

基于深度学习的多台抽油机运动状态识别方法

陈 鹏

北京石油机械有限公司 北京 102206

摘 要：抽油机是油田生产的重要组成部分，亟需有效的信息化检测手段。现有运动状态检测算法主要通过对比前后图像的相似度来判断图像中目标的运动状态变化情况。然而，抽油机的工作环境处于野外，除检测目标外，背景物体也时常发生变化，导致上述传统算法识别精度低、误报严重。此外，实际工作场景中，一张图片中常常存在多台处于不同运动状态的抽油机，传统运动状态检测算法无法解决此类多目标难题。针对上述挑战，我们提出了一种基于深度学习的多台抽油机运动状态检测新方法。其创新点在于：突破了yolo算法只能识别目标无法判断目标运动状态的局限；实现了野外条件下的多目标运动状态识别，大幅提升了野外工作条件下抽油机启停状态检测准确性。经油田现场运行证明新方法准确率可达96%。

关键词：抽油机；运动状态检测；野外复杂场景；多目标

1 简介

抽油机是油田生产的重要组成部分，及时掌握抽油机的启停状态，可有效保障生产的稳定运行和井场工作人员的人身安全。目前抽油机的启停状态主要由人工进行监督检查，在实际应用中面临着管理区域广、监督人员少、监察覆盖率低等问题，亟需有效的信息化手段提供管理支撑。研发抽油机运动状态识别算法，利用视频数据资源自动化分析、研判各类隐患的成因，实时识别并推送静态隐患及违章行为，可以实现油田高风险作业环节的前置预警管控，有效提升日常监督检查实效，为安全环保管理提供即时、准确的情报数据支持，对于油田作业过程安全风险管控具有重大的实际意义。

复杂野外背景下多台抽油机的运动状态识别，一直是图像识别领域的难点。首先，野外场景中背景容易受到多种外界因素的影响，导致算法对目标运动状态产生误判。比如，当目标周围出现移动物体如人、动物时会引入干扰；目标周围存在的与目标物颜色或形状相近的物体会导致目标特征提取困难；受太阳光照变化，静止目标的成像也会产生明显的改变，造成算法错判目标为运动状态。此外，实际应用中往往会选用视野较大的镜头来同时监控多个抽油机，从而带来了如何在同一帧图像中检测多个运动目标运动状态的挑战。

本文针对如何在上述复杂野外背景中检测同一帧图像中多个目标的运动状态进行研究，提出了一种应用于油田作业过程中抽油机运动状态检测的新方法：在yolo算法基础上加入结构相似性衡量指标，先定位目标位置再

利用结构相似性衡量指标进行运动状态识别。经现场实际应用证明，新方法突破了传统运动状态检测算法在野外场景精度不足和多目标识别能力不足的问题，显著提高了油田高风险作业环节的隐患识别率，也为其他野外场景中需要进行多目标运动状态识别的应用场景提供了一种解决思路。

2 相关研究

传统的目标运动检测方法主要是通过对比前后图像的相似度来判断图像中目标的运动状态变化情况，例如帧间差分法、背景减弱法、光流场法等。WenCR等人基于Horn-Schunck光流法提出了一种运动目标检测方法，通过计算出相邻帧图像的光流实现了运动目标的检测^[1]。Barnich.O等人提出了基于背景模型的ViBe运动目标跟踪算法。该算法使用的视频图像的首帧图像进行背景模型的初始化，对于视频图像中的每一个像素点的8邻域中随机选择某一个像素点的值作为其背景模型样本值，该算法有效提升了实时性，在工业中应用较多^[2]。栾庆磊等人提出了一种基于帧间差分的目标检测算法。通过改进的搜索方法来探测两帧之间的差异，有效的提高了检测图像序列间运动矢量的搜索速度，同时还保持了运动矢量的搜索精度^[3]。然而，上述算法极其依赖参数、适应的场景较为固定，经实验证明无法解决本文所述的野外复杂场景下目标物体的识别。所以，本文提出改进yolo算法，加入结构相似性指标。实验证明，本文所描述的新方法成功实现了对抽油机运动状态的识别。

3 基于结构相似性指标和 yolo 网络结构的抽油机状态识别算法

3.1 基于yolo改进的抽油机状态识别算法

作者简介：陈鹏（1988年3月-），男，山东省栖霞市人，职称：工程师，研究方向：钻采装备制造

本文所述算法面向油田巡检管理，以yolo算法为基础，使用结构相似性衡量指标算法，实现了对视频源图像中提取到的目标物的运动状态的精准判断，解决了抽油机

运动状态检测难题。算法具体步骤分为图像获取、目标位置获取和目标运动状态获取三部分，如下图所示：

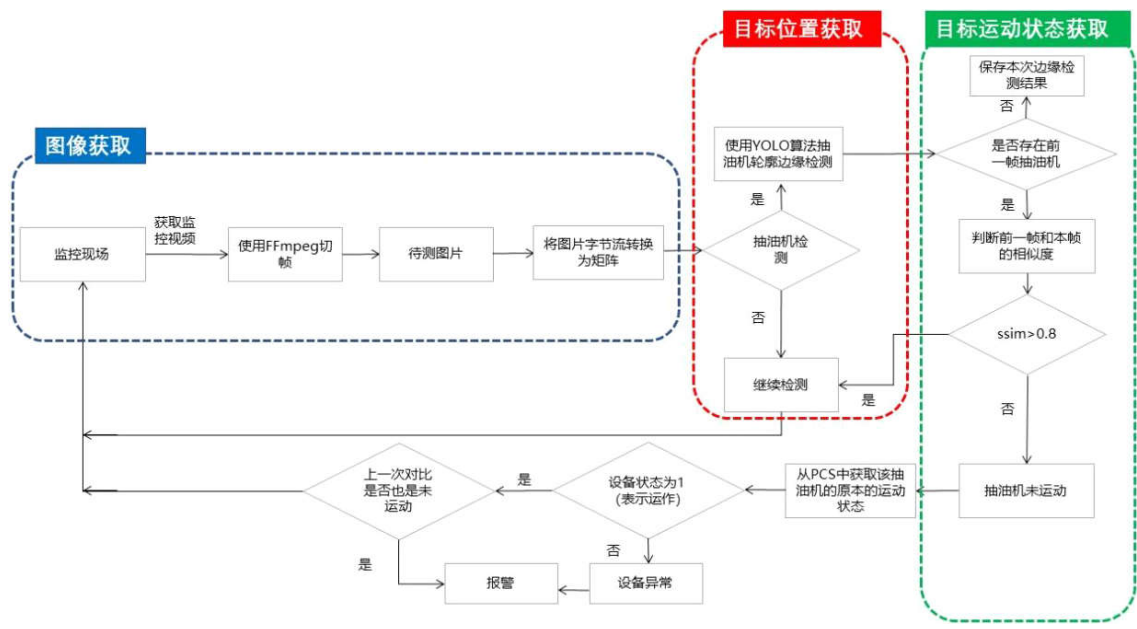


图1 本文所述算法的流程图

首先，基于油田已有的视频监控资源来实时获取抽油机图片，将抽油机视频图像，使用FFmpeg（视频抽帧算法）技术，进行图像数据采集；

其次，将图像数据输入上位机，完成对抽油机的目标识别，确认抽油机位置：

- （1）通过yolo算法识别并提取目标物的坐标；
- （2）通过坐标提取出目标区域；
- （3）给每个抽油机赋予不同的id值，对不同的抽油机进行区分；

在确认抽油机位置后，我们进一步判断抽油机的运动状态

- （1）将连续两张图片的目标区域提取保存，作为A、B帧进行相似度对比；
- （2）使用SSIM算法，将不同id值的目标物的A、B帧进行状态判断；

（3）将各抽油机运动状态写入其对应字典中，若连续30s未运动，则判断为其停机。

综上所述，本文所述算法的核心在于目标位置获取和目标运动状态判断。其解决了三大难题：（1）消除野外复杂背景带来的干扰；（2）获取同一帧图片中多个目标的位置；（3）准确判断抽油机的运动状态。接下来的章节中将详细介绍本文算法解决上述问题的思路。

3.2 目标位置获取算法

如前所述，整个算法首先需要确认目标位置，实现复杂背景条件下同一帧图像中多个目标位置的获取。通过实验，我们引入了yolo算法解决了上述挑战。

yolo算法将物体检测问题转化为回归问题，利用一个卷积式神经网络结构从输入图像中直接估计物体位置和类别概率，算法流程如下图所示^[4-5]：

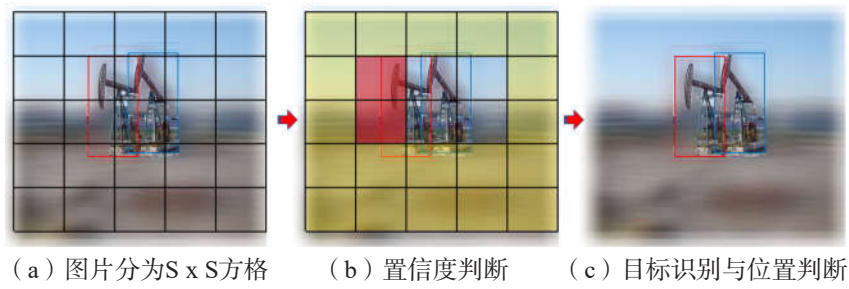


图2 yolo目标位置定位算法的流程

首先，将一幅图像分成方格，当物体的中心落在这个网格中时，则这个网格就负责预测这个物体，生成置信度结果并框出该物体位置，根据预测的置信度来判断物体究竟是否是抽油机；最后输出位置定位结果和目标类别。

如图2（a）所示，yolo不像其他物体检测系统使用了滑窗或部分分类器，更为关注图片的全局信息，相比其他的神经网络模型具有更好的多目标识别能力，可解决同一帧图像中存在多个目标的场景。此外，本文所选用的yolo v5网络引入了空间金字塔池化结构，很好的避免了野外场景中背景多变导致的干扰^[6]。空间金字塔池化结构由不同的大小的池化层组成，主要优势在于：可以提取更高阶的特征，加强图像特征的不变形，增加图像的鲁棒性；通过对卷积提取出来的信息做进一步的降维，空间金字塔池化结构能达到扩大感受野、融合不同尺度特征图的信息、完成特征融合的目的^[7]。

经测试证明，通过选用yolo v5结构，在具有野外复杂背景的一帧图片中定位多台抽油机的难题得到了较好解决。

4 实验效果

表1 算法现场应用结果

算法名称	日期	报警总数	误报数量	正确报警数量	准确率	误报率
抽油机启停检测	7月	1311	47	1264	96.41%	3.59%

较高的准确率是因为本文所述算法的目标定位、运动状态识别精度相比其它算法有所提升，解决了复杂背景下对多个目标运动检测难题。接下来将结合实验证明。

4.2 目标运动状态检测对比实验

在实现目标定位后算法进行运动状态检测。本文针对此准确度开展了对比实验。为更准确的比较各种运动检测算法的性能，我们统一了标准，将使用前述yolo算法定位好的目标作为运动检测的输入，以yolo结构分别搭配帧差法^[8]、背景减除法^[9]和本文的SSIM法。使用6328张图片进行测试，结果如下表所示，本文方法在准确率方面优势明显。

表2 几种算法运动状态检测的准确率比较

算法/表现	准确率
yolo v5+SSIM	0.98
yolo v5+帧差法	0.87
yolo v5+背景减除法	0.82

5 结论

本文针对油田井场抽油机运动检测需求，提出了一种结合yolo目标识别和结构相似性衡量指标的抽油机检测算法。重点解决了野外场景中复杂背景下多个目标的运

4.1 本文算法实际现场运行效果

本文使用从实际生产环境中采集到的图像作为算法的模型训练集，在进行了训练、测试、调整和改进后部署于现场用于抽油机监控，当发现抽油机处于停止状态时用红线框圈出并系统预警，如下图所示。



图3 算法部署于实际油田监控系统中识别出停止运动的抽油机

在现场运行一个月后，系统运行的统计结果如下表所示，准确率高达96.41%，完全达到了实际应用标准，可以为井场监管人员提供有效的管理和依据。

动态检测难题，突破了yolo算法只能识别却无法判断目标运动状态的局限，实现了复杂视频源图像中精准故障识别和异常排查的功能。经在油田现场一个月的实际运行验证，本文所述方法对抽油机运动状态的识别精度达96%，有力推动了作业现场生产过程的智能化监管，极大提升了检查的及时率，有效解决作业现场监管的问题。经调研得知，本文所述方法是当前国内唯一在油田现场得到实际应用的抽油机运动检测算法。

参考文献

[1]管飞,王荣.基于Horn-Schunck光流法的运动目标检测的研究[J].仪表技术,2015(2):3.

[2]Barnich Olivier and Van Droogenbroeck Marc. Vi Be: a universal background subtraction algorithm for video sequences.[J]. IEEE transactions on image processing : a publication of the IEEE Signal Processing Society, 2011, 20(6):1709-24

[3]栾庆磊,赵为松.动背景下帧差分法与边缘信息融合的目标检测算法[J].光电工程,2011,38(10):77-83.

[4] Xianfeng Wu and Siyi Wu. Improved Faster RCNN Object Detection[J]. Advances in Social Sciences, 2016

- [5]Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [6]He K, Zhang X, Ren S, et al. Spatial Pyramid Pooling in Deep Convolutional Networks for Visual Recognition[C]. european conference on computer vision, 2014: 346-361.
- [7]Wang, Zhou; Bovik, A.C.; Sheikh, H.R.; Simoncelli, E.P. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity: IEEE Transactions on Image Processing 13 (4), 2004-04-01: 600-612
- [8]曹之君, 张良. 基于Faster-RCNN的快速目标检测算法[J]. 航天控制, 2020, 38(4): 7.
- [9]薛俊韬, 马若寒, 胡超芳. 基于 MobileNet 的多目标跟踪深度学习算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(8): 1991-1996