

# 空天地一体化感知下的混凝土振捣质量智能监控

王 栋<sup>1</sup>, 关 涛<sup>1</sup>, 杨 帅<sup>1</sup>, 王晓玲<sup>1</sup>, 翟海峰<sup>2</sup>, 任炳昱<sup>1</sup>

(1. 天津大学, 水利工程仿真与安全国家重点实验室, 天津 300350; 2. 雅砻江流域水电开发有限公司, 成都 610051)

**摘 要:** 综合采集混凝土振捣施工过程多源异构信息, 进而及时、客观地分析振捣质量, 对于保障高拱坝坝体混凝土施工质量至关重要。针对高拱坝混凝土振捣施工信息以“空-地”感知技术为主, 存在信息感知不全和数据质量有待提高的问题, 建立空天地一体化的混凝土振捣施工信息智能感知体系, 实现混凝土浇筑过程中多源、多维度、多模态施工信息的立体感知。在此基础上, 针对数值型、视频流以及图像型信息, 分别提出基于 Kalman 滤波的全球导航卫星系统(GNSS)定位信息降噪方法、基于改进 Faster R-CNN 的视频信息解析方法和基于 DeblurGAN-v2 的表面图像去模糊方法。以杨房沟水电站为例, 应用所提空天地一体化感知方法与技术, 实现混凝土振捣质量智能分析与监控。

**关键词:** 混凝土振捣; 空天地一体化感知; 智能监控; Kalman 滤波算法; 改进 Faster R-CNN; DeblurGAN-v2 模型

中图分类号: TV523 文献标志码: A 文章编号: 0454-5648(2023)05-1219-09

网络出版时间: 2023-04-03



## Intelligent Monitoring of Concrete Vibration Quality Based on Space-Air-Ground Integrated Perception

WANG Dong<sup>1</sup>, GUAN Tao<sup>1</sup>, YANG Shuai<sup>1</sup>, WANG Xiaoling<sup>1</sup>, ZHAI Haifeng<sup>2</sup>, REN Bingyu<sup>1</sup>

(1. State Key Laboratory of Hydraulic Engineering Simulation and Safety, Tianjin University, Tianjin 300350, China; 2. Yalong River Hydropower Development Co., Ltd., Chengdu 610051, China)

**Abstract:** It is essential to ensure the concrete construction quality of high arch dam via comprehensively collecting multi-source heterogeneous information in the concrete vibration construction and timely and objectively analyzing vibration quality. For incomplete information perception and undesirable data quality in current space-ground perception technology during concrete vibration construction, an intelligent sensing scheme with space-air-ground integration for concrete vibrating construction information was established to realize the stereoscopic perception of multi-source, multi-modal and multi-scale construction information in the concrete pouring process. On this basis, the Kalman-based denoising method for positioning data of Global Navigation Satellite System (GNSS), improved Faster R-CNN-based video analysis method and DebrGAN-v2-based surface image deblurring method were proposed, respectively, for numerical type, video stream, and image information. Taking Yangfanggou hydropower station as an example, the intelligent analysis and monitoring of concrete vibration quality can be realized by the proposed space-air-ground integration sensing method.

**Keywords:** concrete vibration; space-air-ground integrated perception; intelligent monitoring; Kalman filter algorithm; improved Faster R-CNN; DeblurGAN-v2 model

混凝土振捣是保证高拱坝坝体施工质量的关键环节<sup>[1]</sup>。然而传统的混凝土振捣质量主要依赖旁站

人员监视及事后钻孔取芯等手段进行控制, 难以实现振捣质量的实时分析与反馈。目前, 中国水电工

收稿日期: 2022-10-16。 修订日期: 2022-10-25。

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目(51909187); 中国大坝工程学会青年人才托举工程(CHINCOLD-QNRC006); 国家自然科学基金面上项目(51879186)。

第一作者: 王 栋(1993—), 男, 博士。

通信作者: 关 涛(1989—), 男, 副教授。

Received date: 2022-10-16. Revised date: 2022-10-25.

First author: WANG Dong (1993—), male, Ph. D.

E-mail: dongwang18@tju.edu.cn

Correspondent author: GUAN Tao (1989—), male, Associate Professor.

E-mail: tao.guan@tju.edu.cn

程建设正处于数字化向智能化阶段发展<sup>[2]</sup>,混凝土振捣过程智能监控技术<sup>[3–4]</sup>为振捣质量控制提供了重要的技术支撑。该技术依托高精度定位设备、传感器、互联网等技术对振捣作业过程参数进行透彻感知,进而动态分析振捣质量并反馈控制,将传统的被动式人工质量监管方式提升为主动式信息化监测反馈的方式,该技术主要实现位置、姿态、距离等数字类型结构化信息的感知<sup>[3–4]</sup>,尚未对混凝土振捣表面图像、混凝土运输视频等非结构化信息进行高质量感知与挖掘分析。因此,迫切需要进行振捣施工过程中海量多源异构信息的采集,进一步获取高质量、低噪声、高价值信息,从而为高拱坝振捣质量智能监控与评价提供更为全面且关键的信息。

近年来,随着传感技术的发展,智能化感知技术丰富多样,包括无人机(UAV)、视频监控系统、雷达等,国内外围绕感知技术体系和关键技术开展了大量研究。在感知技术体系方面,“空天地”概念早在通信网络<sup>[5]</sup>研究领域就已经被提出,该技术侧重于通信网络的构建研究。随着学科知识的交叉发展,多元化感知手段和载体的出现,“空天地”感知技术体系为信息全面采集提供了新的思路,通过采用不同空间维度的感知技术或方法,实现信息的综合、立体、多源感知,侧重于信息的获取。其中,空基感知技术主要采用导航卫星、遥感卫星、干涉合成孔径雷达(InSAR)等实现位置、图像等信息感知;天基感知技术主要利用无人机、监控相机等采集图像、点云等信息;地面感知技术则是依据任务需求采用相应传感器实现信息的感知,如三维雷达、掌上电脑(PDA)、图像传感器等。目前“空天地”一体化感知技术研究已取得大量成果,广泛应用于灾害监测<sup>[6–8]</sup>、变形监测<sup>[9–10]</sup>、勘察设计<sup>[11–13]</sup>、环境监测<sup>[14–15]</sup>、生态监测<sup>[16–17]</sup>、畜牧业监测<sup>[18]</sup>、农业监测<sup>[19]</sup>、智慧城市建设<sup>[20]</sup>、流域保护与管理<sup>[21–23]</sup>等领域。在土方工程中,陈维亚等<sup>[24]</sup>提出了由北斗卫星、无人机与地面施工机械构成的空天地一体化监测平台,实现了对道路土方智能化施工的服务;在水利水电工程施工阶段,空天地一体化感知技术在相关研究中已有雏形,王佳俊<sup>[25]</sup>采用全球导航卫星系统(GNSS)、无人机、地面多源传感器实现堆石坝坝面碾压施工多模态信息的感知;刘玉玺<sup>[26]</sup>构建了基于GNSS定位、传感器、视频监控等技术的碾压混凝土坝(RCC)多源施工信息的集成理论,从多维度、多空间尺度实现了RCC坝多源施工信息的感知。然而,在拱坝混凝土振捣的施工过程中,现有研究<sup>[3–4]</sup>

多采用GNSS、姿态传感器、测距传感器等相结合的“空-地”感知技术实现振捣施工参数的获取。

在感知关键技术研究方面,结合本工作的研究重点,对高精度定位感知、视频流信息感知和图像高质量感知方法与技术进行综述:1) 在高精度定位方面,该技术是智能化施工关键技术之一,大量学者开展了工程施工领域实时定位技术的研究<sup>[27]</sup>,其中,融合实时动态测量技术(RTK)的GNSS能够达到厘米级的高精度定位,且具有全天候、实时定位、抗干扰能力强等优势<sup>[25]</sup>,然而高拱坝通常处于狭窄深切河谷中,受高陡边坡及相邻坝段高差的影响,GNSS定位观测数据中包含大量噪声,降低了定位精度。为解决该问题,Zhong等<sup>[28]</sup>提出测量机器人与GNSS的混合定位方法,极大的提高了定位精度,然而该方法要求测量机器人与被测对象之间无视线上的遮挡,因此,难以适用于高拱坝复杂施工场景。研究人员还探索了GNSS与超宽带(UWB)的组合定位方法<sup>[4]</sup>,然而该组合方案存在维护成本高、UWB基站布置繁琐等不足。因此,复杂施工环境下高拱坝施工过程的高精度定位亟待进一步研究。2) 在视频流信息感知方面,随着视频监控系统、UAV技术的广泛应用,基于计算机视觉技术从视频中挖掘有价值的语义信息是当前研究的热点。目前,少数研究针对水电工程施工现场进行了视频语义的提取,如混凝土坯层覆盖间歇时间超时预警<sup>[29]</sup>、仓面保温被覆盖检测<sup>[30]</sup>、土石坝大场景施工安全监控<sup>[31]</sup>等,尚未深度挖掘视频语义以实现混凝土入仓强度信息的感知。因此,如何基于计算机视觉技术深度挖掘视频监控系统、UAV等获取的视频流信息亟待进一步研究。3) 在图像高质量感知方面,图像去模糊长期以来一直是计算机视觉和图像处理领域的研究热点<sup>[32]</sup>,其方法主要分为非盲去模糊方法和盲去模糊方法,区别在于是否已知模糊核。通常情况下模糊核难以知晓,因此,盲去模糊方法研究更加受学者重视<sup>[33]</sup>。近年来,随着深度学习的快速发展和成熟,基于生成对抗网络(GAN)<sup>[34]</sup>的盲去模糊方法通过生成模型和判别模型的互相博弈学习获得输出结果<sup>[35]</sup>,在去模糊处理时保留纹理细节和生成逼真图像方面具有显著优势。因此,如何引入GAN模型实现混凝土表面图像的高质量感知亟待进一步研究。

综上所述,国内外采用空天地一体化感知技术在信息获取和监测方面开展了大量研究,少数研究采用空天地感知技术采集大坝施工信息,但是高拱

坝混凝土施工信息以“空-地”感知技术为主，难以作为振捣质量监控与评价提供所需的多源、多维度、多模态信息。此外，受限高拱坝混凝土振捣施工环境及特征影响，现有智能感知技术在高拱坝高精度定位、视频流解析、图像高质量感知等方面有待进一步研究。

针对以上问题，本工作首先分析高拱坝混凝土振捣施工信息构成，进而构建空天地一体化感知框架。在此框架下，针对数值型、视频流以及图像型信息，分别提出基于 Kalman 滤波(KF)的数据降噪方法、基于改进 Faster R-CNN 的视频信息解析方法和基于 DeblurGAN-v2 的图像去模糊方法，为混凝土振捣过程监控提供高质量、多源、多维度、多模态信息基础。以杨房沟高拱坝为例，研发混凝土振捣监控系统，从而验证所提方法的有效性。

## 1 振捣施工信息空天地一体化智能感知框架

### 1.1 振捣施工信息体系

高拱坝混凝土振捣施工过程可以看作是在仓面施工环境下振捣设备与混凝土材料间的互相作用与能量传递的过程。因此，混凝土振捣施工信息主要概括为 3 个方面：振捣设备、混凝土材料和施工环境，如图 1 所示。

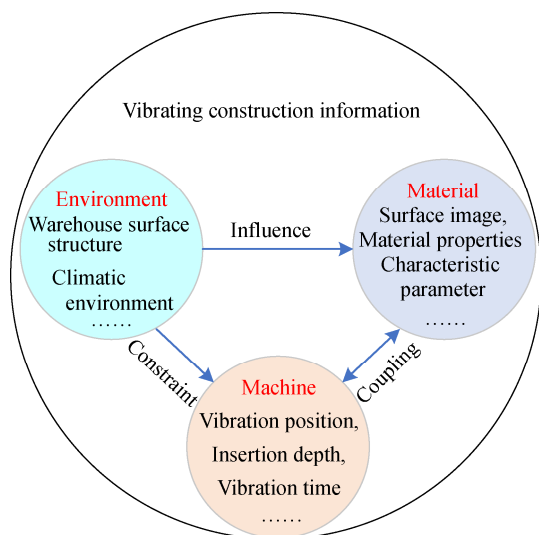


图 1 高拱坝仓面混凝土振捣施工信息体系

Fig. 1 Information system of concrete vibrating construction for high arch dam

振捣设备是混凝土振捣密实的直接作用工具，与其活动过程相关的施工信息包括插入深度、振捣

时间、插入角度、振捣位置、振捣棒性能参数等。上述振捣施工参数是影响振捣质量的外部因素，亦是振捣质量控制的关键参数。

混凝土材料信息包括混凝土特性参数(如塌落度、含气量)、混凝土入仓强度信息、混凝土振捣表面图像信息等。混凝土材料信息是影响振捣质量的内在因素，是振捣质量动态控制的核心。

施工环境是混凝土振捣过程的外在载体，制约混凝土振捣空间活动以及影响混凝土材料性能。施工环境信息包括仓面结构信息和仓面气候环境信息。其中，仓面结构信息包括静态结构物体和动态障碍物信息，是振捣安全作业的保障。仓面气候环境信息是指混凝土仓面气温、湿度、太阳辐射强度、风速等，该类型信息主要影响混凝土材料性能，与混凝土土层覆盖时间控制标准相关。因此，施工环境信息是振捣施工信息中必不可少的组成部分。

### 1.2 空天地一体化感知框架

基于振捣施工信息体系，混凝土振捣施工信息包含“设备-材料-环境”三元结构维度的信息，具有多源性、多维度、多模态的特征。因此，基于空(太空导航卫星)、天(低空无人机和监控相机)和地(地表多源传感)三个空间维度<sup>[6, 22]</sup>，采用计算机视觉、深度学习、传感器等技术实现振捣施工信息的智能感知。

“空”感知主要是基于导航卫星的定位信息感知。GNSS 是目前用于获取目标位置信息应用最为广泛的定位技术，该技术理论上可以实现水平误差不超过 1 cm 和高程误差不超过 2 cm 的高精度定位，是数字大坝建设的关键技术之一<sup>[3]</sup>。然而，高拱坝施工场景面临高陡边坡、相邻坝段大高差、模板钢筋等复杂条件的影响，复杂施工环境下 GNSS 定位信息包含大量噪声。因此，有必要采用滤波算法对 GNSS 定位信息进行降噪处理，以提高窄深河谷施工场景下的定位精度。

“天”感知主要基于无人机和视频监控技术获取施工场景图像信息，并通过计算机视觉技术提取图像特征以实现运输强度信息的感知。无人机技术以其灵活、高效、便携等优点广泛用于建筑施工现场图像信息的获取，视频监控技术以信息表达直观、环境适应能力强等优点广泛受到施工管理人员的青睐。然而，当前高拱坝现场施工图像信息利用率低，鲜有研究对混凝土施工图像或视频信息进行挖掘分析，缺乏图像信息的深度提取与解析。因此，以混凝土施工图像作为解析对象，采用 UAV 倾斜摄影

测量、计算机视觉等技术深度挖掘混凝土施工关键信息,实现混凝土入仓运输强度语义信息的提取<sup>[36]</sup>,为混凝土振捣质量控制提供基础。

“地”感知主要采用多源传感器实现对地面结构化–非结构化信息的感知。数字化振捣监控技术已经实现插入深度、振捣时间、插入角度等信息的感知。在此基础上,应用多源传感器技术实现振捣施工信息泛在感知,包括基于 PDA 技术实现混凝土材料特性信息<sup>[26]</sup>、基于 RGB 相机实现表面图像的感知<sup>[37]</sup>等。其中,表面图像是混凝土振捣密实的重要评价依据<sup>[37]</sup>,可通过安装在振捣棒机架上方的高清相机拍摄获取。

综合上述,“空–天–地”多源传感技术与方法感知的数据类型包括数字、图像、视频等,可为实现振捣作业过程智能监控提供多源异构信息基础。

## 2 空天地一体化智能感知关键技术

基于空天地一体化感知技术框架,实现了数值型、图像、视频等类型数据感知,在此基础上对信息进行数据降噪(包括数字、图像等)和深度挖掘解析(如视频语义挖掘)亦是智能感知的研究内容。接下来本工作主要开展数据降噪和数据解析方法的研究:针对数值型信息,以复杂施工条件下太空 GNSS 感知的定位信息为例,提出基于 KF 的定位信息降噪处理方法;针对低空采集的视频信息,提出基于改进 Faster R-CNN 及规则推理的混凝土入仓强度信息提取方法,同时,基于 UAV 倾斜摄影测量技术进行缆机吊罐的三维重构;针对地面感知的图像类型信息,以振捣过程中混凝土表面图像为例,提出基于 DeblurGAN-v2 的混凝土振捣表面图像去模糊方法,实现混凝土振捣表面图像高质量重构。

### 2.1 基于 KF 的 GNSS 定位信息降噪方法

KF 是经典的预测追踪算法,其实质是线性最小均方差估计器,能够在系统存在噪声和干扰的情况下进行系统状态的最优估计,广泛使用在导航、制导、控制相关领域。考虑到高拱坝振捣作业过程 GNSS 定位数据的线性、连续的特征,采用 KF 算法对振捣定位信息进行降噪处理,可以实现逼近真实状态下定位信息的估计,从而提高复杂施工环境下定位信息感知精度。

KF 模型假设  $t$  时刻系统空间  $n$  维向量  $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^n$  状态由  $t-1$  时刻状态转移而来,转移过程中根据观测信息以及当前状态值实现状态转移最优估计。假设某一时刻系统状态为  $\mathbf{X}_t \in \mathbf{R}^n$ ,则状态方程可表示式

(1)所示。

$$\mathbf{X}_t = \Phi_{t,t-1} \mathbf{X}_{t-1} + \Gamma_{t-1} \mathbf{U}_{t-1} + \mathbf{W}_{t-1} \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{X}_{t-1}$ 、 $\mathbf{U}_{t-1}$  和  $\mathbf{W}_{t-1}$  分别表示  $t-1$  时刻系统状态向量、系统控制输入量及系统过程噪声,  $\Phi_{t,t-1}$  表示系统从  $t-1$  时刻到  $t$  时刻的状态转移矩阵、 $\Gamma_{t-1}$  表示系统动态噪声矩阵。其中,  $\mathbf{W}_t$  服从 Gaussian 分布  $N(0, \mathbf{Q}_t)$ ,  $\mathbf{Q}_t$  为系统过程噪声的协方差矩阵。

设  $t$  时刻系统的观测信息  $\mathbf{Z}_t \in \mathbf{R}^m$ ,则系统的观测方程可表示式(2)所示。

$$\mathbf{Z}_t = \mathbf{H}_t \mathbf{X}_t + \mathbf{V}_t \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{H}_t$  和  $\mathbf{V}_t$  分别表示  $t$  时刻系统观测矩阵和系统观测噪声。其中,  $\mathbf{V}_t$  服从 Gaussian 分布  $N(0, \mathbf{R}_t)$ ,  $\mathbf{R}_t$  为系统观测噪声的协方差矩阵。

KF 在一次状态转移过程中,通过时间更新方程和观测更新方程实现状态的最优估计。时间更新方程主要利用  $t-1$  时刻状态预测  $t$  时刻状态向量  $\mathbf{X}_{t|t-1}$  和协方差向量  $\mathbf{P}_{t|t-1}$ ,从而构造当前状态的先验估计信息。 $t-1$  时刻的最优状态估计预测  $t$  时刻的状态预测测量如式(3)所示。

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_{t|t-1} = \Phi_{t,t-1} \hat{\mathbf{X}}_{t-1} + \Gamma_{t-1} \hat{\mathbf{U}}_{t-1} \\ \mathbf{P}_{t|t-1} = \Phi_{t,t-1} \mathbf{P}_{t-1} \Phi_{t,t-1}^T + \mathbf{Q}_t \end{cases} \quad (3)$$

进一步,系统利用当前状态的观测值修正预测阶段的预测值,该过程由协方差向量  $\mathbf{P}_{t|t-1}$ 、观测噪声的协方差矩阵  $\mathbf{R}_t$ 、观测矩阵  $\mathbf{H}_t$  和具体观测值  $\mathbf{Z}_t$  确定,观测更新方程可表示式(4)所示。

$$\begin{cases} \mathbf{K}_t = \mathbf{P}_{t|t-1} \mathbf{H}_t^T (\mathbf{H}_t \mathbf{P}_{t|t-1} \mathbf{H}_t^T + \mathbf{R}_t)^{-1} \\ \hat{\mathbf{X}}_t = \hat{\mathbf{X}}_{t|t-1} + \mathbf{K}_t (\mathbf{Z}_t - \mathbf{H}_t \hat{\mathbf{X}}_{t|t-1}) \\ \mathbf{P}_t = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H}_t) \mathbf{P}_{t|t-1} \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $\mathbf{K}_t$  表示 Kalman 增益矩阵,  $\mathbf{I}$  为单位矩阵。联合式(3)和式(4),在已知初始位置  $\hat{\mathbf{X}}_0$  和误差协方差矩阵  $\mathbf{P}_0$  条件下,根据  $t$  时刻测量的 GNSS 定位信息即可估计该时刻的状态  $\hat{\mathbf{X}}_t$  值,定位信息滤波降噪流程如图 2 所示。

### 2.2 基于改进 Faster R-CNN 的视频信息解析方法

混凝土及时运输至仓面是确保混凝土性能损失控制在可控范围内以及在初凝时间内振捣密实的关键,然而,现有研究尚未充分挖掘视频语义以提取混凝土入仓强度信息。针对上述问题,本工作开展基于改进 Faster R-CNN 及规则推理的混凝土入仓强度感知方法研究。

Faster R-CNN<sup>[38]</sup>是当前主流的目标检测算法之一,其网络结构主要包括 4 个部分: 1) 采用骨干网

络通过一系列卷积层和池化层提取输入图像特征, 常用骨干网络如 VggNet、ResNet 等; 2) 采用区域提议网络(RPN)根据最后一层卷积网络提取的特征生成潜在目标的候选框; 3) 将潜在目标候选框及骨干网络提取的特征图输入至 RoI(Region of Interest)池化层, 完成特征区域固定大小输出; 4) 2 层全连接层对固定大小的特征区域进行分类和目标框的回归, 实现目标精确定位和分类。Faster R-CNN 核心内容是提出 RPN 结构替代传统机器学习中选择搜索方法生成候选框, 极大的提高了检测速度和精度。RPN 包括对候选框的二分类和初步回归定位, 其损失函数如式(5)所示。

$$L(\{p_i\}, \{t_i\}) = \frac{1}{N_{\text{cls}}} \sum_i L_{\text{cls}}(p_i, p_i^*) + \lambda \frac{1}{N_{\text{reg}}} \sum_i p_i^* L_{\text{reg}}(t_i, t_i^*) \quad (5)$$

式中:  $i$  为候选框索引;  $p_i$  为候选框目标分类预测的概率值, 若二分类结果为正样本, 则  $p_i^*$  取值为 1, 反之为 0;  $\lambda$  为平衡分类和回归损失的参数, 默认设置为 10;  $t_i$  和  $t_i^*$  分别表示预测框的坐标参数向量和其对应正例的真实标注框坐标参数;  $N_{\text{cls}}$  和  $N_{\text{reg}}$  分别为训练过程中每轮参与训练图片数量和对应生成候选框的数量;  $L_{\text{cls}}$  和  $L_{\text{reg}}$  分别为二分类损失函数和回归损失函数。

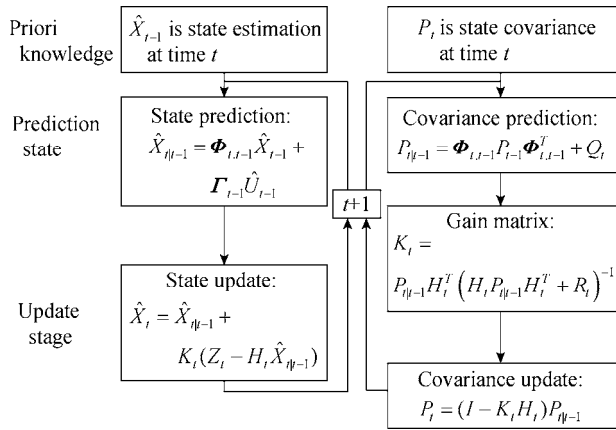


图 2 Kalman 滤波流程

Fig. 2 Flow chart of Kalman filtering algorithm

本工作检测目标对象为缆机吊罐及其编号, 其中, 考虑同一图像中二者尺度相差较大的现象, 采用融合 FPN (Feature Pyramid Networks) 的 Faster R-CNN 实现多层次特征提取, 从而提高小目标的检测精度。此外, 融入卷积块注意模块增强对关键特征信息的关注, 提高缆机检测性能。其中, 模型训练数据集采用 UAV 倾斜摄影建模与增强现实技术

合成得到, 详细内容参考文献[36]。

### 2.3 基于 DeblurGAN-v2 的表面图像去模糊方法

混凝土振捣表面图像是现场管理人员评估混凝土振捣密实的重要参考依据, 高质量表面图像的感知是后续图像智能分析的基础。然而, 受振捣棒高频振动以及空间运动的影响, 尤其是振捣棒插入过程中触碰混凝土大骨料, 二者间强烈的碰撞导致高清相机采集的混凝土表面图像存在模糊的现象。针对上述问题, 本工作提出基于 DeblurGAN-v2 的混凝土振捣表面图像去模糊方法, 实现混凝土振捣表面图像的高质量感知。

DeblurGAN-v2<sup>[39]</sup>模型由 Orest Kupyn 等提出, 该模型在 DeblurGAN 基础上通过引入 FPN、轻量型特征提取网络等, 极大地改善了原始模型的效率和精度, 并使用公开数据集验证了模型在图像去模糊方面的优越性能。DeblurGAN-v2 模型主要由生成网络  $G(z)$  和判别网络  $D(x)$  构成。对于生成网络, 本工作采用轻量化 MobileNetV2 作为特征提取骨架网络, 实现图像特征的高效提取, 其中, 采用光滑最大单元(SMU)<sup>[40]</sup>替代 ReLU6 激活函数。对于判别网络, 在保留鉴别局部特征的 PatchGAN 鉴别器基础上, 引入全局鉴别器对整张输入图像进行判别, 这种双尺度鉴别器被证实更适合处理较大且异质的真实模糊图像, 双尺度鉴别器 RaGAN-LS 损失函数定义如式(6)所示。

$$L_D^{\text{RaLSGAN}} = E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} \left[ (D(x) - E_{z \sim p_z(z)} D(G(z)) - 1)^2 \right] + E_{z \sim p_z(z)} \left[ (D(G(z)) - E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} D(x) + 1)^2 \right] \quad (6)$$

式中:  $x$  和  $z$  分别为真实数据变量和假设的隐空间数据变量;  $p_{\text{data}}(x)$  和  $p_z(z)$  分别为图像的真实数据分布和假设的隐空间数据分布。

DeblurGAN-v2 模型提出一种新的混合损失函数  $L_G$ , 其表达式如式(7)所示。

$$L_G = 0.5 \times L_p + 0.006 \times L_x + 0.01 \times L_{\text{adv}} \quad (7)$$

式中:  $L_p$  为像素空间损失, 采用均方误差进行计算;  $L_x$  为“内容”损失, 采用 Euclid 损失进行计算;  $L_{\text{adv}}$  同时包含全局和局部鉴别器损失。

## 3 工程应用

杨房沟水电站位于四川省凉山彝族自治州木里县境内的雅砻江中游河段上, 为一等工程, 工程规模为大型(I)型。挡水建筑物采用混凝土双曲拱坝, 坝顶高程 2 102.00 m, 正常蓄水位 2 094 m, 最大坝高 155.00 m。共分为 17 个坝段, 坝体混凝土方量约

91.1 万  $\text{m}^3$ 。多年平均气温  $16.5^\circ\text{C}$ ，极端最高气温  $40.6^\circ\text{C}$ ，极端最低气温  $-3.6^\circ\text{C}$ 。大坝全年施工，结构复杂，施工工期紧，且坝址气候条件复杂，昼夜温差大，施工质量要求高。针对杨房沟水电站大坝浇筑过程构建了空天地一体化感知体系，并进行混凝土振捣施工质量的智能监控分析。

### 3.1 空天地一体化感知的案例分析

在 GNSS 定位感知方面，由于高拱坝地形及结构环境复杂，本工作选取了 3 个典型施工场景进行定位精度分析，包括左岸坝肩开阔场景 A、高拱坝相对开阔的仓面场景 B、高陡边坡处遮挡严重的仓

面场景 C。考虑振捣过程中机械设备处于静止状态，因此，分析振捣设备静态条件的定位精度。基于 KF 模型对 GNSS 定位的高程 Z 方向信息进行降噪分析，结果如图 3 所示。在固定差分情况下，经过 KF 方法降噪处理结果如下：降噪前 3 个区域的平均误差分别为 1.402、2.753、3.144 cm，降噪后 3 个区域的平均误差分别为 0.691、1.182、1.761 cm，精度分别提高了 50.71%、57.07%、43.99%；降噪后 3 个区域误差在 2 cm 以内占比分别为 93.42%、79.91% 和 78.67%；其中，在高程信息波动性方面，场景 A 原始数据波动性误差基本在 4 cm 以内(图 3b)，

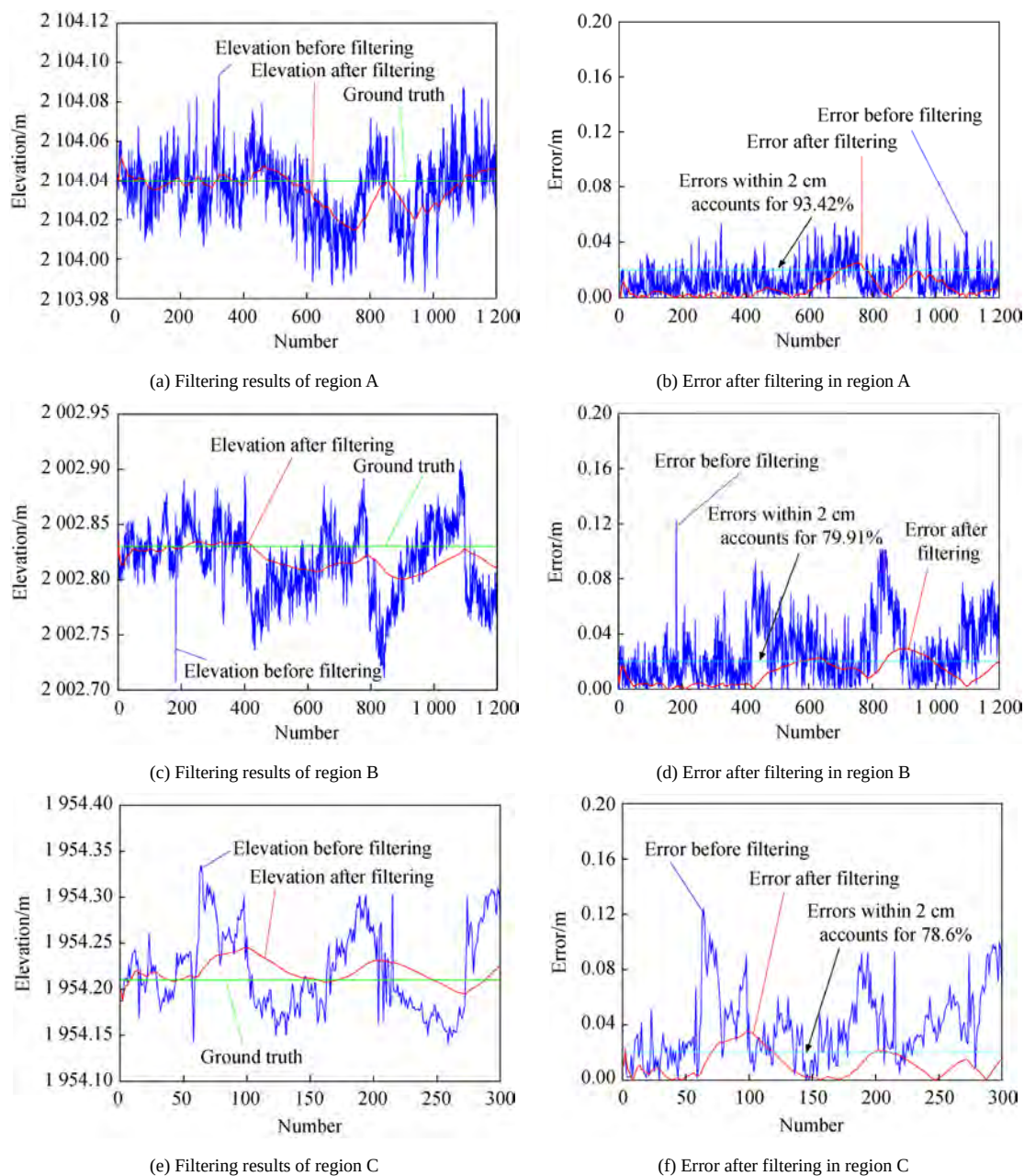


图 3 基于 Kalman 滤波的定位信息降噪处理

Fig. 3 Noise reduction of positioning information based on Kalman filter

场景 C 处于“V”形河谷底部, 右边受到高陡边坡的遮挡, 且左边与 10#坝段相邻高差达 10.5 m, 形成典型的“凹”形环境, 原始定位数据波动性近 12 cm (图 3f), 表明 GNSS 定位精确性能受地形地貌影响显著。基于 KF 方法对混凝土振捣设备定位信息的降噪处理有利于提高振捣设备定位准确性, 实现高精度混凝土振捣定位信息的感知, 从而对于防止混凝土漏振以及插入下一施工坯层 5~10 cm 的控制具有重要意义。

在视频监控系统感知的信息解析及提取方面, 建立缆机及其编号检测模型, 进而基于规则推理实现缆机运输强度信息的提取。以某台缆机(吊罐 ID 编号为 3)吊运施工为例, 该浇筑仓混凝土体积方量为 1 155 m<sup>3</sup>, 混凝土初凝时间按照 4 h 左右进行控制, 混凝土入仓强度不低于 32.08 m<sup>3</sup>/h。基于改进 Faster R-CNN 及规则推理求解某一时间段内混凝土入仓强度如图 4 所示, 结果表明该时间段内缆机运输强度平均值为 70.01 m<sup>3</sup>/h, 满足运输强度要求, 进而通过仓面施工组织管理可以有效在混凝土初凝时间内完成相邻坯层的混凝土覆盖且振捣密实, 未形成冷缝, 表明混凝土材料质量可控。

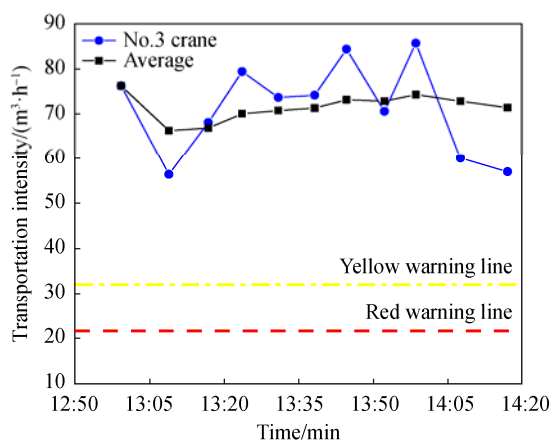
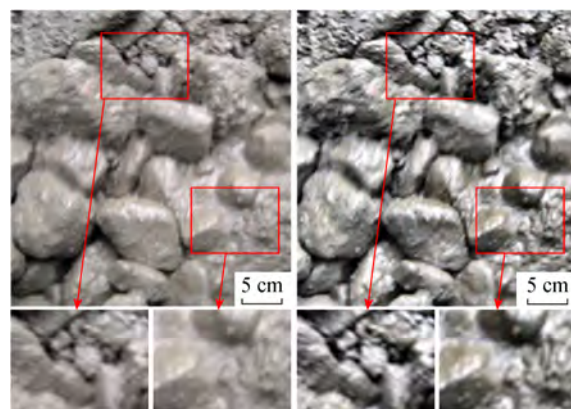


图 4 混凝土入仓强度及预警曲线

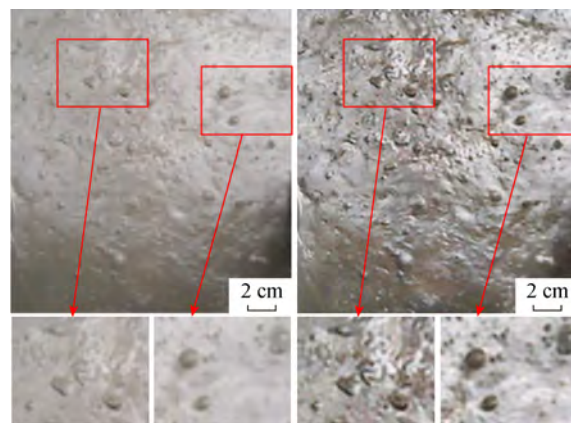
Fig. 4 Concrete transportation intensity and warning curve

在混凝土表面图像去模糊降噪方面, 建立基于 DeblurGAN-v2 的振捣表面图像去模糊模型, 对模糊的混凝土表面图像进行重构。2 张典型的模糊图像重构结果如图 5 所示。通过对比图像重构前后整体及局部区域, 人眼视觉感受上重构后的图像整体更加清晰, 图像纹理特征更加突出, 局部图像对比更能突出该特点。尽管重构后图像依旧存在模糊区域(图 5a), 但是图像整体的清晰度得到了极大的提升。在图像模糊程度较大的情况下, 可以采用本方法进

行图像去模糊处理, 从而为混凝土振捣表面图像分类模型<sup>[37]</sup>提供高质量图像输入, 实现混凝土振捣质量的评价分析。



(a) Sample image 1#



(b) Sample image 2#

Note: In fig. 5 (a) and fig. 5 (b), the left is the original images, and the right is the deblurred images.

图 5 混凝土振捣表面图像去模糊处理

Fig. 5 Deblurring of concrete vibration surface images

### 3.2 空天地一体化感知下的混凝土振捣监控系统应用

结合 BIM 技术、GIS 技术、图形处理技术等构建振捣过程智能监控系统<sup>[1]</sup>, 对不满足施工要求系统则会自动弹窗报警进行反馈。自系统上线以来, 针对 1#~17#坝段其中的 259 个混凝土仓面施工进行了监控, 共监控 56 510 次振捣施工过程, 有效保障单次振捣过程满足施工标准。同时基于空天地感知得到的相关图像, 实现振捣质量智能评价。采用实时振捣监控系统后, 施工质量总体优良, 施工过程中未发生漏振现象, 根据拱坝坝体取芯情况, 芯样质地密实, 骨料分布均匀, 施工缝面胶结良好, 抗压强度、劈拉强度、极限拉伸、抗冻性能、抗渗顶级等试验检测指标均满足设计要求。相比于传统

通过人工主观监视振捣施工方式以及质量分析方法,提高了质量的精细化管理水平,通过对混凝土振捣施工过程远程实时监控,有效减少现场专业监视人员数量,提升施工质量的管理效率,同时混凝土振捣质量处于可控状态,并可追溯振捣过程。

## 4 结论

针对现有高拱坝仓面混凝土振捣施工信息感知不全且信息质量有待提高的不足,本研究提出了混凝土振捣施工信息空地一体化智能感知框架,并进一步针对数据特征,提出了相关的数据降噪和数据解析方法,取得如下成果:

1) 建立了空地一体化的混凝土振捣施工信息智能感知框架,基于太空导航卫星、低空无人机和高清监控相机、以及地面多源传感技术,实现了混凝土浇筑过程中多源、多维度、多模态施工信息的立体感知,为高拱坝混凝土振捣过程监控与振捣质量智能评价提供了基础。

2) 针对数值型、视频流以及图像信息,分别提出了基于 KF 的复杂施工环境下 GNSS 定位数据降噪方法、基于改进 Faster R-CNN 的视频信息解析方法和基于 DeblurGAN-v2 的表面图像去模糊方法,为混凝土振捣过程监控提供了高质量信息基础。

3) 将以上成果应用于杨房沟水电站高拱坝建设过程,实现了混凝土振捣过程智能化监控,工程应用结果表明采用本技术后可有效提升大体积混凝土振捣施工质量,从而提高高拱坝坝体混凝土建设质量。

本工作为高拱坝混凝土施工质量控制提供了技术支撑,进一步可以推广至港口建设、大体积地基工程等施工过程中。由于施工信息感知是高拱坝智能化建设的基础,未来需进一步在先进传感技术、数据处理方法等方面开展研究,提升数据感知的多样性和信息解析的全面性。

### 参考文献:

- [1] 钟登华, 任炳昱, 宋文帅, 等. 高拱坝建设进度与质量智能控制关键技术及其应用研究[J]. 水利水电技术, 2019, 50(8): 8–17.  
ZHONG Denghua, REN Bingyu, SONG Wenshuai, et al. Water Resour Hydropower Eng (in Chinese), 2019, 50(8): 8–17.
- [2] 钟登华, 时梦楠, 崔博, 等. 大坝智能建设研究进展[J]. 水利学报, 2019, 50(1): 38–52.  
ZHONG Denghua, SHI Mengnan, CUI Bo, et al. J Hydraul Eng (in Chinese), 2019, 50(1): 38–52.
- [3] 沈子洋. 混凝土坝振捣施工质量智能监控方法及应用研究[D]. 天津: 天津大学, 2018.  
SHEN Ziyang. Research on method and application of intelligent monitoring for vibration quality of concrete dam (in Chinese, dissertation). Tianjin: Tianjin University, 2018.
- [4] 钟桂良, 徐建江, 乔雨, 等. 混凝土振捣质量智能监控关键技术研究与应用[J]. 水利水电技术, 2020, 51(2): 422–426.  
ZHONG Guiliang, XU Jianjiang, QIAO Yu, et al. Water Resour Hydropower Eng (in Chinese), 2020, 51(2): 422–426.
- [5] 赵雄文, 张钰, 秦鹏, 等. 空地一体化无线光通信网络关键技术及其发展趋势[J]. 电子学报, 2022, 50(1): 1–17.  
ZHAO Xiongwen, ZHANG Yu, QIN Peng, et al. Acta Electron Sin (in Chinese), 2022, 50(1): 1–17.
- [6] 徐靓, 程刚, 朱鸿鹄. 基于空地一体化滑坡监测技术研究[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(9): 98–111.  
XU Liang, CHENG Gang, ZHU Honghu. Laser & Optoelectron Prog (in Chinese), 2021, 58(9): 98–111.
- [7] LIU Y H, ZHANG J. Index establishment and capability evaluation of space–air–ground remote sensing cooperation in geohazard emergency response[J]. Nat Hazards Earth Syst Sci, 2022, 22(1): 227–244.
- [8] 宋英旭. 基于空地一体化监测的滑坡风险动态评价研究[D]. 武汉: 中国地质大学, 2019.  
SONG Yingxu. Dynamic evaluation of landslide risk based on integrated monitoring of satellite, airborne and ground-based data (in Chinese, dissertation). Wuhan: China University of Geosciences, 2019.
- [9] YAN Y G, LI M, DAI L D, et al. Construction of “space-sky-ground” integrated collaborative monitoring framework for surface deformation in mining area[J]. Remote Sens, 2022, 14(4): 840.
- [10] 张凯, 李全生, 戴华阳, 等. 矿区地表移动“空地”一体化监测技术研究[J]. 煤炭科学技术, 2020, 48(2): 207–213.  
ZHANG Kai, LI Quansheng, DAI Huayang, et al. Coal Sci Technol (in Chinese), 2020, 48(2): 207–213.
- [11] 冯涛, 蒋良文, 曹化平, 等. 高铁复杂岩溶“空地”一体化综合勘察技术[J]. 铁道工程学报, 2018, 35(6): 1–6.  
FENG Tao, JIANG Liangwen, CAO Huaping, et al. J Railw Eng Soc (in Chinese), 2018, 35(6): 1–6.
- [12] 王哲威, 冯涛, 徐正宣, 等. CZ铁路折多山越岭段“空地”一体化地质选线[J]. 铁道工程学报, 2021, 38(10): 9–14.  
WANG Zhewei, FENG Tao, XU Zhengxuan, et al. J Railw Eng Soc (in Chinese), 2021, 38(10): 9–14.
- [13] 孟祥连, 周福军. 复杂山区铁路“空地内信”勘察技术研究[J]. 铁道工程学报, 2020, 37(8): 1–5.  
MENG Xianglian, ZHOU Fujun. J Railw Eng Soc (in Chinese), 2020, 37(8): 1–5.
- [14] 化娜丽, 陈小刚, 陈萍, 等. 海洋环境监测立体感知体系[J]. 中国海洋平台, 2021, 36(1): 78–83.  
HUA Nali, CHEN Xiaogang, CHEN Ping, et al. China Offshore Platf (in Chinese), 2021, 36(1): 78–83.
- [15] ZHOU B, ZHANG S B, XUE R B, et al. A review of Space-Air-Ground integrated remote sensing techniques for atmospheric monitoring[J]. J Environ Sci, 2023, 123: 3–14.
- [16] ZHANG Z H, WU S X, ZHUANG Q W, et al. Joint estimation of aboveground biomass using “Space-Air-Ground” data in the Qilian Mountains, China[J]. Ecol Indic, 2022, 138: 108866.
- [17] ZHANG C, ZHAO Y X, HE X, et al. Space-sky-surface integrated monitoring system for overburden migration regularity in shallow-buried high-intensity mining[J]. Bull Eng Geol Environ, 2021, 80(2): 1403–1417.
- [18] LEI G B, LI A N, ZHANG Z J, et al. The quantitative estimation of grazing intensity on the zoige plateau based on the space-air-ground integrated monitoring technology[J]. Remote Sens, 2020, 12(9): 1399.

- [19] ZHANG F, HU Y, XIE Y, et al. Design of integrated space-air-ground farmland quality monitoring mobile laboratory[J]. J Agr Resour Environ, 2022, 38(6): 1029–1038.
- [20] 龚健雅, 张翔, 向隆刚, 等. 智慧城市综合感知与智能决策的进展及应用[J]. 测绘学报, 2019, 48(12): 1482–1497.  
GONG Jianya, ZHANG Xiang, XIANG Longgang, et al. Acta Geod Cartogr Sin(in Chinese), 2019, 48(12): 1482–1497.
- [21] 耿磊, 徐嫣, 雷佳明. 基于空天地感知的流域智慧指挥平台研究与实现: 以西江流域为例[J]. 人民长江, 2021, 52(2): 289–292.  
GENG Lei, XU Yan, LEI Jiaming. Yangtze River (in Chinese), 2021, 52(2): 289–292.
- [22] 王军. 黄河流域空天地一体化大数据平台架构及关键技术研究[J]. 人民黄河, 2021, 43(4): 6–12.  
WANG Jun. Yellow River, 2021, 43(4): 6–12.
- [23] 段洪涛, 万能胜, 邱银国, 等. 富营养化湖库天空地一体化监控平台系统设计与实践[J]. 湖泊科学, 2020, 32(5): 1396–1405.  
DUAN Hongtao, WAN Nengsheng, QIU Yinguo, et al. J Lake Sci (in Chinese), 2020, 32(5): 1396–1405.
- [24] 陈维亚, 姜雨田, 彭刚, 等. 基于空天地一体化监测的道路土方智能化施工服务平台[J]. 土木工程与管理学报, 2021, 38(1): 112–119.  
CHEN Weiya, JIANG Yutian, PENG Gang, et al. J Civ Eng Manag (in Chinese), 2021, 38(1): 112–119
- [25] 王佳俊. 心墙堆石坝坝面碾压智能监控方法与应用研究[D]. 天津: 天津大学, 2019.  
WANG Jiajun. Research on intelligent monitoring method and application of the surface compaction of core-wall rock-fill dams (in Chinese, dissertation). Tianjin: Tianjin University, 2019.
- [26] 刘玉玺. 碾压混凝土坝施工信息模型原理与应用研究[D]. 天津: 天津大学, 2015.  
LIU Yuxi. Principle and application of construction information model for RCC dam (in Chinese, dissertation). Tianjin: Tianjin University, 2015.
- [27] LI H, CHAN G, WONG J K W, et al. Real-time locating systems applications in construction[J]. Autom Constr, 2016, 63: 37–47.
- [28] ZHONG D H, LI X C, CUI B, et al. Technology and application of real-time compaction quality monitoring for earth-rockfill dam construction in deep narrow valley[J]. Autom Constr, 2018, 90: 23–38.
- [29] 梅杰, 李庆斌, 陈文夫, 等. 基于目标检测模型的混凝土坯层覆盖间歇时间超时预警[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2021, 61(7): 688–693.  
MEI Jie, LI Qingbin, CHEN Wenfu, et al. J Tsinghua Univ Sci Technol (in Chinese), 2021, 61(7): 688–693.
- [30] 杨宁, 牟荣峰, 乔雨, 等. 面向大坝建造场景的保温被未覆盖区域检测方法[J]. 人民黄河, 2020, 42(2): 251–254.  
YANG Ning, MOU Rongfeng, QIAO Yu, et al. Yellow River (in Chinese), 2020, 42(2): 251–254.
- [31] ZENG T C, WANG J J, CUI B, et al. The equipment detection and localization of large-scale construction jobsite by far-field construction surveillance video based on improving YOLOv3 and grey wolf optimizer improving extreme learning machine[J]. Constr Build Mater, 2021, 291: 123268.
- [32] 李晓光, 杨飞璠, 卓力. 动态场景图像去模糊技术研究进展[J]. 北京工业大学学报, 2021, 47(8): 982–990.  
LI Xiaoguang, YANG Feifan, ZHUO Li. J Beijing Univ Technol (in Chinese), 2021, 47(8): 982–990.
- [33] 刘利平, 孙建, 高世妍. 单图像盲去模糊方法概述[J]. 计算机科学与探索, 2022, 16(3): 552–564.  
LIU Liping, SUN Jian, GAO Shiyan. J Front Comput Sci Technol (in Chinese), 2022, 16(3): 552–564.
- [34] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks[J]. Commun ACM, 2020, 63(11): 139–144.
- [35] KULHARIA V, GHOSH A, MUKERJEE A, et al. Contextual RNN-GANs for abstract reasoning diagram generation[C]// Proceedings of the Thirty-First AAAI Conference on Artificial Intelligence. San Francisco, California, USA. New York: ACM, 2017: 1382–1388.
- [36] WANG D, WANG X L, REN B Y, et al. Vision-based productivity analysis of cable crane transportation using augmented reality-based synthetic image[J]. J Comput Civ Eng, 2022, 36(1): 04021030.
- [37] WANG D, REN B Y, CUI B, et al. Real-time monitoring for vibration quality of fresh concrete using convolutional neural networks and IoT technology[J]. Autom Constr, 2021, 123: 103510.
- [38] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2017, 39(6): 1137–1149.
- [39] KUPYN O, MARTYNIUK T, WU J R, et al. DeblurGAN-v2: deblurring (orders-of-magnitude) faster and better[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Seoul, Korea (South). IEEE, 2020: 8877–8886.
- [40] BISWAS K, KUMAR S, BANERJEE S, et al. Smooth Maximum Unit: Smooth activation function for deep networks using smoothing maximum technique[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2022: 794–803.