

改进 YOLO v3 算法的汽车发动机故障在线检测研究

任智英¹ 杨华均²

(1 杭州富阳广泰机动车检测有限公司 浙江 杭州 311400; 2 杭州交投机动车辆检测有限公司 浙江 杭州 310018)

摘要: 由于传统故障检测方法过分依赖人工, 且只能使用在特定场景下, 因此研究改进 YOLO v3 算法的汽车发动机故障在线检测方法。通过优化 YOLO v3 模型网络结构, 实现改进 YOLO v3 检测模型的建立; 构建深度残差网络结构, 提取汽车发动机故障特征; 利用支持向量机分类信号故障, 在线检测汽车发动机故障。测试结果表明: 使用改进 YOLO v3 算法后, 故障检测平均用时为 10.8s, 并且准确率也可以达到 97.53%, 可见所研究的方法在实际使用上是有效果的。

关键词: 改进 YOLO v3 算法; 汽车发动机; 故障; 在线检测

0 引言

随着“智能制造”的提出, 工业领域积极地探讨智能技术在工业中的应用, 这就使智能化的检测与识别技术被广泛关注。发动机作为汽车中最重要的组成部分, 一旦出现故障就会影响整个汽车的安全性。目前对发动机的检测主要由人工来完成, 这就容易出现因为主观因素导致检测结果不够准确的情况。除了人工检测之外, 对发动机的故障检测也可以通过传统单分类算法或是 BP 神经网络来完成。其中传统单分类算法虽然在特定的场景下, 可以准确检测出发动机故障, 但因为故障特征具有复杂多变等特点, 因此很多场景下无法使用这种方法进行检测。而 BP 神经网络对特征的要求会相对比较高, 这就使特征质量的好坏会直接影响检测的结果。因此, 就需要找到一种能够准确检测发动机故障的方法。本文则是在改进 YOLO v3 算法的基础上, 对汽车发动机出现的故障情况进行在线检测。

当前对在道路上行驶的车辆进行实时故障检测的过程中, 还存在许多相关的问题, 比如检测速度较慢, 以及小目标漏检, 这些都是实际工作中存在的问题。针对这些实际问题, 可以通过 YOLO v3 算法进行解决。在具体应用过程中发现, YOLO v3 算法的残差块结构相对简单, 但是在进行小目标车辆特征提取时, 提取的内容不够丰富和具体。同时鉴于网络特征情况, 可以构建新的模块来替代原来的残差模块。

为此, 提出改进 YOLO v3 算法的汽车发动机故

障在线检测方法, 利用 YOLO v3 模型的优势, 对网络参数进行调整, 建立深度残差网络, 提取汽车发动机故障特征, 在线监测汽车发动机故障。经实验验证, 使用改进 YOLO v3 算法进行故障检测时, 故障检测所用时间在 5 ~ 20s 之间。

1 建立改进 YOLO v3 检测模型

YOLO v3 模型由 Redmon 等人在 2018 年提出来的, YOLO v3 中最基本的组成部分是卷积层、批归一化以及 Leaky RELU 激活函数。该模型在保证实际使用效果的基础上, 使用了更加深层次的 DarkNet53 结构作为主干网络, 并且还参考了 ResNet 中的残差结构。ResNet 把较低维度的特征图, 直接反映到较高级的网络结构上, 使整个网络结构向更深的方面去展开, 同时由于维度的提高也减少了误差扩大、网络退化以及梯度减少等情况的发生。YOLO v3 模型利用三种大小不同的目标图像的输出值, 来测量不同尺寸的目标, 对网络单元格进行精确调整, 大大提高测量目标的准确性。为了可以充分利用 YOLO v3 模型的优势, 需要对 YOLO v3 模型的网络参数进行调整, 因此就需要对 YOLO v3 模型的网络结构进行优化, 从而提高对不同目标检测过程中的鲁棒性^[1]。

这种方式与传统方法相比优势比较明显, 所以受到了人们的广泛关注。这种故障检测技术, 可以提供更加全面和细微的信息, 受到外界的干扰比较小, 因此检测效果比较稳定。要想更好地分析 YOLO v3 特征提取情况, 就应当分析网络提取情况, 依据残差结构

加深网络层数，并且通过更深的网络层来提取和丰富特征，这样提取的特征精度更高，具有非常好的实际应用效果。YOLO v3 模型结构中有 75 个卷积层，其主要作用是分析物体特征，因为没有使用权连接层，所以输入图像时，对于图像大小没有特别要求。值得注意的是，YOLO v3 模型没有加入池化层，而是将卷积层进行了设置。在这样的情况下 YOLO v3 采用了残差网络，能够形成更深的网络层，可以进行多尺度检测，而且还能有效提升检测效果。

在 YOLO v3 模型的网络结构中，最后阶段所产生的不同像素大小特征图必须与在收集数据时所获得的对应尺度特征图进行连接，而由于不同尺寸大小的特征图的感受野各不相同，所以最终获取到的特征图也各不相同。感受野主要指是，在每一层卷积神经网络中，所输出的特征图像素点映射到所输入特征图上的区域大小，感受具体的计算如式（1）所示：

$$G_a=D_a\left(G_{a-1}-1\right)+L_a$$

(1)

式中： G_a — a 层卷积神经网络中的感受野大小；
 D_a — a 层卷积神经网络中的卷积步长；
 L_a — a 层卷积神经网络中卷积核大小。

由式（1）可以看出，由于网络结构的加深，特征图上存在的感受野也随之增加，因此所提取到的特征更加接近于全局范围。在进行识别的过程中，如果所获取到的输入特征信息越精细，越容易检测到其所输入的特征图像且精度更高。这就需要对 YOLO v3 模型中的网络结构进行改进：在原本的第二个残差检测网络结构中，再添加 2 个残差检测单元，以便获取到更多可用的特征信号^[2]。

2 提取汽车发动机故障特征

受到深度残差学习网络的影响，通过建立深度残差网络，对车辆发动机的故障特征进行提取。深度残差网络是由系列性较小的残余误差块所组合而成，每一小的残余误差块之间都包括二条分支，它们是恒等映射的残余误差分支。在二个相邻的残余误差块间必须遵循一定的次序进行堆叠，并且在网络结构中二个残差块之间所产生的加号即代表了跳过连接，其相应的公式如下：

$$c_{y+1}=G_y\left(c_y\right)+c_y$$

(2)

式中： c_y —第 y 个残差块输入的向量；
 c_{y+1} —第 y 个残差块输出的向量；
 $G_y\left(c_y\right)$ —转换函数，而相应的便是由残误差块堆叠层级所构成的残差分支^[3]。

这样形成的深度残余误差网络更加易于高速传递数据，因此可以比较方便地实施训练，所提出的深度残差网络结构具体如表 1 所示。

表 1 提取故障特征的深度残差网络结构

核数	类型	滤波器	尺度	输出
1 ×	卷积层	16	3 × 3	512 × 512 × 16
	卷积层	32	3 × 3/2	256 × 256 × 32
	卷积层	16	1 × 1	
	卷积层	32	3 × 3	
	残差层			256 × 256 × 32
	卷积层	64	3 × 3/2	128 × 128 × 64
2 ×	卷积层	32	1 × 1	
	卷积层	64	3 × 3	
	残差层			128 × 128 × 64
	卷积层	128	3 × 3/2	64 × 64 × 128
8 ×	卷积层	64	1 × 1	
	卷积层	128	3 × 3	
	残差层			64 × 64 × 128
	卷积层	256	3 × 3/2	32 × 32 × 256
	平均池化		全局	
	连接数		4	

由残差块所组成的网络结构中，除了卷积核数与尺度不同之外，每一个小的残差块均有一定程度上的相似性。随机降采样是在每一层卷积核数上方的卷积层中进行的，步长均为两个像素。该网络结构的卷积层上均会增加批量标准化层。除此之外，YOLO v3 检测方法所选取的分辨率均在 64 × 64 ~ 2 × 2 范围内，将范围内的特征图与下一层降采样的特征图相互融合后，再根据所构成的特征金字塔，来完成汽车发动机故障特征的提取^[4]。

3 在线检测汽车发动机故障

支持向量机是建立在统计学和结构风险学的理论基础，根据有限的信号依据相关信号模型所得到的一组故障信号。支持向量机主要取决于核函数和参考数的选择，而参考数值的选择方法通常为举例、智能优化和网络搜索。网络搜索法需要取 X 个误差数值 A 和 Y 个核函数参考数值 B ，对 $X \times Y$ 个 $(A,$

B) 组合分别进行分析, 并根据精准度得到最高的一组作为识别故障的参考数值。通过支持向量机信号分类管理器获得发生故障的参考数值, 就可以利用参考数值对原始信号进行区域划分, 从而对得到的参考数值进行优化处理, 在原始信号的基础上得到汽车发动机发生故障的信号。假设信号分类管理器最佳的误差数值和核函数参考数值分别为 A_{SVM} 和 B_{SVM} , 将参考数值转化成相应的坐标, 公式如下:

$$\begin{cases} X_{SVM} = PLA_{SVM} \\ Y_{SVM} = PLB_{SVM} \end{cases} \quad (3)$$

式中: PLA_{SVM} — 信号分类器的误差参考数值;

PLB_{SVM} — 信号分类器的核函数数值。

由式 (3) 可知, 信号分类管理器的参考范围是 $X \in (X_{SVM} - 2, X_{SVM} + 2)$, $Y \in (Y_{SVM} - 2, Y_{SVM} + 2)$ 。可知 (X, Y) 是转化之后的坐标, 当数据长度为 1 时, 数据分别在 5 个值的范围内。基于网络搜索的区域, 在原始信号数据样本的基础上, 采用信号故障分类管理器对信号进行故障分类, 从而得到最精确的数据范围^[5]。

当信号数据经过支持向量机计算后, 可能存在不在正常规定范围内的数据, 所以需要在上述计算之后, 增加特殊的计算步骤。增加的算法步骤如下: 对大多数样本数据和少数样本数据使用不同的惩罚数值, 通过对错误的少数样本数据进行惩罚, 从而改善信号分类管理器对信号的处理效果。当给定少数样本数据的惩罚数值是 M , 大多数样本数据的惩罚数值为 N , 得到优化的公式如下:

$$\begin{aligned} \min & \left(\frac{1}{2} \|S\|^2 + M \sum_{p|e_p=+1} \eta_p + N \sum_{p|e_p=-1} \eta_p \right) \\ e_p (S^0 \theta(L_p) + k) & \geq 1 - \eta_p \\ \eta_p & \geq 0, p = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (4)$$

式中: M — 常数;

N — 常数;

k — 常数;

η — 范围内变量;

S — 全矢量;

S^0 — 特殊矢量;

θ — 惩罚系数;

η_p — 少数样本变量;

L_p — 惩罚变量函数;

$e_p \cdot L_p$ — 所相对应的样本^[6]。

在这个过程中, 选择适当的惩罚数值可以改善少数样本数据的分布情况。通过增加这一步骤, 可以准确地检测出汽车发动机出现故障的具体范围。

4 应用测试与分析

为了测试本文提出的汽车发动机故障在线检测方法的可靠程度和实际使用效果, 选择某品牌汽车的发动机作为测试对象。本次试验将两种传统故障检测方法 (单分类算法与 BP 神经网络) 与使用改进 YOLO v3 算法后的故障检测方法进行对比, 图 1 为不同故障检测方法数据结果对比。

由图 1 可以看出: 检测次数增加到 10 次, 使用单分类算法进行故障检测时, 故障检测所用时间在 92 ~ 120s 之间; 使用 BP 神经网络进行故障检测时, 故障检测所用时间在 40 ~ 65s 之间; 而使用改进 YOLO v3 算法进行故障检测时, 故障检测所用时间在 5 ~ 20s 之间。通过上述数据可以得到, 使用单分类算法进行故障检测, 故障检测平均用时为 106.4s; 使用 BP 神经网络进行故障检测, 故障检测平均用时为 55.8s; 而使用改进 YOLO v3 算法进行故障检测, 故障检测平均用时为 10.8s。明显可以看出, 在进行故障检测时本文提出的方法所用时间更短。在对所用时间进行对比之后, 还需要对三种检测方法的准确度进行对比, 具体如表 2 所示。

由表 2 可以看出: 使用单分类算法进行测试之后,

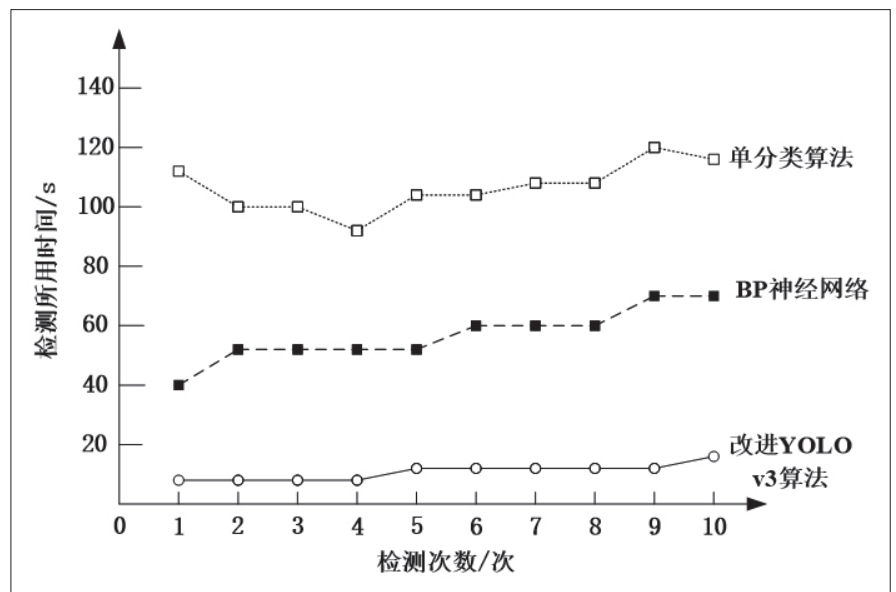


图 1 不同故障检测方法数据结果对比图

表 2 不同故障检测方法准确度对比 /%

检测次数	单分类算法		BP 神经网络		改进 YOLO v3 算法	
	故障次数	准确率	故障次数	准确率	故障次数	准确率
20	13	65	15	75	19	95
22	15	68.18	17	77.27	22	100
19	12	63.16	14	73.68	19	100
25	18	72	20	80	24	96
23	16	69.57	18	78.26	22	96.65

可以检测出故障的准确率在 63% ~ 72% 之间；使用 BP 神经网络进行测试后，可以检测出故障的准确率在 73% ~ 80% 之间；而使用改进 YOLO v3 算法进行测试后，可以检测出故障的准确率始终维持在 95% 以上。根据计算可知，两种传统方法在进行故障检测时，平均的准确率分别为 67.582% 和 76.842%。而使用改进 YOLO v3 算法在进行故障检测时，平均准确率可以达到 97.53%。明显可以看出，在对汽车发动机进行故障检测时，改进 YOLO v3 算法比传统方法不仅得到结果的时间更短，准确率也比较高。

5 结语

本文在当前方法的基础上，结合改进 YOLO v3 算法研究出更准确的汽车发动机故障在线检测方法，为汽车发动机故障的在线检测提供更加完整的理论

基础。但是此方法也有不足之处，今后可以把重点放在人工智能上，实现在发生故障的第一时间传输至终端设备的功能，从而可以在第一时间解决出现的问题，使汽车的发动机更加安全可靠。

参考文献：

[1] 张震, 李浩方, 李孟洲, 等. 改进 YOLOv3 算法与人体信息数据融合的视频监控检测方法 [J]. 郑州大学学报 (工学版), 2021, 42 (01) :28-34.

[2] 黄家才, 邹俊, 丁凌, 等. 基于改进 YOLO v3 算法的零件目标快速检测方法 [J]. 南京工程学院学报 (自然科学版), 2020, 18 (03) :6-11.

[3] 马永杰, 马芸婷, 程时升, 等. 基于改进 YOLO v3 模型与 Deep-SORT 算法的道路车辆检测方法 [J]. 交通运输工程学报, 2021, 21 (02) :222-231

[4] 赵凌骏, 庄汝学, 周林康, 等. 基于改进 YOLOv3 算法的变电站安全防护装备智能检测方法 [J]. 电力科学与工程, 2022, 38 (05) :1-8.

[5] 李运堂, 谢梦鸣, 王鹏峰, 等. 基于改进 YOLOV3 算法的斜拉桥拉索表面缺陷检测方法 [J]. 传感技术学报, 2021, 34 (11) :1509-1517.

[6] 金立生, 郭柏苍, 王芳荣, 等. 基于改进 YOLOv3 的车辆前方动态多目标检测算法 [J]. 吉林大学学报 (工学版), 2021, 51 (04) :1427-1436.