

电力巡检是电网重要的工作内容,以往的巡检工作都是基于人力,有很大的局限性;现在,越来越多的AI技术被运用到了电力巡检工作中,

近年来,各种技术的不断突破、电力需求的持续上涨,加速了电力行业的智能化转型。

截至2019年,我国无人机电力巡检市场规模已接近30亿元。

伴随着"新基建"战略的逐步实施,无人机产业发展的日益成熟,未来电力巡检无人机的潜力和蓝海还将进一步释放与扩大。

2021年,预计国内市场规模还将突破50亿元,前景十分诱人。

但电力巡检无人机也有一些亟待解决的技术难点需要不断攻克。





电网巡检现状及痛点



电网巡检现状:输入来源越来越多,输出要求越来越高

电网设备数量增长迅速

可靠性要求逐年提升

运维人力资源短缺

输电通道管理安全压力更大

状态监测技术发展迅速

信息化水平不断提升



传统巡检业务痛点



传统巡检业务痛点: 还是人力为主, 智能化不够

■ 手工方式效率低

巡检人员需手持各种图纸报表现场抄写,后期又需投入大量的人力将状态数据重新录入电脑,速度慢,工作量大。容易出错。而且数据不便保存,查询。

■ 巡检工作主观性强

巡检工作量大,工作时间长,不可避免出现主观性的工作失误,同时也缺少对工作人员进行检测时的 监督,难以保证巡检质量,极易出现漏检,错检。

■ 缺乏统一标准流程

巡检策略,巡检任务需要人工制定。巡检路径也由巡检人员自由发挥,受人员技术水平影响,容易出 现重要要巡视项目缺失,部分设备巡检不到位等情况。

■ 设备状态管控力度不足

设备状态信息获取不足,现场工作人员无法获取设备台账及缺陷,故障,检修试验历史信息,难以提示与现场指导人员主动开展设备状态计划评估,缺陷识别与诊断,影响工作质效提升。



电网巡检技术现状



传统人工巡检:

完全依赖纯人力巡线,因自然环境复杂,导致此方式成本高,花费时间长,困难大,风险高,效率低。

初步智能化巡检:

机器人,无人巡检+人工处理机器人巡线代替人力完成影像的采集,解放前端人力成本,不过影像的处理仍需人工处理枯燥繁琐,且易遗漏。







无人驾驶飞机简称"无人机",英文缩写为"UAV",是利用无线电遥控设备和自备的程序控制装置操纵的不载人飞机,或者由车载计算机完全地或间歇地自主地操作。

与有人驾驶飞机相比,无人机往往更适合那些太"愚钝,肮脏或危险"的任务。

无人机按应用领域,可分为军用与民用。

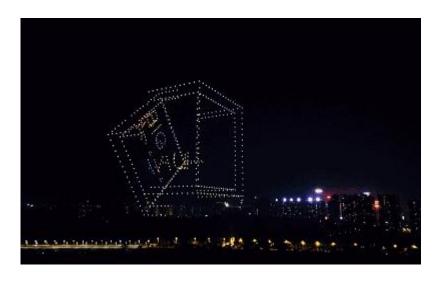
- □ 军用方面,无人机分为侦察机和靶机。
- □ 民用方面,无人机+行业应用,是无人机真正的刚需;目前在航拍、农业、植保、微型自拍、快递运输、灾难救援、观察野生动物、监控传染病、测绘、新闻报道、电力巡检、救灾、影视拍摄、制造浪漫等等领域的应用,大大的拓展了无人机本身的用途,发达国家也在积极扩展行业应用与发展无人机技术。

各种用途无人机









各种用途无人机









各种用途无人机









3.无人机巡检案例

-----遥感高精度森林巡检

森林巡检是森林管理的重要工作之一,目前国内外森林局大部分采用人工巡检,工作强度大,巡检效率低。



普宙携手飞桨为森林巡检行业定制开发一款无人机自主飞行平台 + 应用管理平台 GDU Flight MS,可实现大范围森林的自主巡逻、火情监测、森林资源分析等功能。

四旋翼无人机

- 无人机搭载高清相机进行自主航迹规划,应用 Paddle Detection 进行烟雾火点实时检测,实现大范围森林的自主巡检和火情监测。
- 结合 GDU Flight MS 管理平台和 Paddle Seg 实现森林区域的高精度拼图, 智能语义分析等功能,辅助森林局进行森林资源管理。

森林测绘

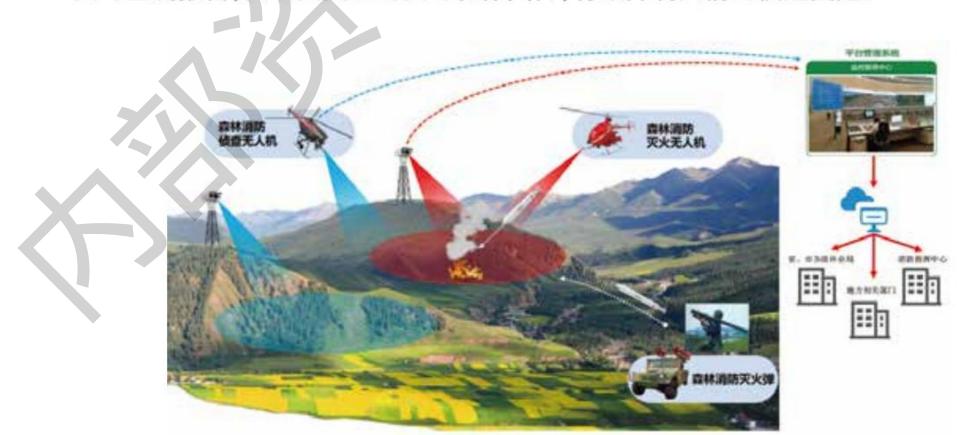
2019年东南亚某国对森林实景图像进行语义分析和人工智能对比,分析森林植被变化情况,辅助森林局保护森林资源,制止12次非法伐木和损毁森林行为。





森林防火

2019年10月武汉黄陂森林区域发生森林火灾,通过无人机搭载红外热像仪进行火情实时监测报警,实现火灾现场实时影像回传,有效抑制火情的快速蔓延。



4.无人机电力巡检具体方案

----方案1: 输电铁塔的鸟巢检测

近年来,随着生态环境的改善和人们对野生动物的保护意识增强,鸟类活动更加频繁,由于鸟类活动而引起的架空输电线路故障次数也有明显上升,当鸟类在线路上排便、筑巢、飞行、鸟啄等活动时,引起输电设备损坏或造成线路跳闸、故障停运,称之为鸟害。





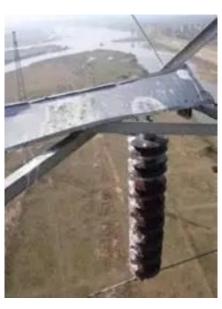
引起鸟巢类故障的鸟类主要为在杆塔上筑巢、繁育的鸟类,如鹳形目、隼形目、雀形目鸟类,主要鸟种有夜鹭、苍鹭、东方白鹳、黑鹳、红隼、喜鹊、灰喜鹊、大嘴乌鸦、秃鼻乌鸦、黑领椋(liáng)鸟等。



玻璃绝缘子上鸟粪痕迹



复合绝缘子上鸟粪痕迹



鸟粪污染绝缘子

4.无人机电力巡检具体方案

----方案2: 风力发电机叶片故障巡检

风力发电的原理,是利用风力带动风车叶片旋转,再透过增速机将旋转的速度提升,来促使发电机发电。





案例背景

叶片是风力发电机中最基础和最关键的部件,其良好的设计,可靠的质量和优越的性能是保证机组正常稳定运行的决定因素。恶劣的环境和长期不停地运转,对叶片的要求有:

- 1.密度轻且具有最佳的疲劳强度和力学性能,能经受暴风等极端恶劣条件和随机负载的考验;
- 2.叶片的弹性、旋转时的惯性及其振动频率特性曲线都正常,传递给整个发电系统的负载稳定性好,不得在失控(飞车)的情况下载离心力的作用下拉断并飞出,亦不得在风压的作用下折断,也不得在飞车转速以下范围内产生引起整个风力发电机组的强烈共振;
- 3.叶片的材料必须保证表面光滑以减小风阻,粗糙的表面亦会被风"撕裂";
- 4.不得产生强烈的电磁波干扰和光反射;
- 5.不允许产生过大噪声;
- 6.耐腐蚀、紫外线照射和雷击性能好;
- 7.成本较低,维护费用最低。

叶片故障的原因主要包括: 雷击、空气中的颗粒、高速风、剪切风、恶劣气候、疲劳寿命

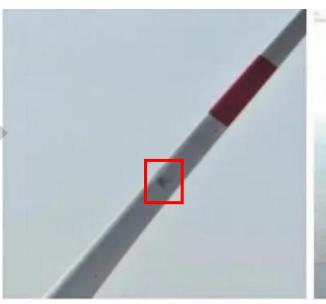


雷击

解决方案

- □ 无人机
- □ 计算机视觉
- □目标检测算法
- □ 损坏点定位、分类

















要完成一个目标检测任务,一个算法会遵循3个步骤:

- 选择检测窗口
- 提取图像特征
- 设计分类器

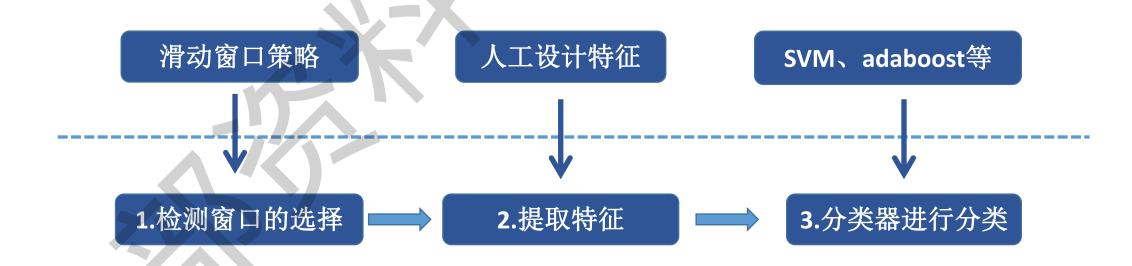
1.选择检测窗口

2.提取图像特征



3.设计分类器

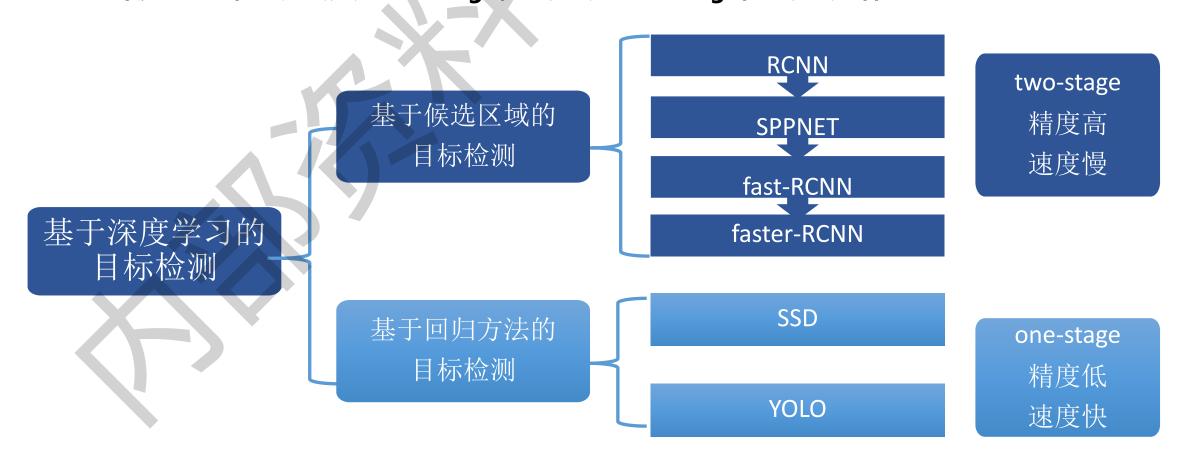
传统检测中,每一步骤对应的操作方法:







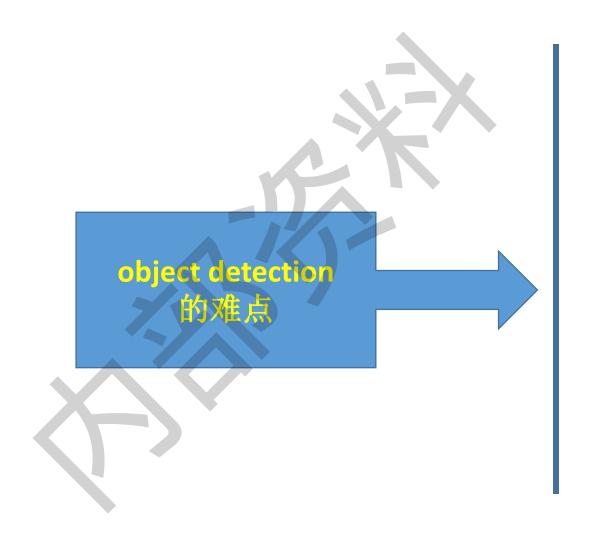
基于深度学习的检测方法分为one-stage检测算法和two-stage检测算法两种:



基于深度学习的目标检测



- two-stage方法
 - R-CNN系列算法
 - 第一阶段: 生成预选框,如 selective search、RPN
 - 第二阶段: 对候选框进行分类与回归
 - 优势: 准确度高
 - 劣势: 速度慢
- one-stage方法
 - YOLO 系列
 - SSD 系列
 - 思路:
 - 均匀地在图片多个层数的特征图上进行密集抽样
 - 抽样时可以采用不同尺度和长宽比
 - 然后利用CNN提取特征后直接进行分类与回归,整个过程只需要一步,所以其优势是速度快
 - 劣势
 - 均匀的密集采样导致训练比较困难
 - 这主要是因为正样本与负样本(背景)极其不均衡,导致模型准确度稍低



图中物体数量较多

图中物体位置随机、有遮挡

相似形状、相似颜色的干扰

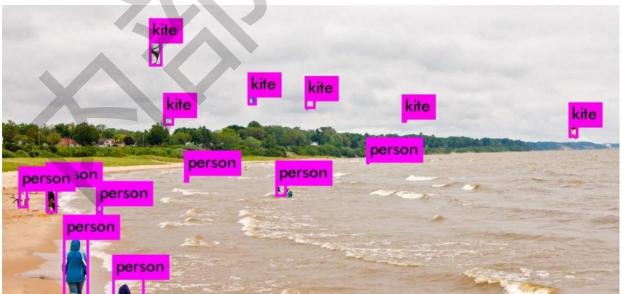
图中背景颜色干扰

过小物体不易检测









- 物体数量众多
- 有遮挡

● 远处目标过小,不易检测



- ◆ Joseph Redmon等人在2015年提出YOLO (You Only Look Once, YOLO) 算法,通常也被称为 YOLO V1; 2016年,对算法进行改进,又提出YOLO V2版本; 2018年发展出YOLO V3版本。
- ◆ YOLO-V3使用单个网络结构,在产生候选区域的同时即可预测出物体类别和位置,不需要分成两阶段来完成检测任务。
- ◆ YOLO-V3算法产生的预测框数目比Faster-RCNN少很多。
- ◆ Faster-RCNN中每个真实框可能对应多个标签为正的候选区域,而YOLO-V3里面每个真实框只对应一个正的候选区域。
- ◆ YOLO-V3算法具有更快的速度,能到达实时响应的水平。

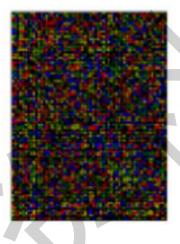


YOLO V3算法的基本思想可以分成两部分:

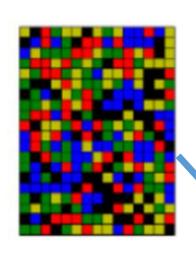
- ◆ 按一定规则在图片上产生一系列的**候选区域**,然后根据这些候选区域与图片上物体真实框之间的位置 关系对候选区域进行标注。跟真实框足够接近的那些候选区域会被标注为**正样本**,同时将真实框的位 置作为正样本的位置目标。偏离真实框较大的那些候选区域则会被标注为**负样本**,负样本不需要预测 位置或者类别。
- ◆ 使用卷积神经网络提取图片特征并对候选区域的位置和类别进行预测。这样每个预测框就可以看成是一个样本,根据真实框相对它的位置和类别进行了标注而获得标签值,通过网络模型预测其位置和类别,将网络预测值和标签值进行比较,就可以建立起损失函数。进而进行端到端的训练。

YOLOV3训练过程流程图

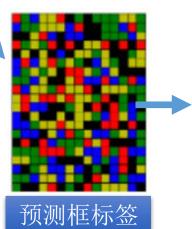




使用CNN提取特征



输出特征图

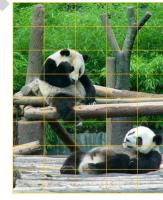


建立损失函数

开启端到端训练



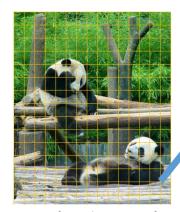
输入图片



划分小方块



生成锚框



标注预测框

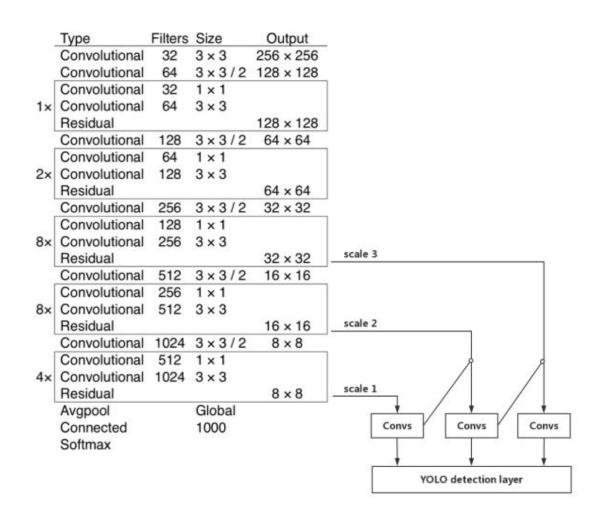
关联特征图与预测框





YOLOv3 的网络结构包括:

- 基础特征提取网络、
- multi-scale特征融合层
- 输出层。







接下来,我们自己动手,在easydl上尝试着进行铁塔鸟巢的检测

