

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107842

基于深度学习的带式输送机煤流量双目视觉测量*

杨春雨^{1,2}, 顾振¹, 张鑫¹, 周林娜¹

(1. 中国矿业大学信息与控制工程学院 徐州 221116; 2. 中国矿业大学地下空间智能控制教育部工程研究中心 徐州 221116)

摘要:煤流量双目视觉测量是实现带式输送机节能安全运行控制的关键技术,但煤料纹理颜色重复单一和煤料颗粒内部间隙分布不均会严重影响煤流量测量精度和实时性。为此,提出基于深度学习的带式输送机煤流量双目视觉测量方法。首先,对煤料图像进行校正、分割和增强预处理;其次,构建基于深度学习的煤料立体匹配 PSM-Net 模型,运用 Fine-tuning 学习机制对 PSM-Net 进行模型训练,获取煤料体积;然后,依据煤料二维平面特征,提出基于离散元法的煤料堆积填充率计算方法,计算煤料堆积密度;最后,依据煤料体积和堆积密度计算带式输送机煤流量。实验结果验证了所提算法的有效性,煤流量双目视觉测量的精度达到 98.704 3%,计算速率达到 1 127 ms/帧。

关键词:深度学习;离散元法;带式输送机;煤流量;双目视觉

中图分类号: TH741 TP391 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.4050

Binocular vision measurement of coal flow of belt conveyors based on deep learning

Yang Chunyu^{1,2}, Gu Zhen¹, Zhang Xin¹, Zhou Linna¹

(1. School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China;
2. Engineering Research Center of Intelligent Control for Underground Space, Ministry of Education, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

Abstract: The binocular vision measurement of coal flow is a key technology to realize energy-saving and safe operation control of belt conveyors. However, the texture and color features of coal samples are single and repeated. The coal particles' internal gaps are distributed uneven. These factors have seriously influence on the accuracy and real-time performance of coal flow measurement. To address these issues, a binocular vision measurement method for coal flow of belt conveyors is proposed, which is based on deep learning. Firstly, the coal image is preprocessed through correction, segmentation and enhancement. Secondly, a PSM-Net model for coal stereo matching is formulated, which is also based on deep learning. The fine-tuning learning mechanism is adopted to train the PSM-Net model to obtain the coal material volume. Then, based on the two-dimensional characteristics of coal material, a calculation method for coal packing rate based on discrete element method is proposed to achieve coal packing density. Finally, the coal flow of the belt conveyors is calculated, which is based on the obtained volume and packing density. Experiment results show the effectiveness of the proposed algorithm. The accuracy of the binocular vision measurement of coal flow reaches 98.704 3%, and the calculation rate reaches 1 127 ms per frame.

Keywords: deep learning; discrete element method; belt conveyor; coal flow; binocular vision

收稿日期: 2021-04-27 Received Date: 2021-04-27

* 基金项目: 国家自然科学基金(61873272, 61741318)项目资助

0 引 言

带式输送机是煤矿生产中的主要运输设备。由于生产条件限制,煤矿开采的不均衡性导致带式输送机经常处于“以大拉小”的非最优运行状态,导致严重的电能浪费和设备磨损^[1]。依据带式输送机的实时煤流量调节胶带转速,是实现带式输送机节能安全运行控制的有效途径^[2]。带式输送机煤流量检测方法可以分为接触式测量和非接触式测量两类^[3]。电子胶带秤、核子称检测方法属于接触式测量。超声波测量、激光扫描、视觉检测方法属于非接触式测量。电子胶带秤检测维护量大,容易受到皮带张力、抖动等因素的影响。核子称检测使用放射性物质,存在很大安全隐患,同时放射性物质的放射源会随着时间自然衰减,很难在煤矿推广。超声波测量响应速度慢,带式输送机高速运行时测量误差大。激光扫描可测量区域有限,测量精度受安装位置影响,过高导致激光强度衰减,过低无法获取真实煤料表面三维点云信息^[4]。近年来,视觉检测煤流量的研究得到广泛关注,有基于煤料边缘识别检测煤料宽度、基于双目视觉检测煤料体积的方法,但视觉检测方法依赖于图像质量,煤料颜色灰暗、纹理重复会导致煤流量检测误差大。双目视觉测量是依据人类视差成像原理,利用成像设备获取被测物体左右两幅图像来计算视差,进而获取物体三维点云数据^[5]。孟凡芹等^[6]提出一种煤矿井下带式输送机煤流量图像识别方法,使用小波分析和神经网络结合算法判别煤流边界,计算煤流量。乔葳等^[7]提出一种带式输送机上物料双视点测量方法,采用双目相机获取物料轮廓深度,计算测量面截面积,获取物料流量。代伟等^[8]提出基于双目视觉深度感知的带式输送机煤量检测方法,采用 Census 变换图像立体匹配算法计算煤料视差图,运用模糊推理算法推算煤料堆积填充率。由于煤料表面颜色纹理重复单一,且煤料颗粒内部间隙分布不均匀,容易导致煤料图像立体匹配失败,难以计算煤料真实堆积填充率,严重影响煤流量测量精度和实时性。针对上述问题,本文研究基于深度学习的带式输送机煤流量双目视觉测量方法。

双目视觉测量需要依据被测物体表面特征选择合适的视差算法,并以此为准进行物体三维重建。崇爱新等^[9]运用双目相机测量钢轨纵向位移量,针对钢轨表面光滑、无纹理特征,采用基于编码特征点的检测算法进行匹配。谢亮亮等^[10]运用双目立体视觉进行深海物体三维测量,为提高图像匹配精度,采用线激光扫描条作为像素匹配基准。全燕鸣等^[11]运用双目视觉在线测量工件尺寸,提取轮廓特征点,采用基于灰度相关的密集匹配算法进行匹配。传统立体匹配算法性能与被测物体表面颜

色纹理有较大相关性。当被测物体表面存在弱纹理、重叠、透视失真和镜面反射等现象时,会导致图像立体匹配失败,容易产生误差。罗久飞等^[12]针对双目立体匹配算法进行研究,提出基于自适应双阈值的加速稳健特征立体匹配算法。刘杰等^[13]对现有立体匹配算法进行改进,提出一种跨尺度引导图像滤波的立体匹配算法。近年来,利用卷积神经网络进行图像立体匹配的研究发展迅速。Žbontar 等^[14]提出通过卷积神经网络直接获取左右图像匹配代价值。Kendall 等^[15]提出一种端到端视差预测网络,通过利用 3D 匹配代价卷获取上下文信息,采用回归的方法直接得到视差。Chang 等^[16]提出的金字塔立体匹配网络(pyramid stereo matching network, PSM-Net),融合了空间金字塔池化(spatial pyramid pooling, SPP)、堆叠沙漏网络以及 3D 卷积网络直接进行视差端到端预测。在理论研究和工程应用的驱动下,立体匹配网络模型逐渐从深度复杂型向简单轻量型发展^[17]。可见,基于卷积神经网络的图像立体匹配模型与图像立体匹配算法相比,在匹配精度和运行速度方面有优势,但是图像立体匹配模型需要大量数据进行模型训练,数据不足是制约深度学习立体匹配模型实际应用的主要因素。

双目视觉测量带式输送机煤流量,需要获取煤料堆积填充率,并以此计算煤料堆积密度。张少宾^[18]提出煤料颗粒堆积空隙率计算方法,利用离散元法构建单级、多级煤球堆积模型,运用最大内切球优化法重建不规则煤料颗粒形状,以获取煤料堆积填充率。Zou 等^[19]提出单一几何颗粒随机堆积填充率、紧密堆积填充率计算方法,依据实验数据拟合获取填充率计算方程。Liu 等^[20]提出粒径呈高斯分布的颗粒随机填充率计算方法,依据颗粒粒径方差建立颗粒堆积填充率经验方程。研究表明,煤料等散装物料堆积填充问题可利用理论分析、实验研究和数值模拟方法研究,但从理论进行研究是国际难题,目前可行的研究方法是离散元数值模拟法^[21]。

本文针对煤料纹理颜色重复单一和煤料颗粒间隙分布不均对带式输送机煤流量视觉测量的挑战,提出基于深度学习的带式输送机煤流量双目视觉测量方法。具体地,采用 Bouguet 图像校正算法、霍夫变换直线检测算法和直方图均衡化图像增强算法对煤料图像预处理,利用卷积神经网络预测煤料视差,计算煤料体积,运用离散元法构建煤料堆积填充率计算方法,计算煤料堆积密度,进而计算相机视野范围内同一位置、不同时刻的煤料量,获取带式输送机煤流量。实验表明,所提方法测量精度和实时性大幅提高。本文主要贡献在于:1)提出一种基于深度学习的煤料立体匹配 PSM-Net 模型,并制作煤料立体匹配数据集。该模型采用模型迁移方法进行训练,解决了煤料立体匹配数据集不足的问题,便于深度学习立体匹配模型的实际应用。根据作者文献调研,目前尚未

发现深度学习在煤料图像立体匹配问题上的应用; 2) 提出一种基于离散元法的煤料堆积填充率计算方法。该方法依托煤料堆积表面连通域圆形度、矩形度, 将二维特征与三维特征相关联, 直接通过煤料堆积表面图像, 计算煤料堆积填充率。与现有研究主要针对颗粒形状、大小的堆积填充率计算方法相比, 这一做法可实现在线环境下带式输送机上煤料堆积填充率计算。

1 煤流量测量系统组成及策略

带式输送机煤流量双目视觉测量系统如图 1 所示, 具体组成包括: 双目相机、速度编码器、安装支架等。双目相机垂直安装在带式输送机胶带正上方采集实时运载煤料图像, 速度编码器安装于驱动电机一端获取带式输送机胶带实时转速。

从图 1 可以看出, 煤料颗粒堆积在带式输送机凹状胶带中, 双目相机获取煤料左右图像, 速度编码器获取胶带实时转速。双目相机测量面横向分布, 带式输送机胶带纵向运行, 依据相机内参矩阵 K 、旋转矩阵 R 和平移向量 T 进行煤料图像的像素坐标系 $\{I\}$ 到煤料的世界坐标系 $\{W\}$ 的转换 $T_w^I = T_o^I T_c^C T_w^C$, 这一过程依赖于煤料视差图精度, 使得煤料三维重建结果受到煤料立体匹配方法影响。同时, 依据三维重建结果只能获取煤料的体积, 煤料流量的计算结果还会受到煤料颗粒内部不均匀分布间隙的影响。本文从上述两个问题出发, 研究基于深度学习模型的煤料体积计算方法和基于离散元法的煤料堆积填充率计算方法, 以实现煤流量的实时测量。

带式输送机煤流量双目视觉测量策略如图 2 所示, 主要包括 4 个部分: 煤料图像预处理、煤料体积测量、煤料堆积密度计算、煤料流量计算。带式输送机胶带呈凹状分布, 煤料、胶带颜色相近, 无需进行煤料、胶带图像

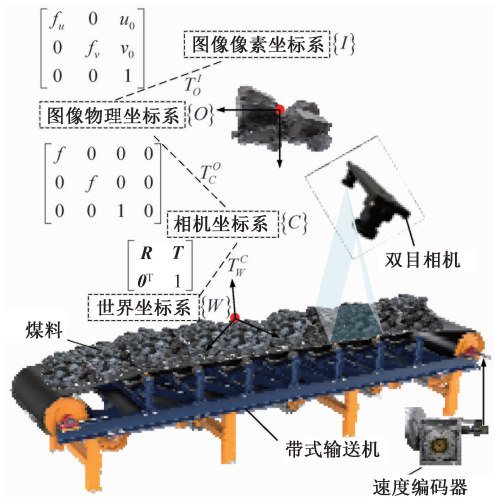


图 1 带式输送机煤流量双目视觉测量系统
Fig. 1 Binocular vision measurement system for coal flow of belt conveyors

分割。获取负载胶带体积、空载胶带体积后再进行差分计算, 得到带式输送机运载煤料体积。带式输送机煤流量双目视觉测量策略具体如下: 1) 煤料图像预处理: 包括图像校正、分割、增强; 2) 基于深度学习的煤料体积测量: 运用 Scene Flow 数据集和 KITTI 2015 数据集对 PSM-Net 立体匹配模型进行预训练, 依据 Fine-tuning 学习机制^[22], 使用本文提出的煤料立体匹配数据集进行模型微调, 预测煤料视差, 然后运用三棱柱微分遍历方法计算煤料体积; 3) 基于离散元法的煤料堆积密度计算: 以煤料颗粒二维平面特征为基础, 构建煤料堆积填充率计算方法, 实时计算煤料堆积密度; 4) 带式输送机实时煤流量计算: 计算测量面同一位置、不同时刻的煤料量, 对负载胶带与空载胶带进行差分计算, 获取带式输送机煤流量。

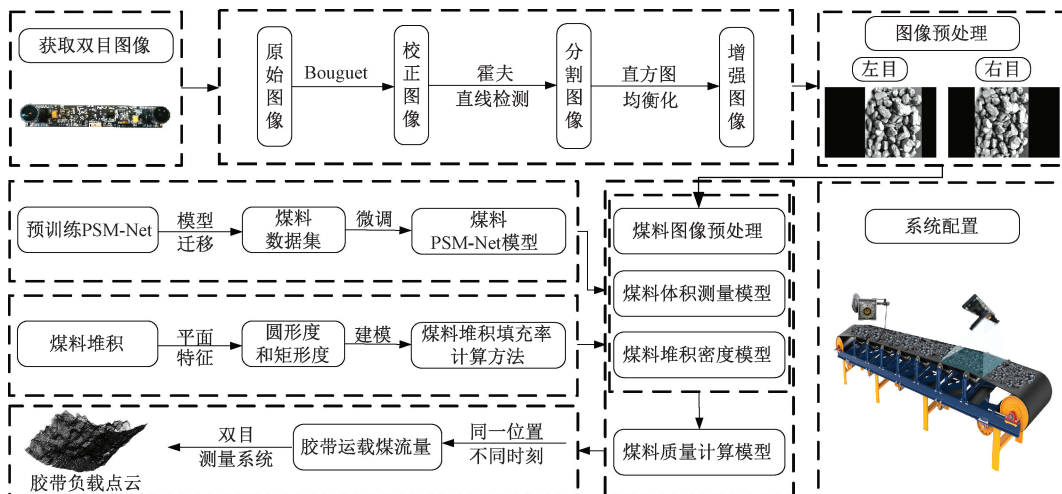


图 2 带式输送机煤流量双目视觉测量策略
Fig. 2 Binocular vision measurement strategy for coal flow of belt conveyors

2 煤流量测量方法

2.1 煤料图像预处理

依据左右目煤料图像计算带式输送机煤料三维数据之前,需要进行煤料图像预处理。下面,依次介绍煤料图像的校正、分割和增强方法。

首先,运用 Bouguet 算法^[23]进行左右图像校正。具体步骤如下:

步骤1:依据 Zhang 标定算法获取相机旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移向量 \mathbf{T} ,将旋转矩阵 \mathbf{R} 分解为左右相机的合成矩阵 \mathbf{r}_l 和 \mathbf{r}_r 。

步骤2:构建与平移向量 \mathbf{T} 同方向的旋转向量 \mathbf{R}_{rect} 。

步骤3:构造左右相机的行对准转换矩阵 \mathbf{R}_l 和 \mathbf{R}_r 。

然后,利用霍夫变换直线检测算法进行兴趣区域分割,提取胶带煤料图像。具体步骤如下:

步骤1:将图像空间点 (x, y) 映射为极坐标空间中的正弦曲线。

步骤2:寻找极坐标系中正弦曲线通过最多的点 (r, θ) ,计算胶带边缘直线所在像素列数 c_l 和 c_r :

$$c_l = r_l \cos \theta_l, c_r = r_r \cos \theta_r \quad (1)$$

其中, (r_l, θ_l) 、 (r_r, θ_r) 为左右边缘直线极坐标。

步骤3:分割胶带和煤料的兴趣区域:

$$I(x, y) = \begin{cases} 0, & c \notin (c_l, c_r) \\ I(x, y), & c \in (c_l, c_r) \end{cases} \quad (2)$$

其中, $I(x, y)$ 是图像像素; (x, y) 是图像像素所在坐标; c 为图像像素所在列数。

最后,运用直方图均衡化图像增强算法^[24]进行煤料图像增强。具体步骤如下:

步骤1:计算各灰度级的像素频数 $p(k)$, k 代表图像灰度级。

步骤2:计算各灰度级的像素累计频数 $c(k)$ 。

步骤3:取整扩展像素累计频数 $c(k)$ 。

步骤4:确定映射关系,将原像素映射为新像素。

在本节给出的煤料图像预处理方法中,运用 Bouguet 图像校正算法将二维空间的匹配问题转化为一维空间的求解问题,利用霍夫变换直线检测算法进行图像分割提取胶带和煤料兴趣区域,利用直方图均衡化图像增强算法提高煤料图像对比度。与文献[8]相比,本文方法不需要考虑胶带、煤料颜色相近导致的煤料难以分割问题,提高了煤料图像对比度,对煤料立体匹配获取视差图有重要意义。

2.2 基于深度学习的煤料体积测量

煤料图像立体匹配是测量煤料体积的关键环节。由于煤料图像的纹理和颜色重复且单一,应用传统图像立体匹配方法计算视差图容易产生较大误差,影响体积测量精度。为解决该问题,本节提出基于深度学习的煤料体积测量方法。

首先,构建 PSM-Net 网络模型,预测煤料视差图(网络结构和流程如图3所示)。具体步骤如下:

步骤1:采用图3所示的 PSM-Net 网络模型,引入 SPP 空间金字塔结构提取不同尺度的特征信息。

步骤2:为了解决煤料立体匹配数据集样本少的问题,采用 Pretraining 和 Fine-tuning 组合的方式训练本文具有五百万权重参数的 PSM-Net。利用 Scene Flow 和 KITTI 2015 进行模型预训练,依据 Fine-tuning 机制,运用深度相机获得的煤料立体匹配数据集进行 PSM-Net 模型迁移学习。

然后,依据煤料视差图,计算煤料体积。具体步骤如下:

步骤1:利用双目立体视觉方法进行煤料图像像素坐标系到煤料世界坐标系转换,计算煤料三维世界坐标 (X_w, Y_w, Z_w) 。

步骤2:依据煤料三维点云数据 (X_w, Y_w, Z_w) 进行煤料体积计算,采用三棱柱微元遍历求和的方法计算视野测量范围内的煤料体积。用一个三角形滑窗遍历三维点云数据,用滑窗围成的三角形3个坐标 (x_w, y_w, z_w) 中的 x_w, y_w 计算三棱柱底面积 s_i ,用 z_w 计算三棱柱高 h_i :

$$\begin{cases} s_i = \frac{1}{2} \begin{vmatrix} x_{w_1} & y_{w_1} & 1 \\ x_{w_2} & y_{w_2} & 1 \\ x_{w_3} & y_{w_3} & 1 \end{vmatrix} \\ h_i = \frac{1}{3}(z_{w_1} + z_{w_2} + z_{w_3}) \end{cases} \quad (3)$$

依据三棱柱微元底面积 s_i 和高 h_i ,利用微元遍历求和计算双目相机测量视野范围内的煤料体积:

$$V_{煤堆} = \sum_{i=1}^n v_i = \sum_{i=1}^n s_i h_i \quad (4)$$

其中, $V_{煤堆}$ 为视野测量范围内煤料体积; n 为三角形滑窗遍历煤料三维点云数据围成的三角形个数; v_i 为三棱柱微元煤料体积。

本文利用卷积神经网络预测煤料视差图,并基于此进行三维重建、体积计算。与传统立体匹配算法相比,本节提出的立体匹配模型无需进行匹配代价计算、匹配代价聚合、视差计算、视差优化,能够直接预测视差图。

2.3 基于离散元法的煤料堆积填充率计算

煤料颗粒堆积在凹状胶带中,煤料颗粒结构呈不规则几何体状态,且煤料颗粒内部间隙分布不均匀,导致煤料真实堆积密度难以计算。本节提出基于离散元法的煤料堆积密度计算方法。

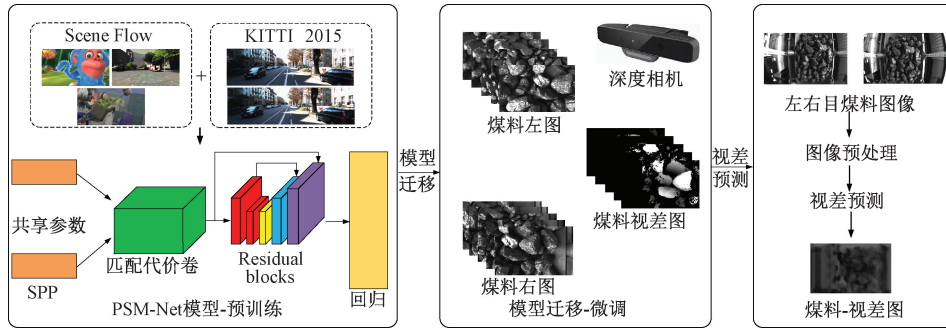


图3 深度学习实现煤料视差图预测的网络结构和流程

Fig. 3 Network architecture and process of coal disparity map prediction with deep learning

首先,针对煤料颗粒间隙分布不均匀问题,利用离散元法在线计算煤料堆积填充率,具体步骤如下:

步骤1:利用椭圆形结构元素对煤料堆积表面图像进行形态学开运算处理(包含腐蚀和膨胀),利用 Otsu 算法^[25]进行图像分割,求解煤料表面与背景的分割阈值 T 。

获得最佳分割阈值 T 后,将属于前景的图像像素置为 255,将属于背景的图像像素置为 0:

$$I(x, y) = \begin{cases} 255, & I(x, y) \geq T \\ 0, & I(x, y) < T \end{cases} \quad (5)$$

其中, $I(x, y)$ 为图像像素。

步骤2:基于所得煤料堆积表面连通域二值分割图像,利用 Suzuki 等^[26]提出的轮廓检测方法检测连通域个数和轮廓,计算煤料堆积表面连通域面积 S 、周长 L 、最小外接矩形面积 A 。

步骤3:利用算法1在线计算煤料堆积填充率,算法中 j 表示煤料堆积表面连通域个数, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_j\}$ 表示连通域集合; E_c 为圆的圆形度; R_c 为圆的矩形度; P_c 为球的随机填充率。

算法1. 煤料堆积填充率在线计算方法

输入:煤料堆积表面连通域面积 S 、周长 L 、最小外接矩形面积 A

输出:煤料堆积填充率 P

1. for $i=1$ to j do

2. for $v_i \in V$ do

3. 计算连通域圆形度

$$E(i) = \frac{4\pi S(v_i)}{L(v_i)^2} \quad (6)$$

4. 计算连通域矩形度

$$R(i) = \frac{S(v_i)}{A(v_i)} \quad (7)$$

5. 计算煤料堆积表面圆形度

$$E = E + \frac{1}{j} \times E(i) \quad (8)$$

6. 计算煤料堆积表面矩形度

$$R = R + \frac{1}{j} \times R(i) \quad (9)$$

7. end for

8. end for

9. 计算煤料堆积填充率

$$P = \frac{1}{2} \times \left(\frac{E_c \times R}{R_c \times E} + \frac{R_c \times E}{E_c \times R} \right) \times P_c \quad (10)$$

10. return P

然后,根据算法1计算所得的带式输送机凹状胶带中煤料堆积填充率 P ,计算煤料真实堆积密度 $\rho_{\text{堆积}}$:

$$\rho_{\text{堆积}} = \rho \times P \quad (11)$$

其中 ρ 为煤料颗粒密度。

与文献[8, 18-20]中的填充率计算方法相比,本节利用离散元法提出的算法1依据煤料二维表面特征直接计算煤料堆积填充率,有效克服了煤料颗粒内部间隙分布不均匀的影响,能够高精度实时计算出煤料堆积密度。

2.4 带式输送机实时运载煤料量计算

带式输送机胶带纵向运行,相机测量面呈横向状态,不同时刻测量面来自胶带不同位置。本节基于前文给出的煤料体积和堆积密度提出带式输送机煤流量实时计算方法。

带式输送机某一段运行时间 t 内,运载煤料质量 M 为:

$$\begin{cases} M = \rho_{\text{堆积}} \sum_{i=1}^{t/\Delta t} V_i \\ \Delta t = \frac{L}{v_0} \\ V_i = \hat{V}_i - \bar{V} \end{cases} \quad (12)$$

其中, $\rho_{\text{堆积}}$ 为煤料堆积密度; L 为视野长度; v_0 为胶带转速; Δt 为采样时间; V_i 为视野测量范围内煤料体积; \hat{V}_i 为负载胶带体积; \bar{V} 为空载胶带体积。

3 实验与结果分析

3.1 实验设置与数据集构建

采用图 4 所示的实验系统验证本文提出的带式输送机煤流量双目视觉测量方法。系统计算机配置为 Intel (R) Core (TM) i5-9400 CPU @ 2.90 GHz, NVIDIA GeForce 2080TI GPU,操作系统为 Ubuntu 16.04。双目摄像头扫描帧率为 60 fps, 视场角为 150°。



图 4 实验系统
Fig. 4 Experiment system

采用图 5 所示的装置采集煤料立体匹配数据,图 6 所示为部分煤料立体匹配数据。本文采用的神经网络模型基于 Pytorch 深度学习框架搭建,PSM-Net 预训练数据集为 Scene Flow 和 KITTI 2015,微调使用的煤料立体匹配数据集为实验室环境下制作非公开数据集。数据集一共包含 440 对煤料立体匹配图像,包含大块煤料和小块煤料,分辨率为 752×480。本实验所用煤料颗粒密度为 1.3 g/cm³。

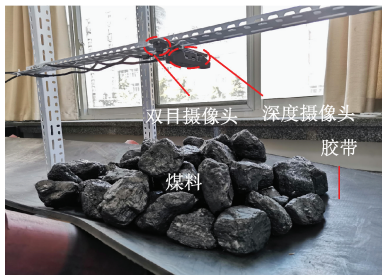


图 5 煤料立体匹配数据采集装置
Fig. 5 Datasets collection device of coal stereo matching

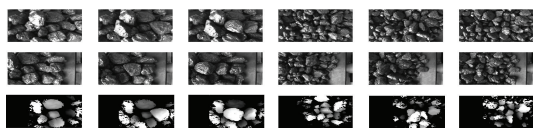


图 6 部分煤料立体匹配数据
Fig. 6 Partial coal stereo matching datasets

实验分为 4 部分,第 1 部分为煤料图像预处理结果分析。第 2 部分为煤料视差图对比分析,将提出的深度学习煤料视差预测结果与传统视差计算结果进行对比分析。第 3 部分为煤料堆积填充率计算方法实验分析,由于真实煤料堆积填充率难以计算,采用数值模拟方法进行实验验证,并选取大块、小块煤料进行煤料堆积填充率计算。第 4 部分为煤流量计算结果对比分析,将所提方法计算出的煤料量与传统立体匹配算法计算出的煤料量进行对比分析。

3.2 煤料图像预处理结果

如 2.1 节所述,为保证深度学习模型能够获得理想的煤料视差图,对煤料图像进行预处理,包含校正、分割、增强 3 个步骤。本文使用大块、小块煤料进行实验分析。

在实验中,根据 Bouguet 算法求解左右煤料图像行对准转换矩阵,进行左右煤料图像校正处理。图 7(a)、(c) 分别为大块、小块煤料原始图像,图 7(b)、(d) 分别为大块、小块煤料经图像校正之后的图像。明显地,经图像校正处理之后的煤料左右图像满足完全的行对准,只需要在同一行搜索对应匹配点即可。

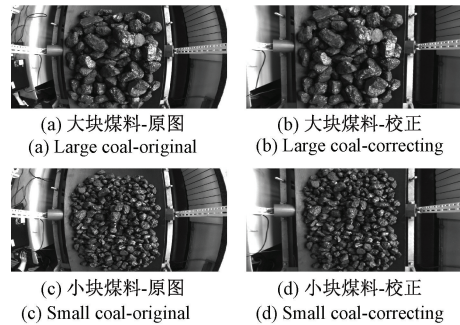


图 7 煤料图像预处理-校正
Fig. 7 Coal image preprocessing-correction

运用霍夫直线检测算法进行带式输送机胶带煤料兴趣区域分割,图 8(a)、(c) 分别为大块煤料测量面、小块煤料测量面胶带边缘青色直线。依据霍夫直线检测算法进行带式输送机胶带边缘检测,根据胶带左右边缘所在图像像素列数进行胶带兴趣区域分割,图 8(b)、(d) 分别为大块煤料胶带测量面、小块煤料胶带测量面的兴趣区域分割图像。

采用直方图均衡化图像增强算法进行煤料图像增强,图 9(a)、(b) 分别是经图像增强处理后的大块、小块煤料图像。明显地,图像增强处理后的煤料图像清晰,信息熵更大,具有较高的对比度和更大的图像动态范围,提高了煤料的识别度。图 10 是煤料图像增强前后的灰度值直方图对比结果,图 10(a)、(c) 原图像的灰度值集中在 10~110 区间内,真实反映了煤料原始图像像素

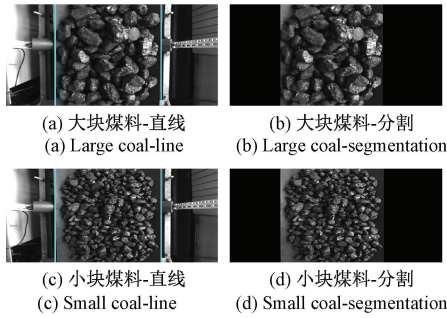


图8 煤料图像预处理-分割

Fig. 8 Coal image preprocessing-segmentation

分布上存在极度不平衡问题。图 10(b)、(d)是经过图像增强处理后的图像灰度值,均匀分布在 0~255 区间内。可见,本文使用的图像预处理方法有利于 PSM-Net 对煤料进行视差预测。

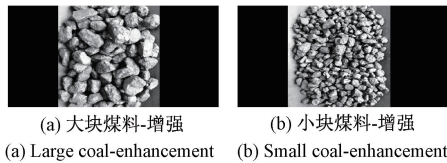


图9 煤料图像预处理-增强

Fig. 9 Coal image preprocessing-enhancement

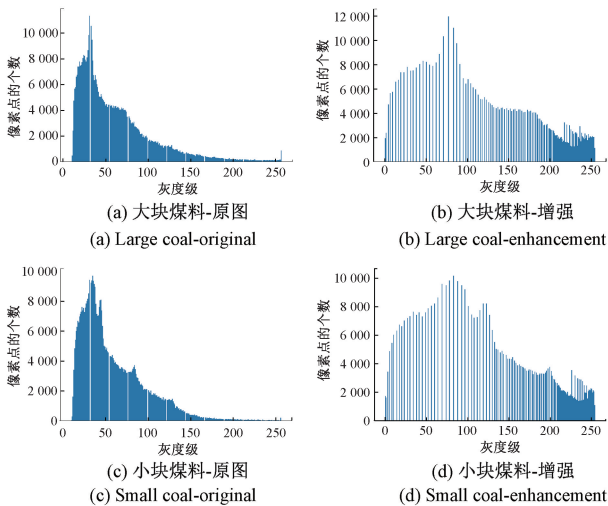


图10 大块、小块煤料灰度直方图

Fig. 10 Gray histogram of large coal and small coal

3.3 煤料视差计算方法对比

依据 2.2 节提出的煤料视差图预测网络模型和 3.1 节叙述的数据集 Scene Flow、KITTI 2015 和煤料立体匹配数据集进行 PSM-Net 模型训练。

采用 Pretraining 和 Fine-tuning 组合的学习机制进行煤料立体匹配深度模型训练。具体过程为:首先,使用数

据量较大的 Scene Flow 数据集进行 PSM-Net 模型收敛一次训练;其次,在 Scene Flow 数据集训练的权重基础上加入 KITTI 2015 数据集进行模型二次训练;最后,使用本文提出的煤料立体匹配数据集进行模型微调。为验证本文方法的收敛性,图 11 给出了本文方法和原始无模型预训练方法的训练误差变化图。与无模型预训练方法相比,本文提出的预训练和微调组合的模型训练机制能够比原始方法更快收敛,节约训练时间,同时得到的损失值也更低。

为验证本文提出的深度学习模型对煤料视差预测的有效性,将差绝对值之和 (sum of absolute differences, SAD) 方法、Census 方法、块匹配 (block matching, BM) 方法、半全局块匹配 (semi global block matching, SGBM) 方法以及本文方法先后用于计算大块、小块煤料视差图,实验结果如图 12 所示。可以看出,与其他方法相比,本文方法能够获得连续、稠密、误差小的煤料视差图,解决了传统算法计算的煤料视差图不连续、稀疏、误差大等缺点,能够刻画煤料堆积表面颗粒不规则凹凸分布、视差深浅的特性。

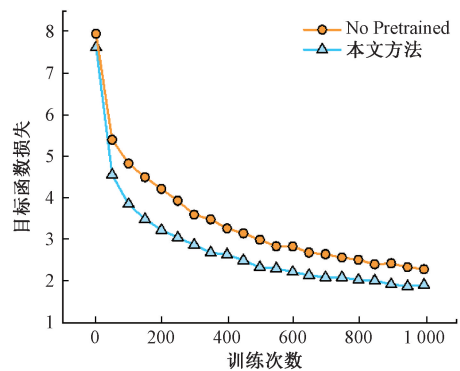


图11 PSM-Net 训练损失

Fig. 11 Training loss of PSM-Net

依据前文所述方法获得煤料视差图后,求解煤料三维世界坐标,获取煤料点云数据。考虑到三维数据中噪声的影响,本实验使用中值滤波算法消除煤料点云数据中的异常干扰数值,煤料表面三维点云、空载胶带表面三维点云如图 13 所示。从图 13 中可以看出,本文方法计算出的三维点云图能够更好描绘出煤料、空载胶带表面深度信息,刻画了带式输送机凹状胶带上煤料堆积表面凹凸分布的状态,符合实际情况。所提算法抗干扰性强,煤料立体匹配数据集由不同规格、不同体积、不同形态的煤料构成,经预训练模型微调,煤料立体匹配模型具备较高的鲁棒性。同时,图 12(e)、(j)和图 13 验证了本节训练的煤料立体匹配模型预测煤料视差的准确性,具有较强的泛化能力。

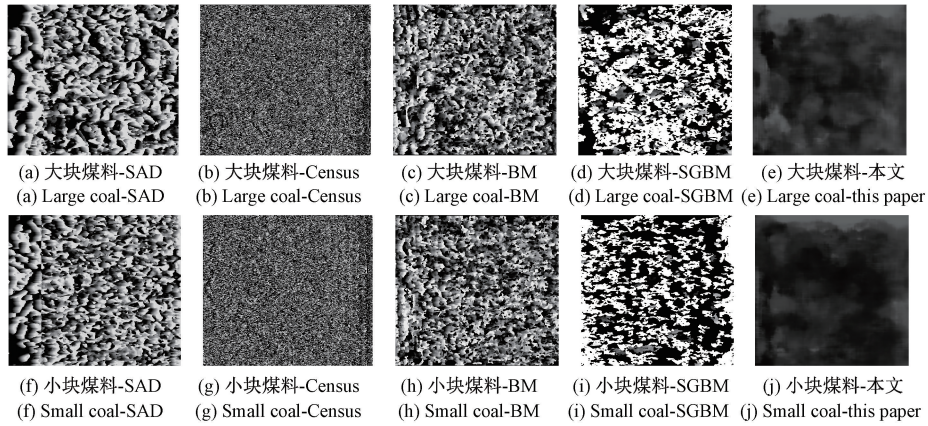


图 12 视差图对比分析

Fig. 12 Comparison of disparity maps

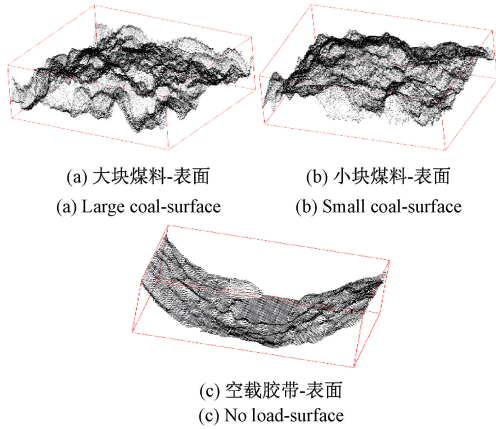


图 13 三维点云可视化

Fig. 13 3D point cloud visualization

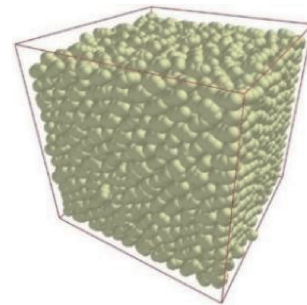


图 14 随机堆积填充

Fig. 14 Random packing

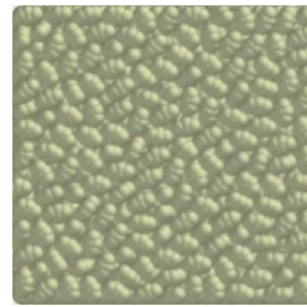


图 15 俯视截面

Fig. 15 Cube-top section

3.4 煤料堆积填充率计算方法实验

在本实验中,首先,基于数值模拟软件,用仿真几何体模拟煤料颗粒,对本文提出的煤料堆积填充率在线计算方法进行仿真实验。用仿真颗粒微元搭建不规则几何体;以立方体为容器进行随机填充堆积;通过仿真软件获取立方体内不规则几何体的真实模拟堆积填充率;根据本文提出的煤料堆积填充率计算方法,计算立方体内不规则几何体堆积填充率,并与真实模拟堆积填充率进行对比分析。图 14 给出了数值模拟不规则几何体随机堆积填充情况,图 15 给出了不规则几何体堆积俯视截面图。

基于图 15 给出的不规则几何体堆积俯视截面图,依据 2.3 节算法 1 进行立方体内不规则几何体的堆积填充率计算。基于不规则几何体堆积表面,依次进行图像腐蚀、膨胀运算以及 Otsu 图像分割,计算堆积表面圆形度、矩形度,依据煤料堆积填充率计算方法进行几何体堆积填充率计算。本实验中一共选取 13 组不同规格的不规

则几何体和不同尺寸的立方体进行实验验证,实验对比结果如图 16 所示。从图 16 中可看出本文提出的在线计算方法误差在 2% 附近上下浮动,平均误差为 2.349%,计算结果可靠。

然后,为进一步验证本文提出的煤料堆积填充率在线计算方法的精度,选择大块、小块煤料作为研究对象,进行煤料堆积填充率计算。需要注意的是,由于煤料堆积在凹状胶带上,真实堆积填充率难以计算,本节仅考虑用 2.3 节算法 1 计算出大块、小块煤料堆积填充

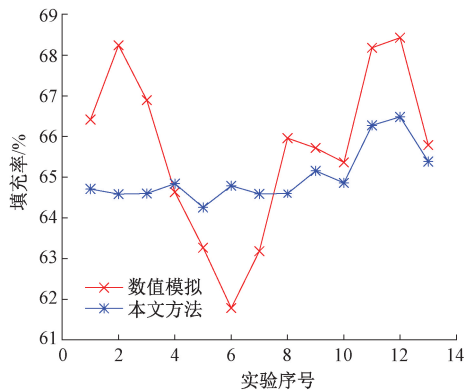


图 16 堆积填充率实验对比
Fig. 16 Comparison of packing rate experiments

率,并进行分析,不与大块、小块煤料真实堆积填充率比较。

提取凹状胶带中煤料表面图像,经形态学开运算、Otsu 图像分割获取煤料堆积表面连通域,获取连通域轮廓最小外接圆形和最小外接矩形,图 17(a)、(e)为煤料堆积表面,图 17(b)、(f)为开运算处理图像、图 17(c)、(g)为 Otsu 二值分割图像、图 17(d)、(h)为煤料堆积表面连通域最小外接圆形和最小外接矩形平面特征。煤料堆积填充率在线计算结果如表 1 所示。

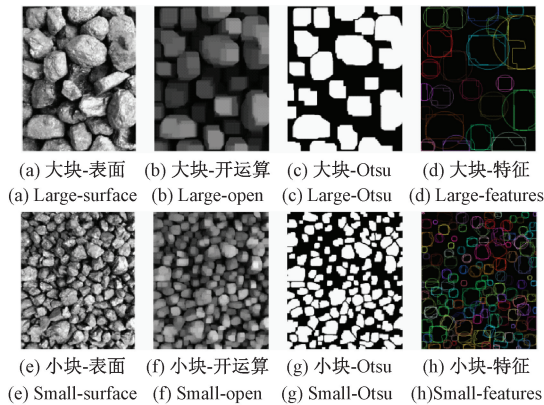


图 17 煤料堆积表面-图像处理
Fig. 17 Coal accumulation surface-image processing

由于小块煤料尺寸较小、大块煤料尺寸较大,从表 1 可以看出,2.3 节提出的煤料堆积填充率在线计算方法获得的小块煤料堆积填充率大于大块煤料堆积填充率。与文献[8]提出的 Takagi-Sugeno 模糊模型近似推算煤料堆积填充率的方法相比,本文方法同样建立在煤料周长、面积基础上,但更进一步计算出煤料连通域圆形度、矩形度,并提出煤料堆积填充率计算方法,数值模拟仿真实验计算精度为 97.651%,验证了 2.3 节算法 1 具有较强稳定性。

表 1 大块、小块煤料-堆积填充率

Table 1 Large coal and small coal-packing rate

煤料规格	圆形度	矩形度	堆积填充率
大块	0.726 264	0.893 081	0.731 773
小块	0.722 396	0.810 720	0.743 370

3.5 煤流量计算与对比分析

依据以上实验内容,能够实时获得视野测量范围内煤料体积、堆积填充率,利用式(12)计算带式输送机煤流量。为验证本文提出的新方法对双目视觉测量煤流量系统性能提升的有效性,下面结合不同视差计算方法对比分析煤料量计算结果。

选取大块、小块煤料作为新方法验证对象,以带式输送机运载煤料视频流一帧图像进行实验。将人工测量煤料质量作为对比真值。将本文提出的煤料质量计算方法与 SAD、Census、BM、SGBM 图像立体匹配算法进行对比,得到大块、小块煤料的测量质量以及系统运行时间,结果如表 2 所示。

从表 2 可以看出,本文所提基于深度学习的煤流量双目视觉测量方法具有较高的精度,均误差率为 1.295 7%;所提方法实时性好,视差图(分辨率为 752×480)计算时间为 960 ms,系统运行时间为 1 127 ms。与文献[8]的煤流量平均测量误差 2.806 7%相比,本文方法计算的平均误差降低了 1 个百分点。综上分析,融合基于深度学习的煤料视差图预测方法和基于离散元法的煤料堆积填充率在线计算方法可实现稳定、准确、快速获取带式输送机煤流量。

表 2 大块、小块煤料-实验结果

Table 2 Large and small coal-results of experiment

煤料规格	立体匹配	煤料量 /kg	视差图-时间/ms	煤料量-误差率/%
大块	人工测量	33.3	-	-
	SAD	38.418 7	8 262	15.371 4
	Census	26.892 5	6 297	19.241 7
	BM	36.721 1	2 359	10.273 5
	SGBM	30.925 9	4 312	7.129 4
	本文方法	33.577 1	980	0.832 1
小块	人工测量	21.4	-	-
	SAD	25.326 4	8 275	18.347 6
	Census	25.944 2	6 281	21.234 5
	BM	19.493 0	2 375	8.911 2
	SGBM	22.671 0	4 358	5.939 2
	本文方法	21.776 5	940	1.759 3

4 结 论

针对带式输送机煤流量双目视觉测量中存在的煤料视差图误差大和煤料堆积填充率难以计算问题,提出了基于深度学习的煤料视差图预测网络和基于离散元法的煤料堆积填充率计算方法,形成了高精度的带式输送机煤流量双目视觉实时测量方法。实验表明所得方法平均测量精度能够达到98.7043%,运行效率能达到1 127 ms/帧,为带式输送机的节能安全运行优化控制奠定了基础。

参考文献

- [1] HE D J, LIU X W, ZHONG B. Sustainable belt conveyor operation by active speed control [J]. *Measurement*, 2020, 154, DOI: 10.1016/j.measurement,2019.107458.
- [2] 王文清, 田柏林, 冯海明, 等. 基于激光测距矿用带式输送机多参数检测方法研究[J]. *煤炭科学技术*, 2020, 48(8): 131-138.
WANG W Q, TIAN B L, FENG H M, et al. Research on multi-parameters detection method of mine belt conveyor based on laser ranging [J]. *Coal Science and Technology*, 2020, 48(8): 131-138.
- [3] 王国法, 刘峰. 中国煤矿智能化发展报告[M]. 北京: 科学出版社, 2020: 241-251.
WANG G F, LIU F. China smart coal mine development report[M]. Beijing: Science Press, 2020: 241-251.
- [4] ZENG F, WU Q, CHU X M, et al. Measurement of bulk material flow based on laser scanning technology for the energy efficiency improvement of belt conveyors [J]. *Measurement*, 2015, 75: 230-243.
- [5] 石磊, 朱洪海, 于雨, 等. 基于双目立体视觉的波浪参数遥测方法研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 33(3): 99-104.
SHI L, ZHU H H, YU Y, et al. Measurements of wave characteristics based on binocular vision [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2019, 33(3): 99-104.
- [6] 孟凡芹, 王耀才. 煤矿井下带式输送机煤流图像识别方法的研究[J]. *煤炭学报*, 2003, 28(1): 91-95.
MENG F Q, WANG Y C. Study of the methods for recognizing the coal flow image of coal mine's conveyor belt [J]. *Journal of China Coal Society*, 2003, 28(1): 91-95.
- [7] 乔葳, 靳宝全. 输送带运输物料双视点测量方法研究[J]. *煤炭技术*, 2018, 37(3): 250-252.
QIAO W, JIN B Q. Research of dual-field measurement method of material flow on conveyor belt [J]. *Coal Technology*, 2018, 37(3): 250-252.
- [8] 代伟, 赵杰, 杨春雨, 等. 基于双目视觉深度感知的带式输送机煤量检测方法[J]. *煤炭学报*, 2017, 42(S2): 547-555.
DAI W, ZHAO J, YANG CH Y, et al. Detection method of coal quantity in belt conveyor based on binocular vision depth perception [J]. *Journal of China Coal Society*, 2017, 42(S2): 547-555.
- [9] 崇爱新, 尹辉, 刘艳婷, 等. 基于双目视觉的无缝线路钢轨纵向位移测量方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(11): 82-89.
CHONG AI X, YIN H, LIU Y T, et al. Research on longitudinal displacement measurement method of seamless rail based on binocular vision [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(11): 82-89.
- [10] 谢亮亮, 屠大维, 张旭, 等. 深海原位激光扫描双目立体视觉成像系统[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(6): 106-114.
XIE L L, TU D W, ZHANG X, et al. Deep sea in-situ binocular stereo vision imaging system with laser scanning [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(6): 106-114.
- [11] 全燕鸣, 黎淑梅, 麦青群. 基于双目视觉的工件尺寸在机三维测量[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(4): 1054-1061.
QUAN Y M, LI SH M, MAI Q Q. On-machine 3D measurement of workpiece dimensions based on binocular vision [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013, 21(4): 1054-1061.
- [12] 罗久飞, 邱广, 张毅, 等. 基于自适应双阈值的SURF双目视觉匹配算法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(3): 240-247.
LUO J F, QIU G, ZHANG Y, et al. Research on speeded up robust feature binocular vision matching algorithm based on adaptive double threshold [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(3): 240-247.
- [13] 刘杰, 张建勋, 代煜, 等. 基于跨尺度引导图像滤波的稠密立体匹配[J]. *光学学报*, 2018, 38(1): 232-238.
LIU J, ZHANG J X, DAI Y, et al. Dense stereo matching based on cross-scale guided image filtering [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(1): 232-238.
- [14] ŽBONTAR J, LECUN Y. Stereo matching by training a convolutional neural network to compare image patches [J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2016, 17(1): 2287-2318.

- [15] KENDALL A, MARTIROSYAN H, DASGUPTA S, et al. End-to-end learning of geometry and context for deep stereo regression [C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision, IEEE, 2017: 66-75.
- [16] CHANG J R, CHEN Y S. Pyramid stereo matching network [C]. 2018 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2018: 5410-5418.
- [17] 肖进胜, 田红, 邹文涛, 等. 基于深度卷积神经网络的双目立体视觉匹配算法 [J]. 光学学报, 2018, 38(8): 179-185.
XIAO J SH, TIAN H, ZOU W T, et al. Stereo matching based on convolutional neural network [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(8): 179-185.
- [18] 张少宾. 基于实况负载的带式输送机智能控制研究 [D]. 北京: 煤炭科学研究总院, 2019.
ZHANG SH B. Control research of belt conveyor intelligence based on live load [D]. Beijing: China Coal Research Institute, 2019.
- [19] ZOU R, YU A. Evaluation of the packing characteristics of mono-sized non-spherical particles [J]. Powder Technology, 1996, 88(1): 71-79.
- [20] LIU W W, CHEN S, LI SH Q. Random loose packings of polydisperse adhesive microparticles with gaussian size distribution [J]. Powder Technology, 2019, 357: 64-73.
- [21] LI SH X, ZHAO J, LU P, et al. Maximum packing densities of basic 3D objects [J]. Chinese Science Bulletin, 2010, 55(2): 114-119.
- [22] 高原, 陈爱斌, 周国雄, 等. 基于 OctConv 的 DCNN 在遥感图像场景分类中的应用 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(1): 61-67.
GAO Y, CHEN AI B, ZHOU G X, et al. Application of DCNN based on OctConv in scene classification of remote sensing images [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(1): 61-67.
- [23] TSAI R. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses [J]. IEEE Journal on Robotics and Automation, 1987, 3(4): 323-344.
- [24] HUMMEL R. Image enhancement by histogram transformation [J]. Computer Graphics and Image Processing, 1977, 6(2): 184-195.
- [25] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [26] SUZUKI S, ABE K. Topological structural analysis of digitized binary images by border following [J]. Computer Vision Graphics & Image Processing, 1985, 30(1): 32-46.

作者简介



杨春雨(通信作者), 2002 和 2009 年于东北大学分别获得学士和博士学位, 现为中国矿业大学信息与控制工程学院教授、博士研究生导师, 主要研究方向为矿山机电装备优化控制、智能控制等。

E-mail: chunyu yang@cumt.edu.cn

Yang Chunyu (Corresponding author) received his B.Sc. degree and Ph.D. degree both from Northeastern University in 2002 and 2009, respectively. He is currently a professor and a Ph.D. advisor in the School of Information and Control Engineering at China University of Mining and Technology. His main research interests include optimal control of mine electromechanical equipment and intelligent control.



顾振, 2019 年于青岛科技大学获得学士学位。现为中国矿业大学硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉和三维重构。

E-mail: guzhen@cumt.edu.cn

Gu Zhen received his B.Sc. degree from Qingdao University of Science & Technology in 2019. He is currently a master student at China University of Mining and Technology. His main research interests include machine vision and surface reconstruction.