文章编号：1003-1421(2026)03-0195-09
引用格式：陈建波，陈忠，戴剑彬，等. 基于深度学习的智能安检系统液体成分识别技术[J]. 铁道运输与经济，2026，48(3)：195-203.
CHEN Jianbo，CHEN Zhong，DAI Jianbin，et al. Liquid Composition Recognition Technology in Intelligent Security Inspection Systems Based on Deep Learning[J]. Railway Transport and Economy，2026，48(3)：195-203.

基于深度学习的智能安检系统液体成分识别技术

陈建波[1]，陈　忠[2]，戴剑彬[3]，王晨曦[4]，王心怡[2]，付拯民[5]

(1.厦门轨道建设发展集团有限公司，福建 厦门　361000；2.中国铁路成都局集团有限公司 成都车站，四川 成都　610500；3.海深智能科技有限公司，上海　200000；4.海深智能科技有限公司 研发部，上海　200000；5.四川信时利科技有限公司，四川 成都　610000)

摘　要：针对铁路和轨道交通液体安检准确率低、受容器材质与遮挡干扰显著的问题，提出一种等效原子序数与图像识别相融合的深度学习算法，可在常规X射线安检机上实现易燃液体的高精度识别。首先基于X射线高低能谱数据，构建液体等效原子序数计算模型，实现目标物体的物理属性判别；随后引入基于Mask R-CNN的语义分割深度学习模型，实现安检图像中液体容器的精准分割与定位；最后构建深度学习神经网络，以消除遮挡与重叠对目标物体原子序数计算的干扰，从而完成液体种类的精确分类。该算法在现场过包测试中准确率为98.88%，可大量减少旅客行李包内液体的开包率，提升了安检效率。

关键词：智能安检；原子序数识别；图像识别；深度学习；液体成分识别
中图分类号：U298.2　　**文献标识码**：A　　**DOI**：10.16668/j.cnki.issn.1003-1421.20250514003

Liquid Composition Recognition Technology in Intelligent Security Inspection Systems Based on Deep Learning

CHEN Jianbo[1]，CHEN Zhong[2]，DAI Jianbin[3]，WANG Chenxi[4]，WANG Xinyi[2]，FU Zhengmin[5]

(1. Xiamen Rail Transit Development Group Co., Ltd., Xiamen 361000, Fujian, China; 2. Chengdu Railway Station, China Railway Chengdu Group Co., Ltd., Chengdu 610500, Sichuan, China; 3. Haisen Intelligent Technology Co., Ltd., Shanghai 200000, China; 4. R&D Department, Haisen Intelligent Technology Co., Ltd., Shanghai 200000, China; 5. Sichuan Xinshi Li Technology Co., Ltd., Chengdu 610000, Sichuan, China)

Abstract: Liquid security inspection has low accuracy in railway and urban rail transit systems and is significantly affected by container materials and occlusion. To address these issues, a deep learning algorithm integrating equivalent atomic number and image recognition was proposed to achieve high-precision identification of flammable liquids using conventional X-Ray security inspection machines. First, based on high- and low-energy X-Ray spectral data, a liquid equivalent atomic number calculation model was established to determine the physical properties of target objects. Then, a semantic segmentation model based on Mask R-CNN was introduced to achieve precise segmentation and localization of liquid containers in security inspection images. Finally, a deep neural network was constructed to eliminate the interference of occlusion and overlap in equivalent atomic number calculation, thereby enabling accurate classification of liquid types. The results show that the proposed algorithm achieves an accuracy of 98.88% in on-site baggage

收稿日期：2025-05-14
通信作者：付拯民(1962—)，男，四川成都人，四川信时利科技有限公司工程师。

inspection tests, significantly reducing the unpacking rate of liquid-containing luggage and improving security inspection efficiency.

Keywords: Intelligent Security Inspection; Atomic Number Recognition; Image Recognition; Deep Learning; Liquid Composition Recognition

1　概述

近年来，在铁路、轨道交通、机场以及车站等公共交通场景中，安全检查流程是公共安全保障的重要环节。现行安检系统主要依赖X射线透视成像后由人工判图来识别各种禁带品。人工判图方法主要是针对金属等固态物体，而对于具有高危险性的易燃液体仍缺乏有效识别手段。以2023年8月成都南站的抽查为例，旅客行李中携带液体的比例高达83%，而当前各地液体安检普遍采用“喝一口，闻一闻”的方式，这不仅效率低下、用户体验欠佳，还可能引发纠纷。当前铁路和地铁也普遍配备了台式液体安全探测仪，但由于使用不便利、效率低、准确率低等原因，在实际场景中使用率不高。

在机场等对安全性要求极高的场景中，计算机断层扫描(CT)安检设备因其利用三维成像技术生成高清扫描图像并结合原子序数和密度分析，能够识别爆炸物等危险品而被广泛应用，机场行李检查CT设备以及相应3D图像呈现如图1所示。

如图1所示，CT成像的三维空间内任何一个位置的物体都可以独立计算与呈现，物体之间不会相互遮挡、干扰，可以有效计算出目标物体的原子序数、密度值，从而进一步确定危险品的类别。CT设备对于违禁品的识别具有天然的优势，但是设备价格昂贵、通行效率低等因素使其无法在铁路得到广泛应用。当前铁路安检主要采用的X射线安检机以及相应的二维安检图像呈现如图2所示。在X射线安检机中，包裹内的所有物体叠加后投射到

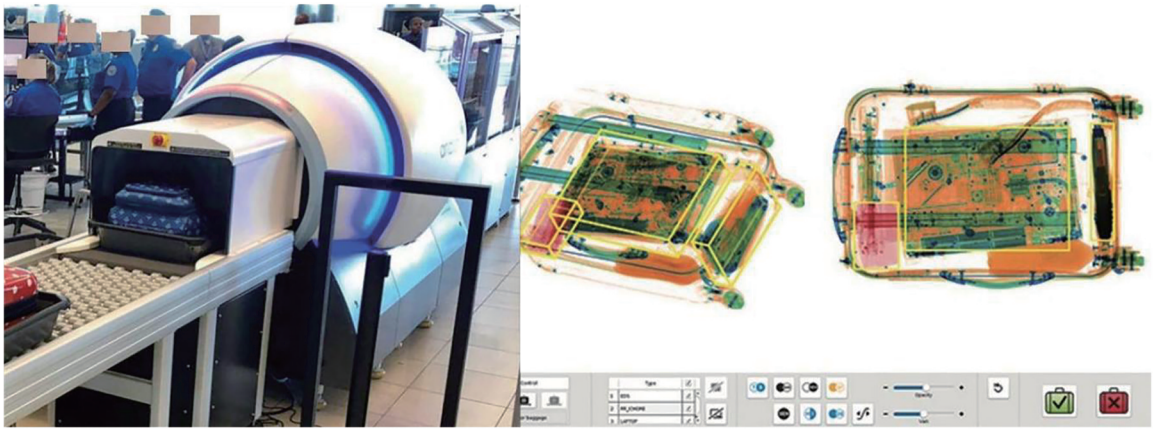


图1　机场行李检查CT设备以及相应3D图像呈现

Fig.1　Airport CT baggage scanner and corresponding 3D image visualization



图2　X射线安检机以及相应的二维安检图像呈现

Fig.2　X-Ray security screening scanner and corresponding 2D image visualization

一个平面上，物体之间相互重叠和干扰，会大大增加识别的难度。在X射线安检机内实现对危险液体的识别是安检领域亟待解决的难题。

随着人工智能和深度学习技术的迅速发展，利用图像识别算法实现智能安检已成为研究热点。在底层图像采集技术方面，Ou等[1]对X射线成像技术的发展进行了较为全面的综述，从早期检测原理到高性能探测器的研发，对不同成像仪器的优势与不足进行了深入分析。Sulaiman等[2]提出基于X射线的液体筛查系统，通过数字相机与荧光屏结合的方式，实现对行李中液体物质的初步识别。在图像分析方法上，Chen等[3]系统总结了基于深度学习的实例检索技术发展路径，为安检图像中违禁品的快速精确匹配提供了理论支持。He等[4]提出的Mask R-CNN为目标实例分割提供了一种概念简单、灵活且通用的框架，该方法在对图像中目标进行高质量分割方面表现出色，并且通过在Faster R-CNN基础上增加目标掩码预测分支，实现了多任务学习，推动了检测技术的进步。

针对安检中存在的识别盲区，国内学者也开展了大量研究。李文博[5]提出一种在静态条件下利用低剂量双能X射线进行液体识别的方法，但该方法仅适用于静态样本，且未能有效剔除容器的影响；王宇石等[6]利用MMA算法从X射线图像中识别容器内的高密度液体，虽在一定程度上解决了容器干扰问题，但实际应用中对光源配置有较高要求；查艳丽[7]进一步提出基于双视角图像的容器材质识别算法，为消除容器影响提供了新的思路。此外，张伟烽[8]结合深度学习技术，针对X射线安检图像中危险品的识别问题进行了深入研究，提出了包括对称三角检测网络和轻量级目标检测算法在内的一系列创新方法。在X射线图像特性研究方面，原培新等[9]通过双能量X射线透射实验确定了物质分类识别的边界曲线，为后续通过原子序数信息实现物质识别提供了理论依据。杨暄[10]利用数字图像处理和模式识别理论，针对当前双能量X光图像在炸弹检测中的应用，设计了一套自动识别算法，并针对图像值域和空间分割提出了多种分割策略，使得炸弹图像的自动识别正确率达到90%以上，为自动判图和目标识别技术的发展提供了宝贵经验。康佳楠等[11]提出一种基于多通道区域建议的安检图像检测方法，在Faster R-CNN框架下引入三层卷积特征提取结构，并结合膨胀卷积模块(DCM)以增强对小目标的检测能力。然而，面对违禁品被遮挡的情况，该方法的识别效果仍然有限。

除违禁品检测外，深度学习技术还在综合安检系统优化的其他环节有所应用。彭凯贝等[12]提出一种基于违禁品检测与人脸表情识别相结合的铁路安检风险评估技术，实现了对旅客和携带物品的综合风险分析，显著降低了安检对人工判断的依赖。为解决铁路客运中遗失物品查找效率低的问题，李博等[13]提出一种基于图像搜索的遗失物品查找方法，结合深度学习与人脸识别技术，构建适用于安检场景和非安检场景的双重查找方案，提高了铁路客运服务的智能化水平。杨栋等[14]设计了一套基于智能调度技术的铁路客运安检集中判图系统，通过联网安检仪和中心站统一调度，优化值机员配置，显著提升了安检判图效率，缓解了值机人员人力资源紧张的问题。

综上所述，人工智能技术已在X射线安检领域得到广泛应用，覆盖了包括常规违禁品及液体成分识别在内的多类任务。然而，受物品重叠、遮挡等因素影响，该领域的相关技术仍处于持续发展阶段。尤其是液体成分识别方面，相关研究仍在起步阶段。为此，提出一种基于深度学习的液体成分识别方法，旨在提升检测精度与适用性。

2　基于原子序数值的液体成分识别基本原理及技术难点

2.1　液体成分识别的基本原理

液体成分的识别主要是通过液体的等效原子序数及密度等信息进行判断。原子序数可理解为物体在X射线照射下所表现出的综合衰减能力指标，反映其元素构成特征。对于大多数易燃液体，其原子序数值低于水，因此在成分特征上具备明显可区分性。易燃液体原子序数值如表1所示。

X射线穿透不同的物质后被吸收和散射的能量各不相同，而影响能量吸收最主要的因素是物质的原子序数和密度值。因此，通过读取接收器(探测器)上所感知的信息，可以用于推算所探测物质的原子序数和密度值。X射线工作原理如图3所示。

表1　易燃液体原子序数值
Tab.1　Atomic number values of flammable liquids

类别	名称	原子序数值
安全液体	水	7.4
易燃液体	酒精	6.5
	汽油	5.4
	煤油	5.9

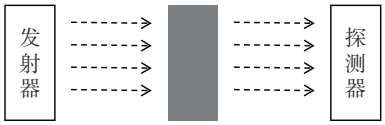


图3　X射线工作原理
Fig.3　Working principle of X-Ray

在实际应用中，X射线发光源会同时发射2个不同频率的能量，探测器根据接收到的高能和低能2种信息来判断物质的原子序数。通过实验，采集不同原子序数物质在X射线探测器上的高低能线性数据，绘制能量分布曲线，该曲线随同一物质厚度的变化而变化。X射线探测器高低能分布曲线如图4所示。当旅客把包裹放入X射线安检机内时，读取目标物体(比如一瓶液体)在探测器的高低能数据，并在上述高低能分布图找到拟合度最高的曲线，从而得出物质的原子序数值。根据原子序数值，可以推算出液体的主要成分。

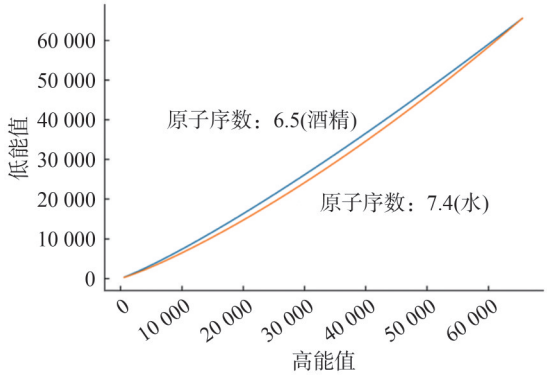


图4　X射线探测器高低能分布曲线
Fig.4　High- and low-energy distribution curves of X-Ray detector

2.2　液体成分识别的技术难点

尽管基于X射线高低能响应信号推算等效原子序数在理论上具有可行性，但在实际场景中仍面临巨大的挑战，主要原因是复杂背景环境下的特征干扰问题。在安检实际应用中，目标液体往往并非孤立存在，而是被放置于包裹或行李箱之内，探测器上感知的信息可能是很多物体叠加后的效果，因此其原子序数值很难精确计算。常见行李箱X射线成像如图5所示。由于背景物体的干扰，液体瓶所在区域的原子序数值已经无法代表液体本身的属性。因此，需要考虑研究复杂背景去干扰的方法，实现目标区域的真实原子序数计算方法。

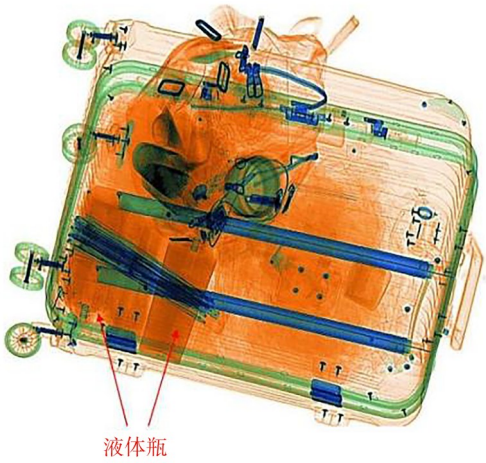


图5　常见行李箱X射线成像
Fig.5　X-Ray imaging of common suitcase

3　液体成分识别实现方法

3.1　语义分割技术

在开展液体成分识别之前，首要任务是定位目标液体所在的区域，这一过程在计算机视觉领域被称为目标检测。目标检测根据检测结果有多种形态，比较常见的方法是用矩形框圈定感兴趣的区域，然后再通过分类算法判断该区域包含的内容。矩形框目标检测示意图如图6所示。

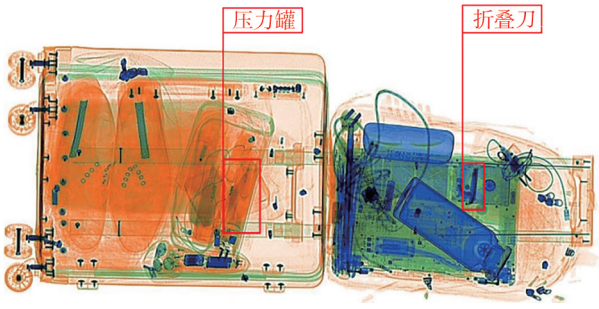


图6　矩形框目标检测示意图
Fig.6　Schematic diagram of bounding box object detection

然而，当矩形框定位无法满足对主体信息和背景信息区分的精度要求时，需要对物体轮廓进行像素级的计算以提升精度，在计算机视觉中这一过程被称为语义分割。轮廓提取示意图如图7所示，展

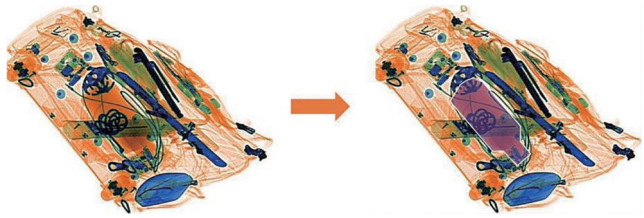


图7　轮廓提取示意图
Fig.7　Schematic diagram of contour extraction

示了模型对液体瓶进行轮廓提取的效果，可实现精细的像素级定位。

在语义分割领域，比较成熟且应用较为广泛的是Mask R-CNN模型，由He等[4]于2017年提出。随后YOLO系列也具备了语义分割功能，在性能上有较大的提升，但是在准确率方面有明显的下降。近年来随着Transformer架构在语言大模型领域的快速发展，用于计算机视觉的Vision Transformer模型也开始得到广泛关注，但是Transformer架构总体训练时间会大幅度提升，对硬件设备也有更高的要求。

为了评估不同模型在安检场景中的适用性，基于成都东站旅客过包数据集(共10 000张图像)，在相同硬件环境下(训练均使用Nvidia RTX 4090四卡服务器，推理均在单卡Nvidia RTX 4090上进行)，对Mask R-CNN、YOLO系列及Vision Transformer等主流模型进行了性能与精度对比。语义分割模型性能和准确率比较实验结果如表2所示。综合精度、推理速度及硬件部署成本等因素，最终选择Mask R-CNN模型进行安检图像液体容器轮廓计算。

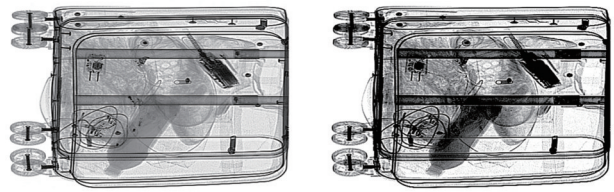
表2　语义分割模型性能和准确率比较实验结果
Tab.2　Experimental results of performance and accuracy comparison of semantic segmentation models

模型	准确率 (Precision)	召回率 (Recall Rate)	10 000张图片训练时间/h	每张图片推理时间/ms
Mask R-CNN	0.985	0.995	34	75
YOLO v11	0.956	0.926	6.5	22
Vison Transformer	0.992	0.993	212	512

3.2　特征提取

在实际安检场景中，放在包裹内的液体由于重叠、遮挡等因素，其等效原子序数的计算结果会发生变化，需要考虑如何在复杂背景下还原出液体真实的原子序数值。为解决此问题，优先选取液体瓶干扰最小的区域，从中提取液体本身及其背景信息，并将其作为后续分析的输入特征。设定以下2个条件：第一，瓶装液体的组成应属于单一成分，因此瓶内任意一处的原子序数值都能代表整瓶液体的原子序数值；第二，包裹内的液体瓶，有可能部分会被遮挡、重叠等，但是大部分情况下，总是有部分相对遮挡比较少。基于大量旅客数据统计，实际安检场景中被完全遮挡(如被电脑等物体完全覆盖)的液体总数占比低于1.5%。因此，本研究算法仅针对不完全被遮挡的场景。

在X射线设备照射下，包裹成像为灰度图。一般X射线安检设备同时发射2种不同能量的射线，分别生成高能能谱灰度图和低能能谱灰度图，图像的亮度不同。X射线安检设备高低能谱灰度图如图8所示。



a　高能能谱灰度图
a　High-energy spectral grayscale image

b　低能能谱灰度图
b　Low-energy spectral grayscale image

图8　X射线安检设备高低能谱灰度图
Fig.8　High- and low-energy spectral grayscale images of X-Ray security inspection equipment

利用Mask R-CNN语义分割深度学习模型，对图像中液体瓶进行轮廓识别。液体瓶轮廓识别结果如图9所示，用白色线条表示瓶子轮廓的识别结果。

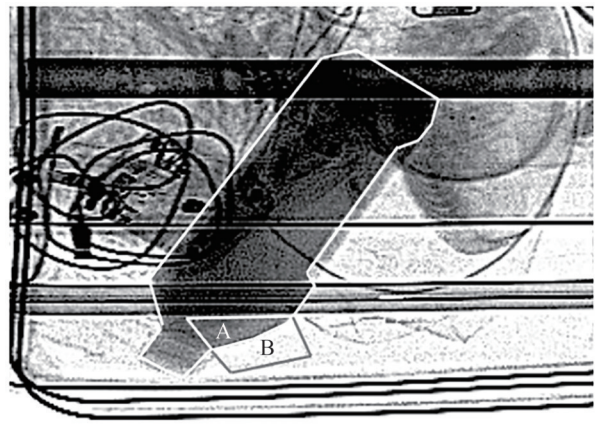


图9　液体瓶轮廓识别结果
Fig.9　Contour recognition result of liquid bottle

为了获得相对干扰较少的区域进行分析，需在液体瓶内寻找遮挡最少的区域A，具体步骤如下。

（1）区域A须紧邻瓶子轮廓，同时其等效原子序数在预设的液体等效原子序数范围之内。

（2）寻找与A相邻的液体瓶背景区域B，同时B的等效原子序数在预设的等效原子序数范围之内，以排除如重金属等物质的强干扰。具体预设的原子序数范围根据实验确定。

（3）针对上述的区域A，假设每个像素点位置(x, y)对应的高能值和低能值分别为$(H_{x,y}, L_{x,y})$。按照图4的能量分布曲线查值方法，可计算出每个像素点位置(x, y)对应的等效原子序数值$Z_{x,y}$。每个像素点由三元组$(H_{x,y}, L_{x,y}, Z_{x,y})$表示，$(H_{x,y}, L_{x,y})$一般为整数值，取值范围为[0，65 535]，$Z_{x,y}$为浮点数。为了方便处理，对三元组$(H_{x,y}, L_{x,y}, Z_{x,y})$进行离散归一化，取值空间统一到$\{0, 1, \cdots, 255\}^3$的整数空间，与RGB颜色的取值空间一致。

（4）对A区域内所有像素点(x, y)对应的三元组$(H_{x,y}, L_{x,y}, Z_{x,y})$进行统计，得到$A$区域的分布函数$G_A\{f_H(i), f_L(i), f_z(i)\}$，$i \in [0, 255]$。同理可得$B$区域的分布函数$G_B\{f_H(i), f_L(i), f_z(i)\}$，$i \in [0, 255]$。$G_A\{f_H(i), f_L(i), f_z(i)\}$和$G_B\{f_H(i), f_L(i), f_z(i)\}$共同组成特征值。

3.3　液体成分分类算法

首先，计算出目标液体瓶的轮廓区域，用于后续计算轮廓内液体的真实原子序数值，随后，引入特征值G_A和G_B分别表示液体目标区域和背景区域的特征信息，由此问题转化为：在已知背景区域B干扰下，求解目标区域A真实的分布函数或原子序数值Z_A。

这是一个典型核物理领域问题，尚无明确的公式或者计算方法可用于求解，特别是当背景区域B的高低能分布不均匀时，无法用已有的理论知识来解决这个问题。然而，人工智能技术的发展，对此类问题提供了新解法，通过大量样本数据的学习，神经网络可以对无解析公式的问题捕捉复杂规律。基于此，设计并构建了一种卷积神经网络模型，用于学习背景特征G_B对目标特征G_A的作用关系，并恢复目标区域的液体真实等效原子序数值。液体成分识别分类模型如图10所示。网络输入由液体瓶内外2个分布函数拼接而成，由于分布函数的每个点都由$(H_{x,y}, L_{x,y}, Z_{x,y})$3个数值组成，类似图像数据的RGB三通道，因此采用卷积神经网络这一图像识别领域成熟的结构作为基础框架。

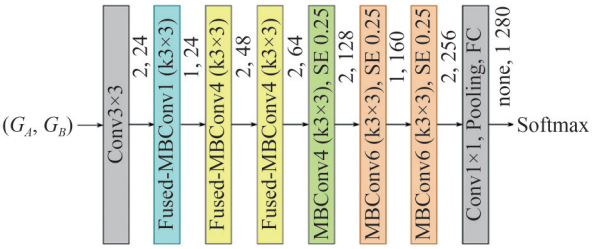


图10　液体成分识别分类模型

Fig.10　Liquid composition recognition and classification model

网络深度为122层，总参数量为21.7 M，前向计算的FLOPs为6.6 G。具体的网络组成如下。第一阶段为Stem，采用3×3卷积，步长为2，通道数扩展到24；第二阶段采用Fused-MBConv网络结构，采用3×3卷积与1×1投影，通道数由24增加至64；第三阶段引入SE模块(Squeeze-and-Excitation)，通道数进一步增加到256；第四阶段为Head模块，即常用的全链接分类网络，将通道数扩展至1 280，经过全局平均池化得到1 × 1 × 1 280的特征向量，用Softmax函数映射到不同类别。

训练过程前先采集10 000个不同成分的液体瓶子，分别放置在带有各种生活用品的包裹内。采集完成后对所有图片进行液体瓶子的轮廓标注，并对液体标记种类标签。采用Nvidia RTX4090四卡机进行训练，训练和测试的数据比例为4∶1，训练过程大约在2 h完成。

4　液体成分识别技术应用分析

4.1　液体成分识别算法的准确率验证

为评估所提出液体成分识别算法在实际安检环境中的识别能力，于2023年8月8日在成都东站东进口8号机进行模拟过包测试。测试分为无干扰场景(包内无干扰物)和有干扰场景(包内含日常生活用品)2种条件，危险液体包括酒精、汽油、煤油及其不同填充比例样本，安全液体包括矿泉水及多种饮料。液体成分测试数据及结果如表3所示。

表3　液体成分测试数据及结果

Tab.3　Liquid composition test data and results

测试项目		无干扰测试(包里没有干扰物)			有干扰测试(包里有日常生活品做干扰)		
		测试次数	误报次数	漏报次数	测试次数	误报次数	漏报次数
易燃液体	酒精	100	0	0	100	0	0
	汽油	100	0	0	100	0	0
	煤油	100	0	0	100	0	0
	酒精(半瓶)	100	0	0	100	0	1
	汽油(1/3瓶)	100	0	1	100	0	3
	煤油(1/5瓶)	100	0	1	100	0	2
安全液体	矿泉水类	100	0	0	100	0	0
	饮料品类	100	0	0	100	3	0
结果计算		*TP*=598，*TN*=200，*FN*=2，*FP*=0，*ACR*=99.75%			*TP*=594，*TN*=197，*FN*=6，*FP*=3，*ACR*=98.88%		

依据参考文献[15]，*TP*表示正确识别为危险品的数量；*FP*表示将安全品误识别为危险品的数量(误报)；*FN*表示将危险品漏识别为安全品的数量(漏报)；*TN*表示正确识别为安全品的数量。

准确率(ACR)计算公式为：$ACR=(TP+TN)/(TP+TN+FN+FP)$。实验结果表明，在有干扰的场景下，本研究算法的准确率在98%以上。

4.2　液体成分识别系统应用验证

液体成分识别系统如图11所示，通过外接数据采集模块获取X射线安检设备探测器的高、低能原始数据，结合语义分割与液体成分分析，实现易燃液体的自动识别。

在经济与运维层面，系统以软硬件升级改造为主，已在300余套设备上部署运行，后期维护成本低，性价比高，适用于大客流安检场景的高效扩展需求。系统可无缝融入既有安检流程，实时输出识别结果，降低液体开包检查率，显著提升通行效率与乘客满意度。

在应用验证方面，该技术已在北京、上海、成都、西安、济南铁路局集团公司以及厦门地铁、南京地铁等多类场景投入使用，累计部署设备超过300套。上海站液体成分识别系统检测出旅客携带的汽油如图12所示。南京地铁液体成分识别系统检测出酒精如图13所示。

此外，系统可灵活适配不同规模车站和客流特征，满足春运、节假日等特殊时期的大客流安检需求。根据中国铁路上海局集团有限公司客运部门调研数据显示，目前人工判图在实际运行中的准确率



图11　液体成分识别系统

Fig.11　Liquid composition recognition system

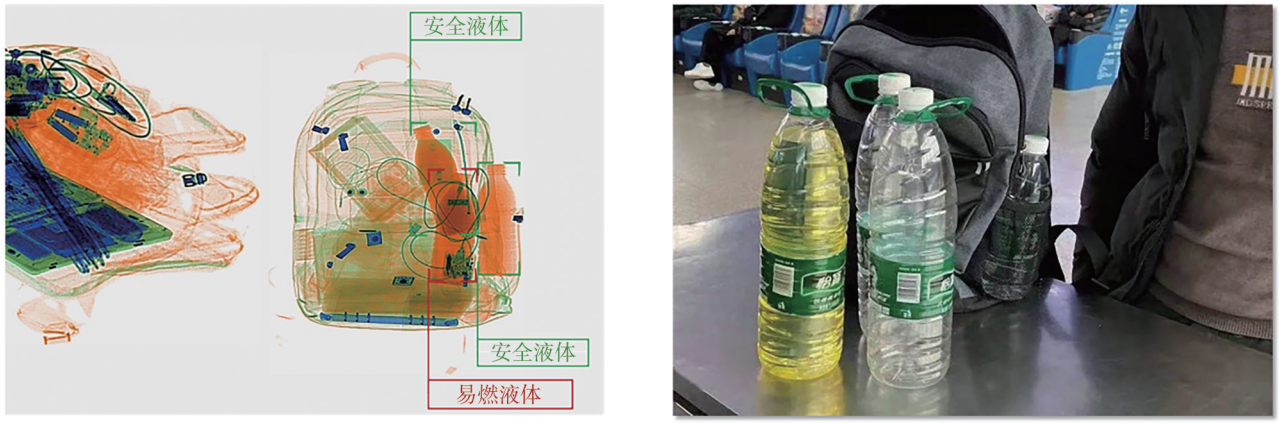


图12　上海站液体成分识别系统检测出旅客携带的汽油

Fig.12　Gasoline carried by passenger detected by liquid composition recognition system at Shanghai Railway Station

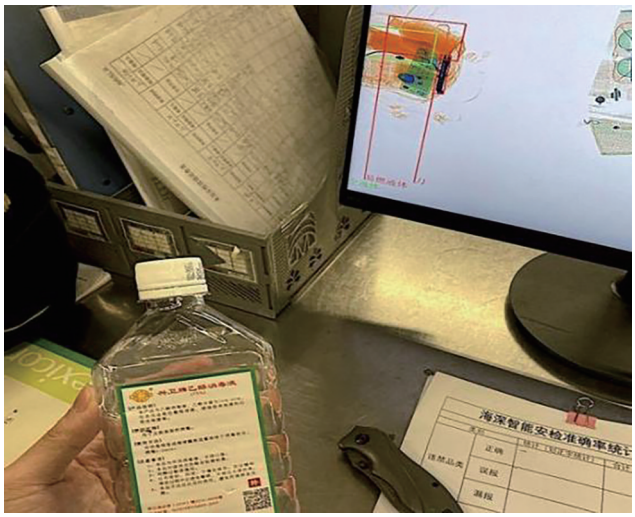


图13　南京地铁液体成分识别系统检测出酒精

Fig.13　Alcohol detected by liquid composition recognition system in Nanjing Metro

约为50%以下，传统人工判图方式已难以满足效率与准确率的双重标准。未来，结合智慧交通和智能安检的发展趋势，该技术有望成为铁路及城市轨道交通安检领域的核心技术支撑。

5　结束语

长期以来，易燃液体成分识别一直是安检工作的痛点和难点，由于液体携带频率高，且易燃液体危害性大、安检困难，对人工检查带来很大的挑战。本研究提出的液体成分识别是一项融合人工智能、计算机视觉与核物理等多学科知识的交叉创新技术，可在现有的X射线安检设备内实现一体化部署，无须进行硬件改造，成本低、准确率高，有助于降低人工依赖、提升作业效率，为安检的智能化、少人化提供了有效的方案。本算法在多数场景表现优异，但仍存在一些技术瓶颈亟待突破。一是针对高相似度液体的识别仍有挑战。以双氧水为例，其等效原子序数值与普通水极为接近(分别约为7.3和7.4)，导致当前基于X射线高低能谱的识别方法难以实现有效区分。二是本研究主要聚焦于液体成分识别的技术研究与算法设计，针对不同安检机的大规模部署和算法升级未做深入探讨。未来研究可在现有算法的基础上，针对上述问题开展更深入的探索与优化，以进一步提升液体成分识别技术的适应性与可靠性。

参考文献：

[1] OU X Y，CHEN X，XU X N，et al. Recent Development in X-Ray Imaging Technology：Future and Challenges[J]. Research，2021，2021：9892152.

[2] SULAIMAN N B，SRISATIT S. Development of X-Ray Imaging Technique for Liquid Screening at Airport[C]// International Nuclear Science，Technology and Engineering Conference (iNuSTEC2015)，August 17-19，2015，University Sains Islam Malaysia，Nilai，Negeri Sembilan，Malaysia. Melville，NY：AIP Publishing，2016：030006.

[3] CHEN W，LIU Y，WANG W P，et al. Deep Learning for Instance Retrieval：A Survey[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence，2023，45(6)：7270-7292.

[4] HE K M，GKIOXARI G，DOLLÁR P，et al. Mask R-CNN [C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)，October 22-29，2017，Venice，Italy. New York：IEEE，2017：2980-2988.

[5] 李文博. 低剂量双能X射线物品检查与液态危险品识别技术的研究[D]. 沈阳：东北大学，2010.

[6] 王宇石，杨立瑞，李保磊. 基于X射线图像的容器中液体物质的识别[J]. 中国体视学与图像分析，2011，16(1)：33-37.
WANG Yushi，YANG Lirui，LI Baolei. Discrimination of Liquid Materials in Vessels Based on X-Ray Images[J]. Chinese Journal of Stereology and Image Analysis，2011，16(1)：33-37.

[7] 查艳丽. 双视角X射线液体安全检查中的容器材质识别算法[J]. 警察技术，2016(6)：54-57.

[8] 张伟烽. 基于深度学习的X光安检图像危险品检测算法及其应用[D]. 深圳：中国科学院大学(中国科学院深圳先进技术研究院)，2022.

[9] 原培新，孙丽娜. 双能量X射线透射条件下物质分类识别曲线的建立[J]. 东北大学学报(自然科学版)，2006，27(3)：336-339.
YUAN Peixin，SUN Lina. Representation of Object Classification Curve by Dual-Energy X-Ray Transmission Technology[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science)，2006，27(3)：336-339.

[10] 杨　暄. 双能量X光图像分割与识别技术及其应用研究[D]. 大连：大连理工大学，2002.
YANG Xuan. Research on Segmentation and Recognition Technology of Dual-Energy X-Ray Images and Its Application[D].

Dalian：Dalian University of Technology，2002.

[11] 康佳楠，张　良. 多通道区域建议的多尺度X光安检图像检测[J]. 计算机工程与应用，2022，58(1)：224-231.
KANG Jianan，ZHANG Liang. Multi-Scale X-Ray Security Inspection Image Detection with Multi-Channel Region Proposal[J]. Computer Engineering and Applications，2022，58(1)：224-231.

[12] 彭凯贝，吕晓军，李　超，等. 基于违禁品检测和人脸表情识别的铁路客运站安检风险评估技术研究[J]. 铁道运输与经济，2024，46(1)：109-115.
PENG Kaibei，LYU Xiaojun，LI Chao，et al. Risk Assessment Mechanism of Security Inspection in Railway Passenger Station Based on Prohibited Substance Detection and Facial Expression Recognition[J]. Railway Transport and Economy，2024，46(1)：109-115.

[13] 李　博，朱建生，戴琳琳，等. 铁路客运场景下基于图像搜索的遗失物品查找方法[J]. 铁道运输与经济，2024，46(5)：89-99.
LI Bo，ZHU Jiansheng，DAI Linlin，et al. Image Search-Based Method for Finding Lost Items in Railway Passenger Transport Scenarios[J]. Railway Transport and Economy，2024，46(5)：89-99.

[14] 杨　栋，朱建生，唐　雯. 基于智能调度技术的铁路客运安检集中判图系统研究[J]. 铁道运输与经济，2023，45(10)：133-141.
YANG Dong，ZHU Jiansheng，TANG Wen. Centralized Image Recognition System in Railway Passenger Security Inspection Based on Intelligent Dispatching Technology[J]. Railway Transport and Economy，2023，45(10)：133-141.

[15] FAWCETT T. An Introduction to ROC Analysis[J]. Pattern Recognition Letters，2006，27(8)：861-874.

(责任编辑　吴文娟)

(上接第151页)

Approach[J]. International Journal of Industrial Engineering Computations，2023，14(3)：483-500.

[10] 李兆进，刘　雅，杨　臻. 考虑订单合并和货物转运的多式联运路径优化研究[J]. 运筹与管理，2022，31(4)：28-34.
LI Zhaojin，LIU Ya，YANG Zhen. Research on the Optimization of Multimodal Transportation Route Considering Order Consolidation and Freight Transshipment[J]. Operations Research and Management Science，2022，31(4)：28-34.

[11] IRAWAN C A，SALHI S，JONES D，et al. A Dry Port Hub-and-Spoke Network Design：An Optimization Model，Solution Method，and Application[J]. Computers & Operations Research，2024，167：106646.

[12] 王清斌，都晓惠，孟凡锋. 基于改进区间规划方法的内陆集疏运网络优化[J]. 铁道运输与经济，2021，43(7)：79-86.
WANG Qingbin，DU Xiaohui，MENG Fanfeng. Optimization of Inland Collection and Distribution Network with Improved Interval Programming Method[J]. Railway Transport and Economy，2021，43(7)：79-86.

[13] 赵　旭，刘　浩，胡世浩. 失效情景下考虑拥堵及偏好的多式联运路径选择[J]. 上海海事大学学报，2024，45(1)：30-38.
ZHAO Xu，LIU Hao，HU Shihao. Route Selection of Multimodal Transportation Considering Congestion and Preference under Failure Scenarios[J]. Journal of Shanghai Maritime University，2024，45(1)：30-38.

[14] AZIZI N，SALHI S. Reliable Hub-and-Spoke Systems with Multiple Capacity Levels and Flow Dependent Discount Factor[J]. European Journal of Operational Research，2022，298(3)：834-854.

[15] HUANG L L，TAN Y，GUAN X. Hub-and-Spoke Network Design for Container Shipping Considering Disruption and Congestion in the Post COVID-19 Era[J]. Ocean & Coastal Management，2022，225：106230.

[16] COZZENS M B，MOAZZAMI D，STUECKLE S. The Tenacity of a Graph[M]. Graph Theory，Combinatorics，and Algorithms. New York：Wiley，1995.

(责任编辑　金　晶)