

基于双目视觉的钢筋绑扎节点定位方法

成彬¹, 赵彬兵¹, 雷华², 何博²

(1. 西安建筑科技大学机电工程学院, 陕西 西安 710055; 2. 中国重型机械研究院股份公司, 陕西 西安 710016)

摘要: 针对实际钢筋绑扎施工现场存在钢筋网多层次, 作业环境和光线复杂, 以及构件密集等问题, 从多层钢筋骨架平面绑扎实际需求出发, 为实现钢筋绑扎节点的精确定位, 以双目视觉联合目标识别思想为基础, 提出一种基于双目立体匹配和绑扎状态识别的钢筋绑扎节点联合定位方法。首先, 通过引入 Hourglass 特征提取网络和有效通道注意力机制 (ECANet) 对 AnyNet 的特征提取网络进行改进, 提高钢筋网区域的匹配精度。多层钢筋网具有复杂的结构和层间关系, 通过深度过滤得到目标绑扎工作层。其次, 根据目标绑扎工作的特征, 提出一种基于钢筋骨架提取的绑扎节点定位模型, 通过提取钢筋骨架并拟合钢筋骨架方程获取钢筋绑扎节点坐标。最后, 通过轻量化的 YOLOv5 对绑扎节点状态进行识别, 输出待绑扎点坐标。实验结果表明, 基准网络 AnyNet 的 3 像素误差 (3PE) 为 8.16%, 而所提算法的 3PE 仅为 3.72%, 有效提高了算法的匹配精度; 所提算法可过滤掉深层次钢筋的干扰, 且钢筋绑扎节点空间定位的平均误差为 5.03 mm, 能够满足复杂背景下的钢筋绑扎工作需求。

关键词: 钢筋绑扎; 深度学习; 双目视觉; 立体匹配; 目标检测

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0069933

Localization Method of Rebar Tying Nodes Based on Binocular Vision

CHENG Bin¹, ZHAO Binbing¹, LEI Hua², HE Bo²

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, Shaanxi, China;

2. China National Heavy Machinery Research Institute Co., Ltd., Xi'an 710016, Shaanxi, China)

【Abstract】 Aiming at the problems at an actual rebar binding construction site, such as multilayered rebar mesh, complex operating environments and light, and dense components, and to realize the accurate positioning of rebar binding nodes, a joint localization method for rebar binding nodes based on binocular stereoscopic matching and binding state recognition is proposed starting from the actual needs of multilayer rebar skeleton plane binding. This method is based on joint target recognition with binocular vision. First, the feature extraction network of AnyNet is improved by introducing a Hourglass feature extraction network and an Efficient Channel Attention Network (ECANet) to improve matching accuracy in the rebar mesh region. As the multilayer rebar mesh has a complex structure and interlayer relationship, the target lashing work layer is obtained by depth filtering. Second, a lashing node localization model based on rebar skeleton extraction is proposed according to the characteristics of the target lashing work. Additionally, the coordinates of the rebar lashing nodes are obtained by extracting the rebar skeleton and fitting the equation of the rebar skeleton. Finally, the state of lashing nodes is identified by the light-weighted YOLOv5 to output the coordinates of the points to be tied. The experimental results show that the three Pixel Error (3PE) of the benchmark network AnyNet is 8.16% and that of the proposed algorithm is only 3.72%, which effectively improves the matching accuracy of the algorithm. The proposed algorithm can filter out the interference of deep-seated rebar, and the average error of the spatial localization of rebar tying nodes is 5.03 mm, which can satisfy the demand of rebar tying in a complex background.

【Key words】 rebar tying; deep learning; binocular vision; stereo matching; target detection

0 引言

在工程建筑领域, 钢筋绑扎是保障钢筋混凝土结构稳固与安全的核心步骤。钢筋网的结构简单, 由水平钢筋和垂直钢筋交织而成, 形成矩形网格结

构。而钢筋绑扎的首要目标是确保钢筋网的绑扎施工严格按照国家相关规范和设计要求进行, 保证建筑物的结构安全和稳定性。传统的钢筋绑扎方法主要依赖人工操作, 然而, 其较低的工作效率与较大的加工误差影响着建筑行业标准化、产业化及机械化

基金项目: 国家自然科学基金 (52475531); 陕西省自然科学基金基础研究计划项目 (2021JM-360)。

作者简介: 成彬, 男, 教授、博士、博士生导师, 主研方向为计算机视觉、数字化智能化设计与制造; 赵彬兵, 硕士研究生; 雷华 (通信作者), 教授级高级工程师; 何博, 正高级工程师。

收稿日期: 2024-05-30

修回日期: 2024-08-26

E-mail: leihua2005@163.com

进程。为突破此困境,现场施工方式需要向工厂化预制转型^[1]。因此,研究钢筋绑扎节点定位对于提高钢筋骨架自动成型生产线的自动化智能化程度有重大意义。

目前,国内外对钢筋绑扎节点的定位研究主要集中在利用标签识别定位、激光检测器识别定位和机器视觉识别定位等 3 种方式。Tybot 是一款龙门式钢筋绑扎机器人^[2],其通过识别标签定位钢筋绑扎节点,但其结构相对较大,只适用于大型建筑场景,不利于预制板制造场景以及其他需要灵活部署钢筋的场景。可在钢筋网上实现 4 个方向运动的钢筋绑扎移动机器人“T-iROBO Rebar”^[3]以及以无人机为载体的钢筋绑扎飞行机器人 SkyTy^[4]则是采用激光扫描技术对钢筋网进行细致探测,从而精准识别交叉点,然而,其很容易受到多层钢筋平面的干扰。近年来,国内外学者开始研究基于机器视觉对钢筋绑扎节点的识别定位。成彬等^[5]提出一种融合深度学习与特征投影曲线的钢筋绑扎节点检测方法。但该方法只能实现钢筋绑扎节点的二维定位,同样会受到多层钢筋平面的干扰。JIN 等^[6]利用深度相机配合深度学习算法感知钢筋绑扎点三维坐标及绑扎状态。但 RGB-D 相机易受自然光因素影响,并且对于结构复杂的场景容易产生遮挡问题。

双目立体匹配方法通过模仿高等生物的视觉系统,即对两幅不同位置的目标图像进行特征提取,基于特征点通过特定的算法计算双目视差,进而实现三维场景的重建^[7]。基于人工特征的立体匹配方法通常使用代价计算、代价聚合和视差计算等步骤,其优点是计算速度较快,但在处理遮挡、重叠和纹理缺乏等复杂情况时存在准确率下降的问题。基于深度学习的立体匹配算法则利用卷积神经网络(CNN)提取图像特征,将其用于代价计算,同时将代价聚合与图像增强等过程融入特征提取中,实现了端到端的双目图像匹配。KENDALL 等^[8]提出 GC-Net,通过代价体和三维卷积神经网络(3D-CNN)的结合实现了准确的视差预测。CHANG 等^[9]创新性地提出了 PSMNet,在特征提取过程中引入空间金字塔网络,旨在充分利用并融合全局范围内不同层次的信息,并通过 3D-CNN 完成代价聚合的任务。GUO 等^[10]提出 GWCNet,通过引入 group-wise 相关代价空间和优化的 3D 沙漏网络,充分利用图像信息捕捉匹配的相关性。CHENG 等^[11]创新性地提出了一种端到端的分层神经架构搜索(NAS)框架。基于深度

学习的立体匹配学习图像特征和立体匹配规则^[12],从而提高复杂场景下的立体匹配准确性。双目立体匹配技术的迅猛发展,为钢筋绑扎节点的三维定位提供了切实可行的解决方案。

钢筋网由单根钢筋横纵交错组成,其形状类似且堆叠情况多变,同时整体钢筋网表现出重复纹理等特点。考虑到钢筋骨架平面中高度相似的环境特征和先验信息的不足,其不适合使用基于人工特征的立体匹配方法获取钢筋的空间信息。因此采用基于深度学习的钢筋网双目立体匹配方法。

本文以钢筋工程现场绑扎环节为研究对象,构建了一种基于双目视觉的钢筋绑扎节点精确定位框架,并提出一种基于双目立体匹配和绑扎状态识别的钢筋绑扎节点联合定位方法。首先,创建多层钢筋网立体匹配数据集,提出基于改进的 AnyNet^[13]多尺度钢筋网双目立体匹配模型;然后,针对钢筋骨架特征,提出一种基于钢筋骨架提取的钢筋绑扎点定位模型;最后,创建钢筋节点绑扎状态数据集,提出一种基于轻量化 YOLOv5 的钢筋节点绑扎状态识别模型,判断钢筋节点绑扎状态,并输出未绑扎节点的三维坐标。

1 基于双目视觉的钢筋绑扎节点精确定位框架

实际钢筋绑扎施工现场存在着作业环境和光线复杂,以及构件密集等问题。钢筋绑扎节点的精确定位在保证结构安全性、提高结构性能、保证施工质量和提高工程效率方面发挥着重要的作用。为了实现钢筋绑扎节点的精确定位,本文联合双目视觉与目标识别,以钢筋网双目图像为输入,构建了基于双目视觉的钢筋绑扎节点精确定位框架,如图 1 所示(彩色效果见《计算机工程》官网 HTML 版,下同)。

控制相机依次遍历整个钢筋网,通过钢筋网双目立体匹配模型输出相应的视差图,基于三维重建技术,从钢筋网现场图像提取稠密的三维点云数据,实现精准的空间信息获取。接着,通过对获得的钢筋深度图像进行深度过滤,获得钢筋网目标绑扎工作面,进而对钢筋网的钢筋绑扎节点进行精确定位。最后,将定位点的邻域 300×300 像素钢筋绑扎状态图像作为钢筋绑扎节点状态识别模型的输入,判断当前点的绑扎状态。通过各模型之间的协同工作,实时输出钢筋网中待绑扎节点的三维坐标。

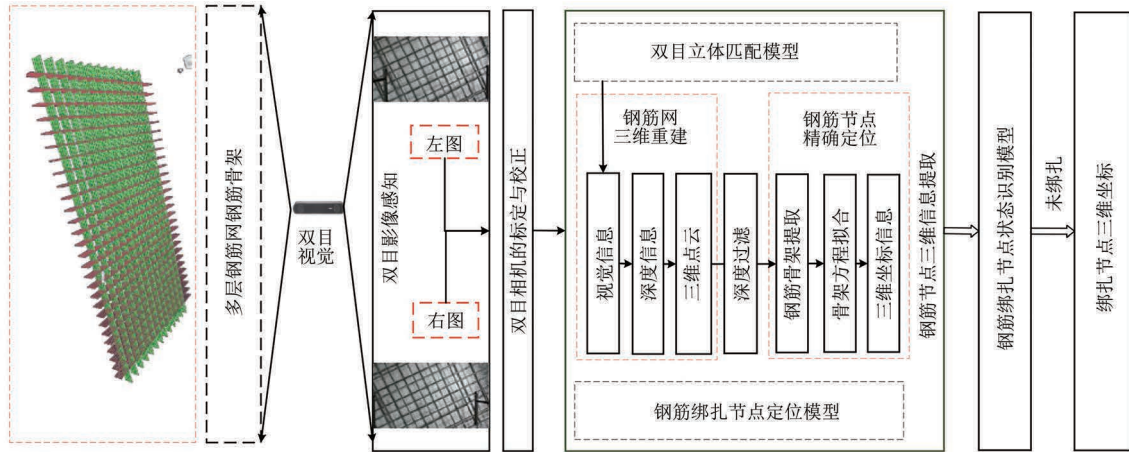


图 1 基于双目视觉的多层钢筋绑扎节点精确定位框架

Fig.1 Binocular vision-based framework for accurate positioning of multilayer rebar binding nodes

2 基于双目立体匹配和绑扎状态识别的钢筋绑扎节点联合定位模型

本文提出了一种基于改进的 AnyNet 双目立

体匹配算法、基于钢筋骨架提取的钢筋绑扎节点定位结合基于轻量化 YOLOv5 的绑扎状态识别算法的钢筋绑扎节点联合定位方法,模型如图 2 所示。

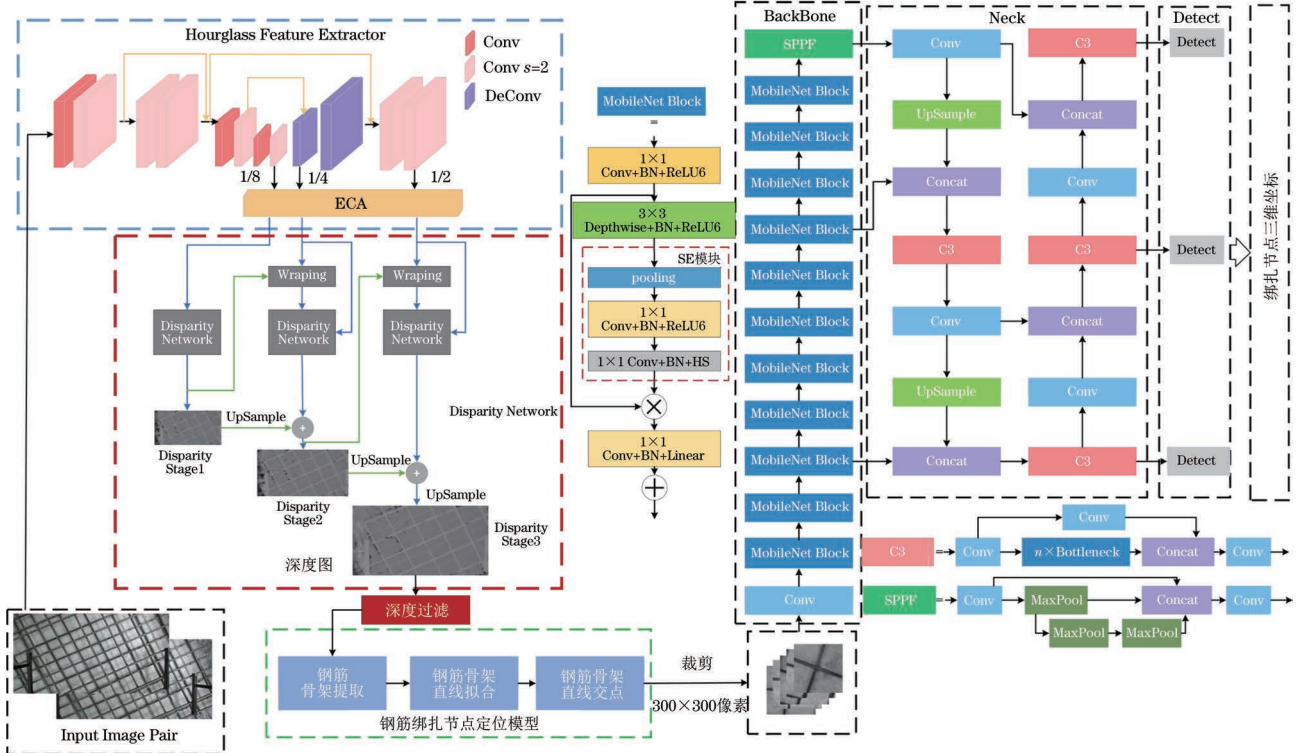


图 2 基于双目立体匹配和绑扎状态识别的钢筋绑扎节点联合定位模型

Fig.2 Joint localization model of rebar-tied nodes based on binocular stereo matching and tie state recognition

为实现对钢筋绑扎节点的实时高精度三维定位,本文首先采用多尺度特征提取器 Hourglass^[14]和有效通道注意力机制(ECA^[15])对 AnyNet 进行优化,构建了基于改进的 AnyNet 多尺度钢筋网双目立体匹配模型;针对钢筋绑扎节点定位问题,根据获得的目标钢筋绑扎工作面特征,提出一种基于钢筋骨架提取的钢筋绑扎点定位模型;针对绑扎状

态识别问题,本文基于轻量化网络 MobileNetV3^[16]构建了绑扎状态识别模型,联合上述 3 种模型确定待绑扎钢筋节点三维坐标,最终实现对钢筋绑扎节点的精确定位。

2.1 基于改进的 AnyNet 的多尺度钢筋网双目立体匹配模型

钢筋网通常由大量的钢筋交叉组成,通常具有

较高的密度,即在单位面积上存在大量的钢筋,同时还可能存在多层堆叠的情况,导致图像中的钢筋呈现重复纹理、弱纹理的状态;由于钢筋的颜色和背景之间的对比度较低,钢筋网图像往往具有较小的灰度差异。

针对以上情况,以 AnyNet 的图像特征提取网络为研究对象,对 AnyNet 进行改进以适应钢筋网场景立体匹配困难的问题。首先引入融合空洞卷积的 Hourglass 结构以交互不同尺度的钢筋网特征信息,以及更全面地捕捉细节特征的语义;同时,本文在特征提取网络的输出阶段引入 ECANet,提升网络的特征表达能力,如图 2 蓝色框所示。上述 Hourglass 结构和 ECANet 共同构成本模型的特征提取网络。

运用特征提取网络对钢筋绑扎施工现场双目图像进行处理,该网络输出多尺度特征图,包括 1/8、1/4、1/2 分辨率的特征图。第一阶段(Stage 1)仅计算最低分辨率特征图并通过视差网络生成低分辨率视差图。阶段 2(Stage 2)和阶段 3(Stage 3)则专注于采用残差计算策略预测残差,首先对低分辨率视差图进行上采样,对更大尺度的输入特征进行变换,恢复视差图的分辨率,在尽可能提高检测速度的同时,逐阶段提高检测精度,以快速得到一个高精度视差图。

2.1.1 多尺度特征提取器

如图 2 中特征提取网络部分所示,首先引入上下采样密集连接的结构,即卷积与反卷积叠加的 Hourglass 结构^[17]。该结构可以捕获多分辨率的特征,从而获取更多的特征信息。首先 Hourglass 特征提取网络通过跨步卷积进行下采样;由于跨步卷积下采样降低了图像分辨率并丢失了信息,故将普通卷积替换为空洞卷积^[18],这样做的优点是卷积过程中,通过在输入特征图中巧妙地插入适量“空洞”或零值增加感受野,使得每个卷积输出包含更大范围的信息,实现图像特征的快速提取;最后进行反卷积上采样,将特征图的尺寸恢复到原始输入图像的大小。该模块以 3 种不同的分辨率(1/8、1/4、1/2)输出,并在输出端引入 ECANet^[19],该模块增强钢筋、钢筋纹理及钢筋交点等区域的特征信息,增强特征图表达能力,并输入后续视差网络,其结构如图 3 所示,该模块输入维度为 $H \times W \times C$ 的特征图,首先利用全局平均池化对其空间维度进行特征压缩。随后,通过一维卷积操作,采用大小为 k 的卷积核,生成通道权重,实现局部跨通道信息的有效交互。随后利用自适应一维卷积核进行卷积,以促进各层

通道与相邻通道间的信息交流与权重共享。卷积核 k 的大小决定了权重的数量,其计算式为:

$$k = \psi(C) = \left\lfloor \frac{\ln C}{\gamma} + \frac{b}{\gamma} \right\rfloor_{\text{odd}} \quad (1)$$

式中: γ 和 b 为线性拟合非线性参数; γ 设置为 2; b 设置为 1; C 为特征通道的尺度; $\lfloor t \rfloor_{\text{odd}}$ 为离 t 最近的奇数。

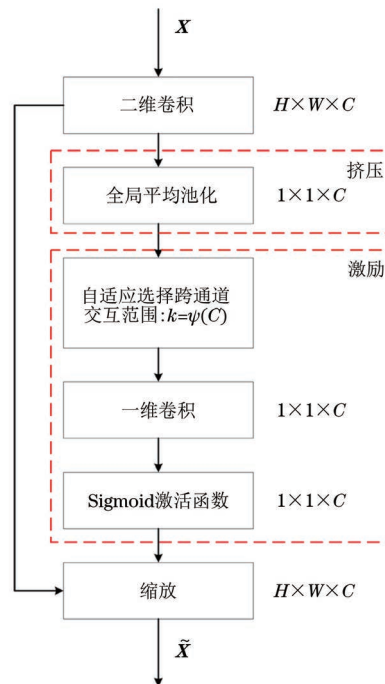


图 3 ECANet 结构

Fig.3 Structure of ECANet

2.1.2 视差生成网络

如图 2 视差生成网络部分所示,视差生成网络以多尺度特征提取器得到的特征图作为输入,输出视差图。利用该网络计算初始视差图(Stage 1)以及用于后续校正的残差图(Stage 2 和 Stage 3)^[20],具体步骤如下:

1) 匹配代价量计算。

若 $H \times W$ 为输入特征图大小,则匹配代价量的尺寸为 $H \times W \times M$, M 表示所考虑的最大视差。将左图像中的每个像素 (i, j) 表示为向量 $\mathbf{P}_{ij}^{(L)}$, 其中维度 α 对应于左特征图像第 α 通道。类似地,定义 $\mathbf{P}_{i(j-k)}^{(R)}$ 。然后,匹配代价量元素 (i, j, k) 被定义为两个向量 $\mathbf{P}_{ij}^{(L)}$ 和 $\mathbf{P}_{i(j-k)}^{(R)}$ 之间的 L_1 距离:

$$C_{ijk} = \|\mathbf{P}_{ij}^{(L)} - \mathbf{P}_{i(j-k)}^{(R)}\|_1 \quad (2)$$

2) 代价聚合。

上述过程求得的匹配代价量可能包含输入图像中的噪声、遮挡或误匹配导致的误差。作为视差网络的第 2 步,用几个 3D 卷积层对匹配代价量进行细化,以进一步提高获得的匹配代价量。

3) 视差计算。

如果匹配代价量是精确的,可以将像素 (i, j) 的视差表示为 $\hat{D}_{ij} = \operatorname{argmin}_k C_{ijk}$ 。然而,匹配代价量可能存在较多噪声,导致无法搜索全局最小值。因此视差网络采用视差回归,通过计算匹配代价加权平均值来确定视差值:

$$\hat{D}_{ij} = \sum_{k=0}^M k \times \frac{\exp(-C_{ijk})}{\sum_{k'=0}^M (-C_{ijk'})} \quad (3)$$

4) 残差预测。

本文立体匹配算法仅在第 1 阶段采用极低分辨率计算完整的视差图,后续第 2、3 阶段则专注于预测残差。通过专注于现有视差的微调,将最大视差限制至 $M=5$ (涵盖 $-2, -1, 0, 1, 2$ 的偏移),对粗糙视差图进行上采样,对更大尺度的输入特征进行变换。由于低分辨率输入的粗糙性,通常会存在数个像素的不匹配情况。为此,计算残差视差图以纠正这种不匹配:

$$C_{ijk} = \|\mathbf{P}_{ij}^{(L)} - \mathbf{P}_{i(j-k+2)}^{(R)}\|_1 \quad (4)$$

最后,将得到的残差视差图与前一阶段的上采样视差图相加,得到更为精确的视差估计 d 。

2.2 基于钢筋骨架提取的钢筋绑扎节点定位

根据上述立体匹配模型输出相应的视差图 d 。在已知相机内外参数的情况下,利用视差图计算左视图的深度图 Z 。 Z 反映每个像素点与相机成像光心的距离,为后续的钢筋绑扎节点定位提供了重要的深度信息。

$$Z = \frac{b \cdot f}{d} \quad (5)$$

式中: f 为焦距; b 为相机基线距离(即左、右相机光心间的距离),作为相机的固定参数,其已知且恒定。

根据双目视觉三维重建原理,将左视图深度值与双目相机的内外参数相结合,实现像素坐标 (u, v) 到三维世界坐标 (X_w, Y_w, Z_w) 的转换,进而完成钢筋绑扎现场三维重建。

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{f}{d_x} & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \frac{f}{d_y} & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: $\frac{f}{d_x}$ 和 $\frac{f}{d_y}$ 为焦距与像素尺寸之比; u_0 和 v_0 表示图像中心在像素坐标系中的坐标,由相机的物理结构特性决定; $\mathbf{R}$ 和 $\mathbf{t}$ 分别为相机外部参数旋转矩阵和平移矩阵。

为了避免不同层次钢筋对于目标钢筋绑扎工作层的干扰,一个重要前提是分离不同层级之间的钢筋。过滤深层钢筋的干扰表示为:

$$t(x, y) = \begin{cases} r_d(x, y), & h - t < r_d(x, y) < h + t \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $t(x, y)$ 为深度过滤后的目标钢筋工作层; $r_d(x, y)$ 为真实钢筋的深度图; h 为深度阈值; t 为深度阈值可浮动范围。如图 4 所示,绿色部分为提取到的目标钢筋工作层。

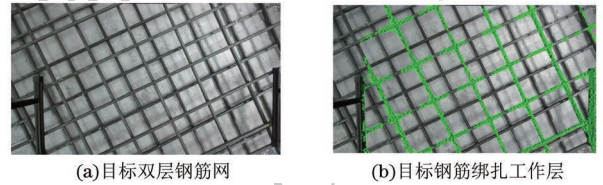


图 4 目标钢筋绑扎工作层提取

Fig. 4 Extraction of working layer of target rebar binding

2.2.1 钢筋骨架提取

如图 5(a)所示,对获取的钢筋绑扎目标工作层进行二值化后可知,其存在一些小空洞或断裂,因此使用闭运算操作处理钢筋二值化图像,得到如图 5(b)的钢筋区域。然后对钢筋整体进行细化,得到钢筋的骨架。本文采用 Zhang-Suen 细化算法进行骨架提取^[21],如图 5(c)所示。该算法的核心思想是通过两次迭代操作来逐步细化图像,删除不满足特定条件的像素。算法的迭代过程会逐渐细化图像,直到达到停止条件,得到所需的骨架或细线特征,具体方法如下。

假设白色像素为 1,黑色像素为 0,输入的钢筋网二值化图片为由 1 和 0 构成的矩阵,像素的分布如图 6 所示。

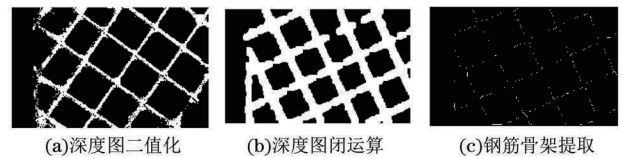


图 5 钢筋骨架提取

Fig. 5 Rebar skeleton extraction

P_9	P_2	P_3
P_8	P_1	P_4
P_7	P_6	P_5

图 6 像素邻域图

Fig. 6 Pixel neighborhood map

定义 $A(P_1)$ 为序列 $\{P_2, P_3, P_4, P_5, P_6, P_7, P_8, P_9, P_{10}\}$ 中像素从黑色到白色的过渡次数, $B(P_1)$ 为 P_1 邻域中白色像素的数量。通过以下两轮迭代过程逐步剥除骨架以外的其他像素。

1) 对图像的每个像素继续进行测试, 将同时满足以下条件的像素设置为黑色, 直到没有任何像素被设置为黑色, 本轮迭代结束。

- (1) 像素为白色且有 8 邻域像素;
- (2) $2 \leq B(P_1) \leq 6$;
- (3) $A(P_1) = 1$;
- (4) P_2, P_4, P_6 至少有 1 个为黑色;
- (5) P_4, P_6, P_8 至少有 1 个为黑色。

2) 对经上轮迭代调整后的图像再次进行逐像素测试, 将同时满足以下条件的像素设置为黑色, 直到没有任何像素被设置, 结束本轮迭代。

- (1) 像素为白色且有 8 邻域像素;
 - (2) $2 \leq B(P_1) \leq 6$;
 - (3) $A(P_1) = 1$;
 - (4) P_2, P_4, P_8 至少有 1 个为黑色;
 - (5) P_2, P_6, P_8 至少有 1 个为黑色。
- 3) 检查停止条件: 检查图像是否发生变化, 如果

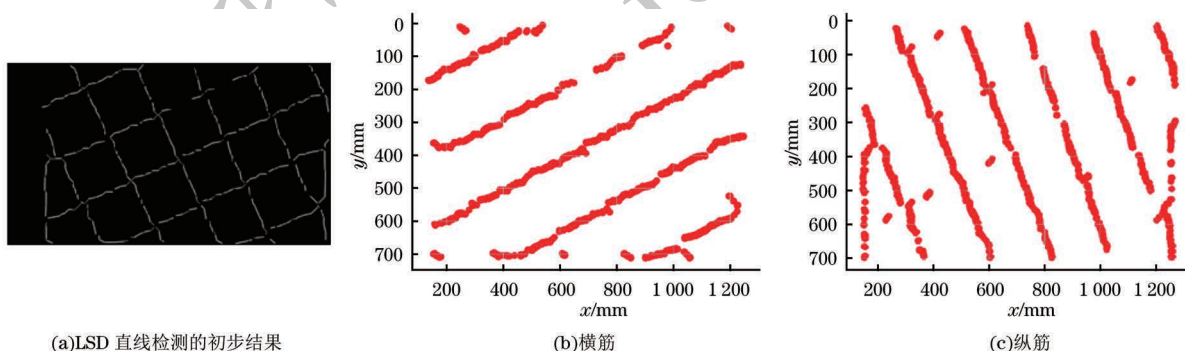


图 7 纵横钢筋分离

Fig. 7 Separation of transverse and longitudinal rebars

2) 基于密度聚类的钢筋提取。

DBSCAN 算法属于基于密度的聚类算法, 用于将数据点划分为不同的密度相连的集群。本文将 DBSCAN 算法应用到每根钢筋的提取中, 以进一步分离出单个钢筋区域的点, 如图 8 所示, 不同颜色代表不同的钢筋。

3) 基于 RANSAC 和最小二乘法的钢筋骨架方程拟合。

经过单根钢筋分离后, 理想状态下, 进行一次最小二乘法的拟合, 即可得到最佳钢筋骨架拟合直线。但是, 部分噪声的影响, 会造成拟合直线方程具有一定误差, 尤其是当误差特别大时, 会造成直线拟合存在偏差。因此, 本文采用 RANSAC 算法进行野值

剔除, 同时结合最小二乘法进行钢筋骨架方程的拟合, 从而提高了钢筋骨架直线拟合的精度, 结果如图 8 所示。

得到每根钢筋的骨架方程后, 根据钢筋的骨架方程, 确定钢筋绑扎节点二维坐标, 结果如图 9 所示。

2.2.2 钢筋骨架直线拟合算法

提取到的钢筋骨架为不规则直线, 若直接使用直线检测算法, 提取到的结果较多, 误差较大。为准确定位钢筋绑扎节点, 本节提出一种钢筋骨架直线拟合算法: 首先使用线段分割检测器 (LSD)^[22] 算法对钢筋骨架线进行直线检测, 并分离横筋与纵筋, 如图 7 所示; 然后使用密度聚类算法确定每根钢筋的点; 最后使用随机采样一致 (RANSAC) 结合最小二乘法对每根钢筋进行直线拟合。

1) 基于 LSD 算法的钢筋骨架线段检测。

LSD 通过利用图像中的边缘信息和梯度信息, 能够高效地检测出直线段, 具有较好的鲁棒性和准确性。它的核心在于高效的像素合并与误差控制。该算法能在线性时间内实现亚像素级的直线段检测, 且无需人工设定参数。本文将 LSD 算法应用到横纵钢筋分离中, 根据斜率将钢筋分为横筋和纵筋, 如图 7 所示。

的剔除, 同时结合最小二乘法进行钢筋骨架方程的拟合, 从而提高了钢筋骨架直线拟合的精度, 结果如图 8 所示。

得到每根钢筋的骨架方程后, 根据钢筋的骨架方程, 确定钢筋绑扎节点二维坐标, 结果如图 9 所示。

2.3 基于轻量化 YOLOv5 的绑扎状态识别模型

钢筋绑扎工序中, 绑扎节点通常会存在两种状态, 绑扎 (bind) 或未绑扎 (not_bind)。钢筋节点绑扎状态识别模型用于判断该点是否需要绑扎。本研究通过对 YOLOv5 目标检测算法进行轻量化改进, 对绑扎节点状态进行识别, 提出了适合钢筋绑扎场景的钢筋节点绑扎状态识别模型。

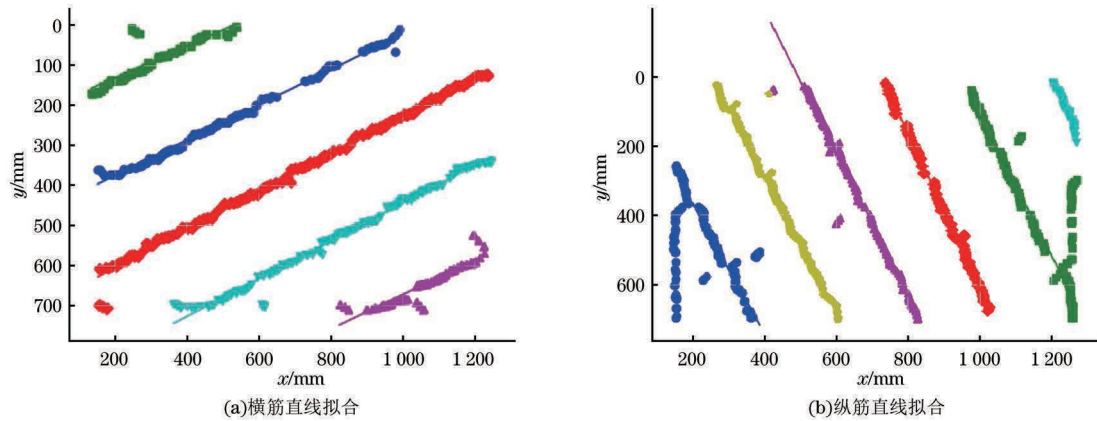


图 8 钢筋骨架直线拟合

Fig.8 Straight line fitting of rebar skeleton

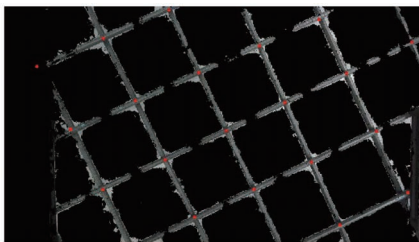


图 9 绑扎节点定位结果展示

Fig.9 Presentation of results of binding node localization

鉴于 YOLOv5 模型计算量(GFLOPs)较大,难以与立体匹配模型实现实时联合定位。因此,本文将 YOLOv5 主干特征提取网络替换为特征提取能

力更强的移动端轻量级主干网络^[23]。MobileNet (即 MobileNetV1)是适合边缘设备部署的轻量级 CNN,可利用深度可分离卷积(DSC)^[24]改变卷积计算方法以降低网络参数量(Params),平衡检测精度和检测速度。随后 MobileNetV2 通过反向残差^[25]方法使得特征的传递能力更强,网络层数更多; MobileNetV3 结合了 V1 和 V2 中的部分结构,整合优化并删除了 V2 体系结构中计算成本较高的网络层,引入压缩和激励网络(SE-Net)轻量级注意力结构,在资源消耗较少的同时精度几乎没有损失。图 10 为 MobileNetV3 原理图。

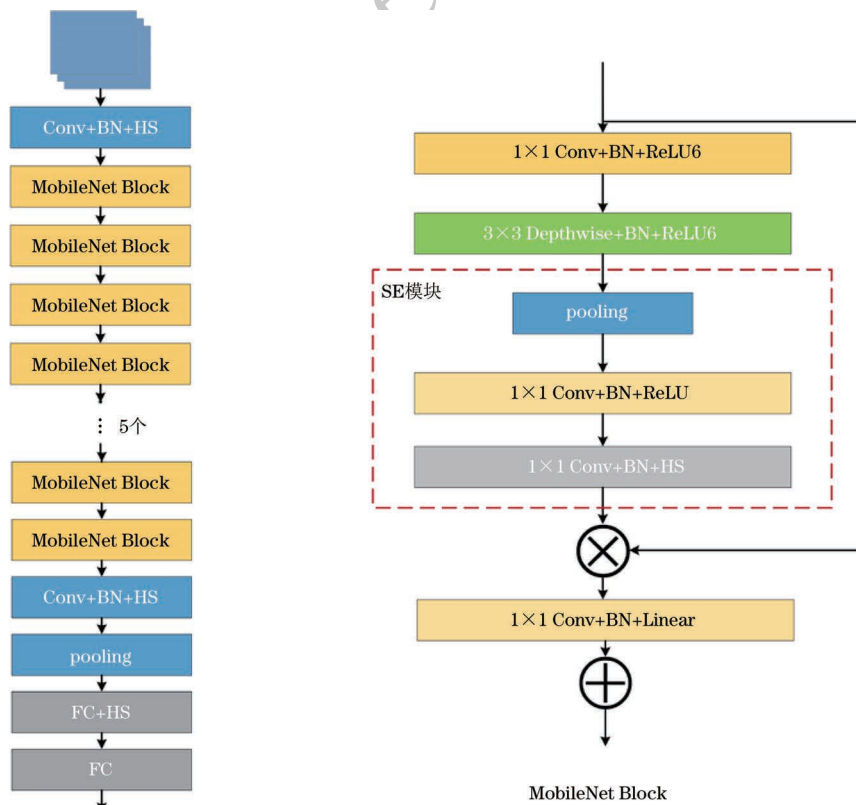


图 10 MobileNetV3 原理图

Fig.10 MobileNetV3 schematic

本文采用 MobileNetV3 模型作为 YOLOv5 的主干特征提取网络, 替换原算法的 BackBone 部分。图 10 为 MobileNetV3 中 MobileNet 模块的深度可分离卷积结构, 该模块可以使 YOLOv5 模型的参数数量与计算量大大减少, 降低网络训练难度, 同时保证了网络较高的识别精度。图 10 中 FC 代表全连接层, HS 代表激活函数 h-swish(x)。

3 实验结果分析

3.1 数据集描述

本文以 Scene Flow 数据集对钢筋网双目立体匹配网络进行预训练。本文在实验室模拟钢筋绑扎现场, 使用深度相机获取深度图, 将其作为模型训练的真实值, 同时定制多层钢筋网模型、支架以及双目相机等用于搭建钢筋网立体匹配数据集和制作实验平台, 钢筋网立体匹配数据集涵盖了不同层级、位姿、堆叠情况的大量钢筋网图像对。本文总共制作了 800 对钢筋网立体匹配数据, 包括 400 对单层钢筋网图像和 400 对多层钢筋网图像, 图 11 展示了部分钢筋网双目立体匹配数据集。

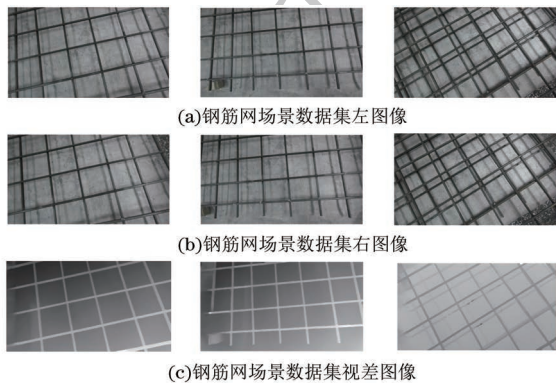


图 11 本文钢筋网场景双目数据集示例
Fig. 11 Example of binocular dataset for rebar mesh scenario in this paper

3.2 实验平台描述

为验证本文所提方法的有效性, 搭建了如图 12 所示的钢筋网测试场景。根据《混凝土结构设计规

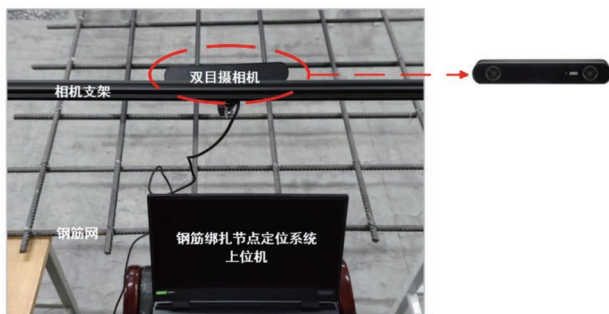


图 12 图像采集实验平台
Fig. 12 Image acquisition experiment platform

范》(GB/T 50010—2010)规定, 如果上下排钢筋为双层排列, 两排钢筋之间需要垫不短于 25 mm 的钢筋, 因此, 设置第一层钢筋网与第二层钢筋网之间的距离为 40 mm, 组成钢筋网的钢筋为直径为 14 mm 的螺纹钢, 分布接近真实情况。实验软件系统如表 1 所示。

表 1 实验运行环境

Table 1 Experiment operating environment

实验环境	相关配置
处理器	12 代 Intel® Core™ i5-12500H(3.10 GHz)
内存	16 GB
显卡	NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti
操作系统	Ubuntu 20.04
开发系统	PyTorch 1.13.1, Python 3.8, CUDA 11.6

此外, 如表 2 和图 13 所示, 本文基于 20 对位姿不同的双目立体图像对, 运用张正友标定法对双目相机进行标定并获取相机的内外参数, 以为后续的三维重建工作提供基础。

表 2 双目相机内外标定参数

Table 2 Internal and external calibration parameters of binocular camera

标定对象	左相机	右相机
内参矩阵	$\begin{bmatrix} 536.19 & -1.23 & 623.48 \\ 0 & 536.83 & 364.07 \\ 0 & 0 & 1.00 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 536.51 & -0.88 & 631.49 \\ 0 & 537.62 & 357.93 \\ 0 & 0 & 1.00 \end{bmatrix}$
径向畸变	$[-0.085 \quad 0.156 \quad -0.0869]$	$[-0.046 \quad -0.014 \quad 0.1855]$
切向畸变	$[0.00026 \quad -0.00246]$	$[0.00032 \quad -0.000279]$
旋转矩阵	$\begin{bmatrix} 0.9990 & 0.0006 & 0.0148 \\ -0.0004 & 0.9990 & -0.0112 \\ -0.0148 & 0.0112 & 0.9990 \end{bmatrix}$	
平移矩阵	$[-121.243 \quad -0.230 \quad 0.339]$	

3.3 基于改进的 AnyNet 的多尺度钢筋网双目立体匹配模型性能分析

本文所提的双目立体匹配网络以端到端的方式进行训练, 使用 Adam 优化器进行优化, 本文设置优化器参数为 $\beta_1=0.9$, $\beta_2=0.999$, 并将初始学习率设定为 0.0001, 单个 GPU 的批量大小 Batch Size 设置为 4, 迭代轮数 Epoch 为 300。将本文提出的立体匹配模型与基准模型 AnyNet、传统立体匹配算法 SGBM、高精度立体匹配算法 PSMNet 进行对比分析。

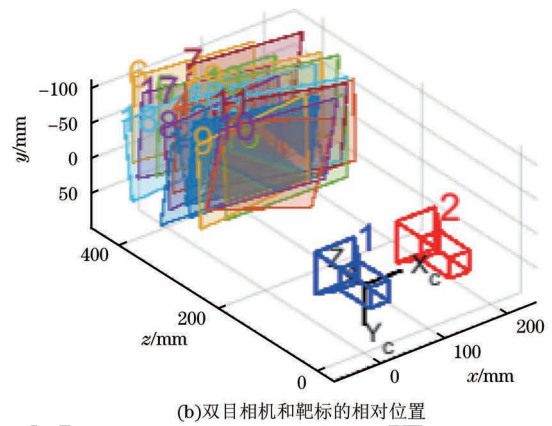
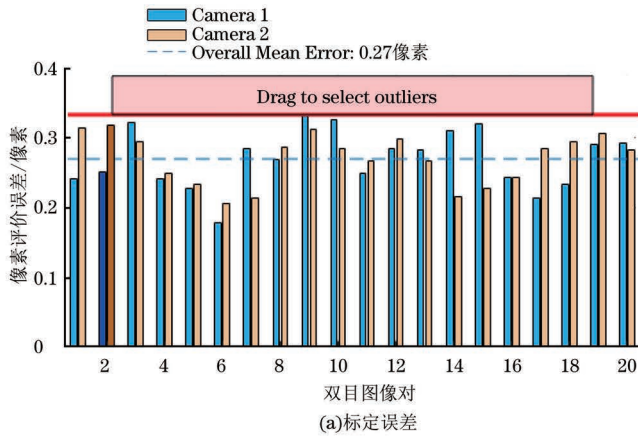


图 13 标定结果

Fig. 13 Calibration results

3.3.1 实验结果分析

本文以 3 像素误差 (3PE) 为评价指标来分析模型性能。3 像素误差表示视差误差超过 3 的像素占左视图全像素的比例。不同算法在公开数据集上的测试结果如表 3 所示。

表 3 不同算法在公开数据集上的测试结果

Table 3 Test results of different algorithms on public datasets

模型	3 像素误差 (3PE) / %	单张图像耗时 / s
SGBM	12.300	0.319
PSMNet	1.414	1.760
AnyNet	8.160	0.306
本文模型	3.720	0.283

上述实验结果表明：

1) 传统立体匹配算法 SGBM 的处理速度为 0.319 s/张, 3 像素误差为 12.3%, 3 像素误差过高, 难以达到精确定位的目的。

2) 高精度立体匹配算法 PSMNet 采用了多尺度 3D 卷积来优化匹配代价, 从而直接回归出高质量、锐利边缘的视差图, 在 3 像素误差方面, PSMNet 算法性能较优越, 仅为 1.414%。然而, 由于 3D 卷积的广泛应用, 该算法的计算资源消耗较大, 导致运行时间显著增加, 处理单张图像耗时 1.760 s, 难以达到实时性要求。

3) 基准网络 AnyNet 和本研究提出的钢筋网双目立体匹配算法都能满足工业级轻量化需求, 同时

在匹配误差和处理速度方面表现出色。特别是本研究提出的立体匹配算法在运行时间上显著优于对比算法。同时, 本文的立体匹配模型在 3 像素误差指标上也优于半全局立体匹配算法 SGBM 和基准网络 AnyNet。具体而言, 相较于基准网络 AnyNet, 本文算法的 3 像素误差下降了 4.440 百分点, 而且单张图像耗时缩短了 0.023 s。

3.3.2 实验结果可视化分析

本文立体匹配模型在实际测试集上的结果如图 14 所示。误差图为预测视差图与基准视差图各像素点的差值。可以看出, 本文立体匹配模型可以获得光滑稠密的视差图, 可以较为明显地保留钢筋边缘信息。

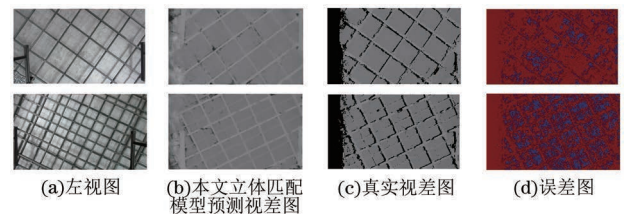


图 14 本文立体匹配模型性能展示

Fig. 14 Performance demonstration of stereo matching model in this paper

为验证本文提出的钢筋网数据集场景的可靠性, 基于单层钢筋网、多层钢筋网图像, 将传统图像立体匹配算法 SGBM、经典的深度学习方法 PSMNet、基准模型 AnyNet 进行对比分析。图 15、图 16 分别为不同算法在单层、多层钢筋网上的视差计算结果。

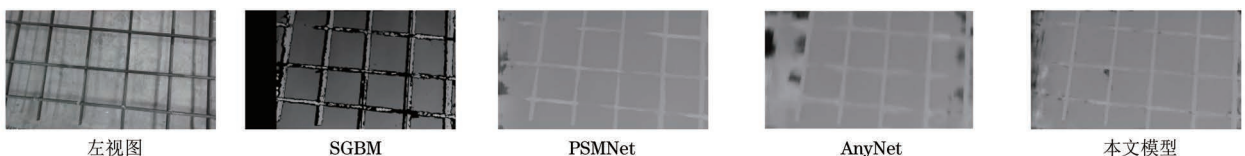


图 15 本文所提立体匹配模型与其他方法的可视化结果对比 (单层钢筋网)

Fig. 15 Comparison of visualized results of stereo matching model proposed in this paper with other methods (single-layer rebar mesh)

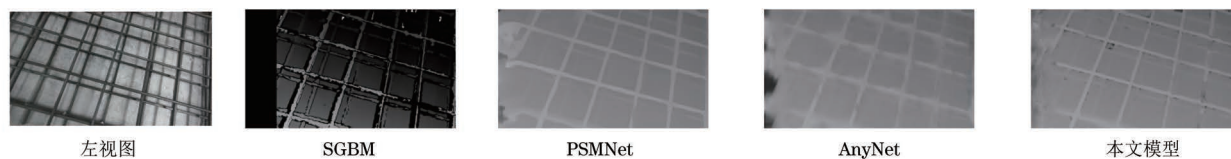


图 16 本文所提立体匹配模型与其他方法的可视化结果对比(双层钢筋网)

Fig. 16 Comparison of visualized results of stereo matching model proposed in this paper with other methods (double-layer rebar mesh)

直观上看,与传统图像立体匹配算法相比,本文方法获得连续、稠密、误差小的钢筋网视差图,能够将钢筋纵横分布特点通过视差图深浅特征刻画出来,从而显著提高图像质量。相较于其他对比立体匹配算法,本文所提的钢筋网双目立体匹配模型能够较好地捕捉到钢筋网的边缘特征,不仅能保留钢筋网背景及钢筋边缘信息,而且能获取到更深层次的钢筋网轮廓信息。

综上所述,以 AnyNet 作为基准网络,引入多尺度图像特征提取网络后,立体匹配网络能够更好地关注到钢筋网的边缘细节。在特征提取网络输出阶段引入 ECANet,以强调钢筋网场景的细节纹理,获取更加丰富准确的特征图。因此,本文的立体匹配方法保留了更丰富的钢筋边缘,并能感知到更深层次的钢筋网轮廓,为后续的钢筋绑扎节点的精确定位提供了更丰富的深度信息。

3.4 钢筋绑扎节点定位模型精度验证

为了验证绑扎节点定位方法的精确性,本文在表 1 的环境下进行实验,根据图 9 中得到的绑扎点坐标,以人工标定方式为基准,以本文算法提取到的绑扎点坐标到人工标定点之间的距离为误差进行绘图分析。定位误差测量统计结果如表 4 所示。

表 4 定位误差测量统计

Table 4 Measurement statistics of

positioning error

单位:mm

编号	左视图绑扎节点坐标				距离误差	
	人工标定		本文算法		x	y
	x	y	x	y		
1	301	94	301.46	95.12	0.46	1.12
2	402	287	400.96	286.10	1.04	0.90
3	594	198	593.01	198.86	0.99	0.86
4	780	117	780.58	118.00	0.58	1.00
5	490	465	489.90	464.26	1.10	0.74
6	678	375	679.00	375.68	1.00	0.68
7	1 043	199	1 043.87	200.34	0.87	1.34
8	489	464	488.36	465.59	0.64	1.59
9	936	470	935.31	469.17	0.69	0.83
10	764	555	763.55	556.28	0.45	1.28
11	579	643	580.53	644.43	1.53	1.43
12	1 026	670	1 025.24	670.76	0.76	0.76

如图 17 所示,两种方法之间的误差不超过 1.5 像素,该误差范围不影响钢筋绑扎的效果。实验结果证明,本文提出的算法能够在多层钢筋网的场景下针对钢筋网的实时绑扎实现精确定位。

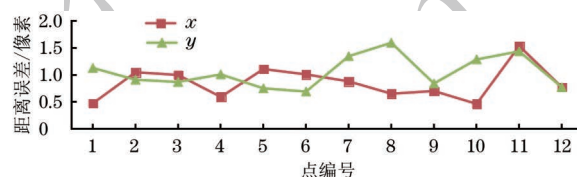
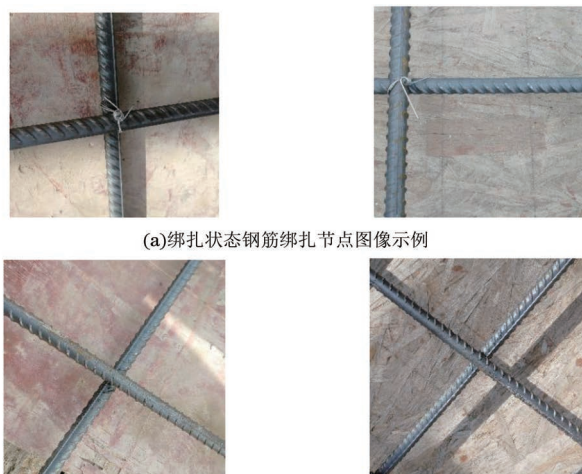


图 17 两种方法得到的钢筋绑扎节点坐标的误差分析图

Fig. 17 Error analysis of coordinates of rebar-tied nodes obtained by two methods

3.5 基于轻量化 YOLOv5 的绑扎状态识别模型性能分析

将以上述模型得到的绑扎点坐标为中心的 300×300 像素图片输入至钢筋绑扎状态识别模型以评估绑扎状态识别模型的性能,通过前文搭建的钢筋网数据集制作实验平台(图 12),获取钢筋绑扎节点图像,以单个钢筋绑扎节点图像作为本文钢筋节点绑扎状态识别模型训练样本数据集,共获取绑扎状态和未绑扎状态钢筋绑扎节点图像 1 000 张,部分钢筋绑扎节点状态数据集如图 18 所示,将不同位姿以及不同环境光照强度条件下的钢筋绑扎节点图像制作作为钢筋绑扎节点绑扎状态数据集,图像大小为 300×300 像素。



(a)绑扎状态钢筋绑扎节点图像示例

(b)未绑扎状态钢筋绑扎节点图像示例

图 18 钢筋节点绑扎状态部分数据集

Fig. 18 Partial dataset of rebar node tie status

对 YOLOv5s、YOLOv5x、GhostNet-YOLOv5、ShufflenetV2-YOLOv5 以及绑扎状态识别模型 MobileNetV3-YOLOv5 进行了分析和对比。模型识别结果如表 5 所示,选择均值平均精度(mAP)作为评价指标,其中最优指标值用加粗字体标示。训练过程中的各项具体参数设置如下:批量大小 Batch Size 取 4,初始学习率选择为 0.001,最大迭代次数 Epoch 设置为 300。

表 5 不同算法的性能对比

模型	Params/ 10^6	mAP/%	检测时间/ms	GFLOPs
YOLOv5s	7.01	99.3	7.4	16.3
YOLOv5x	86.10	99.5	22.8	203.8
GhostNet-YOLOv5	3.67	99.4	8.5	8.0
ShufflenetV2-YOLOv5	3.79	99.3	6.3	8.0
MobileNetV3-YOLOv5	3.54	99.4	5.3	6.3
YOLOv7	29.40	99.3	6.9	92.5
YOLOv8n	4.00	99.6	5.7	8.2

由表 5 可得:

1)无论是 YOLOv5 版本中深度最小、特征图的宽度最小的网络模型 YOLOv5s 算法,还是深度最大、特征图的宽度最大的 YOLOv5x 算法,以及更高版本 YOLOv7 和 YOLOv8n,模型 mAP 均为 99.0%以上。

2)将 YOLOv5 模型的主干网络分别替换为 GhostNet、ShufflenetV2、MobileNetV3 轻量化网络后,模型的参数量和计算量都有显著的下降,同时相较于 YOLOv5s 的 mAP 未降低,上述结果可以表明对

YOLOv5s 进行轻量化处理能够保证模型 mAP 不降低的情况下,减少网络模型参数量,提高检测速度。

3)相比于网络模型 GhostNet-YOLOv5 和 ShufflenetV2-YOLOv5, MobileNetV3-YOLOv5 的 mAP 与两者基本持平。但 MobileNetV3-YOLOv5 的参数量最少,检测速度最快。结果证明了 MobileNetV3-YOLOv5 更适合作为本文钢筋节点绑扎状态识别模型,如图 19 所示,本研究提出的模型在光线复杂、背景复杂以及特征微小的钢筋绑扎节点场景中表现出优秀的识别性能,具备较强的鲁棒性和泛化性。



图 19 钢筋节点绑扎状态检测效果展示

Fig. 19 Effect of detecting state of rebar node tying

3.6 基于双目立体匹配和绑扎状态识别的钢筋绑扎节点联合定位模型

基于钢筋网双目立体匹配模型得到的多层钢筋网区域的深度信息,在对其进行深度过滤后结合钢筋绑扎节点定位模型实时获取当前钢筋绑扎区域的钢筋绑扎节点坐标,并将以绑扎点为中心的 300×300 像素图片输入至钢筋绑扎状态识别模型,得到每个绑扎点的绑扎状态,进而可以确定当前绑扎节点是否需要绑扎。钢筋绑扎节点精确定位具体流程如图 20 所示。

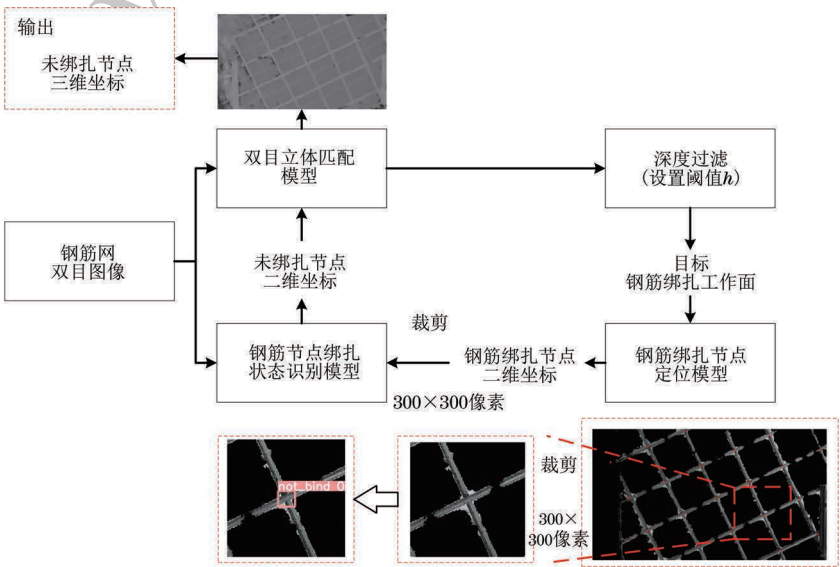


图 20 钢筋绑扎节点精确定位流程图

Fig. 20 Flow chart for accurate positioning of rebar binding nodes

为验证本文所提方法的可行性和精度,模拟真实工况下的钢筋网绑扎工作环境。拍摄钢筋网样本图像时,第一层的钢筋网与第二层钢筋网之间的距

离为 40 mm,组成钢筋网的钢筋为直径为 14 mm 的螺纹钢,分布接近真实情况,表 6 为绑扎节点定位结果。

表 6 绑扎节点定位结果

Table 6 Positioning results of binding nodes

编号	绑扎点二维坐标/mm	绑扎状态	绑扎点测量距离/mm	实际距离/mm	距离误差/mm	三维重建坐标/mm
1	(200, 376)	未绑扎	492.36	486	6.36	(-389.44, 26.55, 492.36)
2	(594, 202)	未绑扎	491.65	486	5.62	(-32.71, -135.90, 491.65)
3	(399, 288)	未绑扎	488.86	486	2.86	(-212.52, -54.49, 488.86)
4	(301, 558)	未绑扎	487.61	486	1.61	(-298.15, 195.22, 487.61)
5	(857, 293)	未绑扎	493.74	486	7.74	(387.41, -135.72, 493.74)
6	(1 044, 204)	未绑扎	491.34	486	5.34	(215.93, -52.45, 491.34)
7	(678, 378)	未绑扎	490.67	486	4.64	(46.17, 28.12, 490.67)
8	(491, 467)	未绑扎	491.64	486	5.64	(-125.43, 111.39, 491.64)
9	(938, 474)	未绑扎	489.91	486	3.91	(292.36, 117.44, 501.55)
10	(763, 557)	未绑扎	492.55	486	6.55	(127.98, 193.69, 492.55)

在该实验环境中,相机与钢筋网的距离为 486 mm。由表 6 可知,利用本文所提算法获得的坐标与实际坐标之间的平均定位误差为 5.03 mm。由于钢筋绑扎机的绑扎末端张合范围约为 4 cm^[26],因此基于双目立体匹配和绑扎状态识别的钢筋绑扎节点协同定位模型的定位误差能够满足钢筋绑扎工作需求。

4 结束语

针对钢筋绑扎施工现场存在的钢筋网多层次,作业环境和光线复杂,以及作业现场构件密集等问题,提出一种基于双目视觉的多层钢筋绑扎节点精确定位框架,结论如下:

1)针对不同层次钢筋网对目标钢筋网钢筋绑扎节点的定位干扰问题,构建一种基于改进的 AnyNet 的多尺度钢筋网双目立体匹配模型。实验结果证明,本文立体匹配的网络模型比 AnyNet 在公开数据集上的 3 像素误差下降了 4.440 百分点,单张图像耗时缩短 0.023 s。

2)针对钢筋绑扎节点定位问题,提出一种基于钢筋骨架提取的钢筋绑扎节点定位模型。通过与人工标定结果进行对比,发现求得的钢筋绑扎节点坐标的误差不超过 1.5 像素,满足钢筋绑扎的定位精度要求。

3)针对钢筋绑扎节点状态识别的问题,提出一种基于轻量化 YOLOv5 的钢筋节点绑扎状态识别模型。实验结果证明在 mAP 基本持平的情况下,MobileNetV3-YOLOv5 的参数量最少,检测速度最快,达到 5.3 ms/张。

4)设计出基于双目立体匹配和绑扎状态识别的钢筋绑扎节点协同定位模型,通过实验证明该模型的平均定位误差为 5.03 mm,结果证明了所提方法的有效性和精确性。

5)虽然基于双目视觉的钢筋绑扎节点精确定位展现出较高的精度水平,但其计算复杂性和数据处理量导致其对硬件设备的要求确实较高。同时,立体匹配算法需要有足够的内存和存储空间去处理大量的图像数据。因此,如何构建轻量化且性能水平不受影响的端到端的双目立体匹配网络成为下一步需要解决的问题。

参考文献

- [1] 任书文. 钢筋骨架焊接成型工艺优化实验及模拟研究[D]. 沈阳:沈阳建筑大学, 2021.
REN S W. Optimization and numerical simulation of welding and forming process of steel frame[D]. Shenyang: Shenyang Jianzhu University, 2021. (in Chinese)
- [2] CARDNO C A. Robotic rebar-tying system uses artificial intelligence[J]. Civil Engineering Magazine, 2018, 88(1): 38-39.
- [3] GHAREEB G. Investigation of the potentials and constrains of employing robots in construction in Egypt [J]. The Egyptian International Journal of Engineering Sciences and Technology, 2021, 36(1): 7-24.
- [4] 王培, 李杨, 崔根, 等. 多旋翼无人机:新设计、新应用及新发展[J]. 人工智能, 2021(4): 78-91.
WANG P, LI Y, CUI G, et al. Multi-rotor UAVs: new designs, applications and developments [J]. AI-View, 2021(4): 78-91. (in Chinese)
- [5] 成彬, 邓磊. 融合深度学习与特征投影曲线的钢筋绑扎节点检测方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2024, 36(8): 1272-1285.
CHENG B, DENG L. Rebar binding crosspoints detection method based on deep learning and feature projection curve [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2024, 36(8):1272-1285. (in Chinese)

- [6] JIN J H, ZHANG W M, LI F X, et al. Robotic binding of rebar based on active perception and planning [J]. Automation in Construction, 2021, 132: 103939.
- [7] 黄及远, 李敏, 谢兵兵, 等. 双目视觉关键技术研究综述[J]. 制造业自动化, 2023, 45 (5): 166-171.
HUANG J Y, LI M, XIE B B, et al. Survey of the key technologies of binocular vision [J]. Manufacturing Automation, 2023, 45 (5): 166-171. (in Chinese)
- [8] KENDALL A, MARTIROSYAN H, DASGUPTA S, et al. End-to-end learning of geometry and context for deep stereo regression [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice, Italy. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2017: 66-75.
- [9] CHANG J R, CHEN Y S. Pyramid stereo matching network [C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2018: 5410-5418.
- [10] GUO X Y, YANG K, YANG W K, et al. Group-wise correlation stereo network [C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, USA. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2019: 3268-3277.
- [11] CHENG X, ZHONG Y, HARANDI M, et al. Hierarchical neural architecture search for deep stereo matching [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33: 22158-22169.
- [12] 董振武, 王春媛, 余嘉昕, 等. 基于四梯度多特征和四权重滤波的立体匹配[J]. 计算机工程, 2025, 51(4): 271-280.
DONG Z W, WANG C Y, YU J X, et al. Stereo matching based on quad-gradient multi-feature and quad-weight filtering [J]. Computer Engineering, 2025, 51(4): 271-280. (in Chinese)
- [13] WANG Y, LAI Z H, HUANG G, et al. Anytime stereo image depth estimation on mobile devices [C] // Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Montreal, QC, Canada. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2019: 5893-5900.
- [14] CHEN S Z, ERGU D J, MA B, et al. Improvement of AnyNet-based end-to-end phased binocular stereo matching network [J]. Procedia Computer Science, 2022, 199: 1450-1457.
- [15] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA-Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks [C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA, USA. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2020: 11531-11539.
- [16] HOWARD A, SANDLER M, CHEN B, et al. Searching for MobileNetV3 [C] // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Seoul, Republic of Korea. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2019: 1314-1324.
- [17] 李良伟. 面向深度学习的遥感图像目标检测研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021.
LI L W. Research on remote sensing image object detection based on deep learning [D]. Xian: Xidian University, 2021. (in Chinese)
- [18] YU F, KOLTUN V, FUNKHOUSER T. Dilated residual networks [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, USA. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2017: 636-644.
- [19] 崔陈, 甘文洋, 朱大奇. 基于改进 YOLOv5s 的鱼雷检测算法[J]. 兵器装备工程学报, 2024, 45(1): 35-41, 79.
CUI C, GAN W Y, ZHU D Q. Torpedo detection algorithm based on improved YOLOv5s [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2024, 45 (1): 35-41, 79. (in Chinese)
- [20] 王雷雄, 王波, 马富齐, 等. 基于双目立体匹配和场景元素识别的变电人员近电安全距离检测方法研究[J]. 电网技术, 2023, 47(3): 1010-1021.
WANG L X, WANG B, MA F Q, et al. Research on the detection method of the approach distance between substation workers and the live equipment based on binocular stereo matching and scene element recognition [J]. Power System Technology, 2023, 47(3): 1010-1021. (in Chinese)
- [21] 张铤, 夏雨风, 王梓琦, 等. 基于骨架邻近像素匹配的光条中心提取方法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2023, 44(11): 1529-1536.
ZHANG Y, XIA Y F, WANG Z Q, et al. Extraction method of light stripe center based on the matching of adjacent pixels of skeleton [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2023, 44(11): 1529-1536. (in Chinese)
- [22] GROMPONE VON GIOI R, JAKUBOWICZ J, MOREL J M, et al. LSD: a fast line segment detector with a false detection control [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 32(4): 722-732.
- [23] 武历展, 王夏黎, 张倩, 等. 基于优化 YOLOv5s 的跌倒人物目标检测方法[J]. 图学学报, 2022, 43(5): 791-802.
WU L Z, WANG X L, ZHANG Q, et al. An object detection method of falling person based on optimized YOLOv5s [J]. Journal of Graphics, 2022, 43(5): 791-802. (in Chinese)
- [24] 蔡管鸿, 李国平, 王国中, 等. 基于改进 YOLOv5s 的轻量化交通灯检测算法[J]. 上海大学学报(自然科学版), 2024, 30(1): 94-105.
CAI G H, LI G P, WANG G Z, et al. Lightweight traffic-light detection algorithm based on improved YOLOv5s [J]. Journal of Shanghai University (Natural Science Edition), 2024, 30(1): 94-105. (in Chinese)
- [25] 鲁一铭. 基于 MobileNetV3-YOLOv5 网络的绝缘子缺陷检测[D]. 石家庄: 石家庄铁道大学, 2023.
LU Y M. Insulator defect detection based on MobileNetV3-YOLOv5 network [D]. Shijiazhuang: Shijiazhuang Tiedao University, 2023. (in Chinese)
- [26] 董国梁, 张雷, 辛山. 基于深度学习的钢筋绑扎机器人目标识别定位[J]. 电子测量技术, 2022, 45(11): 35-44.
DONG G L, ZHANG L, XIN S. Target recognition and localization of steel bar binding robot based on deep learning [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45 (11): 35-44. (in Chinese)

文字编辑 陆燕菲
栏目编辑 宋 圆