

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205307

# 基于新型 YOLO v5 算法的磁悬浮球精确识别\*

马晓东<sup>1</sup> 魏利胜<sup>1</sup> 刘小琿<sup>2</sup>

(1. 安徽工程大学电气工程学院 芜湖 241000; 2. 上海欧朔智能包装科技有限公司 上海 201417)

**摘 要:**针对磁悬浮控制系统中目标物体定位精度低以及速度慢的问题,提出一种基于 YOLOv5(you only look once v5)改进算法来对磁悬浮球进行识别定位。首先,利用 Mish 损失函数取代 YOLOv5 原模型中 SiLU(sigmoid-weighted linear units)激活函数,以得到准确性更高和泛化能力更强的网络模型;其次,将协同注意力机制融合到 YOLOv5 算法中,提高模型的特征提取能力;在此基础上,选择 CIOU(complete-intersection over union)损失函数替换 YOLOv5 算法中的 GIOU(generalized intersection over union)损失函数来优化训练模型,以提高识别精度。最后,进行了仿真验证,结果表明,改进后的 YOLOv5 算法与原算法相比,在磁悬浮球目标识别精度由原来的 92.4%提高到 96.2%,MAP(mean average precision)由原来的 88.8%提高到 94.3%,从而验证了本文所提方法的有效性和可行性。

**关键词:** 磁悬浮; YOLOv5; 新型; 注意力机制; CIOU

**中图分类号:** TH85<sup>+</sup>5      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Accurate identification of magnetic levitation ball based on novel YOLOv5 algorithm

Ma Xiaodong<sup>1</sup> Wei Lisheng<sup>1</sup> Liu Xiaohui<sup>2</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China;

2. Shanghai Oushuo Packing Machinery Co., Ltd., Shanghai 201417, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of low positioning accuracy and slow speed of target objects in the magnetic levitation control system, a novel YOLOv5 (you only look once v5) algorithm was proposed to identify and locate the magnetic levitation ball. Firstly, by using the Mish loss function to replace the SiLU (sigmoid-weighted linear units) activation function of YOLOv5 model, the higher accuracy and stronger generalization network model could be obtained. Then fusing the coordinate attention module into YOLOv5, the feature extraction capability of the model could be improved. On this basis, the CIOU (complete-intersection over union) loss function was selected to replace the GIOU (generalized intersection over union) loss function to improve the identification accuracy. Finally, the simulation verification was carried out. The results showed that the improved YOLOv5 algorithm could improve the target recognition accuracy of the magnetic levitation ball from 92.4% to 96.2%, and the MAP (mean average precision) from the original 88.8% to 94.3%. Therefore, the effectiveness and feasibility of the proposed method could be verified.

**Keywords:** magnetic levitation; YOLOv5; novel; coordinate attention; CIOU

## 0 引 言

随着中国经济发展由高速增长阶段转向高质量发展阶段,国家开始加快对制造业进行产业升级,而传统的包装行业面临设备材料损耗高、效率低等瓶颈问题。磁悬

浮技术具有噪音低、污染少、无接触等特点,磁悬浮生产线具有降低产品损耗和延长设备寿命等优势。为此将磁悬浮技术应用到智能包装生产线上是未来智能包装制造业发展的重要方向之一。在磁悬浮控制系统中,控制对象的位置信息采集显得尤为重要,检测系统对目标识别的精度和速度直接影响着控制系统对目标物体的控制表

现。因此,为提高磁悬浮控制的实时性和准确性,本文基于 YOLOv5 算法对磁悬浮球检测技术进行研究,这对推动制造业智能转变升级具有重要的研究意义和应用价值。

传统的磁悬浮控制系统提高检测系统的准确性和实时性主要是通过使用高精度的检测传感设备和调整传感器位置来实现。吕治国等<sup>[1]</sup>通过设计非线性自适应控制器来实现对磁悬浮球稳定悬浮,先通过状态反馈线性化策略对非线性控制模型转变成线性模型,以设计状态反馈构成系统闭环控制,通过光电位置传感器来获取磁悬浮位置信息,从而实现磁悬浮球的稳定悬浮;汪鑫等<sup>[2]</sup>针对磁悬浮开环系统不稳定的特点,为提高模型控制精确,提出一种 PD-ILC (proportion-derivation iterative learning control) 方案,可以使超调量减少且加快系统的响应速度,但其检测传感器易受外界光照环境影响,使得磁悬浮控制系统的鲁棒性较差;柳碧辉等<sup>[3]</sup>在原 MASK R-CNN (regions with convolutional neural network features) 网络模型上增加滑动窗口,提高感受野模块对网络特征提取能力。但需要预先提取候选区域深度学习算法,故实时性仍待改善;Yu 等<sup>[4]</sup>引入一种新的 IOU 损失函数来预测边界框,将 4 个点构成的候选对象作为一个整体单元进行回归,不仅加快了收敛速度,而且使对象定位更加准确。但当出现真实框和预测框完全不重叠现象发生时,会导致目标识别精度降低;Rezatofghi 等<sup>[5]</sup>在 YOLOv3 上使用 GIOU-loss 替换原网络模型的 IOU-loss (intersection over union-loss),在 IOU 损失函数的基础上引入包含预测框和真实框最小外接矩形。减少真实框和预测框完全不重

叠时目标识别精度降低情况的发生。且对不重叠的框进行优化,提高目标识别精度;Lv 等<sup>[6]</sup>采用 K-means (K-means clustering algorithm) 均值聚类算法分析目标检测候选选框的数量和大小,以改进传统 YOLOv3 网络结构,实现对目标的高精度检测;Zhang 等<sup>[7]</sup>针对深度卷积层的网络层增加而导致的精度下降问题,在 YOLO 模型上利用 MobileNets 的深度可分卷积代替标准卷积层,从而减少网络参数数量,改进后的 YOLO 网络可以实现对目标缺陷的快速和准确检测。

以上众多的国内外研究人员对磁悬浮球检测及 YOLO 算法做了大量研究工作,并取得突破性进展。本文将在在此基础上,提出一种基于新型 YOLOv5 算法,以实现磁悬浮小球的视觉精确检测。该方法首先是使用具有平滑特征的 Mish 损失函数取代原 YOLOv5 使用的 SiLU 激活函数,以提高网络模型的准确性和泛化能力;同时,为了进一步提高模型的特征提取能力,将 Coordinate Attention 注意力模块融合到 YOLOv5 算法中;之后选择 CIOU 损失函数替换 YOLO 中的 GIOU 损失函数来优化训练模型,以提高网络模型的识别精度。最后通过试验来验证了本文所提改进算法的准确性和有效性。

1 基于 YOLOv5 网络算法改进

随着深度学习被广泛应用,深度学习逐渐与数字图像处理进行结合,通过获取图像中目标的特征值来对目标进行识别和定位。YOLOv5 模型具体结构图如图 1 所示。

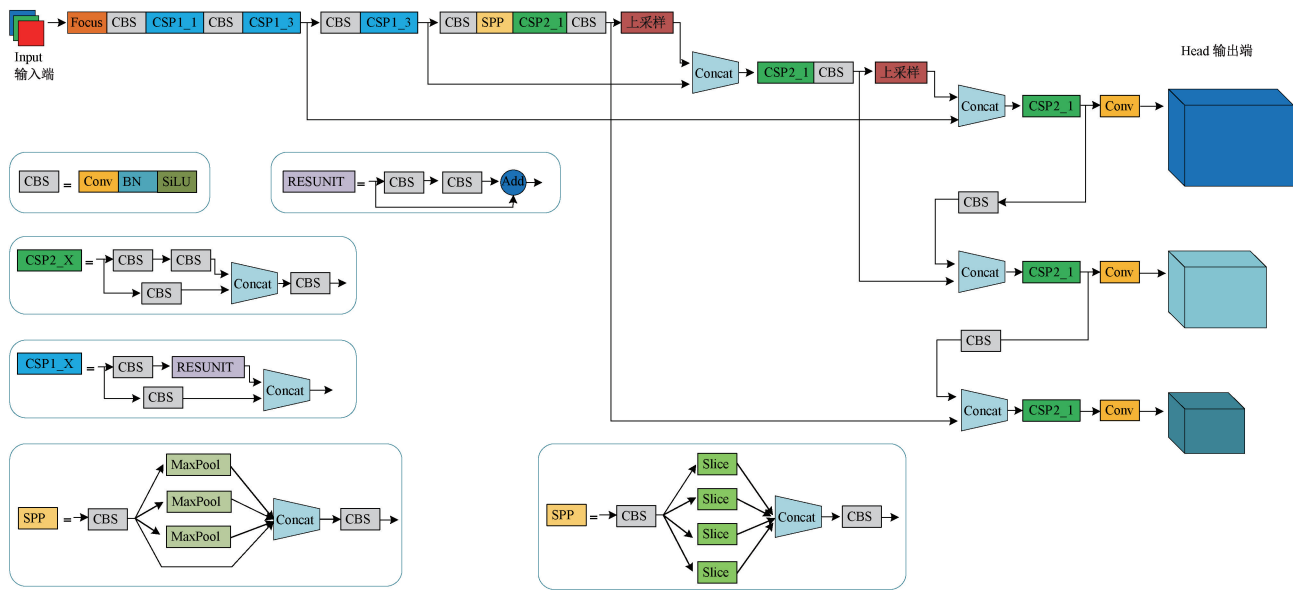


图 1 YOLOv5 网络模型结构

Fig. 1 The YOLOv5 network model structure

深度学习的目标检测算法主要代表有 R-CNN 和 YOLO。但前者在检测过程中要进行识别和定位两步操作,而 YOLO 是一种仅需一步操作的检测方法,随着对 YOLO 算法不断优化改进,YOLO 系列算法已经来到 v5 系列<sup>[8]</sup>。YOLOv5 在 YOLOv4 基础上增加自适应描框,可以基于训练数据集自动训练。本研究以最新的 YOLOv5 为基础,YOLOv5 网络结构大体主要有 4 个模块,分别是由 Input 输入模块、Neck 网络模块和 Head 头模块组成。首先是输入端对采集到目标图像信息进行预处理,其次是通过主干网络对图像进行深度卷积操作,获得特征信息。然后在 Neck 网络层对不同层网络的特征信息进行融合,最后是 Head 模块,针对不同尺寸大小的目标,可以相对应的层次特征图上进行预测。

1.1 激活函数的改进

在原卷积神经网络结构中,每一层输出结果都是上层输入的线性函数的线性组合,但对于非线性对象,则无法发挥作用,从而影响神经网络的性能。由于激活函数本身是非线性的,所以在神经网络中引入激活函数可以使神经网络任意逼近非线性函数,从而可以增强深度神经网络的表达能力。所以选择适宜的激活函数对网络模型至关重要。本文将选用 Mish 函数作为 YOLOv5 标准卷积层中的激活函数。Mish 函数表达式如式(1)所示:

$$f(x) = x \cdot \tanh(\ln(1 + e^x))$$
 (1)

式中:  $x$  为变量。 $\ln(1 + e^x)$  代表 Softplus 激活函数,  $\tanh(x)$  代表 tanh 函数, Mish 函数是两者生成的复合函数。Mish 函数曲线图如图 2 所示。

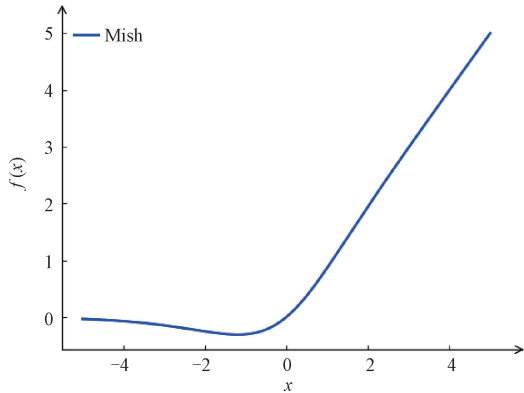


图 2 Mish 函数曲线  
Fig. 2 The Mish function curve

在深度神经网络训练过程中,随着网络层数的增加,靠近输入层往往会导致梯度弥散的现象的发生越来越加重<sup>[9]</sup>。结合图 2 可知,Mish 激活函数可以输出任意大的正值,这样可以避免通常由于梯度接近于 0 而导致训练速度急剧下降产生的梯度饱和;同时 Mish 函数是一个非单调函数,使深度神经网络表达能力更加强大;而且,

Mish 函数因其连续可微性可以避免出现急剧输出现象,有利于梯度的更新优化<sup>[10-11]</sup>。

利用 Mish 激活函数光滑性可以允许更好的信息深入神经网络,这有助于更好的泛化和更容易的优化提高准确性<sup>[12-13]</sup>。用其替代原 YOLOv5 的激活函数被用在标准卷积层中,输入特征经过卷积层,归一化层,有助于 YOLOv5 网络提高模型泛化能力。

1.2 注意力机制的融合

在获取运动的磁悬浮小球图像中,小球只占据图像的很小一部分,图像绝大部分是背景信息,在深度卷积神经网络中,大量的图片背景信息卷积迭代会积累大量的冗余无效信息,淹没目标信息,从而导致图像识别的准确率较低<sup>[14-15]</sup>。针对大量无效冗余信息影响识别的准确率问题,本文将注意力机制引入深度神经网络以提高模型的性能。通常在轻量级移动网络中,大多数常见的注意力机制由于其计算量较大,而一般轻量级网络所能承受的计算量有限,故常规的注意力机制在轻量级网络中应用被受影响<sup>[16]</sup>。SE (squeeze-and-excitation network) 是一种典型的注意力机制代表,其网络结构本质核心是通过损失函数值去学习特征权重,增大目标特征的特征图权重,减小目标特征不明显或无关的特征图权重<sup>[17-18]</sup>。为此,将一种适用于轻量级网络的协同注意力机制 (coordinate attention, CA) 嵌入到 SE 注意力机制中,来充分利用通道注意力信息和空间上注意力信息,提升网络模型识别的精度。CA 协同注意力机制结构图如图 3 所示。

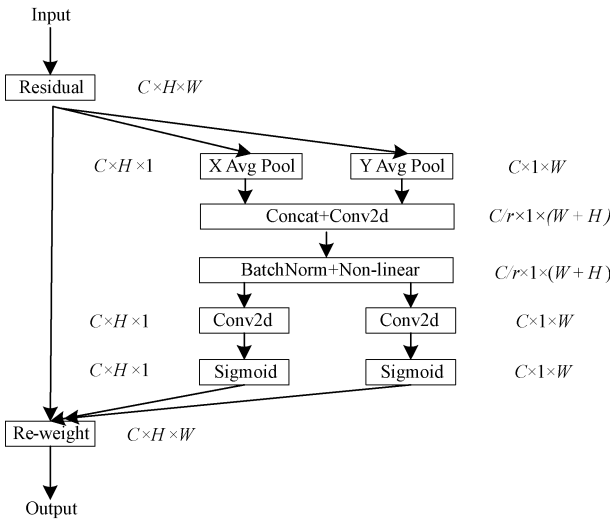


图 3 Coordinate Attention 结构  
Fig. 3 The Coordinate Attention structure diagram

CA 注意力模块主要可分为 5 个部分;

1) 是完成坐标信息的嵌入,给出具体的输入  $X$ ,通过尺寸为  $(H,1)$  的平均池化层对垂直方向的每个通道进行

编码操作,得到垂直方向感知特征图。如 CA 结构图中  $X$  Avg Pool 部分。它是由高度为  $H$  的第  $C$  个通道输出所得到的结果  $Z_c^h(h)$ 。通过尺寸为  $(1, W)$  的平均池化层对水平方向的每个通道进行编码操作,得到水平方向感知特征图。如 CA 结构图中  $Y$  Avg Pool 部分。它是由宽度为  $W$  的第  $C$  个通道输出与所得到的结果,即  $Z_c^h(w)$ 。由此操作保存位置信息。其原理公式如式(2)和(3)所示:

$$Z_c^h(h) = \frac{1}{W} \sum_i x_c(h, i) \quad (2)$$

$$Z_c^h(w) = \frac{1}{H} \sum_i x_c(j, w) \quad (3)$$

式中:  $W$  为宽度大小,  $H$  为高度大小,  $(,)$  代表尺寸大小。

2) 将池化得到的垂直方向和水平方向感知特征图使用 Concat 级联。得到两个特征图为  $Z^h$  和  $Z^w$ 。

3) 在此基础上使用卷积核大小为 1 的卷积变换函数对其进行变换操作实现信息转换,得到空间信息在两个进行编码的中间特征映射规律。其变换公式如式(4)所示:

$$f = \delta(F_1([Z^h, Z^w])) \quad (4)$$

式中:  $\delta$  运算为激活函数,  $F_1$  为卷积变换函数,  $[Z^h, Z^w]$  运算为两个特征图拼接运算,  $f$  为空间信息在垂直方向和水平方向的中间特征图。然后继续沿着空间维度将得到的中间特征图  $f$  分解成两个张量  $f^h$  和  $f^w$ 。

4) 再利用两个  $1 \times 1$  的卷积变换函数  $F_h$  和  $F_w$  分别对两个张量  $f^h$  和  $f^w$  进行变换,使之变换为与输入  $X$  具有相同通道数的张量。其变换公式如式(5)和(6)所示:

$$g^h = \sigma(F_h(f^h)) \quad (5)$$

$$g^w = \sigma(F_w(f^w)) \quad (6)$$

式中:  $\sigma$  为 sigmoid 函数,  $f^h$  和  $f^w$  为特征图张量,  $F_h$  和  $F_w$  为卷积变换函数。

5) 将输出结果  $g^h$  和  $g^w$  进行扩展,分别作为注意力权重分配值,其能够有助于网络将资源更多关注到通道有效信息和空间有效信息<sup>[19-20]</sup>。结合上式可得其最终的扩展输出公式如式(7)所示:

$$y_c(i, j) = x_c(i, j) \times g_c^h(i) \times g_c^w(j) \quad (7)$$

可见,在 YOLOv5 的主干网络 Backbone 中的 SPP 结构和 C3 模块之后添加协同注意力机制,可让训练模型在众多繁杂无序的信息中提取关键的目标特征信息学习训练。提高模型训练的效率,实现对磁悬浮小球实现更加精准的识别和定位。

### 1.3 损失函数的改进

近些年来,损失函数在深度学习网络中扮演的角色愈发重要。损失值的大小和模型的效果成反比,即损失值越小,其模型的效果越好<sup>[21]</sup>,合适的损失函数有助于提高模型收敛速度和目标检测的精确率。传统深度学习

所用的损失函数是将检测框的中心点坐标和宽高等信息设计为 4 个独立坐标变量,然后对 4 个坐标值进行回归。但是在实际情况中,这些坐标变量是有一定关联性的,所以这种过度简化的假设会影响模型准确,这会产生同样大小的损失值其交并比大小不同<sup>[22]</sup>。考虑到 IOU-loss 可以将边界框的 4 个边界坐标点作为一个整体进行回归,它是由网络训练过程中产生的预测框(predicted bound)与真实框(ground truth bound)之间交集与并集的比值<sup>[23]</sup>。其 IOU 原理公式及 IOU-loss 公式如式(8)和(9)所示:

$$IOU = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (8)$$

$$IOU - loss = 1 - IOU = 1 - \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (9)$$

式中:  $A$  为代表预测框面积,  $B$  为代表真实框面积。

此时,当 IOU-loss 值越小,则代表预测框和真实框的重叠程度高。反之,则重叠程度低。但是在实际情况中可能会遇到预测框与真实框完全不重叠的状态,此时 IOU 的值为 0, IOU-loss 的值为 1,则损失函数失去可导性质,预测框与真实框之间的距离无法反映,无法继续学习;另外,对于形状的不同时框的交点,预测框和真实框存在一种排列方式,虽然 IOU 大小相同且能计算出来,但是其相交方式却无法得知,从而影响识别精度, IOU-loss 无法正常作用情形如图 4 所示<sup>[24]</sup>。

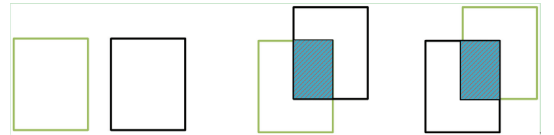


图 4 IOU-loss 无法正常作用情形图

Fig. 4 The IOU-loss cannot function normally

针对 IOU-loss 无法对预测框和真实框不重合的状态进行优化这一缺陷,以及 IOU 值无法反映预测框与真实框之间的距离问题,文献[25-26]在 YOLOv5 网络中选用 GIoU-loss 作为目标检测损失函数,以解决两个框不相交时,损失函数无法发挥作用窘境。但是 GIoU-loss 没有考虑到中心点距离和纵横比的几何因素,当预测框被真实框完全包围时,此时 IOU 和 GIoU 的大小值一致, GIoU 损失会退化成 IOU 损失的状态,导致模型收敛速度较慢;为此,文献[27]提出了 DIOU-loss (distance-IOU-loss),同时在继承 IOU-loss 和 GIoU-loss 的优点基础上,加入中心点距离的几何信息来最小化预测框与真实框之间的归一化距离,从而达到更快的收敛速度。DIOU-loss 的惩罚项直接使两个中心点的距离最小化来提高收敛速度,没有添加纵横比信息。为此,本文将选用 CIOU-loss,其原理公式如式(10)所示:



$$R_{CIoU} = \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha v \tag{10}$$

式中:  $b$  和  $b^{gt}$  为预测框和真实框的中心点,  $\rho$  为欧氏距离,  $c$  为预测框和真实框的最小外接矩阵面积对角线长度。  $\alpha$  表示正权衡参数, 其公式如式 (11) 所示,  $v$  是衡量纵横比的一致性参数, 其公式如式 (12) 所示:

$$\alpha = \frac{v}{(1 - IOU) + v} \tag{11}$$

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left( \arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2 \tag{12}$$

结合式 (10)、(11) 和 (12), 可知 CIOU-loss 原理如式 (13) 所示:

$$s_{CIoU} = 1 - IOU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha v \tag{13}$$

可见, 与传统的损失函数相比, 本文采用的 CIOU 损失函数的优点在于将重合面积、中心点距离和纵横比等边界框回归良好损失因素都考虑在内, 使模型收敛速度更快, 精度更高, 在优化网络误差方面会更加合理灵活。

2 实验验证及结果分析

2.1 实验评价

本研究实验平台环境为 Windows 11-X64 操作系统, 显卡为 NVIDIA-GeForce-GTX-1650, 16 GB 运行内存, 处理器为 AMD Ryzen 7 5800 H with Radeon Graphics 3.20 GHz。使用 Python 语言进行编程, 在 Pytorch1.10.1 框架、CUDA11.1 环境下进行模型的搭建和训练识别的实验。并采集小球运动照片作为训练集, 制作标签, 安装好依赖库, 对数据集中的每张照片进行标签操作, 再将 JSON 文件转换成对应的 txt 文件。同时采用精确率  $P$  (Precision)、召回率  $R$  (Recall) 和平均精度均值 MAP (mean average precision) 作为衡量磁悬浮小球目标识别模型性能的评价指标。

精确率 (Precision), 在算法返回的结果中, 所预测判断为目标小球的样本数占实际目标小球样本数的比例。其计算公式如式 (14) 所示:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{14}$$

式中:  $TP$  表示磁悬浮球被模型正确识别出来的数量,  $FP$  表示被模型误检识别出的目标数量。

召回率 (Recall), 在算法返回的结果中, 正确预测出小球的样本占实际所有小球样本的比例。其计算公式如式 (15) 所示:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{15}$$

式中:  $FN$  表示样本未被模型识别出来的数量。

Precision-Recall 曲线下方的面积大小就是平均精度值, 其计算公式如式 (16) 所示:

$$AP = \int_0^1 P(r) dr \tag{16}$$

式中:  $P$  表示精确率,  $r$  表示召回率,  $AP$  平均精度值越大, 其代表模型识别效果越好。

对多个类别的平均精值取平均值的大小即为多类别平均精度, 其计算公式如式 (17) 所示:

$$MAP = \frac{\sum_{q=1}^Q AP(q)}{Q} \tag{17}$$

式中:  $Q$  表示类别个数,  $AP(q)$  表示不同类别的平均精度。

2.2 结果分析

将本文改进的 YOLOv5 算法训练出的模型和 YOLOv5 算法训练模型分别对视频中的球进行识别检测, 其检测识别结果对比如图 5 所示。

由图 5 可知, YOLOv5 方法与本文方法 2 都能准确识别出目标小球, 无错检现象。但本文方法 2 的识别精度效果要优于 YOLOv5 算法。此外, 对本文方法 1 和方法 2 进行对比。本文方法 1 是只对 YOLOv5 进行 Coordinate Attention 注意力的融合。而本文方法 2 是在本文方法 1 的基础上对 YOLOv5 进行激活函数和损失函数都进行改进。本文方法 2 改用 Mish 激活函数和 CIOU 损失函数, 融合 Coordinate Attention 注意力模块。改进后训练所得的 PR 曲线图如图 6 所示。

图 6 (a)、(b)、(c) 分别代表 YOLOv5 方法、本文方法 1 以及本文方法 2 其训练模型得出的 PR 曲线图。其中, 横坐标表示召回率  $R$  值, 纵坐标代表精确率  $P$  值。可以从图 (6) 看出 3 种算法的精确率  $P$  都随着召回率  $R$  增大而变小, 但图 6 (c) 左下方的面积要大于图 6 (a) 和 (b), 即改进后算法的模型对该数据集的训练效果更好, 可见所提的本文方法 2 训练模型的性能要比 YOLOv5 方法和只融合 Coordinate Attention 的本文方法 1 更佳。为进一步验证本文所提方法的有效性, 本文分别使用不同的激活函数即 Hardwish 激活函数和 Mish 激活函数进行对比、融合不同注意力机制即 CA (coordinate attention) 注意力模块和 SE 注意力模块进行对比。结果如表 1 所示。

表 1 不同识别方法对比

Table 1 Comparison of different identification methods (%)			
方法	指标		
	精确率	召回率	MAP
YOLOv5	92.4	90.1	88.8
文献[11]	93.7	91.4	91.8
文献[17]	91.1	88.9	87.8
本文方法 1	94.9	92.6	92.7
本文方法 2	<b>96.2</b>	<b>93.8</b>	<b>94.3</b>

注: 加粗表示在该指标下效果最佳。

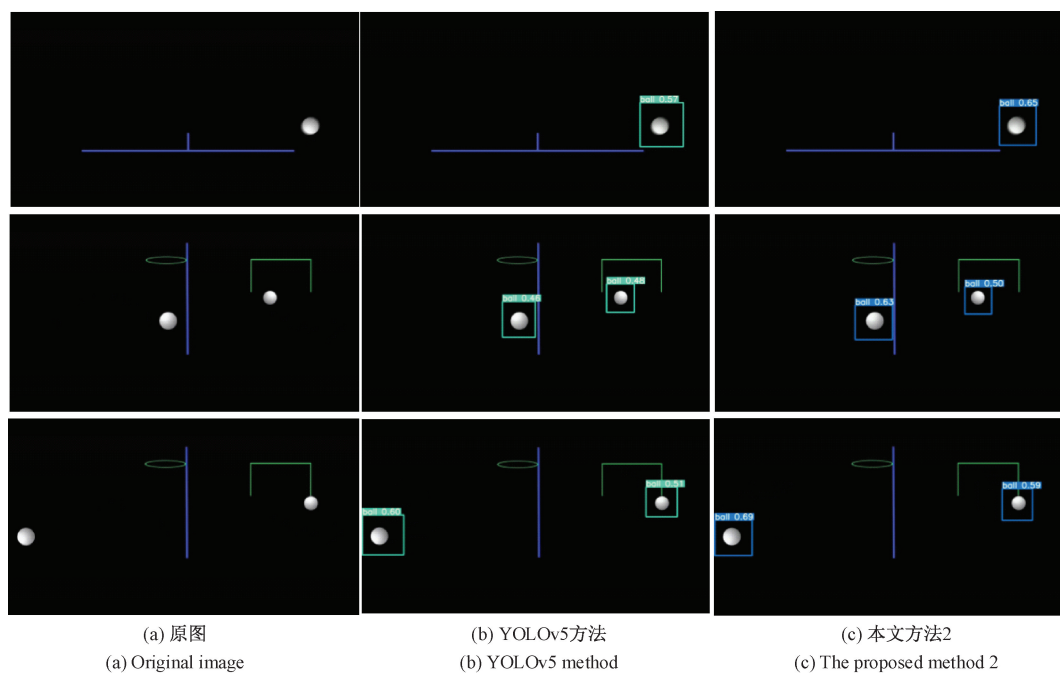


图 5 不同识别方法检测效果对比图

Fig. 5 The comparison of detection effects of different identification methods

为研究不同注意力机制对模型性能的影响,本研究在 YOLOv5 网络的基础上,分别采用文献[17]融合的 SE 注意力模块方法和本文方法 1 融合 CA 注意力机制分别对小球进行训练。本文方法 1 是在 YOLOv5 的 SPP (spatial pyramid pooling) 结构之后增添 Coordinate Attention 注意力模块构成。由表 1 可以看出,本文方法 1 其精准率、召回率和 MAP 明显高于文献[17]。其主要原因是本文所提方法 1 融合通道注意力和空间注意力信息,而文献[17]方法只关注通道注意力信息。

同时为突出不同激活函数对模型性能的影响,本文将文献[11]使用的 Hardwish 激活函数方法与本文方法 2 使用的 Mish 激活函数方法进行对比。本文方法 2 是在方法 1 的基础上改用 Mish 激活函数和 CIOU 损失函数而来,由表 1 可知,在同样的模型条件下,不同的激活函数对小球的识别结果不同,本文选用 Mish 激活函数在其精准率、召回率和 MAP 方面明显高于文献[11]提出的 Hardwish 激活函数。

此外,为突出本文方法 2 的模型性能的优势,将 YOLOv5 算法与本文方法 2 分别对目标小球进行训练对比实验,结果如表 1 所示。本文所提新型 YOLOv5 算法即本文方法 2,将改进的激活函数、损失函数和 CA 注意力模块融合到原算法中,3 项指标较原算法有明显提升,本文所提新型 YOLOv5 算法对磁悬浮球训练识别,精确率由 92.4% 提升到 96.2%,召回率由 90.1% 提升到

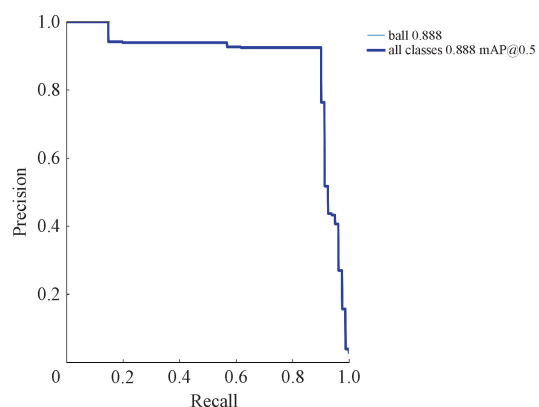
93.8%,MAP 值更是从 88.8% 提高到 94.3%,可见,本文所提改进 YOLOv5 算法模型性能要优于原算法。

### 3 结 论

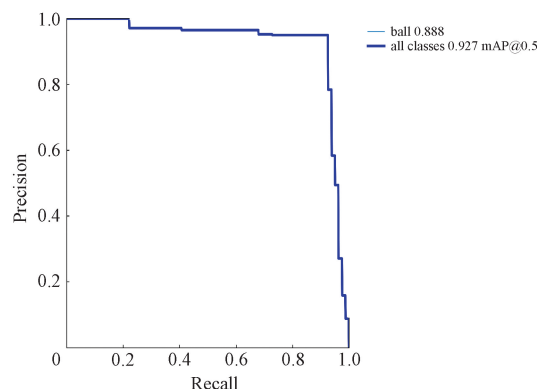
针对磁悬浮球在现代复杂的工业生产环境下及高精度识别的要求,而传统的目标检测方法无法更好的满足现有的磁悬浮球高精度识别。本文通过研究一种新型的 YOLOv5 算法对目标小球进行视觉检测定位。通过选择 CIOU 损失函数和 Mish 激活函数来替换原算法中的 GIOU 损失函数和 SiLU 激活函数,以及增添融合 CoordAttention 注意力模块,从而可以提高模型训练的效率和加快模型收敛速度。本文所提方法对磁悬浮球的识别精度和实时性均有稳步提高。并进行了对比实验,可以鲜明看出改进后的方法在磁悬浮球检测精确率、召回率和 MAP 上有明显的提升。从而验证本文方法在解决磁悬浮球的高精度识别和快速定位方面有较高的实用价值。

### 参考文献

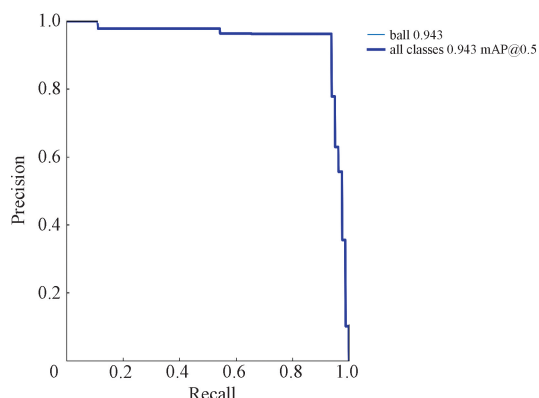
- [1] 吕治国,龙志强. 磁悬浮球系统的非线性自适应控制方法[J]. 控制工程,2020,27(1):127-133.  
LYU ZH G, LONG ZH Q. Nonlinear adaptive control method of magnetic levitation ball system [J]. Control Engineering, 2020, 27(1): 127-133.
- [2] 汪鑫,许贤泽,徐逢秋. 磁悬浮球系统往复运动的迭代



(a) YOLOv5方法  
(a) YOLOv5 method



(b) 本文方法1  
(b) The proposed method 1



(c) 本文方法2  
(c) The proposed method 2

图6 P-R 曲线图对比

Fig. 6 The P-R curve comparison

学习控制[J]. 武汉大学学报(工学版), 2020, 53(4): 364-370.

WANG X, XU X Z, XU F Q. Iterative learning control of reciprocating motion of magnetic levitation ball system [J]. Journal of Wuhan University (Engineering Science Edition), 2020, 53(4): 364-370.

[3] 柳碧辉, 王培元. 基于改进 MASK R-CNN 的舰船目标

三维识别[J]. 无线电通信技术, 2022, 48(1): 188-195.

LIU B H, WANG P Y. Three-dimensional recognition of ship targets based on improved MASK R-CNN [J]. Radio Communication Technology, 2022, 48(1): 188-195.

[4] YU J, JIANG Y, WANG Z, et al. Unitbox: An advanced object detection network [C]. Proceedings of the 24th ACM international conference on Multimedia, 2016: 516-520.

[5] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK J Y, et al. Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box regression [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 658-666.

[6] LV B, ZHANG N, LIN X, et al. Surface defects detection of car door seals based on improved YOLOv3 [C]. Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2021, 1986(1): 012127.

[7] ZHANG Y, HUANG J, CAI F. On bridge surface crack detection based on an improved YOLO v3 algorithm [J]. IFAC-Papers Online, 2020, 53(2): 8205-8210.

[8] SHANTHAKUMAR S, SHAKILA S, SUNETH P, et al. Environmental sound classification using deep learning [J]. Instrumentation, 2020, 7(3): 15-22.

[9] 蓝金辉, 王迪, 申小盼. 卷积神经网络在视觉图像检测的研究进展 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 167-182.

LAN J H, WANG D, SHEN X P. Research progress of convolutional neural network in visual image detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(4): 167-182.

[10] 苏海峰, 赵岩, 武泽君, 等. 基于改进 RetinaNet 的电力设备红外目标精细化检测模型 [J]. 红外技术, 2021, 43(11): 1104-1111.

SU H F, ZHAO Y, WU Z J, et al. Refinement detection model of infrared targets for power equipment based on improved RetinaNet [J]. Infrared Technology, 2021, 43(11): 1104-1111.

[11] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for mobilenetv3 [C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 1314-1324.

[12] 程亮, 杨渊, 张云飞, 等. 面向无人艇智能感知的水上

- 目标识别算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(9): 99-104.
- CHENG L, YANG Y, ZHANG Y F, et al. Research on water target recognition algorithm for intelligent sensing of unmanned vehicles [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35 ( 9 ): 99-104.
- [13] MISRA D. Mish: A self regularized non-monotonic activation function [J]. ArXiv Preprint, 2019, arXiv:1908.08681.
- [14] MOHAMMED S, NIMALI T. A new paradigm for waste classification based on YOLOv5 [J]. Instrumentation, 2021, 8(4): 9-17.
- [15] 彭继慎, 孙礼鑫, 王凯, 等. 基于模型压缩的 ED-YOLO 电力巡检无人机避障目标检测算法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10): 161-170.
- PENG J SH, SUN L X, WANG K, et al. ED-YOLO power inspection UAV obstacle avoidance target detection algorithm based on model compression [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42 ( 10 ): 161-170.
- [16] HOU Q, ZHOU D, FENG J. Coordinate attention for efficient mobile network design [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 13713-13722.
- [17] 徐沁, 梁玉莲, 王冬越, 等. 基于 SE-Res2Net 与多尺度空谱融合注意力机制的高光谱图像分类[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2021, 33(11): 1726-1734.
- XU Q, LIANG Y L, WANG D Y, et al. Hyperspectral image classification based on SE-Res2Net and multi-scale spatial spectrum fusion attention mechanism [J]. Journal of Computer Aided Design and Graphics, 2021, 33(11): 1726-1734.
- [18] 杨其晟, 李文宽, 杨晓峰, 等. 改进 YOLOv5 的苹果花生长状态检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(4): 237-246.
- YANG Q SH, LI W K, YANG X F, et al. Improved YOLOv5 method for detecting the growth state of apple blossoms [J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(4): 237-246.
- [19] 邹辉军, 焦良葆, 孟琳, 等. 基于 CG-YOLO 的烟火检测[J]. 计算机与数字工程, 2022, 50(1): 206-212.
- ZOU H J, JIAO L B, MENG L, et al. Fireworks detection based on CG-YOLO [J]. Computer and Digital Engineering, 2022, 50(1): 206-212.
- [20] 谭显东, 彭辉. 改进 YOLOv5 的 SAR 图像舰船目标检测[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(4): 247-254.
- TAN X D, PENG H. Improved YOLOv5 SAR image ship target detection [J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(4): 247-254.
- [21] 张宏群, 班勇苗, 郭玲玲, 等. 基于 YOLOv5 的遥感图像舰船的检测方法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(8): 87-92.
- ZHANG H Q, BAN Y M, GUO L L, et al. Detection method of ships in remote sensing images based on YOLOv5 [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(8): 87-92.
- [22] ZHENG Z, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU loss: Faster and better learning for bounding box regression [C]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7): 12993-13000.
- [23] LI Y, LI S, DU H, et al. YOLO-ACN: Focusing on small target and occluded object detection [J]. IEEE Access, 2020, 8: 227288-227303.
- [24] 吕禾丰, 陆华才. 基于 YOLOv5 算法的交通标志识别技术研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(10): 137-144.
- LYU H F, LU H C. Research on traffic sign recognition technology based on YOLOv5 algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(10): 137-144.
- [25] 侯维岩, 靳东安, 王高杰, 等. 基于嵌入式系统的智能售货柜目标检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(10): 217-224.
- HOU W Y, JIN D AN, WANG G J, et al. Target detection algorithm for intelligent vending container based on embedded system [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35 ( 10 ): 217-224.
- [26] 喻钧, 康秦瑀, 陈中伟, 等. 基于全卷积神经网络的遥感图像海面目标检测[J]. 弹箭与制导学报, 2020, 40(5): 15-19, 23.
- YU J, KANG Q Y, CHEN ZH W, et al. Remote sensing image sea surface target detection based on fully convolutional neural network [J]. Journal of Bombing and Guidance, 2020, 40(5): 15-19, 23.
- [27] 冯文宇, 张宇豪, 张堃, 等. 复杂环境下课堂多人状态检测算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021,



35(6):53-62.

FENG W Y, ZHANG Y H, ZHANG K, et al. Research on multi-person state detection algorithm in classroom under complex environment [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35 ( 6 ): 53-62.

## 作者简介



**马晓东**, 2020 年于安徽信息工程学院获得学士学位, 现安徽工程大学硕士研究生, 主要研究方向为智能控制技术的应用。

E-mail: maxiaodongvip @ 126. com

**Ma Xiaodong** received his B. Sc. degree in 2020 from Anhui Institute of Information Technology. Now he is a M. Sc. candidate in Anhui Polytechnic University. His main research interests include intelligent control technology and applications.



**魏利胜** (通信作者), 2001 年于安徽工程大学获得学士学位, 2004 年于中国航天科工集团 061 基地获得硕士学位, 2009 年于上海大学获得博士学位, 现为安徽工程大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为图像识别与应用、嵌入式仪器仪表及系统、智能化网络控制理论、系统和仿真。

E-mail: lshwei\_11@ 163. com

**Wei Lisheng** (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2001 from Anhui Polytechnic University, received his M. Sc. degree in 2004 from China Aerospace Science and Industry Corporation 061 Base, received his Ph. D. degree in 2009 from Shanghai University. Now, he is a professor and master student supervisor at Anhui Polytechnic University. His main research interests include image recognition and application, embedded instrumentation and system, intelligent network control theory, system and simulation.