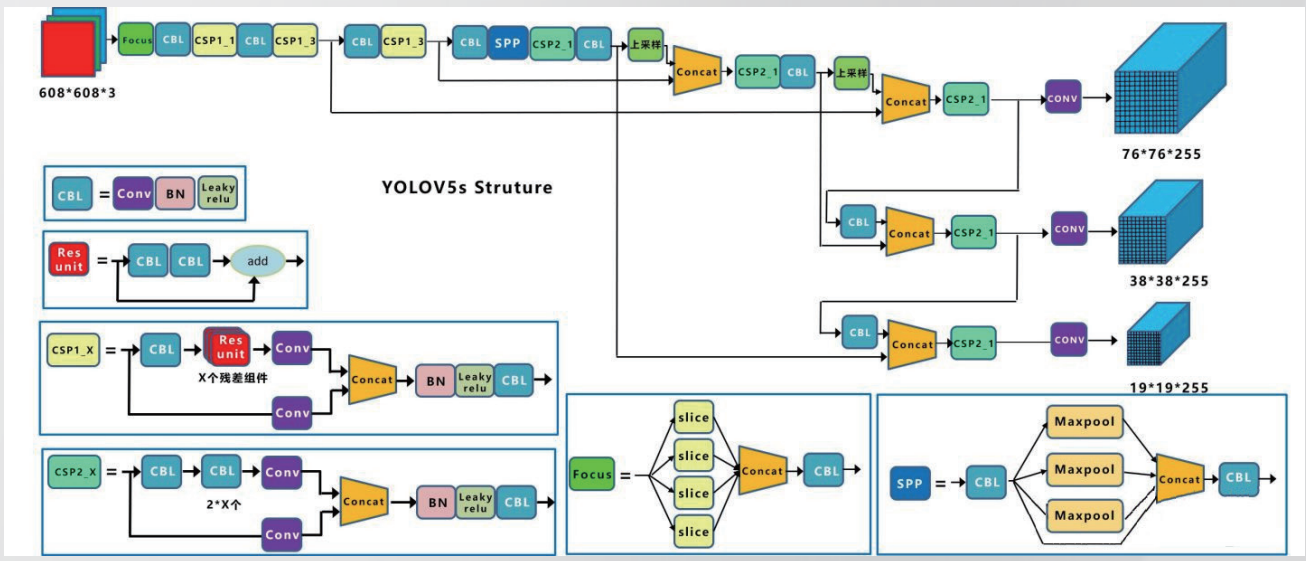
通过图中管道连接处目标检测方法、滴漏判断运动对比和目标检测算法、喷射判断分类方法，组合多种方法最终实现对管道连接处油料泄漏的检测和判断。

本文采用的检测算法为 YOLOv5，YOLOv5 是一种基于卷积神经网络（CNN）的端到端目标对象检测算法 [4]。它将目标检测问题转变为回归问题，显著提高了物体检测速度。从 YOLOv3 开始 YOLO 系列算法具有了很大的改进 [5]，YOLOv3 算法在以往的结构上做出改进，增加了多尺度检测，以及更深的网络结构 darknet53[6]。YoLOv3 成功应用在安全检测、火灾隐患分析等诸多安全管理领域 [7]。在此之后，更进一步的 Yolov4 算法被提出 [8]，Yolov4 的结构图和 Yolov3 相比，因为多了 CSP 结构，PAN 结构，对算法进行较大改进 [9]。YOLOv5 的目标检测方法进行具体来说，输入图像被划分为 S × S 的网格：如果物体的真实中心在其边界内，该网格负责检测对象。然后，对象由每个网格上的一个界框预测，边界框和类别概率的最终坐标通过回归算法生成。对于 Anchor Boxes 聚类，为了准确检测图像中的不同尺度目标，在采集的数据集中采用了 k-means 聚类算法，以便提前获得更合适的锚框盒大小 [10]。YOLOv5 算法结构如图所示：

2.1.1 CNN 网络特征提取

YOLOv5 Backbone 上采用了 CSPDarknet53、Mish 激活函数、Dropblock 等方式，是 Darknet-19 和 Resnet 模块组合起来的。骨干网络使用了 Focus 结构，比如 4*4*3 的图像切片后变成 2*2*12 的特征图。以 Yolov5s 的结构为例，原始 608*608*3 的图像输入 Focus 结构，采用切片操作，先变成 304*304*12 的特征图，再经过一次 32 个卷积核的卷积操作，最终变成 304*304*32 的特征图。归一化后的数据传入神经网络进行特征提取，获得三个不同大小的特征图（19*19，38*38，76*76），为了更好地学习到图像中的特征信息，19*19 的特征图通过上采用，与 38*38 特征图进行融合，用相同的方法，将 38*38 特征图通过上采样与 76*76 特征图融合。通过这种方法，识别的准确率得到提升。

网络中采用了 PAN 结构，深层的特征图携带有更强的语义特征，较弱的定位信息。而浅层的特征图携带有较强的位置信息，和较弱的语义特征。FPN 就是把深层的语义特征传到浅层，从而增强多个尺度上的语义表达。而 PAN 则相反把浅层的定位信息传导到深层，增强多个尺度上的定位能力。