

中文引用格式:柯彬彬,孙辰晨.隧道作业场景下基于特征融合的人员面罩检测模型[J].中国安全科学学报,2026,36(1):267-274.
英文引用格式:KE Binbin,SUN Chenchen. Facepiece detection model based on feature fusion for personnel in tunnel operation scenarios [J].
China Safety Science Journal,2026,36(1):267-274.

隧道作业场景下基于特征融合的人员面罩检测模型^{*}

柯彬彬,孙辰晨^{**} 副教授

(中国地质大学(北京)工程技术学院,北京 100083)

中图分类号:X924.4 文献标志码:A DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2026.01.1034

基金项目:国家自然科学基金资助(52404257)。

【摘要】 为提高隧道作业场景下工人佩戴面罩的检测效率,提出基于特征融合的隧道作业人员面罩检测模型。首先,选取高质量查询图像并确定图像候选库,采用图像检索方法获取样本,度量查询图像与图像候选库的相似性,迭代扩充数据集;然后,从图像中提取方向梯度直方图(HOG)和Fisher特征,引入蚁狮优化算法(ALO),计算2种特征的最佳权重组合,并融合2种特征;最后,基于融合后的特征,利用支持向量机(SVM)训练面罩佩戴检测模型,在自建数据集上进行效果评估。结果表明:所提出的模型能够完成隧道作业场景下的面罩佩戴检测任务,特征融合能增强对图像的描述,提高模型的检测准确率,相比于单HOG特征和Fisher特征,准确率分别提升6%和14%,可满足隧道作业场景的工人面罩佩戴检测准确率要求。

【关键词】 隧道作业场景; 特征融合; 面罩佩戴检测; 自建数据集; 支持向量机(SVM)

Facepiece detection model based on feature fusion for personnel in tunnel operation scenarios

KE Binbin,SUN Chenchen

(School of Engineering and Technology, China University of Geosciences (Beijing),
Beijing 100083, China)

Abstract: In order to improve the efficiency of facepiece-wearing detection for tunnel operation workers, a feature fusion-based facepiece detection model was proposed. First, high quality query images were selected, and an image gallery was established. An image retrieval method was adopted to obtain samples and measure the similarity between query and gallery images, thereby iteratively expanding the dataset scale. Then, Histogram of Oriented Gradients (HOG) and Fisher features were extracted from the images. The Ant Lion Optimizer (ALO) was introduced to compute the optimal weight combination for the two types of features, which were subsequently fused. Finally, based on the fused features, a SVM was utilized to train a facepiece detection model, and experimental evaluations were conducted on the self-constructed dataset. The results indicate that the proposed model effectively accomplishes the task of facepiece-wearing detection in tunnel operation scenarios. Feature fusion enhances the image description and improves the detection accuracy of the model. Compared to using only HOG features or Fisher

* 文章编号:1003-3033(2026)01-0267-08; 收稿日期:2025-09-14; 修稿日期:2025-11-21

** 通信作者:孙辰晨(1989—),女,北京人,博士,副教授,主要从事个体防护装备方面的研究。E-mail: chch. s@hotmail.com。

features, the accuracy is increased by 6% and 14%, respectively. The model meets the accuracy requirements for facepiece-wearing detection of workers in tunnel construction environments.

Keywords: tunnel operation scenarios; feature fusion; facepiece-wearing detection; self-constructed dataset; support vector machine(SVM)

0 引言

2025 年 4 月 28 日,国家卫生健康委员会新闻发布会公布,职业性尘肺病仍是我国主要的职业病种,其防治形势依然严峻^[1]。隧道施工作业因其特殊的半封闭空间特性,成为尘肺病的高发场所^[2]。施工过程中产生的高浓度粉尘严重威胁着作业人员的呼吸健康^[3],易引发呼吸系统疾病^[4]。现有管理方式依赖人工监管,存在人力成本高、覆盖不全面且实时性差等局限^[5]。计算机视觉技术在目标检测、图像识别等领域^[6-7]发展迅猛,但并未应用于隧道作业场景。使用计算机视觉技术智能检测面罩佩戴,对于保障作业人员健康具有现实意义。

当前,国内外学者对面罩佩戴检测技术的研究主要聚焦于公共场所,如 RAFIDISON 等^[8]提出基于脉冲耦合神经网络和全连接神经网络相结合的面罩检测方法,能够对特定公共场所未戴面罩者发出警报。ABOU CHAAYA 等^[9]提出一种基于两阶段的神经网络架构,能够在拥挤的环境中对多目标进行面罩佩戴检测。CRESPO 等^[10]提出基于复合卷积神经网络架构的公共场所视频面罩佩戴检测,实现了对视频中目标的准确定位以及面罩佩戴检测。LOEY 等^[11]提出一种结合深度学习和机器学习的面罩检测混合模型,在检测准确率上实现巨大提升。KUMAR 等^[12]采用 Caffe-MobileNetV2 模型进行特征提取和面罩图像分类,用于实时检测视频中的面罩。然而,上述方法考虑的场景通常光照充足,难以完全适用于隧道作业环境,且存在模型复杂度高、检测效率低的问题。为进一步降低模型复杂度,提升检测效率和准确率,SHAO Yanhua 等^[13]使用公开数据集检验了轻量化面罩检测模型,证明该模型取得了检测精度与速度上的平衡。高民等^[14]使用轻量级 Faster Net 替换 YOLOv8n 的主干特征提取网络,降低模型计算复杂度,结合开源 AIZOO 数据集、真实场景口罩人脸数据集 (Real-World Masked Face Dataset, RMFD) 等,验证了其对检测速度的提升,为实时准确的面罩检测提供了支持。NAGRATH 等^[15]采用单次多框检测器作为人脸检测器,选用轻量级 MobileNetV2 作为分类器框架以提高检测效

率,并在多个开源数据集上开展测试,实现面罩的实时检测。WEN Peng 等^[16]采用特征图卷积方法,使用公开和自建数据集验证了其检测模型在训练收敛速度上的显著提升。这些方法依赖已有的公开数据集,提升了面罩检测效率,而隧道作业环境的特殊性(如低光照、高粉尘)及作业人员不规范佩戴面罩的偶发性,导致隧道作业场景下基于监控视频的人员面罩佩戴数据集难以获取。

鉴于此,笔者拟从隧道施工场景的实际监控视频出发,以随弃式面罩为对象,提出基于图像检索的样本获取方法和小样本特征融合的面罩佩戴检测方法;引入蚁狮优化算法 (Ant Lion Optimizer, ALO) 求取最佳权重组合,将特征进行加权融合,使用支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 提升小样本条件下的检测精度与计算效率,以期为隧道作业场景的面罩佩戴检测提供支持。

1 面罩佩戴数据集与检测模型设计

图 1 为隧道作业场景下面罩佩戴数据集构建与检测模型设计流程,其中,数据选取自多个平台,样本查找是以迭代式图像检索的方式进行,特征提取选用方向梯度直方图 ((Histogram of Oriented Gradients, HOG) 和 Fisher 特征,特征加权融合使用 ALO^[17]算法对上述 2 种特征求取最佳权重,加权后融合为一个特征,SVM^[18]模型训练即使用训练集数据训练面罩佩戴检测模型,在面罩佩戴测试中使用测试集评估模型性能。

1.1 数据源选取

数据源包含高质量查询图像和隧道作业视频,图 2 为部分高质量的图像与视频样本。查询图像是图像检索中用于定义搜索内容的输入图像,主要通过视频截取和网络爬取 2 种方式获得,重点采集隧道作业场景中人员佩戴与未佩戴面罩的高质量图像,并确保样本在角度(正面、侧面)和尺度(近景、远景)上的多样性。视频选取自光厂、哔哩哔哩、视觉中国、Pexels 等专业视频平台,视频包含隧道环境、作业人员和面罩 3 种要素,且分辨率不低于 720p,确保视频帧的图像质量可靠。

为构建高质量图像候选库,采用专业的视频抽

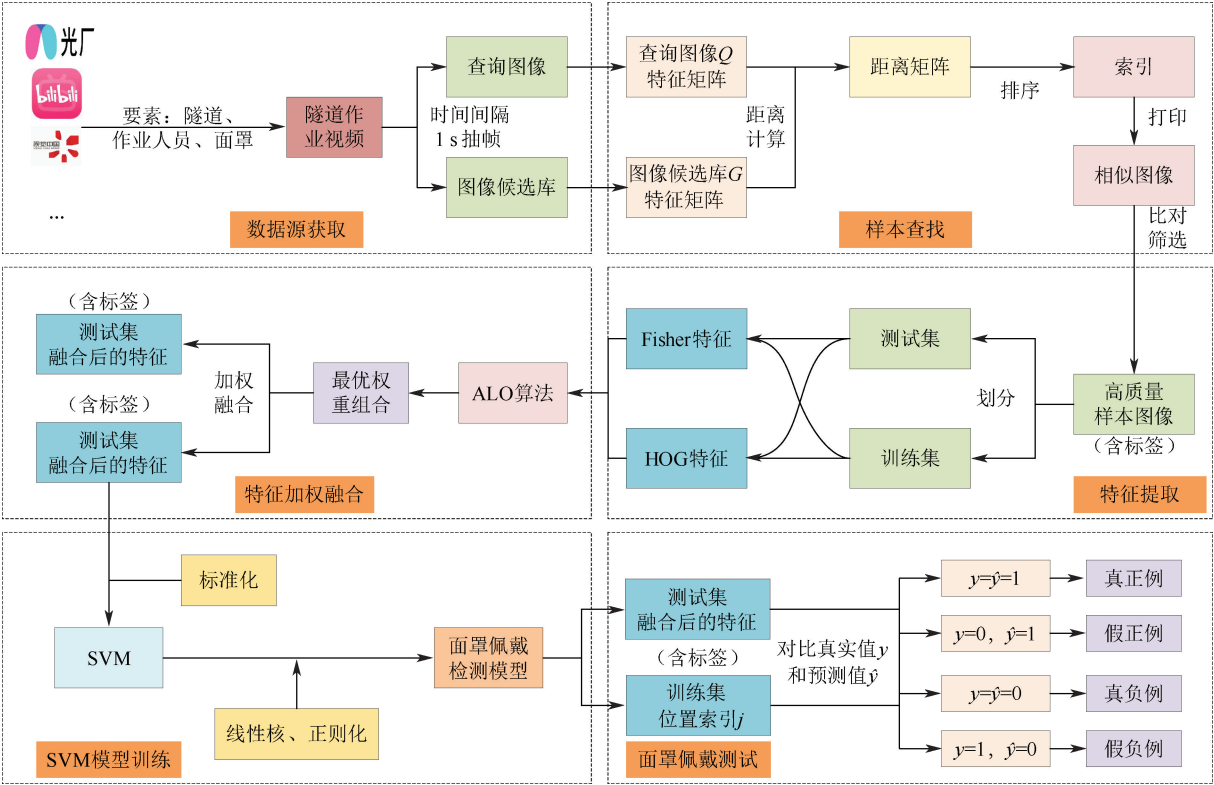


图 1 隧道作业场景下面罩佩戴数据集构建与检测模型设计流程

Fig. 1 Process of constructing a facepiece-wearing dataset and designing a detection model in tunnel operation scenarios



图 2 高质量数据样例

Fig. 2 Examples of high-quality data

帧处理选取的隧道作业视频,使用 Shutter Encoder 工具进行关键帧提取,设置时间间隔为 1 帧/s,该间隔可在保证图像质量的同时有效控制图像帧规模,抽帧过程采用无损 PNG 格式保存,同一视频分解得到的视频帧按照时间顺序进行编号。剔除不包含隧道和作业人员 2 种要素的图像,仅保留隧道作业人员佩戴与未佩戴面罩的图像,形成隧道作业人员面罩图像候选库。

1.2 样本查找

样本查找是基于图像检索的数据扩充方法,图 3 为使用图像检索查找样本的过程,该过程可以

概括为 4 步:

1) 图像特征提取。利用直方图特征提取方法提取查询图像 Q 与图像候选库 G 的特征,计算图像的像素值分布直方图,得到特征向量并进行归一化处理,将特征向量进行排列得到特征矩阵,特征矩阵的行数对应图像数,列数对应特征维度。直方图特征仅统计像素值的分布,适合大规模图像候选库的快速检索,针对隧道作业背景具有很强的适用性,能够在确保检索效果的同时大幅提高计算效率。

2) 距离计算。计算查询图像与图像候选库特征矩阵之间的欧氏距离,得到距离矩阵:

$$d(\mathbf{q}_i, \mathbf{g}_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^p (\mathbf{q}_{ik} - \mathbf{g}_{jk})^2} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{q}_i$ 为第 i 张查询图像的特征向量; $\mathbf{g}_j$ 为第 j 张图像候选库图像的特征向量; k 为特征向量的维度索引; p 为特征向量的维度。

3) 图像索引排序。在距离矩阵中, d_{ij} 为第 i 张查询图像与第 j 张图像候选库图像间的欧氏距离,对距离矩阵按行进行升序排序,并使用图像候选库图像的原位置索引 j 替换距离值,得到索引矩阵,方

便快速定位最近邻。

4) 筛选。对比索引矩阵每行的前 5 个最近样本,选择相似度高、符合要求的图像作为数据集样本。经筛选得到的图像可作为查询图像,进行多次

迭代,直至图像候选库中的相关图像被充分挖掘,完成数据集的构建。将数据集按照 8 : 2 的比例随机划分为训练集与测试集,其中,正例(戴面罩)与负例(未戴面罩)的数据各占一半。

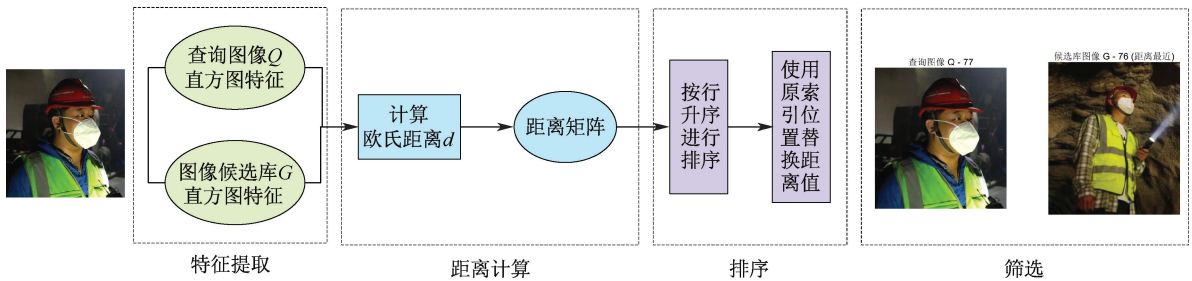


图3 样本查找流程

Fig. 3 Process of sample search

1.3 特征提取

在前期构建的隧道作业场景人员面罩佩戴数据集,使用 HOG 和 VLFeat 工具箱中的 Fisher 特征提取方法提取图像特征。HOG 是一种基于梯度方向分布的特征描述方法,适用于物体形状和边缘的表征。其核心思想是统计图像的梯度方向直方图,其实现分为 3 个步骤:①使用 Sobel 算子^[19]计算每个像素点的梯度幅值和方向。②将图像划分为若干细胞单元,统计每个单元内的梯度方向直方图。③将相邻 2×2 细胞单元组合成块并进行归一化,收集所有块串联形成 HOG 特征向量。

HOG 的优势是对物体宏观结构的刻画能力,尤其适合描述面罩的规则边缘和轮廓特征。在隧道作业场景下,HOG 能够有效捕捉佩戴者面部区域的几何特征,为后续分类提供稳定的形状信息支撑。

Fisher 向量是基于高斯混合模型 (Gaussian Mixture Model, GMM) 的编码方法,其基于尺度不变特征变换 (Scale-Invariant Feature Transform, SIFT) 进行高阶统计建模,从而增强特征的判别性。其实现过程为:①使用 SIFT 算法^[20]从图像中提取局部描述子,构成特征集合,利用样本训练 GMM^[21]。②计算每个 SIFT 特征相对于 GMM 参数的梯度(包括均值和方差的导数)。③将所有梯度向量聚合形成高维 Fisher 向量^[22]表示。

相较于传统词袋模型 (Bag of Words, BOW), Fisher 向量通过梯度编码保留了更丰富的统计信息,能够更精细地区分不同纹理模式。在面罩佩戴检测任务中, Fisher 向量可有效表征面罩材质的微观纹理差异,弥补 HOG 在细节描述上的不足,从而提高模型对相似背景的鲁棒性。

1.4 特征加权融合

针对隧道面罩佩戴检测任务中的小样本挑战,为提高检测效果,考虑在 SVM 的基础上融合特征。特征加权融合是一种高级特征融合方法,通过赋予不同特征或特征维度不同的权重系数,实现有区别的特征组合,给定 n 个特征向量 $\{f_1 \in R^{\{d_1\}}, f_2 \in R^{\{d_2\}}, \dots, f_n \in R^{\{d_n\}}\}$, 融合特征可以表示为:

$$F = \sum_{i=1}^n w_i \odot f_i \quad (2)$$

式中: w_i 为第 i 个特征的权重向量; f_i 为第 i 个特征向量; $\odot$ 为逐元素乘法。

在确定各维度特征最佳权重的过程中,采用 ALO 寻找最优解,在面对使用图像分类实现面罩佩戴检测的任务中, ALO 通过动态调整随机游走半径,平衡全局探索与局部开发,并保留历代最优解,避免陷入局部最优,寻找最大化分类性能的最优权重组合,对于该任务具有很强的适用性。

设数据特征为 D 维,权重向量 $w = [w_1, w_2, \dots, w_D]$, 其中, $w_i \in [0, 1]$, 优化目标函数在加权特征空间下的交叉验证准确率:

$$f(w) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left[\frac{1}{n_k} \sum_{i \in D_k} \Pi(y_i = \hat{y}_i) \right] \quad (3)$$

式中: K 为交叉验证折数; n_k 为第 k 折的测试集样本数量; D_k 为第 k 折的测试集; $\Pi(\cdot)$ 为指示函数; y_i 和 $\hat{y}_i$ 分别为第 i 个样本的真实标签和预测标签。

设置种群数量 P 和最大迭代次数 T , 权重均匀分布于 $[0, 1]$, 并采用混合交叉提升搜索效率, 权重更新受边界约束:

$$W_a' = \frac{(W_a^{t-1} - a)}{b - a} \cdot (ub - lb) + lb \quad (4)$$

式中: $\mathbf{W}_a$ 为蚂蚁在迭代 t 时的权重向量; a, b 为当前最小、最大权重; ub, lb 为预设边界(取 $ub = 1, lb = 0$)。

在迭代过程中,反射校正越界权重:

$$\mathbf{w}_i = \begin{cases} 2 \cdot lb - \mathbf{w}_i & \text{if } \mathbf{w}_i < lb \\ 2 \cdot ub - \mathbf{w}_i & \text{if } \mathbf{w}_i > ub \end{cases} \quad (5)$$

当达到最大迭代次数时,输出全局最优权重向量 $\mathbf{w}^*$, 融合各原始特征向量 $\mathbf{x}_i$ ($i = 1, 2, \dots$), 对每个样本 k 融合后的特征向量为:

$$\mathbf{F}_k = \mathbf{w}^* \cdot \mathbf{x}_i \quad (6)$$

矩阵形式为:

$$\mathbf{F}_f = \mathbf{X}_1 \odot \mathbf{W}_1 + \mathbf{X}_2 \odot \mathbf{W}_2 \quad (7)$$

式中: $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2$ 分别为 2 种原始特征矩阵; $\mathbf{W}_i$ 为权重扩展矩阵。

经过多次试验,获得在不同种群数量和最大迭代次数下的各特征最优权重组合,并融合加权后的特征,得到新的特征向量。

1.5 SVM 模型训练

在完成特征加权融合后,采用 SVM 作为分类器进行模型训练。SVM 基于结构风险最小化原则,其误差上界由支持向量的数量决定,而非样本总量,这一特性使得其在样本量有限时仍能保持较好的分类性能。因此,在针对隧道面罩佩戴检测问题上,选用 SVM 能够有效降低样本不足带来的影响,图 4 为具体的训练过程。

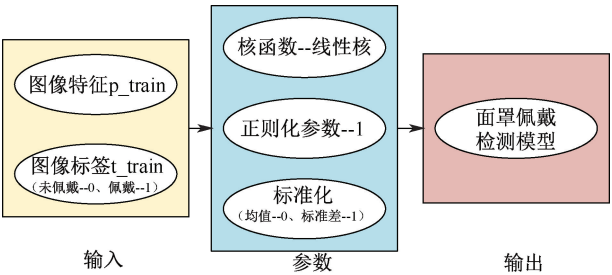


图 4 SVM 模型训练过程

Fig. 4 Training process of SVM model

为消除不同特征维度的量纲差异,需要标准化预处理加权融合特征。采用 z-score 标准化方法,将特征值转换为均值为 0、方差为 1 的分布。

选择线性核^[18]作为核函数,调整正则化参数,防止过拟合风险。

1.6 面罩佩戴检测模型测试

使用测试集评估训练后的模型性能,将测试集图像特征 $\mathbf{p}_{\text{test}}$ 、图像标签 $\mathbf{t}_{\text{test}}$ 和位置索引 j 输入训练后的面罩佩戴检测模型。基于决策函数输

出分类结果,即通过比较样本的真实值 y 和预测值 $\hat{y}$ 进行分类,当 $y = \hat{y}$ 时为真、 $y \neq \hat{y}$ 时为假、 $\hat{y} = 1$ 为正、 $\hat{y} = 0$ 为负。因此,输出结果分为 4 类,真正例 (True Positive, TP) 是指实际为正例的数据被预测为正例,假正例 (False Positive, FP) 是指实际为负例的数据被预测为正例,真负例 (True Negative, TN) 是指实际为负例的数据被预测为负例,假负例 (False Negative, FN) 是指实际为正例的数据被预测为负例。依据分类结果计算准确率 A 和 F_1 值,并通过混淆矩阵和被试工作特征曲线 (Receiver Operating Characteristic Curve, ROC) 实现模型分类性能的可视化,直观呈现模型在特征空间中的决策机制。

A 指模型的整体预测正确率,由下式计算得出:

$$A = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (8)$$

F_1 值是综合评估模型性能的常用指标, F_1 值越高代表模型能够在作出准确的积极预测和捕获大多数真实的积极实例间取得更好的平衡,其计算式如下:

$$F_1 = \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FP + FN} \quad (9)$$

ROC 曲线以真正率为纵轴,假正率为横轴,通过动态调整分类阈值直观地展示模型在不同阈值下的分类表现。曲线下的面积 (Area Under Curve, AUC) 为 ROC 曲线的一个重要参数,该值越接近 1,模型的分类能力越强。

为确保测试结果的可靠性,所有测试过程均重复多次,测试集特征的标准化处理完全采用训练阶段得到的参数,避免数据不一致的问题,图 5 展示具体的面罩佩戴测试过程。

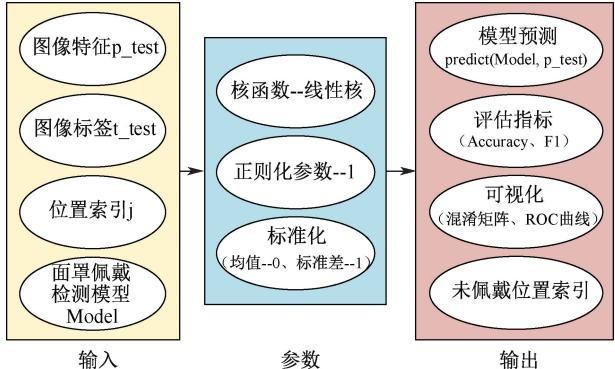


图 5 面罩佩戴测试过程

Fig. 5 Test process of facepiece wearing

值得注意的是,在模型的输出中包含输入样本

的原位置索引,根据该索引确定未佩戴口罩在原视频中对应的时刻。例如:一输出样本的原位置索引为 135,由于前面将视频分解为视频帧时的速率为 1 帧/s,因此,确定该样本出现于原视频 2 min 15 s 的位置。在实际情况中,这有助于实现对作业人员违规行为的及时发现与提醒。

2 基于小样本的 SVM 模型测试结果与分析

2.1 面罩佩戴数据集

使用自建数据集进行模型的训练与性能测试,自建数据集图像源于网上隧道作业场景人员面罩佩戴图像库与隧道监控视频图像检索 2 部分。表 1 为自建数据集的特征信息,数据集共计 230 张,其中,佩戴口罩图像与未佩戴口罩图像各 115 张。

表 1 自建数据集特征信息

Table 1 Information on the feature of self-constructed datasets	
特征	类型
面罩佩戴状态	佩戴口罩、未佩戴口罩
背景	昏暗自然光、昏暗人造光、明亮人造光
尺度	近距离、远距离
角度	正面、侧面

对于佩戴口罩与未佩戴口罩图像,均基于昏暗自然光、昏暗人造光、明亮人造光在正面、侧面 2 种角度下进行筛选,且包含少量远距离图像。选取正面佩戴口罩图像与未佩戴口罩图像各 55 张,侧面佩戴口罩图像与未佩戴口罩图像各 60 张,其中,昏暗自然光与昏暗人造光背景图像共计 200 张,明亮人造光背景图像共计 30 张。

2.2 算法参数与运行环境设置

模型的训练与测试采用 Matlab R2024a 进行试验。

1) 特征提取。分别使用 Computer Vision Toolbox 和 VLFeat 工具箱提取图像的 HOG 和 Fisher 特征,两者的特征形式分别为 256 和 16 384 维的向量。

2) 数据预处理。在加权融合不同类型特征之前,先将 2 种特征向量进行归一化处理,避免量纲不一致的影响。使用主成分分析(Principal Component Analysis,PCA)将 2 种特征降维至同一维度。经检验,使用 PCA 降至 144 维时,2 种特征能够在最大程

度上反映图像信息的同时少量提升运行速度。

3) 权重求取。在使用 ALO 求取各特征最佳权重的过程中,蚁狮种群数量与最大迭代次数将影响最佳权重值,具体参数信息见表 2。

表 2 ALO 算法参数信息

Table 2 Parameter information of ALO algorithm		
权重范围	种群数量	最大迭代次数
(0~1)	40	250
		300
	50	250
		300

2.3 特征融合的有效性分析

为展示特征融合对于模型分类性能的提升,比较单一特征与 2 种特征融合后的性能。先评估 HOG 和 Fisher 这 2 种独立特征在测试集上的表现,再将两者依据 ALO 计算的最佳权重进行加权融合,测试融合后的特征在测试集上的表现,具体测试结果见表 3。

表 3 单特征与融合特征的性能对比

Table 3 Performance comparison between single and fused features		
特征	准确率	F_1
HOG	66	65.31
Fisher	58	64.41
Fisher+HOG	72	72

由表 3 可知:在小样本条件下,基于单一特征训练的模型在各指标上均表现不佳。HOG 的准确率高于 Fisher,两者的 F_1 相近。HOG 和 Fisher 加权融合后,其各指标均显著提升,准确率相比单特征分别提升 6%和 14%, F_1 分别提升 6.69%和 7.59%,模型整体性能得到有效提升。

使用混淆矩阵实现模型性能评估的可视化,可视化结果如图 6 所示。在测试集的 50 张图像中,使用 HOG 和 Fisher 加权融合特征得到的模型仅未能识别出 7 张戴有面罩的图像和 7 张未戴面罩的图像,相较于单 HOG 增加 2 张佩戴口罩与 1 张未佩戴口罩图像的准确识别,相较于单 Fisher 增加 8 张未佩戴口罩图像的准确识别。

2.4 整体模型分类性能分析

使用 ROC 曲线评估经 HOG 和 Fisher 单特征与融合特征训练过的 SVM 的分类性能,具体的 ROC 曲线信息如图 7 所示。

由图 7 可知:单特征与融合特征的 ROC 曲线均在初始阶段上升较快,在中后段较为平缓,这表明模

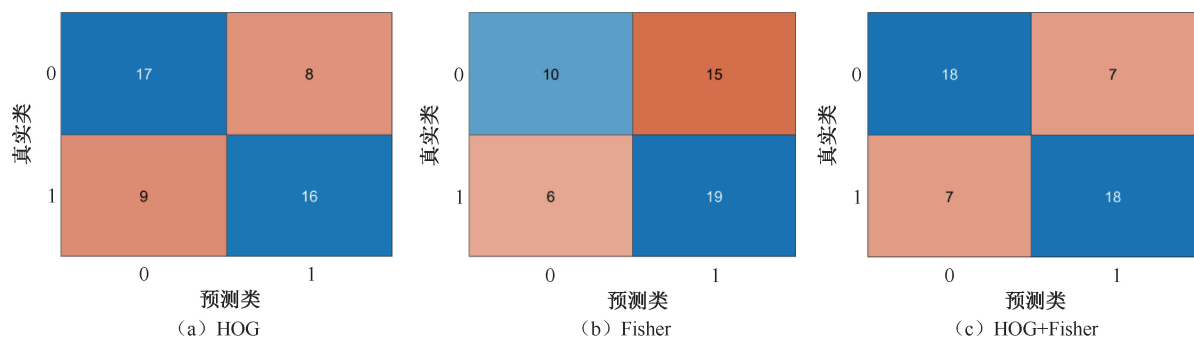


图 6 不同特征性能对比混淆矩阵

Fig. 6 Confusion matrix for performance comparison of different features

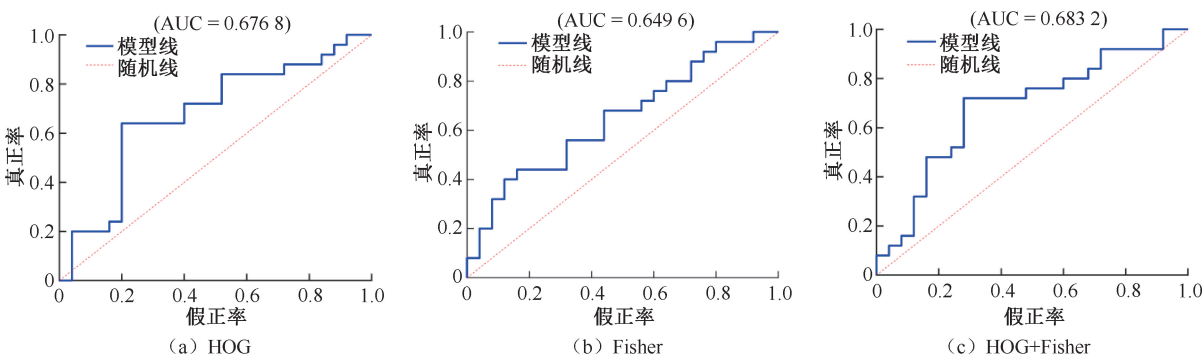


图 7 不同特征 SVM 的 ROC 曲线

Fig. 7 ROC curves for SVM with different features

型在较低误报率下能获得相对较高的真阳性率,但随着误报率增加,SVM 分类能力的提升幅度减小。HOG+Fisher 的 ROC 曲线较 HOG 和 Fisher 更早达到距离随机线的最远值,AUC 较 HOG 和 Fisher 分别提升 0.64%和 3.36%,反映出特征加权融合对于隧道作业场景人员面罩检测模型分类性能的提升。

3 结 论

1) 采用迭代式图像检索方法构建隧道作业人员面罩佩戴数据集,基于相似性检索和渐进式样本扩充,能够在保证数据质量的前提下,显著提升样本采集与数据标注速度,有效降低人工成本。

2) 基于特征加权融合的改进 SVM 能有效提升检测性能,在隧道作业场景粉尘模糊、光线昏暗的恶劣工况下,检测准确率达到 72%,相比于单特征的 SVM 分别提升 6%和 14%,这能够更好地保证在复杂背景下的作业人员行为智能监测。

3) 针对 SVM 检测结果输出未佩戴面罩的原位置索引,可实现对隧道作业人员面罩佩戴的实时监测。

4) 文中方法主要适用于小样本条件下隧道作业人员面罩佩戴检测,并通过监控视频实现违规行为的定位。下一步将扩大样本量,融合多种特征开展算法改进与优化研究,进一步提高模型检测性能及检测速度。

参 考 文 献

[1] 中华人民共和国国家卫生健康委员会. 国家卫生健康委员会 2025 年 4 月 28 日新闻发布会文字实录 [EB/OL]. (2025-04-28). <https://www.nhc.gov.cn/xcs/c100122/202504/33267e386e5e41498cca637aed41c6c5.shtml>.

[2] 马世伟, 孔宪会, 阮志刚, 等. 基于事故树分析法的铁路隧道施工新发尘肺病关键控制环节研究 [J]. 铁路节能环保与安全卫生, 2020, 10(6): 34-37.
MA Shiwei, KONG Xianhui, RUAN Zhigang, et al. Study on key control links of new pneumoconiosis in railway tunnel construction based on fault tree analysis [J]. Railway Energy Saving & Environmental Protection & Occupational Safety and Health, 2020, 10(6): 34-37.

[3] 马世伟, 孔宪会, 郭海峰, 等. 高原长大隧道尘肺病防治技术发展与应用研究 [J]. 铁路节能环保与安全卫生, 2021, 11(2): 41-44.
MA Shiwei, KONG Xianhui, GUO Haifeng, et al. Research on development and application of prevention and control technology of pneumoconiosis in long tunnel on plateau [J]. Railway Energy Saving & Environmental Protection &

- Occupational Safety and Health, 2021, 11 (2): 41-44.
- [4] 郭春, 宋骏修, 王欣, 等. 矿山法施工隧道粉尘控制技术研究现状及进展 [J]. 隧道建设: 中英文, 2020, 40(增1): 68-74.
GUO Chun, SONG Junxiu, WANG Xin, et al. Research status and development of dust control technology in tunnel constructed by mining method [J]. Tunnel Construction, 2020, 40(S1): 68-74.
- [5] 崔铁军, 王凌霄. YOLOv4 目标检测算法在煤矿工人口罩佩戴监测工作中的应用研究 [J]. 中国安全生产科学技术, 2021, 17 (10): 66-71.
CUI Tiejun, WANG Lingxiao. Research on application of YOLOv4 object detection algorithm in monitoring on masks wearing of coal miners [J]. Journal of Safety Science and Technology, 2021, 17 (10): 66-71.
- [6] 李华, 吴立舟, 钟兴润, 等. 基于计算机视觉的人员疲劳状态与不安全行为识别 [J]. 中国安全科学学报, 2025, 35(3): 28-35.
LI Hua, WU Lizhou, ZHONG Xingrun, et al. Recognition of personnel fatigue state and unsafe behavior based on computer vision [J]. China Safety Science Journal, 2025, 35(3): 28-35.
- [7] 赵树磊, 孙兵, 陈稳干, 等. 超高海拔隧道施工人员生理指标变化及劳动强度研究 [J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(4): 239-46.
ZHAO Shulei, SUN Bing, CHEN Wen'gan, et al. Physiological indicators and labor intensity of tunnel construction workers at ultra-high altitude [J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(4): 239-246.
- [8] RAFIDISON M A, RAKOTOMIHAMINA A H, RAFANANTENANA S H J, et al. Neural networks contribution in face mask detection to reduce the spread of COVID-19 [J]. Multimedia Tools and Applications, 2023, 82(21): 1-23.
- [9] ABOU CHAAYA J, ZARAKET B, HARB H, et al. Convolutional neural network-based architecture for detecting face mask in crowded areas [C]. Proceeding in 22nd IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP), 2023: 408-412.
- [10] CRESPO F, CRESPO A, SIERRA-MARTÍNEZ L M, et al. A computer vision model to identify the incorrect use of face masks for COVID-19 awareness [J]. Applied Sciences, 2022, 12(14): DOI:10.3390/app12146924.
- [11] LOEY M, MANOGARAN G, TAHA M H N, et al. A hybrid deep transfer learning model with machine learning methods for face mask detection in the era of the COVID-19 pandemic [J]. Measurement, 2021, 167: DOI: 10.1016/j.measurement.2020.108288.
- [12] KUMAR B A, BANSAL M. Face mask detection on photo and real-time video images using Caffe-MobileNetV2 transfer learning [J]. Applied Sciences:Switzerland, 2023, 13(2):DOI:10.3390/app13020935.
- [13] SHAO Yanhua, NING Jiajia, SHAO Huicao, et al. Lightweight face mask detection algorithm with attention mechanism [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 137: DOI: 10.1016/j.engappai.2024.109077.
- [14] 高民, 陈高华, 古佳欣, 等. FLM-YOLOv8: 一种轻量级的口罩佩戴检测算法 [J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(17): 203-215.
GAO Min, CHEN Gaohua, GU Jiaxin, et al. FLM-YOLOv8: lightweight mask wearing detection algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(17): 203-215.
- [15] NAGRATH P, JAIN R, MADAN A, et al. SSDMNv2: a real time DNN-based face mask detection system using single shot multibox detector and MobileNetV2 [J]. Sustainable Cities and Society, 2021, 66: DOI: 10.1016/j.scs.2020.102692.
- [16] WEN Peng, YUAN Zhengyi, ZHANG Junhu, et al. MF-YOLO: mask wearing detection algorithm for dense environments [J]. IEEE Access, 2025, 13: DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3551892.
- [17] SINGH D, SINGH B. Hybridization of feature selection and feature weighting for high dimensional data [J]. Applied Intelligence, 2019, 49(4): 1580-1596.
- [18] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [19] DALAI N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]. 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05), 2005: 886-893.
- [20] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [21] REYNOLDS D A, QUATIERI T F, DUNN R B. Speaker verification using adapted gaussian mixture models [J]. Digital Signal Processing, 2000, 10(1/2/3): 19-41.
- [22] PERRONNIN F, DANCE C. Fisher kernels on visual vocabularies for image categorization [C]. 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007: 1-8.

作者简介: 柯彬彬 (2001—), 男, 江西九江人, 硕士研究生, 主要研究方向为呼吸防护装备。E-mail: kebin@email.cugb.edu.cn。

