

同济大学创新/创业项目结题报告

一、项目基本信息

项目名称	门禁检测口罩佩戴系统		
项目编号	X2023061		
起止时间（年月）	2023 年 3 月 2 日 - 2024 年 3 月 2 日		
项目负责人	梁斯凯	所在院系	电子与信息工程学院
学号	2253540	专业	计算机与科学技术
手机号	13193033800	邮箱	2253540@tongji.edu.cn
指导老师	刘春梅	所在院系	电子与信息工程学院

二、结题报告内容

1) 项目成员基本情况（人数、院系、专业、年级）；指导教师基本情况（职称、专业领域）

项目成员基本情况：

姓名	学号	院系	专业	年级
梁斯凯	2253540	电子与信息工程学院	计算机科学与技术	本科二年级
林继申	2250758	软件学院	软件工程	本科二年级
柳阳	2253407	软件学院	软件工程	本科二年级
马恒超	2252064	电子与信息工程学院	计算机科学与技术	本科二年级
杨宇琨	2252843	软件学院	软件工程	本科二年级

此项目为定向 2022 级本科生的创新训练项目。



指导教师基本情况:

姓名	刘春梅
院系	电子与信息工程学院
职称	副教授
专业领域	主要研究方向为视频事件分析、复杂情况下目标识别、复杂高维数据分析、计算机视觉、字符识别和学习等智能系统领域等。指导老师致力于模式识别、智能系统领域的探索与研究，在目标跟踪与目标识别等方面做了相当的研究工作，承担并参与多项国家基金项目，上海市重大项目。

2) 本项目的选题背景、目的与意义

选题背景:

2019 年新冠肺炎疫情的全球蔓延给各国的防疫工作带来了极大挑战。正确规范佩戴口罩被公认为是阻断呼吸道病毒传播的主要途径和最有效方法之一。在当时疫情严峻时期，各大公共场所纷纷加强防控措施，其中包括安排工作人员对进入人员是否佩戴口罩进行人工检测。然而，这种人工检测方式不仅增加了工作人员的负担，也存在一定的主观性和局限性，难以满足实时、准确的监测需求。因此，开发一种能够自动检测口罩佩戴情况的系统以应对未来可能出现的类似疫情和常态化的流感防控等情况势在必行。

项目目的:

本课题旨在利用现有成熟的目标检测技术，基于文献调研与学习，构建一套门禁检测口罩佩戴系统，以自动化方式检测进入人员是否佩戴口罩。通过该系统，可以实现对是否佩戴口罩及口罩佩戴是否规范情况的自动检测，从而减轻工作人员的负担，提高检测的效率和准确性。

意义:

该项目具有重要的现实意义和广泛的应用前景。首先，该系统可以为各类公共场所（如公司、学校、地铁、影院、商场等）提供一种高效、准确的口罩佩戴检测解决方案，有助于降低人力成本，减少人流量，控制可能的疫情流感等的传播，保障公共

场所的安全。其次，该项目还具有一定的理论研究价值，可以为未来类似疫情防控工作提供借鉴和参考。通过该项目的研究和实践，有望推动口罩佩戴检测算法的发展，为应对未来疫情挑战提供技术支持和经验积累。

3) 项目的创新点与特色

创新点：

1. 本项目从工程实际应用的角度出发，在实现过程中，对校园复杂度、人流密集程度、成本、应用场景等方面进行综合考虑，符合实际应用需求，能够降低人力工作量，完成口罩佩戴检测任务，为校园师生健康增添一份便捷而安全的保障。

2. 采用了最新 YOLOv8 模型，是一种快速、高效的目标检测模型，具有较高的准确性和实时性，适合于实时口罩佩戴检测应用。

特色：

1. 使用自己搭建的优化过的训练数据集，包含各种场景下的口罩佩戴图像，特别注重了未规范佩戴口罩的情况进行手动标注。以确保模型具有良好的泛化能力，能够在多种环境下准确地检测口罩佩戴情况。

2. 对口罩佩戴情况能进行准确识别，YOLOv8 模型在检测口罩佩戴时具有较高的准确性，能够准确识别戴口罩、未戴口罩以及不正确佩戴口罩等情况，为实时监测提供可靠支持。

3. YOLOv8 模型具有快速的推理速度，使其能够在实时视频流中快速检测口罩佩戴情况，实现对人群口罩佩戴情况的及时监测和反馈。

4. YOLOv8 模型还具有良好的可定制性和扩展性，可以根据实际需求对模型进行调整和优化，满足不同场景下口罩佩戴检测的需求。

综上所述，使用最新的 YOLOv8 模型进行口罩佩戴检测具有高效、准确、实时等特点，能够为公共场所和疫情防控提供有力支持。

4) 项目实施的收获和体会



1. 基础知识的打牢：通过学习 YOLOv8 的基本原理及其在目标检测领域的应用，我们加深了对目标检测算法的理解，并了解了 YOLOv8 相较于以往版本的改进和优势。我们认识到 YOLOv8 采用了解耦头结构和 Anchor-Free 方法，以及新的 Loss 计算策略和数据增强方式，这些特点能够提升模型的性能和精度。此外通过查阅相关论文，我们发现 YOLOv8 在不同领域的应用，如捕鱼、垃圾检测和车内安全监控等，表现出了显著的性能优势和广泛的适用性，这为我们的项目提供了启示和借鉴。

2. 实际操作的掌握：我们学会了如何制作 YOLO 格式数据集，以及模型的训练、验证和预测过程。了解了搭建 YOLOv8 模型所需的 Python 环境配置，并学会了使用 miniconda 进行环境管理，确保了后续的模式搭建和训练顺利进行。掌握了从预训练模型开始训练和从头开始训练两种方法，并了解了不同的验证和预测技巧。通过将 YOLOv8 模型应用于门禁检测戴口罩系统中，我们深刻体会到了其在实际场景中的效果和价值。能够借助 YOLOv8 模型实现自动化口罩佩戴检测，能有效地降低工作人员的负担，提高检测的效率和准确性，为公共场所的疫情防控工作提供有力支持。

3. 数据集构建的实践经验：通过收集和标注口罩佩戴数据集，掌握了数据集的构建方法和标注工具的使用，为模型训练提供了必要的的数据支持。还了解了模型训练参数的设置过程，包括数据集描述文件、训练轮数、线程、批处理大小等参数的调整，以优化模型训练效果。之后通过摄像头测试，验证了模型训练效果较好，能够准确地区分规范佩戴口罩和未佩戴口罩，并达到了预期的效果，为后续应用提供了可靠的模型基础。

4. 问题意识与解决能力提升：通过发现模型在处理旋转图像时存在的不足，并针对性地制定了优化方案，我们提升了对问题的敏感度和解决能力。及时发现并解决问题是项目顺利推进的关键。我们意识到数据集的质量对于模型性能的影响至关重要。过度依赖规范化数据可能导致模型过拟合，影响其在实际场景中的泛化能力。因此，我们通过扩充和修补数据集，提升了模型对不规范情况的识别能力。

5. 团队合作与沟通：项目中的问题需要团队共同合作才能有效解决。我们学会了在团队中分享和讨论问题，积极寻求解决方案，并及时沟通协调，确保项目的顺利推进。

6. 持续改进与学习：在面对问题时，我们不断地进行反思和调整，持续改进模型和 workflows。通过这种持续学习和改进的过程，我们提升了团队整体的工作效率和项目成果。

7. 对实际应用的深入理解：通过对本项目的整体实施和优化，我们更深入地理解了模型在实际场景中的应用需求，并针对性地进行了调整和改进，使模型更适用于真实环境中的应用场景。

综上所述，通过学习和应用 YOLOv8 目标检测算法，我们不仅加深了对算法原理和应用领域的理解，还掌握了实际操作技能，包括数据集构建、模型训练和验证等方面。在项目实施过程中，我们不断提升问题解决能力，通过团队合作和持续改进，实现了模型性能的优化和应用场景的适配。这次经验丰富的实践让我们更深入地理解了目标检测技术在实际应用中的价值和意义。

5) 项目实施的进展情况及取得的创新成果

成果简述：

我们团队基于当前比较成熟的目标检测模型（Yolov8），设计了一套门禁检测口罩佩戴系统。该系统通过模型的训练和学习，实现了门禁检测口罩佩戴系统对是否佩戴口罩、是否佩戴完好的检测功能，并针对口罩佩戴的规范性进行了创新性设计，并结合检测结果，给出是否放行的指令。

我们将该系统应用于校园等人流量大、环境复杂的情形，旨在降低人力成本，有助于控制疫情传播。该系统预期达到较高的精度和准确水平，为校园及其他场所提供了一种高效、准确的口罩佩戴监测方案，为疫情防控工作提供了有力支持。

成果展示：

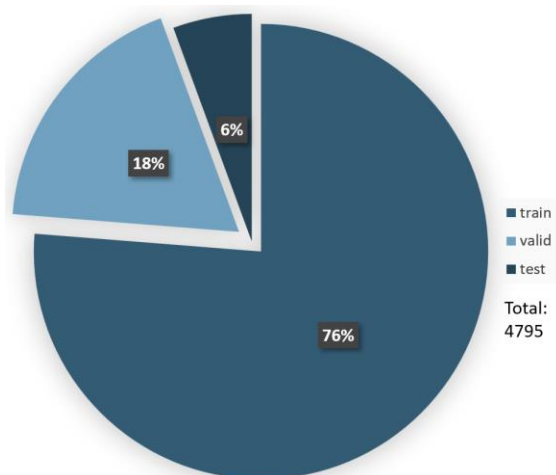


图 1 数据集组成

我们团队以训练集 3656、验证集：870 张、测试集 269 张的规模在已有 YOLOv8 模型针对口罩识别这一特定任务训练并生成模型。

数据来源：Masked Face-Net、RMFD、MAFA、WIDER FACE 数据集

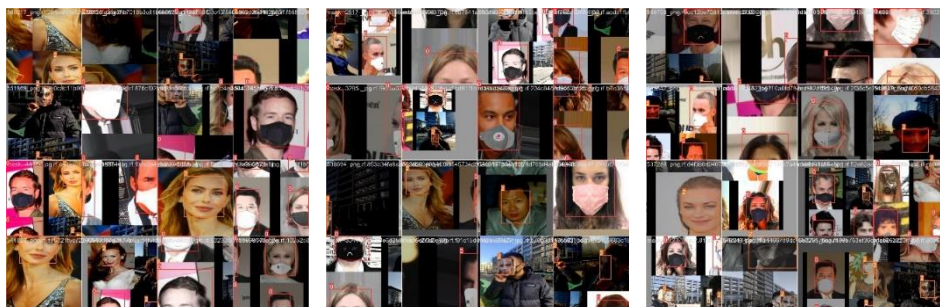


图 2 部分测试集初步训练结果

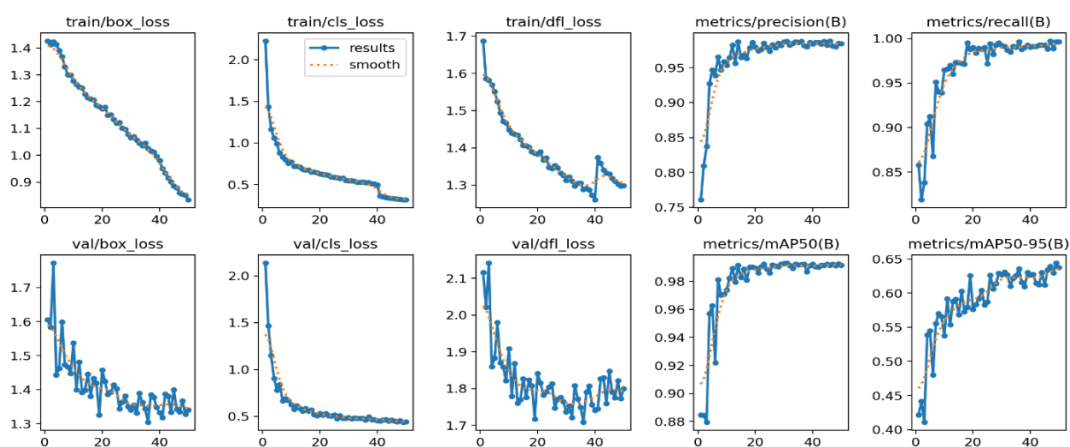


图 3 模型训练结果

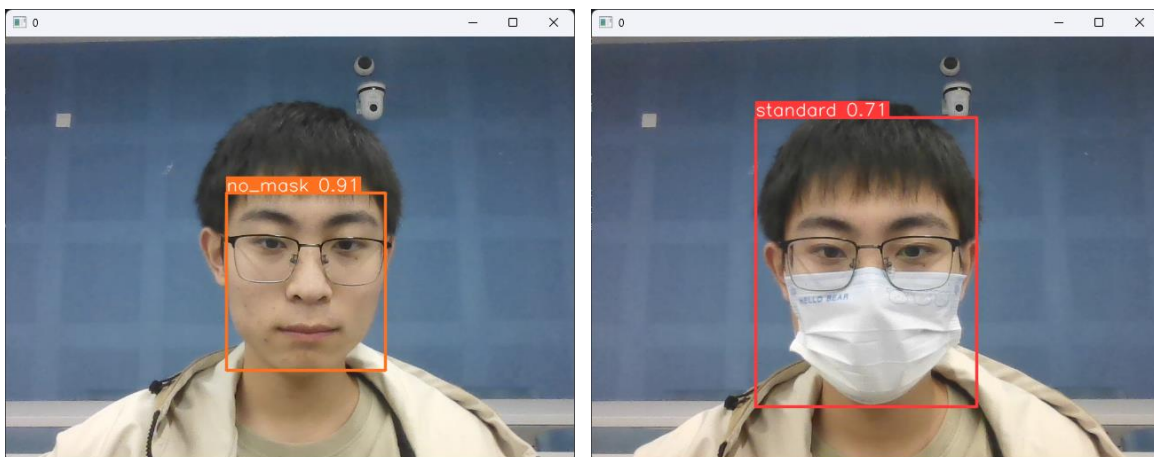


图 4 摄像头初步测试结果

摄像头测试结果显示，模型训练效果较好，对规范佩戴口罩和未佩戴口罩能进行较好的区分，且识别程度较高，模型训练达到了预期的效果。

由于第二阶段训练出来的模型有过拟合的现象，佩戴口罩的类别可能和人脸的出现过于相关，即只要出现了人脸，预测出佩戴口罩的概率明显大于未佩戴口罩，当时我们推测这种问题出现与我们的数据集有关，数据集中规范佩戴口罩的图片过多，本阶段我们解决了分类准确度的问题。对数据库进行修补和扩充：着重补充了未规范佩戴口罩的图片，进行手动标注。

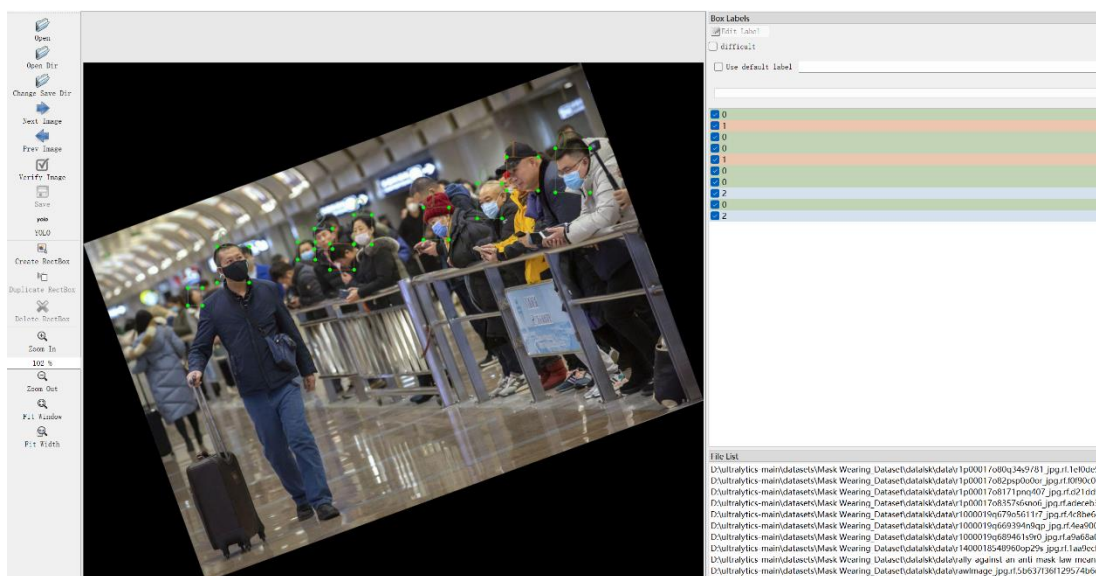


图 5 labeling 图片处理过程

如上图所示，我们增添了一系列数据集，然后对于图片进行了一定程度的旋转后进行了三种类别的标注。

我们特别关注口罩未完全覆盖口鼻区域的情况，以确保系统能够检测到任何防护漏洞。数据集中还包括了一些戴口罩不当的场景，例如戴颠倒、戴歪等，以提高系统对佩戴不规范的敏感性。这一系列的数据扩充工作旨在使我们的系统更全面地理解和识别各种不规范佩戴口罩的情况，从而提高系统的鲁棒性和可靠性。

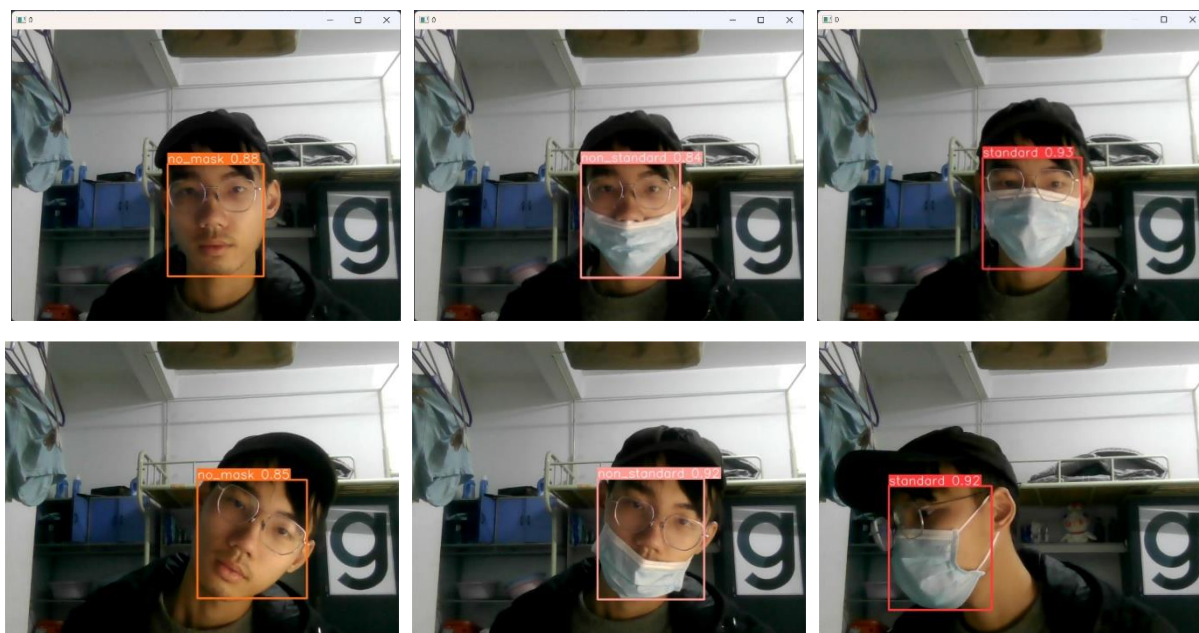


图 6 优化后测试过程

从图中可以看出我们提升了对于偏头、侧头时佩戴口罩情况识别的准确度，新增了对于为规范佩戴口罩的识别。

第四季度我们的工作集中于对模型的微调以及图像的评估方面。

在 Precision-Confidence Curve（后简称 P_curve 图）中，图表显示随着置信度（模型对其预测的自信程度）的增加，精确度（预测正确的正样本占预测为正样本总数的比例）也随之增加。这是符合预期的，因为高置信度通常意味着模型对其预测结果更有信心，因而预测结果的准确性也更高。

同时三种类别在不同置信度阈值下的精确度增长速度存在差异。具体来说：未佩戴口罩和佩戴口罩这两类在置信度超过 0.1 后，其精确度迅速上升，接近 1.0。这表明

模型能够以较高的准确度识别出是否佩戴了口罩，且在较低的置信度阈值就能做出准确判断。对于佩戴不标准的情况，模型在置信度达到 0.8 以后，精确度才开始急剧上升。这说明佩戴不标准的情况在视觉上更为复杂或多变，使得模型在较高的置信度阈值下才能准确判断。

分析后得出模型对于明显的类别（未佩戴口罩和佩戴口罩）识别能力较强：对于这两种情况，模型可以在较低的置信度下就做出高精确度的预测，说明模型对于这两类的特征学习得比较好，能够有效区分。对于复杂情况的识别能力有待提高：对于佩戴不标准这一类，模型需要更高的置信度才能达到较高的精确度，这是因为此类情况的视觉特征更为复杂和多样，例如口罩挂在耳朵上、口罩没有完全覆盖鼻子等，这些都增加了模型识别的难度。

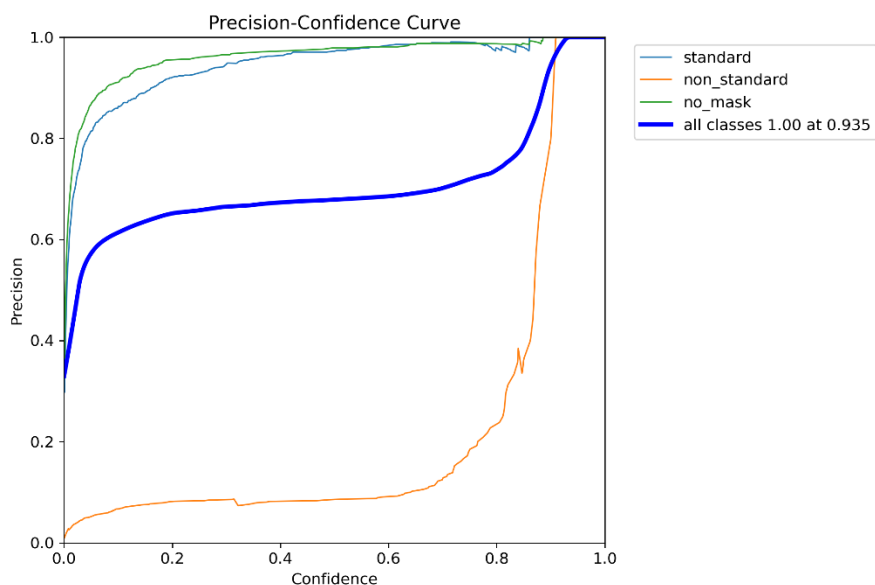


图 7 P_curve 图

在 Recall-Confidence Curve（后简称 R_curve 图）中对于所有种类，召回率在置信度低于 0.7 的区间内平缓下降，之后急剧下降。这表明随着置信度的提高，模型越来越挑剔，只有那些它更有信心的预测才会被视为正样本，从而导致召回率下降。

同时不同类别的表现存在差异：佩戴口罩相比未佩戴口罩，佩戴口罩的召回率整体较低，且在置信度 0.7 以上时开始急剧下降。这意味着模型在高置信度下对佩戴口罩

的判断更为严格，导致召回率下降。而未佩戴口罩的召回率在置信度 0.8 以上时急剧下降，这表明在高置信度要求下，模型对未佩戴口罩的检测能力有所下降。最后佩戴不标准类别的召回率呈阶梯状下降，并在置信度 0.8 以后急剧下降。这种阶梯状的下降同样是由于佩戴不标准这一类别的样本在视觉特征上的多样性和复杂性，导致模型在不同置信度阈值下的表现出现明显差异。

分析后得出：对于明显的类别，模型的召回率较高：在低置信度阈值下，模型对于未佩戴口罩和佩戴口罩的情况有较高的召回率，说明模型能够较好地覆盖这两类样本。而对于复杂情况，模型的召回率较低：对于佩戴不标准的情况，模型的召回率在整个置信度范围内都相对较低，尤其是在高置信度阈值下，这表明模型在识别这类复杂情况时存在一定的困难。

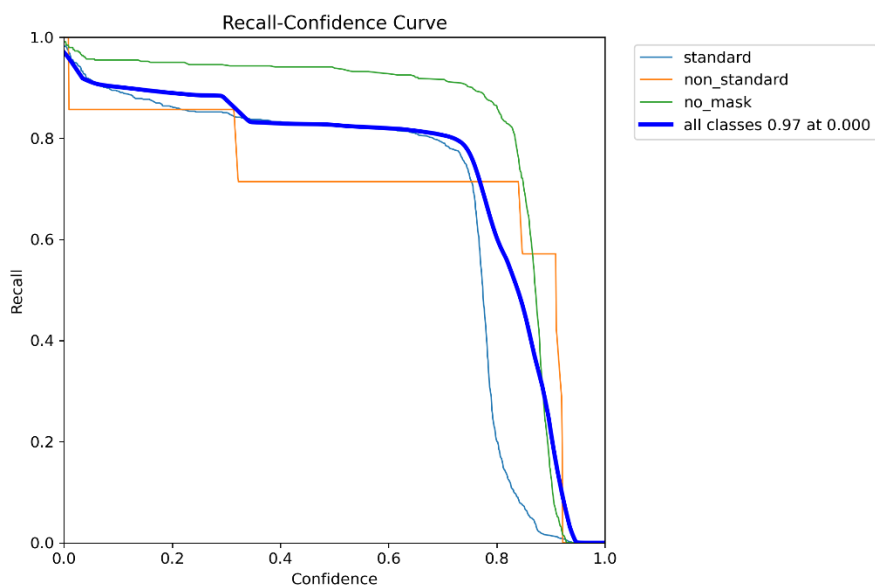


图 8 R_curve 图

在 F1-Confidence Curve（后简称 F1_curve 图）中，F1 值是精确率（precision）和召回率（recall）的调和平均，它是评估模型性能的重要指标，特别是在正负样本不平衡的情况下。F1 值能够平衡精确率和召回率，从而提供一个综合的性能评估。

所有类别的总体趋势为在非常低的置信度阈值开始时，所有类别的 F1 值有所上升。这可能是因为在低置信度阈值下，模型能够捕捉到更多的正样本（虽然这也可能

包括一些错误的预测)，从而提高了召回率。之后从置信度 0.1 到 0.8 区间，F1 值几乎保持平稳。这表明在这个置信度范围内，精确率和召回率的平衡得到了

较好的维持，模型的性能相对稳定。最后置信度超过 0.8 后，F1 值开始急剧下降，这可能是因为高置信度阈值导致模型变得过于保守，虽然精确率可能仍然较高，但召回率的大幅下降导致 F1 值下降。

在不同类别方面，佩戴口罩的总体 F1 值比未佩戴口罩低，但平稳部分的 F1 值均在 0.8 以上，这表明即使佩戴口罩的识别难度可能更大，模型在这个置信度区间内依然能够保持较高的性能。而佩戴不规范口罩这一类别的 F1 值在平稳部分低于 0.2，但在置信度 0.7 到 0.9 区间有大幅上升，F1 值从 0.2 增长到 0.7。这一现象可能表明模型在特定的置信度阈值范围内对佩戴不规范口罩的识别有显著提升，但这种提升不是持续的，超过 0.9 置信度后 F1 值急剧下降。

这种趋势表明，在选择模型的置信度阈值时需要权衡。对于佩戴口罩和未佩戴口罩的情况，模型能够在较宽的置信度范围内保持较高的 F1 值，这表明模型对这两种情况的识别比较稳健。而对于佩戴不规范口罩的情况，模型性能的波动较大，需要更仔细地调整置信度阈值以优化性能。

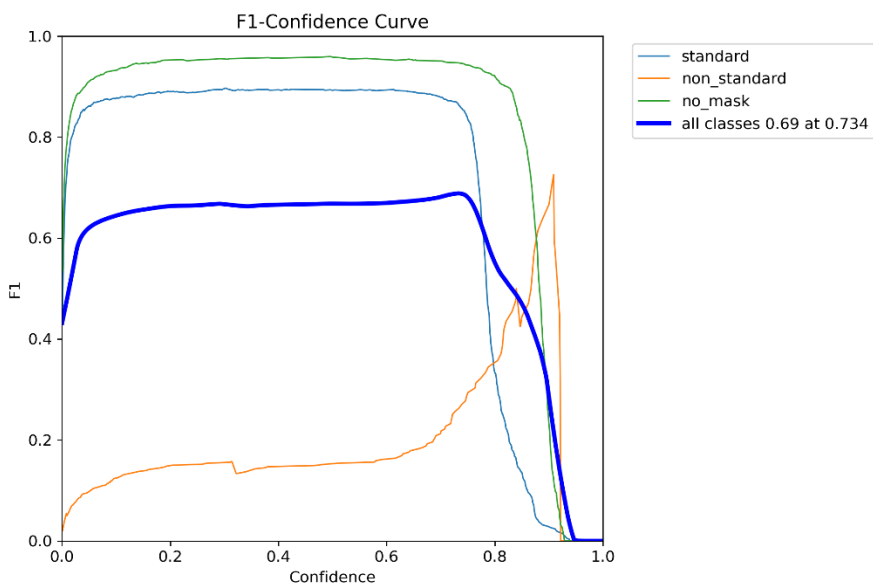


图 9 F1_curve 图



由于对于不同的类别，其 F1 值的变化显示出不同的特点。特别是佩戴不规范口罩的情况，所以需要特别注意置信度阈值的选择，以免 F1 值出现大幅波动。在实际应用中，如果我们更重视避免错过任何佩戴不规范口罩的情况（即更高的召回率），我们可能会选择一个较低的置信度阈值。相反，如果我们更重视确保预测的准确性（即更高的精确率），我们可能会选择一个较高的置信度阈值。

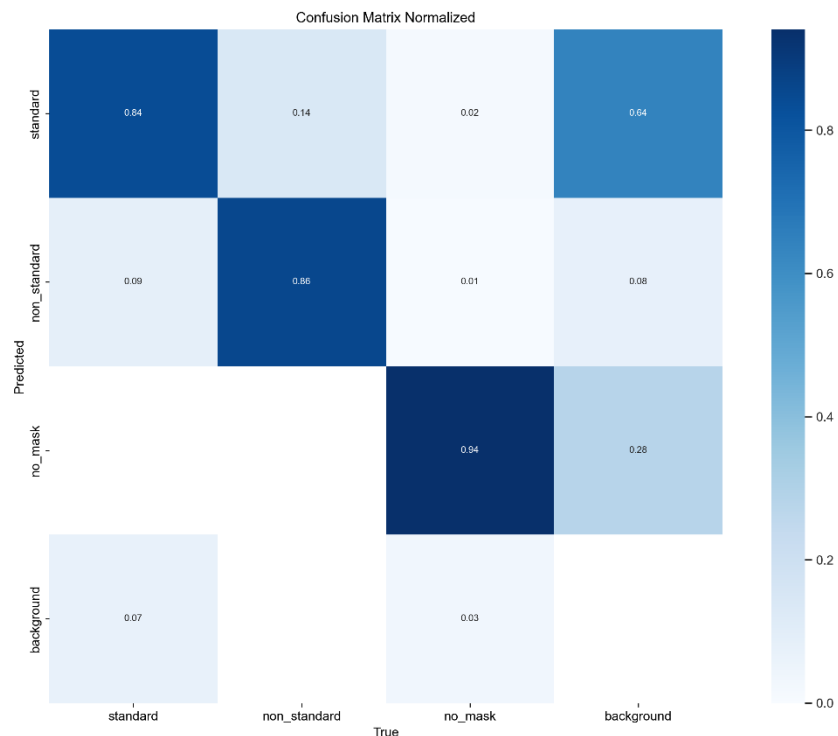


图 10 Confusion Matrix

这张图展示了一个混淆矩阵，它是评估分类模型性能的常用工具。从这张图我们可以得出以下结论：

根据混淆矩阵，口罩检测模型在识别正确佩戴口罩类别方面表现出色，大部分预测都是正确的，漏判和误判很少。然而，在识别未正确佩戴口罩和未佩戴口罩类别时，模型表现不佳，存在将它们误分类为其他类别的情况。特别是未正确佩戴口罩类别中有相当数量的样本被错误地归类为正确佩戴口罩，而未佩戴口罩类别中也有一些被错误地分类。

综合而言，该模型在识别未正确佩戴口罩和未佩戴口罩类别时精度低于正确佩戴口罩的精度。这可能表明模型在处理边界模糊或特征相似的类别时存在困难。为解决这些问题，可能需要进一步的数据采集以增加样本多样性，进行特征工程以突出不同类别的区别，或者进行模型调优以提高分类性能。

论文发表情况：无

竞赛获奖情况：无

三、经费报销情况

无

四、项目组成员签名

马恒超 梁斯凯 林继申 柳阳 杨宇琨

五、指导老师结题意见

导师签字：
日

年 月

六、院系结题意见

年	月	教学负责人（签章）： 日

七、学校大学生创新创业训练计划专家组意见

年	月	负责人（签章）： 日