a publication of the IEEE Signal Processing Society, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [7] 徐少平, 张兴强, 江顺亮, 等. 局部均值噪声估计的3维滤波降噪算法[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(4): 422-434.
- [8] FU X, ZHUANG P, HUANG Y, et al. A retinex-based enhancing approach for single underwater image [C]. Paris: IEEE International Conference on Image Processing, 2014: 4572-4576.
- [9] RAANAN F. Singel image dehazing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 1-9.
- [10] BOOM B J, HE J, PALAZZO S, et al. A research tool for longterm and continuous analysis of fish assemblage in

coral-reefs using underwater camera footage[J]. Ecological Informatics, 2014, 23(9): 83-97.

- [11] Fish4Knowledge[EB/OL]. (2019-08-27)[2020-05-19]. <http://groups.inf.ed.ac.uk/f4k/>.
- [12] ANCUTI C O, ANCUTI C, DE VLEESCHOUWER C, et al. Color balance and fusion for underwater image enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(1): 379-393.

(收稿日期: 2020-05-19)

#### 作者简介:

于亦飞(1997-),女,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、图像质量评价。

李焯(1988-),通信作者,女,博士,讲师,主要研究方向:图像处理、机器视觉, E-mail: lixuan1271@hotmail.com。

贺榆珊(1998-),女,本科,主要研究方向:图像处理、图像质量评价。



扫码下载电子文档

员的目的是高于 0.99 的可用性,并设计中没有考虑分区,那么设计人员可能会考虑用频繁的刷新来满足一些要求。这时设计人员可以采用多分区的 TMR 来满足需求,从图 5 中可以看到,当系统四分区时,即使刷新间隔延迟 2 h 也可以满足相同的可用性。使用这种方法,设计者可以确定满足给定刷新频率的设计要求的分区数量,反之也同样可以通过分区数量来确定合适的刷新频率。

#### 4 结论

本文针对 SRAM 型 FPGA 的结构特点,将电路分为若干模块,采用三模冗余和配置刷新相结合的方法对电路的性能进行优化,建立模型并用 PRISM 验证工具进行检验。实验结果表明,该设计可以有效提高电路的可用性。在设计系统时,可以综合考虑电路结构、资源分配情况来合理地调整分区数量和刷新间隔,灵活组合,以使电路有更佳的性能。

#### 参考文献

- [1] TABER A, NORMAND E. Single event upset in avionics[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 1993, 40(2): 120-126.
- [2] RUGESCU D R, VOINESCU A. Gracefully degrading triple modular redundancy in FPGA design with application to harsh radiation environments[C]. 2016 15th RoEduNet Conference: Networking in Education and Research. IEEE, 2016.
- [3] ADELL P, ALLEN G, SWIFT G, et al. Assessing and mitigating radiation effects in Xilinx SRAM FGAs[C]. 2008 European Conference on Radiation and Its Effects on Components and Systems, 2008: 418-424.
- [4] PRATT B H, CAFFREY M P, GIBELYOU D, et al. TMR with more frequent voting for improved FPGA reliability[C]. International Conference on Engineering of Reconfigurable Systems & Algorithms. DBLP, 2008.
- [5] CLARKE E M, EMERSON E A, SISTLA A P. Automatic verification of finite-state concurrent systems using temporal logic specifications[J]. ACM Transactions on Programming Languages & Systems, 1986, 8(2): 244-263.
- [6] PRISM website[EB/OL]. [2020-05-12]. http://www.prism-modelchecker.org.
- [7] HOQUE K A, MOHAMED O A, SAVARIA Y, et al. Early analysis of soft error effects for aerospace applications using probabilistic model checking[C]. Communications in Computer & Information Science, 2013: 54-70.

- [8] HOGUE K A, MOHAMED O A, SAVARIA Y. Formal analysis of SEU mitigation for early dependability and performance analysis of FPGA-based space applications[J]. Journal of Applied Logic, 2017, 25: 47-68.
- [9] Chen Song, Song Xiaolin. The design of trajectory tracking system of intelligent car based on DSP[J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2012, 9(4): 312-317.
- [10] BRAUN T M. Satellite communications payload and system[M]. John Wiley & Sons, 2012.
- [11] BAIER C, KATOEN J P, HERMANS H. Approximate symbolic model checking of continuous-time Markov chains[C]. CONCUR'99: Concurrency Theory, 10th International Conference, Eindhoven, The Netherlands, 1999.
- [12] TYLKA A, ADAMS J, BOBERG P, et al. CREME96: a revision of the cosmic ray effects on micro-electronics code[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 1997, 44(6): 2150-2160.
- [13] YOZA T, WATANABE M. Enhanced radiation tolerance of an optically reconfigurable gate array by exploiting an inversion/non-inversion implementation[C]. International Symposium on Applied Reconfigurable Computing, Springer, Cham, 2014.
- [14] SAFARULLA I M, MANILAL K. Design of soft error tolerance technique for FPGA based soft core processors[C]. 2014 International Conference on Advanced Communication, Control and Computing Technologies(ICACCCT). IEEE, 2015.
- [15] HOQUE K A, MOHAMED O A, SAVARIA Y, et al. Probabilistic model checking based DAL analysis to optimize a combined TMR-blind-scrubbing mitigation technique for FPGA-based aerospace applications[C]. International Conference on Formal Methods and Models for Co-Design. ACM-IEEE, 2014.
- [16] HOQUE K A, MOHAMED O A, SAVARIA Y. Towards an accurate reliability, availability and maintainability analysis approach for satellite systems based on probabilistic model checking[C]. Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition. EDA Consortium, 2015.

(收稿日期: 2020-05-12)

#### 作者简介:

王鹏(1982-),男,硕士,研究员,主要研究方向:航空电子硬件安全性适航审定。



扫码下载电子文档

(上接第 91 页)

perspective-n-point problem[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(7): 1444-1450.

(收稿日期: 2020-04-08)

#### 作者简介:

李国强(1989-),男,硕士,工程师,主要研究方向:输电

线路运维、无人机巡检、图像识别。

彭炽刚(1963-),男,硕士,高级工程师,主要研究方向:电网调度、电网运行。

向东伟(1995-),通信作者,男,本科,工程师,主要研究方向:图像处理、三维渲染、点云数据处理、深度学习, E-mail: ssrs9503\_ssp@163.com。



扫码下载电子文档

## 版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所