

# 基于目标检测网络的摄影测量编码点定位

秦大辉, 程栋\*, 苏铭著, 段云飞, 邵永波

西南石油大学土木工程与测绘学院, 四川 成都 610500

**摘要** 为解决传统摄影测量编码点定位依赖多种关系准则、判定复杂且识别不稳定的问题, 提出一种采用基于改进 YOLO v3 的目标检测网络分割编码点、利用距离排序识别中心标记点的定位方法。首先针对编码标记点特点改进特征提取网络, 从复杂背景中快速识别编码点, 然后在预测框内进行图像处理, 计算轮廓质心到中心的距离, 通过距离排序定位中心圆形标记点, 最后构建标尺编码点数据集用于网络训练和测试。实验结果表明, 目标检测网络识别编码点的精度达到 94.91%, 受环境和噪声等的影响小, 距离准则准确率高, 该定位方法具有适应性好、鲁棒性高的优点。

**关键词** 图像处理; 目标检测网络; 摄影测量; 编码标记点; YOLO v3

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0410011

## Photogrammetric Coded Point Localization Based on Target Detection Network

Qin Dahui, Cheng Dong\*, Su Mingzhu, Duan Yunfei, Shao Yongbo

School of Civil Engineering and Geomatics, Southwest Petroleum University, Chengdu, Sichuan 610500, China

**Abstract** In order to solve the problem that traditional photogrammetric coded point location depends on multiple relationship criteria, complex judgment, and unstable recognition, a localization method is proposed, which uses the target detection network based on improved YOLO v3 to segment the coding points, and uses distance sorting to identify the center mark points. First, the feature extraction network is improved according to the characteristics of the coded mark points, and the coded points are quickly identified from the complex background. Then, image processing is carried out in the prediction frame to calculate the distance from the centroid of the contour to the center, and then the circular mark points of the positioning center are sorted. Finally, the scale coding point data set is constructed for network training and testing. The experimental results show that the recognition accuracy of the target detection network for coded points reaches 94.91%, which is less affected by the environment and noise, and the distance criterion has high accuracy. The location method has the advantages of good adaptability and high robustness.

**Key words** image processing; target detection network; photogrammetry; coded markers; YOLO v3

**OCIS codes** 100.2000; 100.4996; 150.1488

## 1 引言

在摄影测量实际应用中, 研究人员常在被摄物

体表面布设一些易于识别的编码标记点。通过检测并匹配多幅图像之间的相同编码点, 可有效降低相机标定难度, 提高表面三维重建的速度和精度<sup>[1-5]</sup>。

收稿日期: 2020-06-28; 修回日期: 2020-07-27; 录用日期: 2020-08-07

基金项目: 国家自然科学基金(41702340)、中国国家科技重大专项(2017ZX05013001-002)、四川省杰出青年科技人才项目(2019JDTD0017)

\* E-mail: chengdong203@qq.com

编码标记点的种类很多<sup>[6-8]</sup>,其中环形编码标记点<sup>[9]</sup>因为设计简单、所采集图像的畸变较小而被广泛使用。

编码点解码算法包括标记点中心定位和编码环带解码步骤,其中中心定位是关键,也是环带解码的基础。为提高解码精度和速度,国内外研究者进行了大量的研究。Forbes 等<sup>[10]</sup>采用 Canny 算子提取图像轮廓,然后基于尺寸准则、形状准则提取中心标记点用于拟合椭圆,再根据灰度准则读取编码带信息以进行身份解码。Chen 等<sup>[11]</sup>针对像素较小或投影角较大的编码点,提出一种利用灰度梯度提取各编码段中心角的检测算法,该算法能实现准确定位与解码。杨恣等<sup>[12]</sup>为提高标记点定位精度,利用拟合椭圆外切矩形的几何性质来确定椭圆的长短轴位置及旋转角度,进一步构造验证参数,并通过结合聚类算法提取有效的标记点。传统算法多通过不断添加判断准则区分编码点、非编码点及噪声,从而提高中心标记点定位准确率。但是复杂场景下,传统算法仍存在识别不够稳定、效率较低的问题。

随着深度学习的快速发展,目标检测网络已在民用和军事等众多领域被广泛使用<sup>[13-15]</sup>。在大规模的目标检测数据集 VOC2007 中,目标检测的准确率高达 73.2%<sup>[16]</sup>,并且随着网络结构的优化,检测效率不断提高。其中 Redmon 等<sup>[17]</sup>提出的单个神经网络 YOLO(You Only Look Once),是一步检测的代表算法,该算法将目标区域预测和类别预测合二为一。而 YOLO v3<sup>[18]</sup>使用基于残差神经网络改进的 Darknet-53 进行特征提取并实现了多尺度预测,提高了对小目标的检测能力,获得了目前最佳的检测精度与速度的平衡。

在摄影测量和深度学习相结合的领域,Donne 等<sup>[19]</sup>利用深度学习网络检测棋盘格,并进行相机标定。陈明军等<sup>[20]</sup>针对运动目标上的模糊编码点构建网络,并进行网络训练和测试,该方法达到了较高的检测精度。陶聪等<sup>[8]</sup>设计了以汉字作为编码特征的编码标记点,并提出基于卷积神经网络的检测识别方法。而环形编码标记点作为最常用的标记点,尚未得到研究和应用。

区别于主动视觉的传统编码点识别方法,本文将 YOLO v3 算法应用于编码标记点检测,提出一种基于 YOLO v3 的改进网络识别编码点、再通过距离判断确定中心标记点的定位方法。实验结果表明,本文网络受光照、倾斜角度等因素的影响小,识别稳定性较高,中心定位算法的鲁棒性高。

## 2 基本原理

### 2.1 编码标记点

环形编码标记点在摄影测量领域应用最为广泛,本文用到的十字编码标尺包含 20 个不同身份的编码标记点,具有编码数量多、受相机偏移影响小、抗噪能力强、稳定性高的优点。编码标记点的结构包括圆形中心标记点和包含了编码点身份信息的同心分段环状区域,被称为编码带。根据角度将环形区域平均分成 15 段,每段 24°(代表一个二进制单位),黑白两色分别对应于二进制位“1”或“0”。顺时针读取的 15 个二进制数对应的十进制数中的最小值即为编码值,结构如图 1 所示。

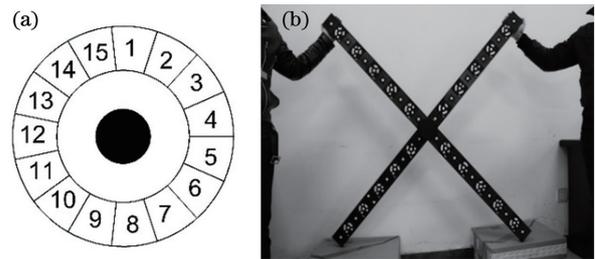


图 1 编码标记点。(a)编码结构;(b)十字编码标尺

Fig. 1 Coded markers. (a) Structure of coding; (b) scale of cross coding

### 2.2 编码点识别网络

YOLO v3 网络读取编码标尺图片时将其划分为  $S \times S$  个相同的单元格(图 2),然后通过卷积网络提取图像特征,最后输出  $13 \times 13$ 、 $26 \times 26$ 、 $52 \times 52$  三个尺度的特征图并进行目标检测。每个尺度的特征图由一系列的  $1 \times 1$  和  $3 \times 3$  的卷积层组成,并通过步长为 2 的上采样进行尺度传递。每个单元格负责检测出落在其中心的物体,预测出目标框和对应的置信度(Conf),再通过非极大值抑制(NMS)去除多余框,利用获得的最佳预测坐标值预定位编码点。置信度代表了预测边框的准确度。

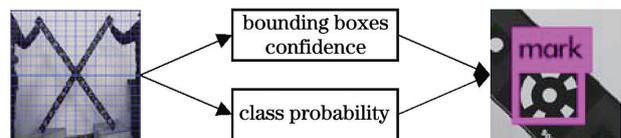


图 2 YOLO v3 检测流程

Fig. 2 Detection flow of YOLO v3

$$C = P(C_{Class,k}, O_{Object}) \cdot P(O_{Object}) I_{pred}^{truth} = P(C_{Class,k}) I_{pred}^{truth}, \quad (1)$$

式中: $C$  为目标置信分数; $O_{Object}$  为边界框中有目标; $C_{Class,k}$  为目标所属类别; $P(C_{Class,k})$  为当前预测

框是否有对象的概率;  $P(C_{Class,k}, O_{Object})$  表示存在目标时, 目标属于第  $k$  类的概率;  $P(O_{Object})$  表示包围盒中目标存在的概率;  $I_{pred}^{truth}$  表示包围盒与物体真实区域(Ground Truth)的交集与两者并集之比, 计算公式为

$$I_{pred}^{truth} = \frac{A_{area}(B_t \cap B_p)}{A_{area}(B_t \cup B_p)}, \quad (2)$$

式中:  $A_{area}$  为指定图像的区域面积;  $B_t$  为预测物体的边界框;  $B_p$  为基于训练样本标注的目标真实区域。通过锚箱得到预测对象的边界框, 每个预测边界框包含 4 个坐标, 即

$$\begin{cases} b_x = \delta(t_x) + c_x \\ b_y = \delta(t_y) + c_y \\ b_w = p_w \exp(t_w) \\ b_h = p_h \exp(t_h) \end{cases}, \quad (3)$$

式中:  $b_x, b_y$  分别为真实预测框中心的横、纵坐标;  $b_w, b_h$  分别为真实预测框的宽度和高度;  $\delta$  为 sigmoid 函数;  $t_x, t_y$  分别为预测目标中心的横、纵坐标;  $t_w, t_h$  分别为目标的宽和高;  $c_x, c_y$  分别表示目标框到图片左上角的横向、纵向偏移;  $p_w, p_h$  分别表示锚点框的宽和高。

YOLO v3 网络优化参数模型的损失函数 loss 为预测框和真实标注数据的坐标差、IOU 误差和分类误差之和。对于编码点单类目标, 不需要考虑分类误差, 所以损失函数 loss 可以表示为

$$L_{loss} = \sum_{i=0}^s E_c + E_{iou}, \quad (4)$$

式中:  $s$  为网格大小;  $E_c$  为预测框与真实数据的坐标误差;  $E_{iou}$  为包围盒误差。

### 2.3 网络结构改进

编码标记点区别于汽车、飞机等常见对象, 其面积占比小, 构造特征简单, 包含的信息更少, 识别难度大。为了在有限的数量中充分利用特征图, 借

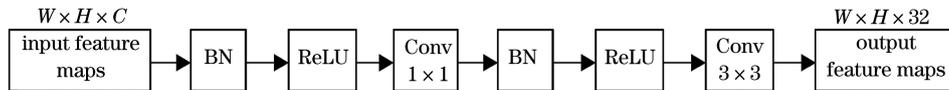


图 3 瓶颈层

Fig. 3 Bottleneck layer

通过在两个残差块间连接一个过渡层, 将特征缩小为原来的一半, 过渡层的输出就是第 4 个残差

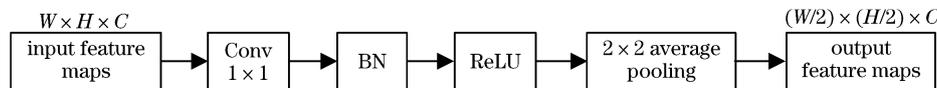


图 4 过渡层

Fig. 4 Transition layer

鉴 Huang 等<sup>[21]</sup> 提出的 Densenet 结构, 提出 M-YOLO(Mark YOLO)网络用于训练、识别编码标记点, 通过改进网络层间连接有效改善梯度消失问题, 通过强化网络层与层之间的信息传递使整个网络结构更为紧密, 通过有效复用卷积神经网络的特征, 减少了训练参数, 从而减少了计算量。

YOLO v3 采用 Darknet-53 网络结构提取特征, 残差块由残差单元构成, 每个残差单元包括两个卷积层, 网络中引入跳跃连接, 通过一个快捷链路拓展了非线性变换  $H_l(\cdot)$ , 每一层的输入  $x_l$  为前一层输出和激活输出之和, 即

$$x_l = H_l(x_{l-1}) + x_{l-1}, \quad (5)$$

式中:  $l$  为当前层数;  $x_{l-1}$  为前一层的输出;  $H_l(x_{l-1})$  为前一层的激活输出。

Darknet-53 网络包括 5 个残差块, 将对最后 3 个残差块降采样得到的 3 种尺度的特征图用于目标检测, 其中将对第 4 个残差块的特征图进行 2 倍上采样得到的特征图与第 3 个残差块融合得到的 8 倍下采样特征图具有最小的感受野, 可用于检测小尺寸目标。为加强编码点特征传递, 在此将残差块引入密集网络, 与残差网络特征图求和传递不同, 密集网络中当前层的特征映射与前一层的特征映射的连接结构可作为附加通道。将残差块中包含的 8 个残差单元密集连接后, 第  $l$  个组件处的非线性变换为前  $l-1$  个的输出的串联拼接, 即

$$x_l = H_l([x_1, x_2, \dots, x_{l-1}]), \quad (6)$$

式中:  $H_l(\cdot)$  包括批归一化(BN), 激活函数 ReLU (leaky ReLU) 和  $3 \times 3$  卷积。

从(6)式中可以看到, 随着密集网络的加深, 当前连接的特征图通道数量会很大, 为了避免数据量过大, 在密集网络中设置瓶颈层以确保每一层的输出通道是一样的, 将  $H_l$  定义为一个瓶颈层(图 3), 将输出通道减少到 32,  $H \times W$  表示长  $\times$  宽,  $C$  表示通道数。

块的输入, 图 4 显示过渡层如何将输入特征映射的空间大小减少 1/2。

图 5 展示了一个密集残差块的结构,共包括 8 个残差单元、7 个瓶颈层和 1 个过渡层。

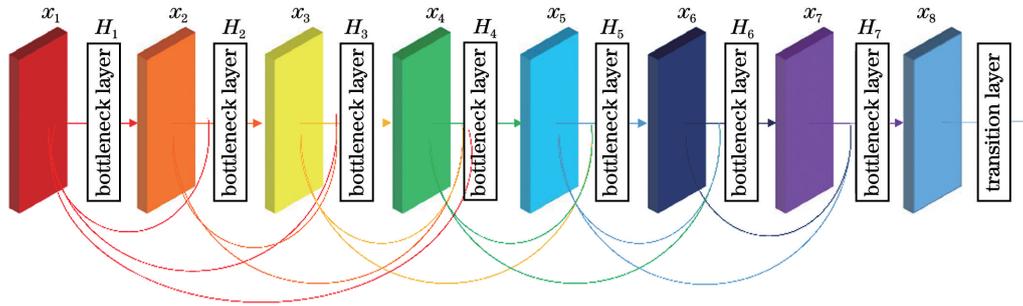


图 5 密集残差块

Fig. 5 Dense residual block

对于自制的单类编码点小数据集而言,不需要过多的密集结构,如果神经网络结构太深,就会丢失对象的精细特征信息。因此在浅层中学习有效的特征并进行特征信息的整合,通过只在生成小尺寸特征图的两个残差块内加强特征传递,保证精度和速度的平衡。

改进的 M-YOLO 网络特征提取结构如图 6 所示。无论输入图像大还是小,网络将其缩/放至 416 pixel×416 pixel。

	type	filters	size	output
	convolutional	32	3×3	416×416
	convolutional	64	3×(3/2)	416×416
1×	convolutional	32	1×1	208×208
	convolutional	64	3×3	
2×	convolutional	128	3×(3/2)	104×104
	convolutional	64	1×1	104×104
	convolutional	128	3×3	
	residual			104×104
	convolutional	256	3×(3/2)	52×52
	dense-residual	256	1×1 3×3	52×52
	transition layer	512	3×(3/2)	26×26
	dense-residual	512	1×1 3×3	26×26
	convolutional	1024	3×(3/2)	13×13
4×	convolutional	512	1×1	13×13
	convolutional	1204	3×3	
	residual			

图 6 改进 YOLO v3 的骨干网络

Fig. 6 Backbone network of improved YOLO v3

### 3 中心标记点定位

利用传统算法识别中心标记点时,先根据尺寸、形状和灰度等多种判断准则进行轮廓筛选,为排除

编码环带上的近圆“伪标记点”(图 7),还需引入位置、圆度等判断准则。针对不同噪声添加大量判断准则,这使定位过程繁琐,算法稳定性和实用性不足。图 7 中又表示伪标记点。



图 7 伪标记点

Fig. 7 False mark points

经识别网络的检测后,编码标记点从背景图中被分割出来,后续对中心标记点进行定位时,无需引入多种判断准则进行轮廓筛选,通过本文提出的距离比较即可识别中心标记点,处理结果如图 8 所示,具体定位步骤如下。

1) 图像预处理。该步骤的目的是减少分割图像中的无关信息,并尽可能地保证编码点的有效信息不被削弱,图像预处理包括灰度化、图像滤波、利用 Canny 算子提取图像轮廓。本文采用了各向异性扩散滤波器,相比于高斯滤波、中值滤波等方法,各向异性扩散滤波器引入迭代平滑和异质扩散的概念,在去噪和边缘细节保留两方面均有很好的效果,这利于得到更高的轮廓完整性和精度。

2) 轮廓中心计算。采用亚像素级精度的灰度加权质心法提取包围框内各轮廓质心,该方法的速度快、精度高,质心的计算公式为

$$\begin{cases} X_c = \sum_j \sum_i i \times I_{ij} / \sum_j \sum_i I_{ij} \\ Y_c = \sum_j \sum_i j \times I_{ij} / \sum_j \sum_i I_{ij} \end{cases}, \quad (7)$$

式中:  $(i, j)$  为像素点位置;  $I_{ij}$  为对应的灰度值。

3) 基于欧氏距离的中心标记点识别。结合预测框内目标大致居中和编码标记点构造居中的特

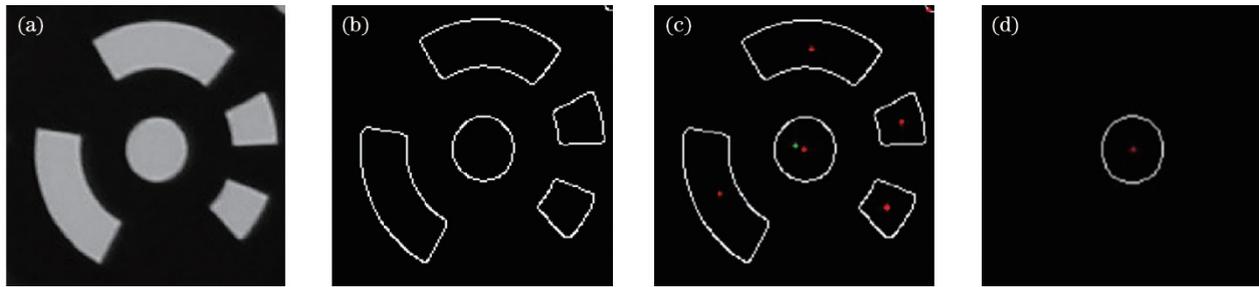


图 8 编码点中心定位。(a) 目标分割; (b) 预处理; (c) 质心提取; (d) 中心定位

Fig. 8 Center positioning of coded points. (a) Target segmentation; (b) pretreatment; (c) centroid extraction; (d) center positioning

## 4 实验结果与分析

本次实验的操作系统为 Windows 10, 深度学习框架为 Darknet, CPU 为 i7-7700, 内存为 16G, GPU 为 NVIDIA GeForce GTX 1080。网络训练的最大迭代次数为 60000 次, 其中动量和权重衰减系数分别为 0.9 和 0.0005, 批量大小设置为 32, 初始学习率为 0.001。

现阶段缺少标准的编码标记点数据集, 为获得编码标记点识别网络, 本次实验中通过 Basler ACA 的 2500~60  $\mu\text{m}$  工业镜头拍摄 GOM 公司的 Calibration Cross 1400 十字编码标尺采集编码点照片, 用于构建数据集。数据集包括多种环境下多姿态拍摄的 500 张照片 (约 1 万个编码标记点目标), 手动选择真实边框并将其标注为 “mark”。

### 4.1 编码点检测实验

通过计算召回率 (Recall) 和准确率 (Precision) 对编码点的识别效果进行实验评价。对于单类别的检测网络, 利用平均精确度 (AP) 进行检测模型准确性评价。其中, 召回率  $R$  和目标检测率  $P$  的表达式为

$$R = \frac{X_{\text{TP}}}{X_{\text{TP}} + X_{\text{FN}}}, \quad (8)$$

$$P = \frac{X_{\text{TP}}}{X_{\text{TP}} + X_{\text{FP}}}, \quad (9)$$

式中:  $X_{\text{TP}}$  为正确检测的目标数;  $X_{\text{FP}}$  为错误检测的目标数;  $X_{\text{FN}}$  为未检测到的目标数。

本实验选取 1009 个编码标记点测试网络, 得到对应的 Precision-Recall 曲线如图 9 所示。表 1 为两种模型的检测评价指标。

点, 通过比较各轮廓质心到包围框中心的欧氏距离, 保留距离最短的轮廓 (即中心标记点), 所求质心即为编码点中心。

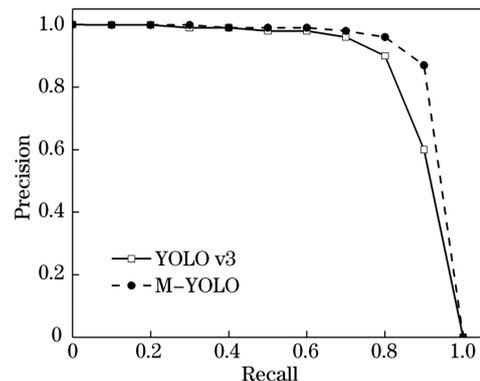


图 9 模型的 Precision-Recall 曲线

Fig. 9 Precision-Recall curves of model

表 1 两种模型的检测结果

Table 1 Detection results of two models

Algorithm	$X_{\text{TP}}$	$X_{\text{FP}}$	$X_{\text{FN}}$	$P$	$R$	AP / %
YOLO v3	978	17	26	0.98	0.96	87.86
M-YOLO	1008	9	17	0.99	0.98	94.91

两组实验的对比结果表明, YOLO v3 网络可用于对编码标记点的识别检测, 而改进网络在准确率和召回率方面均有所提升, 平均精确度从 87.86% 提升至 94.91%。图 10 展示了对同一张照片的检测结果对比, 衣物上的铁片在 YOLO v3 网络中被错误识别为编码点, 而改进网络成功排除了干扰。

为模拟编码标记点的实际使用条件, 测试集除包含成像质量良好的编码点图像外, 还包含了大倾角、远距离、光照强烈、光线不足等多种条件下拍摄的标尺, 识别网络均获得了较好的检测结果 (图 11), 其中单幅影像的检测时间小于 0.05 s。结果表明目标检测网络识别编码标记点的效率很高。

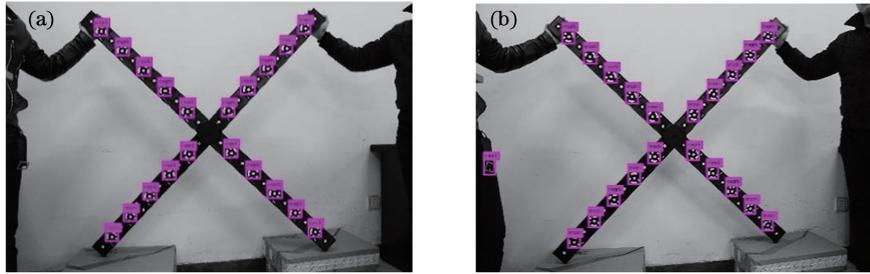


图 10 两组实验对同一照片的检测效果对比。(a)实验 1;(b)实验 2

Fig. 10 Comparison of detection effect of two experiments for the same photo. (a) Experiment 1; (b) experiment 1

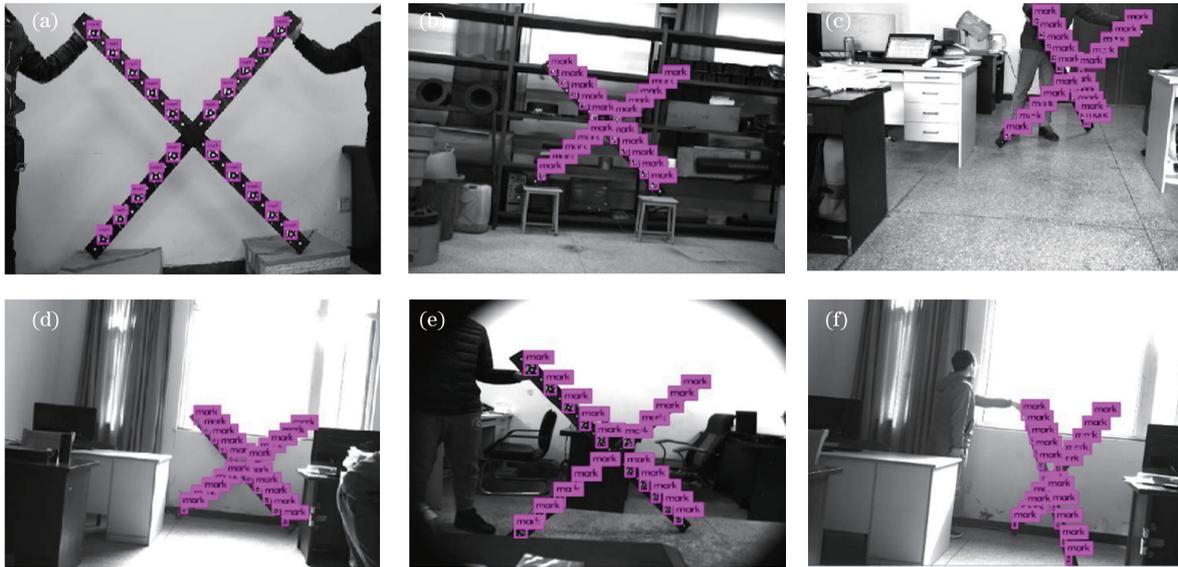


图 11 不同环境下的测试结果

Fig. 11 Test results in different environments

基于欧氏距离的中心标记点识别方法,通过实验测试 400 个编码点,该方法对中心标记点的定位成功率超过 98%。定位方法是以预测目标在包围框内大致居中为基础的,因此不仅要求识别网络具有高准确率,还对目标居中度有一定的要求。设置实验在定位成功的预测框内进行,通过计算预测框中心与标记点中心的距离,评价目标检测居中度。首先拍摄 5472 pixel × 3048 pixel 和 2592 pixel × 2048 pixel 两种分辨率的编码标尺图各 50 张,构建测试数据集 dataset 1, dataset 2 以进行目标识别,然后统计中心距离的最小值,并计算平均值和标准差(std)。在两种网络完成定位后,统计得到的距离数据如图 12 所示。

实验结果表明目标检测网络预测框较好地包围编码点,而改进网络在识别精度和稳定性方面均有所提升,从而有利于中心标记点的定位。

#### 4.2 中心标记点识别评价

为评价中心标记点识别算法的稳定性,本节选取 200 个编码点目标,设置两组实验,在实际图像中

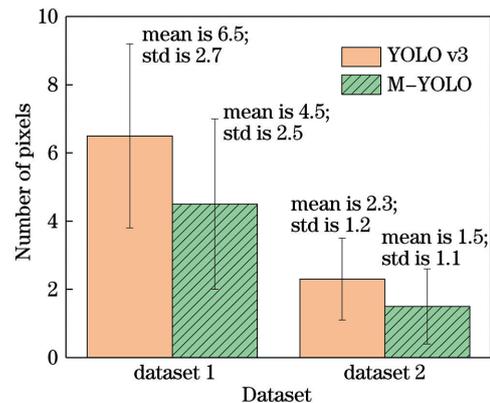


图 12 最近距离比较

Fig. 12 Nearest distance comparison

按 10% 的比例依次增加椒盐噪声和添加均值不同、标准差为 0.5 的高斯噪声,计算对应的识别成功率。用  $P_{rec}$  表示中心标记点的识别成功率,  $P_{noise}$  表示噪声比例。测试结果对比如图 13 和图 14 所示。

从图 13 中曲线的变化可以看出,随着椒盐噪声比例的增加,对中心标记点的识别成功率开始下降,其中传统多准则识别方法在 5% 的噪声比例

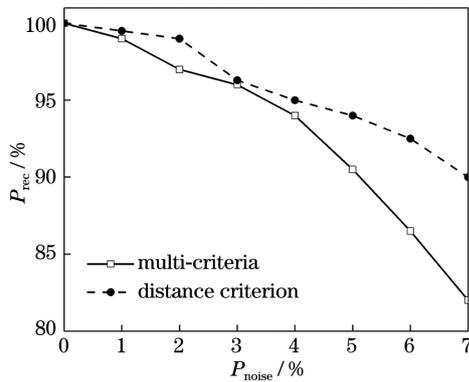


图 13 椒盐噪声对识别率的影响

Fig. 13 Influence of salt-and-pepper noise on recognition rate. The recognition success rate drops to 90% when adding 7% noise, while the proposed method maintains a recognition success rate of approximately 90% after adding 7% noise. From Fig. 14, it can be seen that the traditional method's recognition success rate drops rapidly after adding Gaussian noise with a mean value greater than 0.8, while the proposed method based on distance judgment maintains a recognition success rate above 95% after adding Gaussian noise with a mean value of 1.2. The comparison results of two algorithms in the noise experiment show that the distance criterion has

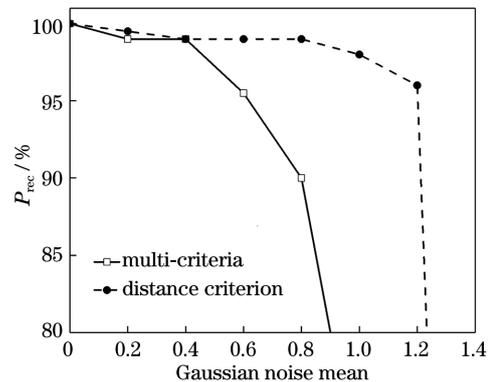


图 14 高斯噪声对识别率的影响

Fig. 14 Influence of Gaussian noise on recognition rate. Better anti-noise performance is achieved because the proposed method segments the image, and only the area around the coding points needs to be processed to remove a large amount of background information, which reduces the probability of interference with contour extraction due to excessive noise in the background area.

After positioning the center marking point, the decoding ring band information<sup>[22]</sup> is decoded, and the ID is directly marked on the image. Fig. 15 shows the decoding results of the captured image.

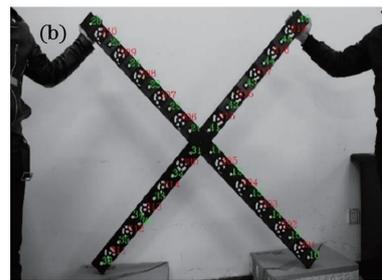


图 15 解码结果。(a)条件差;(b)条件好

Fig. 15 Decoding results. (a) Poor condition; (b) good condition

## 5 结 论

提出一种利用改进 YOLO v3 算法识别编码标记点的定位方法,自行构建编码点数据集以训练网络、识别分割编码点。结合所提出的距离准则,实现对编码点的精确定位。为提高网络识别精度,结合密集相连接改进网络,以强化小尺寸特征图的传递能力。提前进行分割处理,在不依赖各种判断准则的情况下,实现对中心标记点的识别。实验结果表明,所采用的目标识别网络可达到 94.91% 的编码点识别精度,该网络对中心标记点的定位也具有更高的鲁棒性,整个方法的流程简单,效率更高,适应性更好。后续工作将持续改进网络特征提取能力,实现对编码点的直接识别。

### 参 考 文 献

[1] Liu J W, Liang J, Liang X H, et al. Industrial vision

measuring system for large dimension work-pieces [J]. Optics and Precision Engineering, 2010, 18(1): 126-134.

刘建伟, 梁晋, 梁新合, 等. 大尺寸工业视觉测量系统 [J]. 光学精密工程, 2010, 18(1): 126-134.

[2] Zhu J G, Guo L, Ye S H. Principle and implementation method of three-dimensional precision positioning in large field working space [J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(7): 1872-1876.

郝继贵, 郭磊, 叶声华. 现场条件下大空间三维精密定位原理与方法 [J]. 光学学报, 2009, 29(7): 1872-1876.

[3] Zhang Z H, Wang S, Wang Y Y, et al. Method for extracting the center of circular coded target based on radial straight line fitting of circular coding [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(7): 071203.

张宗华, 王森, 王宇莹, 等. 基于编码环带径向直线拟合的圆环编码标记点中心提取方法 [J]. 激光与光

- 电子学进展, 2020, 57(7): 071203.
- [4] Cui H X, Chen L J, Wang N, et al. Calibration method with implicit constraints for multi-view combined camera using automatic coding of marker points[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(1): 0110003.  
崔红霞, 陈丽君, 王宁, 等. 基于标志自动编码的多视组合相机隐式约束标定方法[J]. 中国激光, 2020, 47(1): 0110003.
- [5] Cronk S, Fraser C, Hanley H. Automated metric calibration of colour digital cameras [J]. The Photogrammetric Record, 2006, 21(116): 355-372.
- [6] Yang X L, Fang S P, Kong B, et al. Design of a color coded target for vision measurements [J]. Optik, 2014, 125(14): 3727-3732.
- [7] Li S Z, Maddah-Ali M A, Avestimehr A S. Coding for distributed fog computing [J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(4): 34-40.
- [8] Tao C, Shi Y, Zhang L Y. Detection and recognition of Chinese character coded marks based on convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(8): 191-200.  
陶聪, 施云, 张丽艳. 基于卷积神经网络的汉字编码标记点检测识别[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(8): 191-200.
- [9] Sinnreich K, Boesemann W. Optical 3D tube measurement system for quality control in industry [J]. Proceedings of SPIE, 1994, 2249: 192-199.
- [10] Forbes K, Voigt A, Bodika N. An inexpensive, automatic and accurate camera calibration method [C]//Proceedings of the Thirteenth Annual Symposium of the Pattern Recognition Association of South Africa, November 28-29, 2002, Langebaan, South Africa: PRASA, 2002.
- [11] Chen R, Zhong K, Li Z W, et al. An accurate and reliable circular coded target detection algorithm for vision measurement[J]. Proceedings of SPIE, 2016, 10023: 1002319.
- [12] Yang M, Da F P. Circular control points detection based on circumscribed rectangle of an ellipse [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(12): 1215007.  
杨恣, 达飞鹏. 基于椭圆外切矩形性质的圆形标记点检测[J]. 光学学报, 2018, 38(12): 1215007.
- [13] Hou B J, Yang M H, Sun X W. Real-time object detection for millimeter-wave images based on improved faster regions with convolutional neural networks [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(13): 131009.  
侯冰基, 杨明辉, 孙晓玮. 基于改进 Faster RCNN 的毫米波图像实时目标检测[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(13): 131009.
- [14] Yao Q L, Hu X, Lei H. Object detection in remote sensing images using multiscale convolutional neural networks[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(11): 1128002.  
姚群力, 胡显, 雷宏. 基于多尺度卷积神经网络的遥感目标检测研究[J]. 光学学报, 2019, 39(11): 1128002.
- [15] Wang J L, Lü X Q, Zhang M, et al. Remote sensing image ship detection based on improved R-FCN[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(16): 162803.  
王健林, 吕晓琪, 张明, 等. 基于改进 R-FCN 的遥感图像舰船检测[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(16): 162803.
- [16] Ren S Q, He K M, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [17] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA, New York: IEEE Press, 2016: 779-788.
- [18] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: an incremental improvement [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, Salt Lake City, USA. New York: IEEE Press, 2018.
- [19] Donne S, De Vylder J, Goossens B, et al. MATE: machine learning for adaptive calibration template detection[J]. Sensors, 2016, 16(11): 1858.
- [20] Chen M J, Zhou H C, Zhang L Y. Recognition of motion blurred coded targets based on convolutional neural network [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2017, 29(10): 1844-1852.  
陈明军, 周含策, 张丽艳. 基于卷积神经网络的运动模糊编码点识别[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2017, 29(10): 1844-1852.
- [21] Huang G, Liu Z, van der Maaten L, et al. Densely connected convolutional networks [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 2261-2269.
- [22] Zhou L, Zhang L Y, Zheng J D, et al. Automated reference point detection in close range photogrammetry [J]. Journal of Applied Sciences, 2007, 25(3): 288-294.  
周玲, 张丽艳, 郑建冬, 等. 近景摄影测量中标记点的自动检测[J]. 应用科学学报, 2007, 25(3): 288-294.