本文引用格式：袁飞,饶娆,周光海,等.结合超分重建的室内指示牌检测方法[J].自动化与信息工程,2025,46(4):35-42.
YUAN Fei, RAO Rao, ZHOU Guanghai, et al. Indoor signage detection method with super-resolution reconstruction [J]. Automation & Information Engineering, 2025,46(4):35-42.

结合超分重建的室内指示牌检测方法

袁飞[1]　饶娆[1]　周光海[2]　陈伟斌[1]
（1.广东技术师范大学自动化学院，广东 广州　510450
2.广州南方测绘科技股份有限公司，广东 广州　510663）

摘要：针对远距离室内指示牌检测准确率较低的问题，提出一种结合超分重建的室内指示牌检测方法。分析单目相机透视成像模型发现，指示牌成像像素随拍摄距离增大而减小；通过对含有室内指示牌的图像进行超分重建，提高指示牌图像分辨率，进而提升指示牌的检测准确率。在 SVHN 数据集和实验室数据集下，采用 SRCNN、SRResNet 和 SRGAN 超分重建神经网络模型进行 2 倍和 4 倍超分重建的图像与未超分重建的图像进行对比，指示牌检测准确率均有明显提高。

关键词：超分重建；室内指示牌检测；相机透视成像模型；指示牌成像计算方法；目标检测算法
中图分类号：TP391.41　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1674-2605(2025)04-0005-08
DOI：10.12475/aie.20250405　　开放获取

Indoor Signage Detection Method with Super-resolution Reconstruction

YUAN Fei[1]　RAO Rao[1]　ZHOU Guanghai[2]　CHEN Weibin[1]
(1.School of Automation, Guangdong Polytechnic Normal University, Guangzhou 510450, China
2.Guangzhou Southern Surveying and Mapping Technology Co., Ltd., Guangzhou 510663, China)

Abstract: To address the low detection accuracy of distant indoor signage, this paper proposes an indoor signage detection method with super-resolution reconstruction. Analysis of the monocular camera perspective imaging model reveals that the imaging pixels of signage decrease with increasing shooting distance. By applying super-resolution reconstruction to images containing indoor signage, the resolution of signage images is enhanced, thereby improving detection accuracy. Comparative experiments on the SVHN dataset and a laboratory dataset demonstrate that images reconstructed at 2× and 4× super-resolution using SRCNN, SRResNet, and SRGAN super-resolution reconstruction neural network model significantly outperform non-reconstructed images in signage detection accuracy.

Keywords: super-resolution reconstruction; indoor signage detection; camera perspective imaging model; signage imaging calculation method; object detection algorithms

0　引言

基于位置信息的研究主要通过获取目标物的位置信息来确定其具体位置，在博物馆、机场、超市、医院和地下矿井等大型复杂室内环境中应用广泛[1-2]。位置信息的获取方法主要分为被动式定位和主动式定位两类[3-5]。被动式定位方法主要利用定位系统实现待定位目标的感知与位置计算，但存在系统部署复杂、受环境因素影响较大等问题。主动式定位方法利用搭载在待定位目标上的传感器设备，如摄像头、激光雷达[6]等，实现对环境的感知，并通过相应的计算方法得到待定位目标的位置信息。其中，基于摄像头的主动式定位方法具有部署简便、实施成本低、环境适应性强等特点。

基于摄像头的主动式定位方法先通过摄像头采

AUTOMATION & INFORMATION ENGINEERING

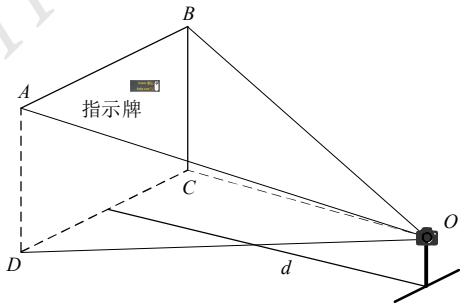
集待定位目标周围的环境图像，再检测环境图像中的固有标识物，最后基于成像系统的透视关系计算得到待定位目标相对于固有标识物的位置[7-13]。该类定位方法的定位准确性与固有标识物的检测准确率以及基于透视关系的位置计算精度密切相关。固有标识物主要包括基于人工布置的专用定位标识物和基于环境的固有标识物两类。其中，基于人工布置的专用定位标识物定位方法存在部署复杂、标识物过大等问题，导致检测过程繁琐，定位准确性不高。为此，学者们针对基于环境的固有标识物定位方法开展了大量研究。文献[10]将室内门牌作为固有标识物，采用YOLOv5 算法进行检测，并利用透视 n 点算法计算目标物位置，将定位误差由 14 cm 减小至 7 cm，朝向误差由 0.398 7 rad 减小至 0.171 2 rad。文献[11]对含有固有标识物的室内场景进行图像采集，并通过基于卷积神经网络的标识物检测器进行固有标识物检测，完成概略定位；通过特征点检测与匹配，结合环境特征信息库中的位置信息，确定固有标识物的精确位置，定位误差基本保持在 0.2 m 以内。文献[12]采集室内场景的图像数据，并通过基于迁移学习的 AlexNet 模型检测室内场景，利用特征匹配算法与随机投影最近邻算法解算目标物的精确定位，92%测试点的定位误差小于 1.5 m。文献[13]利用改进的局部图像特征描述符算法，提取室内固有标识物的坐标信息，采用 K 最近邻算法及固有标识物的坐标信息获取目标物的当前位置，检测准确率超过 90%，平均定位误差小于 1 m。然而，上述方法在环境中固有标识物分布较为稀疏时，摄像头采集的固有标识物图像分辨率较低，导致检测准确率下降，甚至难以实现基于环境的固有标识物定位。

为此，本文提出结合超分重建的室内指示牌检测方法。首先，介绍单目相机透视成像模型及指示牌成像计算方法，并利用指示牌成像计算方法估算固有标识物（指示牌）在远距离成像时的像素值；然后，对含有指示牌的图像进行超分重建，提高指示牌的成像像素，从而提升固有标识物（指示牌）的检测准确率。

1　单目相机透视成像模型及指示牌成像计算

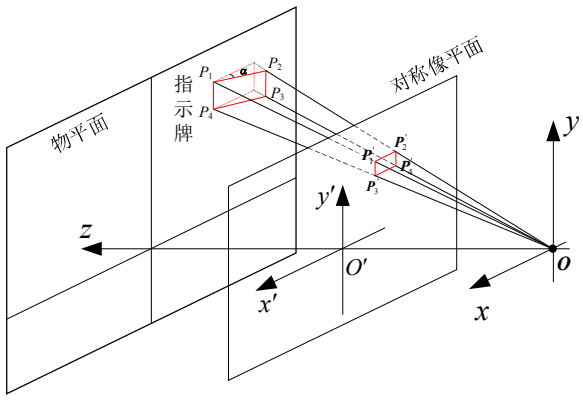
单目相机在拍摄含有指示牌的图像时，指示牌的成像像素与指示牌位置、指示牌平面与相机像平面的夹角密切相关。单目相机对含有指示牌场景的成像示意图如图 1(a)所示。根据单目相机透视成像模型，对图 1(a)的场景进行模型构建，指示牌透视成像模型如图 1(b)所示。其中，物平面与对称像平面平行，且指示牌的侧边 P_1P_4 位于物平面内。根据图 1(b)的指示牌透视成像模型，构建指示牌上边 P_1P_2 的俯视图，如图 1(c)所示。

在图 1(c)中：当 P_1P_2 与 OP_2 垂直时，P_1P_2 在物平面的投影最长，即 d_{12} 最大，此时指示牌平面与物平面的夹角记为 α^*，α^*与 P_1 点的坐标 x_1、z_1 相关；当夹角 α 从 0°增大到 α^*时，d_{12} 逐渐增大；当夹角 α 从 α^* 增大到 90°时，d_{12} 逐渐减小。



O—单目相机透镜的中心位置；*d*—指示牌与单目相机之间的距离；*ABCD*—指示牌所在平面；*OABCD*—单目相机的成像区域。

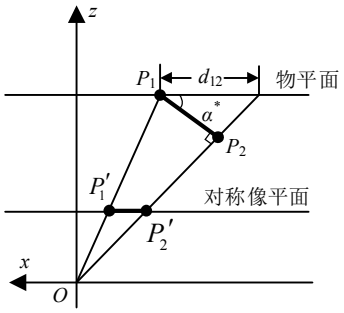
(a)　单目相机成像场景示意图



O′—对称像平面原点；*α*—指示牌平面与物平面的夹角；$P_1P_2P_3P_4$—指示牌；$P_1'P_2'P_3'P_4'$—指示牌在对称像平面的成像。

(b)　指示牌透视成像模型

AUTOMATION & INFORMATION ENGINEERING



P_1P_2—指示牌上边；$P_1'P_2'$—指示牌上边在对称像平面的成像。

(c) 指示牌上边 P_1P_2 俯视图

图 1 单目相机成像场景及其透视成像模型和俯视图

为了更准确地描述指示牌在对称像平面的成像 $P_1'P_2'P_3'P_4'$ 与指示牌位置、夹角 α 之间的关系，定义图 1(b)中指示牌的上边 $P_1P_2=l$，侧边 $P_1P_4=h$，指示牌 4 个顶点在相机坐标系 $Oxyz$ 下的坐标分别为 $P_1(x_1, y_1, z_1)$、$P_2(x_2, y_2, z_2)$、$P_3(x_3, y_3, z_3)$ 和 $P_4(x_4, y_4, z_4)$，指示牌在对称像平面坐标系 $O'x'y'$ 下的像点坐标分别为 $P_1'(x_1', y_1')$、$P_2'(x_2', y_2')$、$P_3'(x_3', y_3')$ 和 $P_4'(x_4', y_4')$。根据 P_1、P_2、P_3 和 P_4 之间的几何关系可知，$x_2=x_1-l\cos\alpha$，$y_2=y_1$，$z_2=z_1-l\sin\alpha$，$x_3=x_2=x_1-l\cos\alpha$，$y_3=y_1-h$，$z_3=z_2=z_1-l\sin\alpha$，$x_4=x_1$，$y_4=y_1-h$，$z_4=z_1$。另外，根据指示牌透视成像模型可知，点 P_1 在对称像平面成像时，像点 P_1' 在对称像平面坐标系 $O'x'y'$ 下的坐标为

$$\begin{pmatrix} x_1' \\ y_1' \\ 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{z_1}\begin{pmatrix} f & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}\begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{pmatrix} \tag{1}$$

即 $x_1'=(f/z_1)x_1$，$y_1'=(f/z_1)y_1$。

同理可得，像点 P_2' 在对称像平面坐标系 $O'x'y'$ 下的坐标为 $P_2'\left((f/z_2)x_2,\ (f/z_2)y_2\right)$。

那么，P_1' 与 P_2' 之间的距离 d_{12} 为

$$d_{12}=\sqrt{(x_1'-x_2')^2+(y_1'-y_2')^2}= f\sqrt{\left(\frac{x_1}{z_1}-\frac{x_1-l\cos\alpha}{z_2}\right)^2+\left(\frac{y_1}{z_1}-\frac{y_1}{z_2}\right)^2} \tag{2}$$

根据公式(2)可知：当 $\alpha=0°$ 时，指示牌与对称像平面平行，$z_2=z_1$，$d_{12}=f(l/z_1)$，此时像点 P_1' 与 P_2' 之间的距离随 z_1 的增大而减小，与指示牌在物平面的位置无关；当 $\alpha=90°$ 时，指示牌与对称像平面垂直，$z_2=z_1-l$，$d_{12}=f\left(1/(z_1-l)-1/z_1\right)\cdot x_1\sqrt{(x_1^2+y_1^2)}$，此时 d_{12} 随 z_1 的增大而减小，随 x_1、y_1 的增大而增大，即指示牌离 O 点水平距离越远，指示牌上边 P_1P_2 的成像长度 $P_1'P_2'$ 越小，P_1 点在 Oxy 平面内距离 O 点越远，成像长度 $P_1'P_2'$ 越大。

根据公式(1)可知，像点 P_4' 在对称像平面坐标系 $O'x'y'$ 下的坐标为 $\left((f/z_4)x_4,\ (f/z_4)y_4\right)$，则 P_1' 与 P_4' 之间的距离 d_{14} 为

$$d_{14}=\sqrt{(x_1'-x_4')^2+(y_1'-y_4')^2}= f\sqrt{\left(\frac{x_1}{z_1}-\frac{x_4}{z_4}\right)^2+\left(\frac{y_1}{z_1}-\frac{y_4}{z_4}\right)^2} \tag{3}$$

因 $x_4=x_1$，$y_4=y_1-h$，$z_4=z_1$，可得

$$d_{14}=f\frac{h}{z_1} \tag{4}$$

根据公式(4)可知，P_1' 与 P_4' 之间的距离 d_{14} 仅与 z_1 相关，且随 z_1 的增大而减小。

综上所述：当指示牌平面与物平面呈 α 角时，指示牌上边 P_1P_2 的成像长度随 α 的增大先增大后减小，随水平距离 z_1 的增大而减小；指示牌侧边 P_1P_4 的成像长度随着水平距离 z_1 的增大而减小；当 $\alpha=90°$ 时，指示牌上边 P_1P_2 的成像长度随 P_1 点与单目相机透镜的中心位置 O 的距离增大而增大。因此，对于固定尺寸的指示牌，可通过其成像的像素大小来估计指示牌与单目相机之间的距离。

若单目相机的成像分辨率为 2 048×1 080 像素（2K），配备标准焦距镜头，视场角为 45°。当尺寸为 30 cm×20 cm 的指示牌位于单目相机正前方 10 m 处时，根据以上透视成像模型及计算公式，指示牌成像大小约为 55×37 像素。当指示牌与相机像平面呈一定角度时，其成像像素会更小。因此，在基于环境的固

AUTOMATION & INFORMATION ENGINEERING

有标识物定位方法中，当固有标识物的成像像素较小时，提高其检测准确率是该定位方法的关键因素之一。

2 检测方法

指示牌与单目相机距离越远，拍摄的图像中指示牌的像素越小、分辨率越低，导致目标检测算法难以准确检测指示牌内容[14-16]，检测准确率降低。为提高远距离情况下目标检测算法对指示牌的检测准确率，本文提出结合超分重建的室内指示牌检测方法。

结合超分重建的室内指示牌检测方法主要包括超分重建训练、目标检测训练和指示牌检测 3 个步骤，步骤框图如图 2 所示。

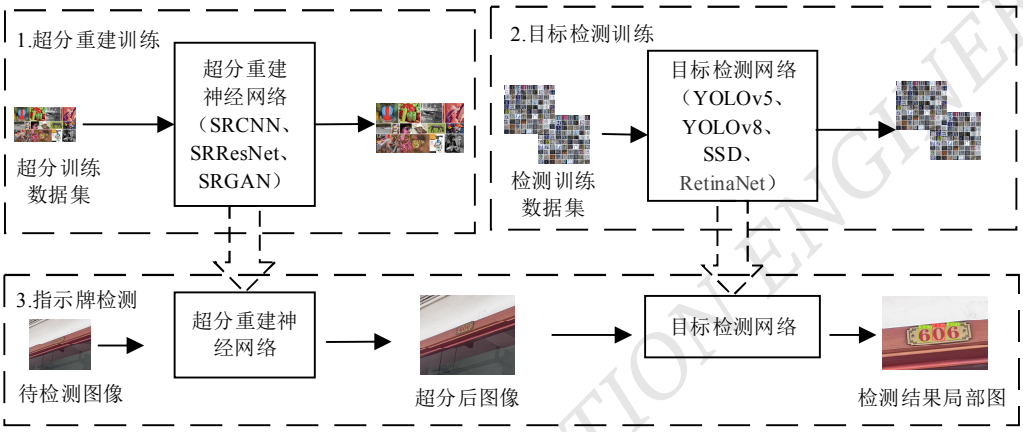


图 2　结合超分重建的室内指示牌检测方法步骤框图

2.1 超分重建训练

首先，构建超分重建训练数据集，用于训练有监督的超分重建神经网络；然后，在超分重建神经网络训练过程中，通过最小化超分重建图像与真实高分辨率图像之间的损失函数，不断迭代更新网络参数，形成低分辨率图像到高分辨率图像的映射关系。

本文选择超分辨率卷积神经网络（super-resolution convolutional neural network, SRCNN）、超分辨率残差网络（super-resolution residual network, SRResNet）和超分辨率生成对抗网络（super-resolution generative adversarial network, SRGAN）3 种经典的有监督超分重建神经网络进行超分训练。其中，SRCNN 通过三层卷积实现低分辨率图像向高分辨率图像的直接映射，具有结构简单的特点；SRResNet 引入残差结构以加深网络深度，提高了超分重建精度；SRGAN 在 SRResNet 的基础上结合生成对抗网络，利用感知损失与对抗损失进一步提升图像的视觉真实感来进行超分训练。本文对这 3 种超分重建神经网络分别进行 2 倍、4 倍放大，训练轮次均为 100，具体训练参数如表 1 所示。

表 1　3 种超分重建神经网络训练参数

超分重建神经网络	训练集	测试集	学习率	批大小
SRCNN	91image	Set5,Set14	1×10^{-4}	16
SRResNet	coco2014	Set5,Set14, BSD100	1×10^{-4}	128
SRGAN	coco2014	Set5,Set14, BSD100	1×10^{-4}	64

2.2 目标检测训练

首先，构建包含类别标注和目标边界框的图像训练数据集，用于训练基于深度学习的目标检测网络；然后，在目标检测网络训练过程中，通过最小化预测结果与真实标注之间的损失函数，不断迭代更新网络参数，从而得到能够准确检测图像目标的深度学习模型。

本文选取 YOLOv5、YOLOv8、单次多框检测器

AUTOMATION & INFORMATION ENGINEERING

（single shot multibox detector, SSD）和焦点损失网络（retinanet object detection network, RetinaNet）4 种经典的目标检测网络进行检测训练。其中，YOLOv5 和 YOLOv8 目标检测网络的数据集标注采用 yolo 格式，SSD 和 RetinaNet 目标检测网络的数据集标注采用 voc 格式，所有网络的训练轮次均为 100，具体训练参数如表 2 所示。

表 2　4 种目标检测网络训练参数

目标检测网络	训练集	学习率	批大小	权重类型
YOLOv5	coco2014	1×10^{-4}	16	*n*
YOLOv8	coco2014	1×10^{-4}	16	*n*
SSD	voc2007	2×10^{-3}	8	voc 预训练权重
RetinaNet	voc2007	2×10^{-3}	8	voc 预训练权重

2.3　指示牌检测

首先，利用训练好的超分重建神经网络模型对含指示牌的图像进行超分重建，得到高分辨率图像；然后，将高分辨率图像输入到训练好的目标检测网络模型中，进行指示牌检测。

3　性能验证实验

采用公开的街景门牌号（street view house numbers, SVHN）数据集和实验室采集的数据集对本文方法进行性能验证。从 SVHN 数据集中选取 1 236 幅图像作为实验数据集，并根据图像标注框中目标物的像素大小，将其分为低分辨率目标物（小于 96×96 像素）和高分辨率目标物（大于等于 96×96 像素）两类，两类目标物的数量统计如表 3 所示。

表 3　SVHN 数据集中低、高分辨率目标物数量统计表

目标物类型	目标物大小/像素	目标物数量/个
低分辨率目标物	[0×0, 96×96]	1 815
高分辨率目标物	[96×96, 640×640]	893

本文利用 iPhone13 手机采集实验楼各楼层门牌图像共 521 幅作为实验室数据集。统计所有标注的目标物像素，其中，低分辨率目标物共有 1 474 个，高分辨率目标物共有 17 个。实验楼门牌图像示例如图 3 所示。

图 3　实验楼门牌图像示例

实验环境：Python-3.10.11, Torch-2.0.1, CUDA:0 (NVIDIA GeForce RTX 4070, 12001MiB)

3.1　检测性能评价指标

本实验采用准确率（precision）、召回率（recall）、全类平均精度（mAP）3 个指标来评价指示牌的检测性能。其中，准确率是指模型预测为正类的样本中，实际为正类样本的比例；召回率是指在所有实际为正类的样本中，被模型正确预测为正类样本的比例；全类平均精度是将所有类别检测的平均精度（AP）进行综合加权平均而得到的指标。3 个性能评价指标的计算公式如下：

$$R_{\text{precision}}=\frac{TP}{TP+FP} \tag{5}$$

$$R_{\text{recall}}=\frac{TP}{TP+FN} \tag{6}$$

$$P_{\text{mAP}}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}AP_i \tag{7}$$

AUTOMATION & INFORMATION ENGINEERING

式中：*TP* 为实际为正类且被模型预测为正类的样本数，*FP* 为实际为负类但被模型预测为正类的样本数，*FN* 为实际为正类但被模型预测为负类的样本数，*N* 为类别数。

3.2 SVHN 数据集下检测性能验证实验

根据结合超分重建的室内指示牌检测方法步骤，对 SVHN 数据集中的图像分别采用 SRCNN、SRResNet 和 SRGAN 超分重建神经网络模型进行 2 倍、4 倍的超分重建。

在基于 YOLOv5、YOLOv8 目标检测网络的检测实验中，SVHN 数据集中训练样本均为 1 008 幅，验证样本均为 228 幅。分别对比 SRCNN、SRResNet 和 SRGAN 超分重建神经网络模型在未超分重建和 2 倍、4 倍超分重建的情况下，YOLOv5 和 YOLOv8 目标检测网络对指示牌的检测性能，实验结果如表 4 所示。

表 4　基于 YOLOv5、YOLOv8 目标检测网络的指示牌检测结果

方法	放大倍数	precision/%	recall/%	mPA@0.5
YOLOv5	—	81.5	67.9	0.769
SRCNN+YOLOv5	2	**87.3**	68.9	0.796
	4	82.2	70.7	0.790
SRResNet+YOLOv5	2	86.4	70.1	**0.806**
	4	81.0	**72.5**	0.799
SRGAN+YOLOv5	2	86.6	66.9	0.783
	4	86.8	71.9	0.798
YOLOv8	—	76.0	58.7	0.692
SRCNN+YOLOv8	2	77.0	61.7	0.715
	4	**88.8**	59.5	0.746
SRResNet+YOLOv8	2	77.3	**65.0**	0.737
	4	76.8	63.8	0.732
SRGAN+YOLOv8	2	82.0	60.0	0.732
	4	80.0	**65.0**	**0.747**

在基于 SSD、RetinaNet 目标检测网络的检测实验中，SVHN 数据集中训练样本均为 989 幅，验证样本均为 247 幅。分别对比 SRCNN、SRResNet 和 SRGAN 超分重建神经网络模型在未超分重建和 2 倍、4 倍超分重建的情况下，SSD 和 RetinaNet 目标检测网络对指示牌的检测性能，实验结果如表 5 所示。

表 5　基于 SSD、RetinaNet 目标检测网络的指示牌检测结果

方法	放大倍数	precision/%	recall/%	mPA@0.5
SSD	—	77.8	38.9	0.571
SRCNN+SSD	2	83.3	55.6	0.704
	4	86.5	**57.1**	**0.754**
SRResNet+SSD	2	80.3	45.0	0.644
	4	80.0	44.8	0.612
SRGAN+SSD	2	84.3	48.1	0.671
	4	**84.9**	45.2	0.665
RetinaNet	—	89.3	69.4	0.849
SRCNN+RetinaNet	2	93.5	80.6	0.882
	4	**95.6**	84.3	0.899
SRResNet+RetinaNet	2	93.0	81.5	0.877
	4	93.1	84.0	0.886
SRGAN+RetinaNet	2	93.5	84.3	0.892
	4	93.6	**86.6**	**0.916**

由表 4、5 可知，YOLOv5、YOLOv8、SSD 和 RetinaNet 目标检测网络对经过 2 倍、4 倍超分重建后的指示牌图像进行检测时，其精度（precision）、召回率（recall）和全类平均精度（mPA@0.5）均比未超分重建时有明显提高，这表明超分重建神经网络模型能有效增强图像细节，改善目标检测网络对低分辨率目标的检测性能。

3.3 实验室数据集下性能验证实验

在实验室数据集下，选取 YOLOv8 和 RetinaNet

AUTOMATION & INFORMATION ENGINEERING

目标检测网络进行性能检测实验。其中，YOLOv8 目标检测网络的训练集有 431 幅图像，验证集有 90 幅图像；RetinaNet 目标检测网络的训练集有 417 幅图像，验证集有 104 幅图像。分别对比 SRCNN、SRResNet 和 SRGAN 超分重建神经网络模型在未超分重建和 2 倍、4 倍超分重建的情况下，YOLOv8 和 RetinaNet 目标检测网络对门牌图像的检测性能，实验结果如表 6 所示。

表 6　实验室数据集下门牌图像的检测结果

方法	放大倍数	precision/%	recall/%	mPA@0.5
YOLOv8	—	95.5	91.2	0.960
SRCNN+YOLOv8	2	**97.0**	91.5	0.969
	4	96.7	91.8	0.968
SRResNet+YOLOv8	2	96.1	94.0	0.971
	4	95.6	93.1	0.975
SRGAN+YOLOv8	2	96.2	93.8	**0.978**
	4	95.6	**94.4**	0.972
RetinaNet	—	95.6	90.1	0.939
SRCNN+RetinaNet	2	97.4	92.6	0.958
	4	97.9	94.3	0.969
SRResNet+RetinaNet	2	98.6	96.6	0.981
	4	98.3	93.5	0.967
SRGAN+ RetinaNet	2	98.5	96.3	0.979
	4	**98.8**	**97.2**	**0.985**

由表 6 可知，实验室数据集下的门牌图像分别经过 SRCNN、SRResNet 和 SRGAN 超分重建神经网络模型 2 倍、4 倍超分重建后，利用 YOLOv8 和 RetinaNet 目标检测网络检测时，其精度（precision）、召回率（recall）和全类平均精度（mPA@0.5）均比未超分重建时有明显提高，不仅增强了超分重建神经网络模型的目标检测性能，还验证了该方法在自建数据集上的有效性和适用性。

4　结论

本文针对基于环境的固有标识物定位方法中存在的成像像素较低，导致固有标识物检测准确率下降的问题，提出结合超分重建的室内指示牌检测方法。通过分析单目相机透视成像模型及指示牌成像计算方法，从理论上证明指示牌距离相机较远时，其成像分辨率较低。本文利用结合超分重建的室内指示牌检测方法，提升了指示牌图像分辨率，从而提高检测准确率。在公开数据集 SVHN 和实验室数据集上的实验结果表明，超分重建后的指示牌图像检测性能明显优于未超分重建的指示牌图像。

同时，本文方法也存在不足之处，将在后续研究中进行完善：1） 指示牌种类不够丰富，可能导致目标检测网络在实际应用中泛化能力受限，后续可通过采集更多样化的指示牌图像，扩充数据集的种类和规模，并结合数据增强技术进一步提升网络模型的鲁棒性和有效性；2） 本文方法仅针对静态场景下的指示牌检测，未考虑动态环境或复杂场景下的指示牌检测问题，后续将探索与其他定位算法相结合，以实现动态复杂场景下的实时指示牌检测与定位，增强模型的实用性和适应性。

©The author(s) 2024. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 License (https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/)

参考文献

[1] 闫大禹,宋伟,王旭丹.国内室内定位技术发展现状综述[J].导航定位学报,2019,7(4):5-12.

[2] 李俊霞,王欣,黄高见,等.无源定位技术发展及其展望[J].无线电工程,2024,54(8):1825-1846.

[3] MANJARINI M, CHANDREYEE C. Characteristic analysis of fingerprint datasets from a pragmatic view of indoor localization using machine learning approaches[J]. The Journal of Super computing, 2023,79(16):18507-18546.

[4] CHUGUNOV A, PETUKHOV N, KULIKOV R. ToA positioning algorithm for TDoA system architecture[C]. 2020 International Russian Automation Conference. Sochi: IEEE,

AUTOMATION & INFORMATION ENGINEERING

2020: 871-876.

[5] JANG B, LU A N,YOU M Y, et al. A single observer passive location algorithm base on weighted least sauares criterion[C]. 2022 IEEE 22nd International Conference on Communication Technology. Nanjing: IEEE, 2022:1750-1754.

[6] 李春磊,陈久朋,伞红军,等.基于多传感器的紧耦合三维室内定位与建图[J].仪器仪表学报,2024,45(7):121-131.

[7] 张天意,许一祎,冯莉芳.基于二维码的室内视觉定位系统研究[J].光学学报,2024,44(9):157-163.

[8] 黄露,朱明.单目视觉人工路标辅助的移动机器人导航方法[J].计算机系统应用,2018,27(1):106-112.

[9] 刘其林,董明利,孙鹏,等.单目视觉空间移动靶位姿测量方法研究[J].仪器仪表学报,2023,44(11):196-204.

[10] 李鸿彬,孟庆浩,孙玉哲,等.基于深度学习门牌检测的机器人室内定位方法[J].激光与光电子学进展,2021,58(14):424-431.

[11] 王陈哲,陈宇佳,陶诗量,等.融合深度学习和特征点识别的室内定位研究[J].地理与地理信息科学,2023,39(6):23-27.

[12] 邓晖,邓逸川,欧智斌,等.单目视觉技术在室内定位中的应用研究[J].测绘工程,2021,30(6):8-15.

[13] 黄刚,蔡浩,邓超,等.基于室内标志的视觉定位方法[J].交通信息与安全,2021,39(6):172-179.

[14] 甘波,邢伟寅,刘洪义,等.基于改进 YOLOv5s 的道路凹坑检测算法[J].中国测试,2024,50(4):160-165.

[15] 张旭,董绍江,胡小林,等.基于改进 YOLOv3 的安全帽佩戴检测算法[J].机床与液压,2023,51(24):26-32.

[16] 朱佳华,彭兴辉,高剑,等.太阳能电池片隐裂检测的深度目标网络算法研究[J].机电工程技术,2022,51(8):87-91.

作者简介：

袁飞，男，1984 年生，博士研究生，讲师，主要研究方向：智能图像处理、智能检测技术、人工智能。E-mail: eric_f_y@foxmail.com

饶娆，女，1999 年生，硕士研究生，主要研究方向：图像检测、室内定位。E-mail: 2046935722@qq.com

周光海，男，1983 年生，硕士研究生，工程师，主要研究方向：测绘技术与应用。E-mail: hkvh899@163.com

陈伟斌，男，1999 年生，硕士研究生，主要研究方向：图像增强、红外图像增强。E-mail: 1485995573@qq.com

AUTOMATION & INFORMATION ENGINEERING