



水力发电学报  
*Journal of Hydroelectric Engineering*  
ISSN 1003-1243, CN 11-2241/TV

## 《水力发电学报》网络首发论文

题目: 水工混凝土裂缝像素级形态分割与特征量化方法研究  
作者: 任秋兵, 李明超, 沈扬, 张野, 白硕  
收稿日期: 2020-08-20  
网络首发日期: 2020-10-09  
引用格式: 任秋兵, 李明超, 沈扬, 张野, 白硕. 水工混凝土裂缝像素级形态分割与特征量化方法研究. 水力发电学报.  
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2241.TV.20201009.0955.002.html>



**网络首发:** 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认:** 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 水工混凝土裂缝像素级形态分割与特征量化方法研究

任秋兵<sup>1</sup>, 李明超<sup>1</sup>, 沈扬<sup>2</sup>, 张野<sup>3</sup>, 白硕<sup>1</sup>

(1. 水利工程仿真与安全国家重点实验室, 天津大学, 天津 300350; 2. 中国长江三峡集团有限公司, 北京 100038;  
3. 西北旱区生态水利国家重点实验室, 西安理工大学, 西安 710048)

**摘要：**混凝土开裂问题在水工建筑物主体结构中普遍存在, 裂缝检测一直是水工混凝土结构安全鉴定的重要内容。数字图像处理技术因具有效率高、成本低等优势而被广泛应用于结构表面裂缝检测中, 形态分割与特征量化是其核心任务。针对传统图像处理人工干预较多、泛化能力较弱等不足, 本文提出了一种基于深度卷积神经网络的水工混凝土裂缝像素级形态分割与特征量化方法。该方法以 U-net 语义分割模型架构为基础, 融合迁移学习技术, 采用 VGG16 预训练网络强化编码器, 提取多尺度高级语义信息, 并通过改进交叉熵损失函数缓解样本类别不平衡问题, 从而实现裂缝形态的精准分割。随后根据二值化分割掩膜, 集成计算机视觉技术, 给出了一整套定量计算裂缝面积、长度和宽度等几何特征参数的算法。以自制水工混凝土裂缝图像数据集为案例, 通过仿真对比实验对所提方法的有效性和优越性进行了验证评估。结果表明, 所设计深层网络的裂缝分割效果明显优于经典图像分割方法, 且裂缝特征参数计算结果满足检测精度要求, 以为水工混凝土结构质量控制提供新的技术手段。

**关键词：**水工混凝土; 裂缝检测; 语义分割; 特征量化; 深度学习

**中图分类号：**TV543+.6

**文献标志码：**A

## Pixel-level shape segmentation and feature quantification of hydraulic concrete cracks based on digital images

REN Qiubing<sup>1</sup>, LI Mingchao<sup>1</sup>, SHEN Yang<sup>2</sup>, ZHANG Ye<sup>3</sup>, BAI Shuo<sup>1</sup>

(1. State Key Laboratory of Hydraulic Engineering Simulation and Safety, Tianjin University, Tianjin 300350;

2. China Three Gorges Corporation, Beijing 100038;

3. State Key Laboratory Base of Eco-hydraulic Engineering in Arid Area, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048)

**Abstract:** The concrete cracking is a common problem in the main structure of hydraulic buildings, and crack detection is always an important component of hydraulic engineering safety appraisal. Digital image processing technology has been widely used in structural surface crack detection due to its advantages of high efficiency and low cost. Its main tasks include shape segmentation and feature quantification. Aiming at the shortcomings of the traditional image processing, such as more manual intervention and weaker generalization ability, this paper proposes a method for pixel-level shape segmentation and feature quantification of hydraulic concrete cracks based on deep convolutional neural networks. This method is on the basis of U-net semantic segmentation architecture, which incorporates the transfer learning technology. Specifically, the pre-trained VGG16 network is used to enhance the encoder and extract the multi-scale and high-level semantic information. Also, the class imbalance problem can be alleviated by improving the cross-entropy loss function, so that the crack shape can be accurately segmented. Subsequently, according to the binarized segmentation mask and the computer vision technology, a set of

收稿日期：2020-08-20

接受日期：2020-09-26

基金项目：国家重点研发计划项目（2018YFC0406905）；国家自然科学基金面上项目（51879185）

作者简介：任秋兵（1995—），男，博士生。E-mail: qbren@tju.edu.cn

通信作者：沈扬（1984—），男，博士后。E-mail: tjusy1984@163.com

algorithms for quantitatively calculating the geometric feature parameters, such as crack area, length and width, are given. Taking the self-made hydraulic concrete crack image dataset as an example, the effectiveness and superiority of the proposed method are verified and evaluated through comparative simulation experiments. The results indicate that the crack segmentation effect of the deep networks designed is significantly better than the classical image segmentation methods, and the calculation results of the crack feature parameters meet the detection accuracy requirements. This method presented can provide a new technical measure for the quality control of hydraulic concrete structures.

**Key words:** hydraulic concrete; crack detection; semantic segmentation; feature quantification; deep learning

## 0 引言

混凝土因其原材料丰富、施工简便、造价低等诸多优点而被广泛应用于各类水工建筑物中。与常规混凝土相比,水工混凝土长期暴露于大气与水环境中,承受水流冲刷、太阳辐射和风霜雨雪的侵蚀以及冰冻、干湿等外界作用,加之内部应力状态、化学反应的影响,其表面更容易出现开裂甚至破损的现象<sup>[1-2]</sup>。研究表明,裂缝是水工混凝土结构最常见的一种病害,其存在会严重影响建筑物的功能性、耐久性和安全性<sup>[3-4]</sup>。国内外由于裂缝导致水工建筑物发生运行事故的案例繁多,例如我国柘溪大头坝、美国德沃夏克重力坝等<sup>[5]</sup>。为了减少此类事故的发生,工程中常采用检测手段捕捉裂缝信息,后评估各个裂缝对建筑物整体性的影响,并及时修补危害性较大的裂缝<sup>[6]</sup>。因此,裂缝检测作为评价水工混凝土结构质量的重要方法,对水工建筑物的正常安全运行具有实践意义。

裂缝是大部分病害的早期表征,多数开始出现在主体结构表面,故安全检测集中在此阶段进行<sup>[7]</sup>。当前水工混凝土表面裂缝检测仍以人工观测为主,主要有以下两种方式:一是使用高倍望远镜进行观测,该方法的优点是操作方便、省时省力,但存在检查不全面、观测不细致等缺点;二是借助人吊篮(或脚手架)手持检测仪器进行贴近观测,相对望远镜而言,检查较为全面,观测也更为仔细,但事先须打孔固定吊篮(或搭设平台),特别是在高坝、渡槽等检测场合中危险系数过高,且准备周期、耗费人力物力均较大,检测精度与效率也并不突出<sup>[8-10]</sup>。为了使检测方式更为安全、高效、全面,同时满足各类水工建筑物的不同检测需求,有高校、科研院所陆续研制出无人机、水下机器人等先进检测装备,目前已在我国获得推广和应用<sup>[11-14]</sup>。以无

人机为例,因其能自主避障、规划路径,并集成图像传感器,模仿人类感官系统,应用机器视觉算法即可实现对水工混凝土裂缝的无损检测,弥补了传统检测方式的不足。机器视觉裂缝检测结果直接与结构安全评估和补强加固措施的选取相关联<sup>[15-16]</sup>,但水工混凝土裂缝具有非结构化特征,且所处环境复杂多变,常规图像处理算法难以实现精准分割<sup>[17]</sup>,故基于数字图像的水工混凝土裂缝检测算法研究一直是学界关注的热点课题。

有效获取裂缝轮廓形态与特征参数是机器视觉裂缝检测算法的两大主要任务,其研究始于20世纪60年代末<sup>[7]</sup>;到90年代,国外已开发出一系列智能裂缝检测系统,例如Komatsu系统<sup>[18]</sup>(日本)等;本世纪初,国内也跟进研发了多种自动化检测系统,例如SINC-RTM系统<sup>[18]</sup>(武汉大学)等。然而,上述系统主要用于公(铁)路、桥梁和隧道的检测,尚未在水工领域得到适配应用。随着计算机视觉技术的不断发展,各种图像处理算法逐渐运用于水工混凝土裂缝检测中,可归纳为阈值分割<sup>[19-22]</sup>、边缘检测<sup>[23-24]</sup>与数学形态学<sup>[25-26]</sup>三大类。通过调研发现,上述算法多是针对某一具体检测场景而设计,人工干预较多,严重依赖工程师的知识储备和调参经验,且难以一次性达到分割要求。近年来,得益于计算平台算力的大幅提升,基于深度学习的像素级图像分割(即语义分割)算法被相继提出,相较于传统图像处理算法,其无需手动提取特征,且在性能和效果上有了巨大飞跃。其中,影响较为深远的当属Long等<sup>[27]</sup>提出的全卷积神经网络(Fully Convolutional Networks, FCN)架构。例如,为提升坝面裂缝检测精度,陈波等<sup>[28]</sup>制作1500张裂缝图像(分辨率为608×608像素)数据集设计出一种改进的C-FCN网络;Dung等<sup>[29]</sup>采用600张裂缝图像(分辨率为227×227像素)训练所得的

FCN 模型对建筑外墙进行缺陷检测, 平均精确度超过 90%。不过, 由于上采样结果较为模糊和平滑, 且无法充分考虑像素间的关系, FCN 仍存在明显缺点, 即分割结果不够精细。此外, 也有研究显示, FCN 训练流程较为繁琐, 并对训练数据有一定要求, 否则会出现过拟合现象<sup>[30]</sup>。因此, 需要构建一种能够适应不同数据集的高精度端到端裂缝分割网络, 以加强对水工混凝土结构质量的评定分析。

针对上述问题, 结合实拍图像特性, 本文提出基于深度学习的水工混凝土裂缝像素级形态分割与特征量化方法, 主要研究内容包括: (1) 图像数据会直接影响深层网络的分割效果, 如何在训练数据较少且存在类别不均衡问题时保证裂缝检测的精确度便成为一大难题。对此, 引入轻量级的 U-net 语义分割架构, 并通过改进其二分类交叉熵损失函数来动态控制正负样本和难易区分样本的权重; (2) 为了抑制模型过拟合, 加速其收敛, 同时降低训练复杂度, 融合迁移学习技术, 利用 VGG16 预训练网络强化编码器, 进一步增强 U-net 模型的性能; (3) 以图像分割结果为基础, 给出定量计算混凝土裂缝面积、长度和宽度等特征参数的算法; (4) 以自制水工混凝土裂缝图像数据集为例, 充分验证所提方法的有效性, 并将其与传统方法进行对比分析。

## 1 总体框架

根据以上研究内容, 本文的总体实现流程如图 1 所示, 在实验安排与计算研究上共分为五个步骤, 具体为:

(1) **图像收集**: 广泛收集多种水工建筑物(大坝、水闸、渠道、渡槽等)的表面裂缝图像, 注重裂缝图像(拍摄角度、粗细程度、光照条件、杂质噪声等)的多样性。

(2) **数据准备**: 人工校核裂缝图像的模糊、畸变和失真情况, 保留符合要求的图像数据, 经过分辨率统一、手动标注后, 按一定比例随机划分为训练、验证和测试数据集。

(3) **模型开发**: 根据改进措施确定语义分割模型的网络结构, 并优化配置相关参数, 将训练集、验证集输入模型后, 通过统计指标直观展现所开发模型的训练过程。

(4) **裂缝检测**: 利用预留的测试图像数据评估所开发模型的分割效果, 同时检验所提裂缝特征量化算法的测量精度。

(5) **对比验证**: 进一步比较本文模型与分水岭算法、最大类间方差法、迭代阈值法和区域生长法等经典图像分割方法的性能差异。

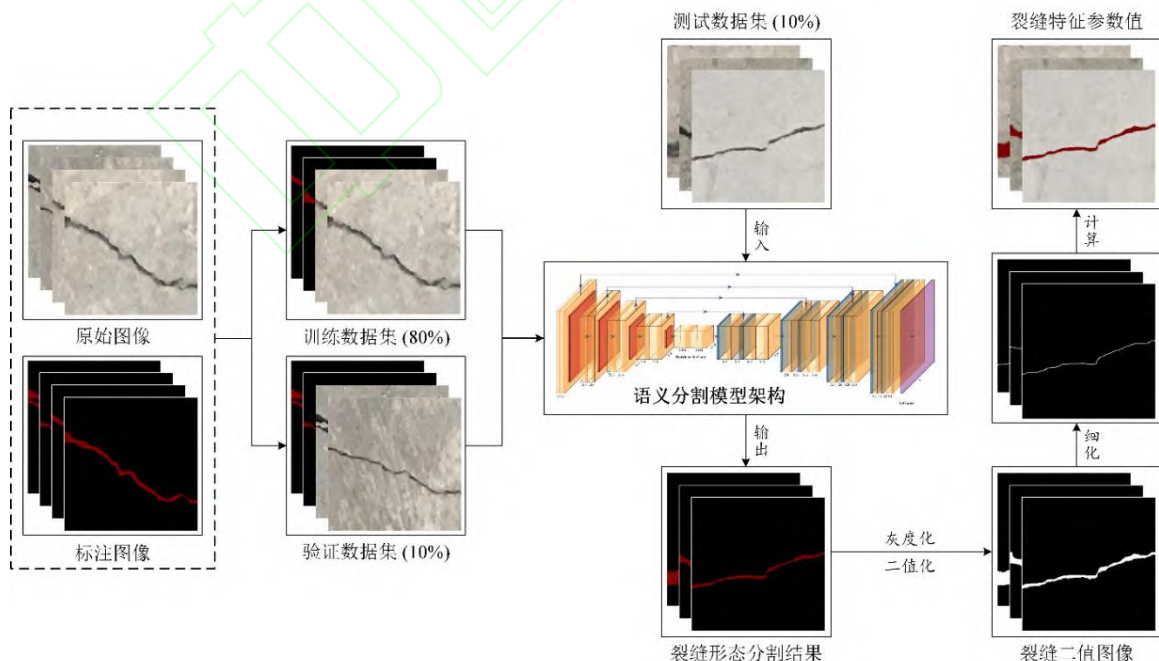


图 1 水工混凝土裂缝检测流程

Fig. 1 Flow chart of hydraulic concrete crack detection



## 2 水工混凝土裂缝形态分割与特征量化方法

### 2.1 U-net 模型架构

Ronneberger 等<sup>[31]</sup>于 2015 年提出了 U-net 网络,这是由 FCN 发展而来的一种语义分割模型,原为医学图像分割而设计,现已广泛应用于各个领域<sup>[32-33]</sup>。U-net 模型架构如图 2 所示,其为一个完全对称的编码器-解码器结构,左侧编码器包括若干卷积、池化操作,主要通过下采样提取图像特征,而右侧解码器则利用上采样将特征图调整为原始图像大小,同时预测每个像素的类别标签。具体来说,编码器有四个子模块,每个子模块包含两个卷积层,每个子模块之后有一个通过最大池化实现的下采样层。输入图像的分辨率为  $572 \times 572$ ,第 1 至 5 个模块的分辨率分别为  $572 \times 572$ 、 $284 \times 284$ 、 $140 \times 140$ 、 $68 \times 68$  和  $32 \times 32$ 。由于上述卷积全部采用 valid 模式,故后一个子模块的分辨率  $R_{i+1} = (R_i - 4) / 2$ ,其中  $R_i$  为前一个子模块的分辨率。解码器包含四个子模块,特征图分辨率通过上采样操作依次提高,直至与输入图像的分辨率一致

(实际输出比输入图像分辨率稍小)。此外,该模型还采用跳跃连接将上采样结果与编码器中具有相同分辨率的子模块的输出进行特征融合(拼接),并作为解码器中下一个子模块的输入。总之,U-net 模型能够整合下采样的低分辨率(深层)信息、上采样的高分辨率(浅层)信息和跳跃连接的高级语义(底层)信息,加之模型参数较少,故常用于小数据集图像分割任务。

为进一步实现物体边界的精准分割,U-Net 模型采用一种边界加权的多分类交叉熵损失函数  $E(x)$  来增加边缘部分像素的权重,从而使网络更加注重物体边缘像素的学习。

$$\begin{cases} E(x) = \sum_{x \in \Omega} \omega(x) \log(p_i(x)) \\ \omega(x) = \omega_c(x) + \omega_0 \cdot \exp((d_1(x) + d_2(x))^2 / (-2\sigma^2)) \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $x$  表示像素点;空间  $\Omega$  是整数集合  $\mathbb{Z}^2$  的子集;  $l$  是像素点的类别标签;  $p$  是像素点对应类别下的激活函数输出值;  $\omega$  是边界权重;  $\omega_c$  是用于平衡类别频率的权重;  $d_1$ 、 $d_2$  分别表示当前像素点到最近和次近的物体边界的欧氏距离;  $\omega_0$ 、 $\sigma$  是可调节参数。

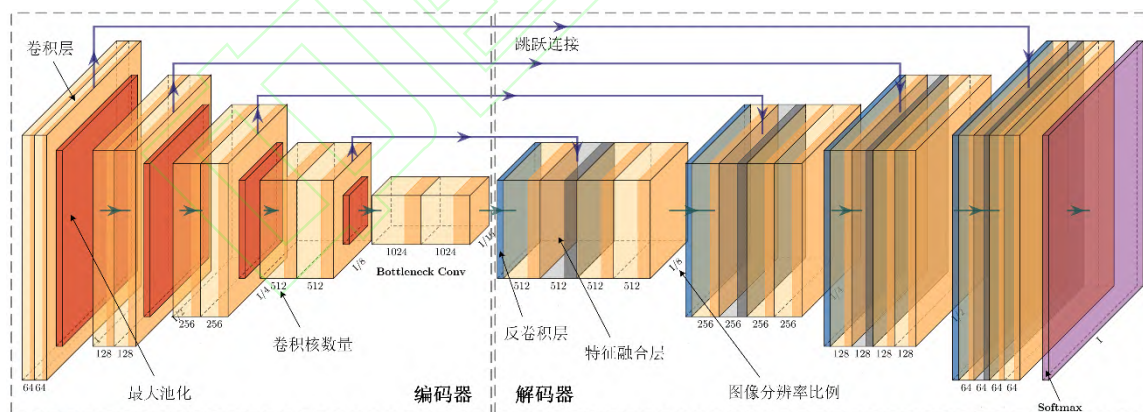


图 2 U-net 模型架构示意图

Fig. 2 Schematic diagram of U-net model architecture

### 2.2 U-net 模型改进策略

与细胞等生物医学对象有所不同,混凝土裂缝具有其独特性,故需改进 U-net 模型使其胜任裂缝检测任务。一方面,各个裂缝的轮廓、方向、尺寸、分布均不一,加之光照等外部因素的干扰,提取深层次特征信息便成为精准分割裂缝形态的关键,而原始 U-net 模型左侧编码器(卷积神经网络)深度

略有不足,导致特征表达能力有限;另一方面,裂缝图像中负样本(标签为 0 的背景像素)数量远大于正样本(标签为 1 的裂缝像素,又称前景像素),样本类别不均衡问题突出,且数量较大的负样本多是容易区分的,这就造成 U-net 模型出现无效学习(即损失函数梯度下降方向产生偏差)的现象。因此,本文将从网络结构和损失函数两个方面提出针

对性的 U-net 模型改进策略。

### 2.2.1 利用 VGG16 预训练网络强化编码器

一般情况下,加深网络会增加模型待训练参数,提高计算复杂度的同时,还会引起收敛过慢等问题。基于模型的迁移学习方法<sup>[34-37]</sup>通过在 ImageNet 等大型数据集上构建参数共享的预训练模型对网络权重进行初始化,从而有效避免上述问题。VGG16 网络<sup>[38]</sup>便是较为常用的预训练模型,其是由牛津大学视觉几何小组提出的深度卷积神经网络,网络结构如图 3 所示,包含 13 个卷积层和 3 个全连接层(共计 16 个权重层),所有卷积层均使用  $3 \times 3$  的卷积核,并将卷积层进行组合作为卷积序列处理。每个卷积层进行卷积后都采用修正线性单元(ReLU)作为激活函数,每一块卷积计算结束后进行最大池化,以聚合图像特征信息。

本文将 U-net 模型的编码器替换为 VGG16 预训练网络(去除全连接层),并在各卷积层之间增加 Dropout 层,防止模型过拟合。VGG16 通过与解码器相串联,逐层挖掘、融合图像的上下文信息,达到充分提取图像多尺度特征的目的。需要注意的是,VGG16 网络的输入是分辨率为  $224 \times 224$  像素的多色阶(RGB)图像,并非单色阶(灰度)图像,经过重新编码后,图像大小变为原图的  $1/16$ 。

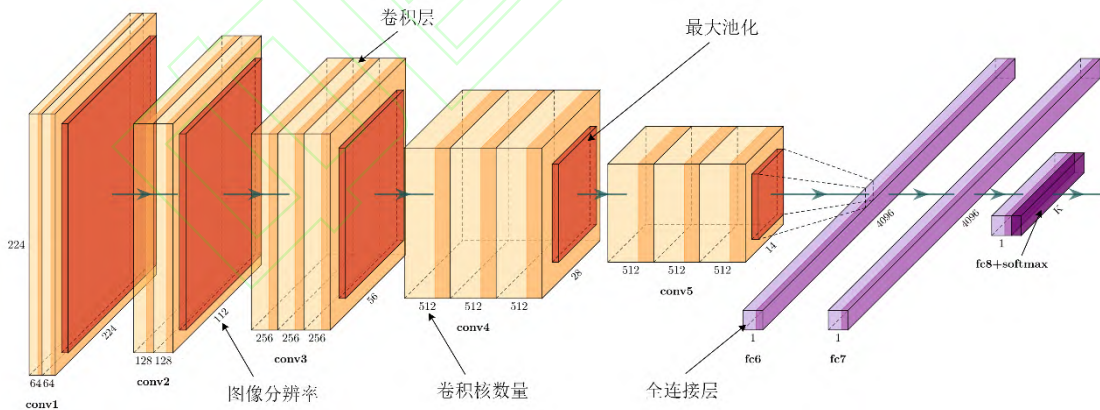


图 3 VGG16 网络结构示意图

Fig. 3 Schematic diagram of VGG16 network structure

### 2.3 裂缝特征参数计算

裂缝特征量化是水工混凝土建筑物安全鉴定的重要内容,也是现代化无人机智能巡检系统的关键组成部分。现根据 EU-net 模型裂缝分割结果(输出为二值图像,其中白色表示裂缝,黑色表示背景),采用数字图像处理技术自动获取裂缝的面积、长度和宽度等几何特征参数(以像素计),具体流程如

### 2.2.2 改进二分类交叉熵损失函数

语义分割常用交叉熵函数逐像素比较其预测类别与真实标签的差异,并将全部像素差异的均值作为模型训练的目标损失函数。原始 U-net 模型的损失函数更为关注物体边缘像素,而未顾及模型训练易被大量负样本所主导。此外,损失函数应给难区分样本赋予更高的权重,以提高模型对复杂裂缝的分割精度。为此,本文引入一种二分类交叉熵损失函数 Focal Loss<sup>[39]</sup>来协调控制正负样本和难易区分样本的权重。Focal Loss 计算公式如下:

$$F(x) = \begin{cases} -\alpha(1-p_l(x))^\gamma \log(p_l(x)), & y_l = 1 \\ -(1-\alpha)p_l^\gamma(x) \log(1-p_l(x)), & y_l = 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $\alpha$  是正负样本调节系数;  $\gamma$  是难易区分样本调节系数;  $y_l$  是真实样本标签,取值为 1 表示正样本,取值为 0 表示负样本。具体而言,  $\alpha$ 、 $\gamma$  均为动态缩放因子,分别用于增加正样本的损失权重和减少高置信度样本的损失权重,在应用中需要根据实际情况进行手动调整。

综合上述两个方面的改进,以 U-net 深层网络为基础的水工混凝土裂缝形态分割模型得以开发,称为改进的 U-net 模型(Enhanced U-net, EU-net)。

下:

(1) **图像预处理:** 先利用形态学腐蚀、膨胀组合操作<sup>[28,40]</sup>(分别见式(3)和式(4))消除输出二值图像中的孤立点等噪声,再通过逐连通域运算对不连续裂缝碎片进行拼接处理,然后设置连通域面积阈值以确定图像中连续、完整裂缝的数量  $N_c$ 。

$$f \odot b = \{x, y | (b)_{xy} \leq f\} \quad (3)$$

$$f \oplus b = \{x, y | (b)_{xy} \cap f \neq \emptyset\} \quad (4)$$

式中:  $f$  为待操作 (腐蚀或膨胀) 的图像像素的集合;  $b$  为结构元素;  $(x, y)$  为集合  $f$  中任意像素点的位置坐标。

(2) **裂缝面积计算:** 采用像素统计法计算图像中裂缝的覆盖面积, 以一个像素点为单位遍历二值图像的数字矩阵, 统计数值为 1 的像素点的总个数即为裂缝面积  $S_c$ 。若图像中存在  $N_c > 1$  条裂缝, 欲得到第  $n$  条裂缝的面积  $S_c^n$ , 则需在第  $n$  个被标记的连通域内进行像素遍历统计。

(3) **裂缝长宽计算:** 借助 Zhang-Suen 细化算法<sup>[41]</sup>抽取单像素宽度的裂缝骨架, 并采用分段求和方法求取不规则裂缝的总长度  $L_c$ 。据此, 可通过式(5)换算得到描述裂缝整体性状的特征参数, 即裂缝平均宽度  $\bar{W}_c$ 。

$$\bar{W}_c = S_c / L_c \quad (5)$$

(4) **最大缝宽计算:** 水工混凝土裂缝的最大宽度要严格控制在允许开裂范围内<sup>[42]</sup>, 故准确测定最大宽度值显得尤为重要。在单个连通域内, 利用最小距离法<sup>[43]</sup>推求裂缝最大宽度, 先计算上 (左) 边界第  $i$  个像素点到下 (右) 边界所有像素点的距离, 其中的最小值就是第  $i$  个像素点处的裂缝宽度  $W_c^i$ , 后依次遍历上 (左) 边界全部像素点, 得到上 (左) 边界各像素点处的裂缝宽度, 其中的最大值即为该条裂缝的最大宽度  $W_{max}$ 。

$$\begin{cases} W_c^i = \min(\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}) \\ W_{max} = \max(W_c^i) \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $(x_{i,j}, y_{i,j})$  分别为上 (左)、下 (右) 边界各像素点的位置坐标。

## 2.4 语义分割评价指标

语义分割从本质上来说是将图像中的像素按照不同特性进行分类的过程, 裂缝分割即区分裂缝、背景两类像素。精确度 (P)、召回率 (R)、 $F_1$  分数 ( $F_1$ ) 和交并比 (IoU) 是四种常用的分类性能评

价指标<sup>[44-47]</sup>, 具体计算如下。其中, P、R 属于单一性指标, P 表示预测为正类的样本中真正的正类所占的比例, R 则表示样本中正类被正确预测的比例;  $F_1$ 、IoU 属于综合性指标,  $F_1$  兼顾 P 和 R, 数值上等于二者的调和均值; IoU 则是语义分割的代表性度量, 其指的是分割结果与真实标签两个集合的交集和并集之比。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

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

$$F_1 = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} = \frac{2PR}{P + R} \quad (9)$$

$$IoU = \frac{TP}{TP + FN + FP} = \frac{area(SR \cap GT)}{area(SR \cup GT)} \quad (10)$$

式中:  $TP$  为样本中正类样本预测为正类的像素数,  $FP$  为样本中负类样本预测为正类的像素数,  $TN$  为样本中负类样本预测为负类的像素数,  $FN$  为样本中正类样本预测为负类的像素数;  $area(\cdot)$  表示指定区域的面积,  $SR \cap GT$  表示分割结果与真实标签的交集,  $SR \cup GT$  则表示二者的并集。

## 3 方法验证

在水工领域, 目前尚没有公开的混凝土裂缝图像数据集, 本文采用自制混合数据集对所提方法的有效性进行验证, 旨在通过此实验说明 EU-net 模型在水工混凝土裂缝检测方面的适用性。受材料设计 (配合比等)、施工质量 (浇筑、振捣等)、外界环境 (气温变化、水位升降等) 以及工作条件 (荷载、沉降等) 等诸多因素的影响, 裂缝病害普遍存在于混凝土坝坝面、面板堆石坝面板、水闸闸墩、渠道衬砌等水工混凝土结构中。本研究通过现场实拍、报告查阅、网络检索等途径, 广泛收集相关水工混凝土结构的表面裂缝图像资料。经过校核筛选, 最终数据集共包含 480 张来自不同水工建筑物的裂缝图像 (RGB 三通道, PNG 格式), 分辨率统一为  $256 \times 256$  像素, 图中裂缝像素区域 (即标签) 均由人工标注完成。现按 8:1:1 的比例将全部数据划分为训练集、验证集和测试集三部分, 前两者用来构建优化 EU-net 模型, 而后者则用于模型性能检验。文中实验所用的硬件设备和软件环境配置如表 1 所示。



表 1 实验软硬件环境配置

Table 1 Environment configuration of experimental hardware and software

实验条件	详细配置说明	
软件环境	操作系统: Windows 10	编程语言: Python 3.6
	开源深度学习框架: TensorFlow	开源计算机视觉库: OpenCV
硬件设备	中央处理器: Intel® Xeon® E5-2630 v4, 主频 2.20 GHz	
	图形处理器: NVIDIA® Quadro® P4000, 显存 8 GB	内存: 64 GB

### 3.1 EU-net 模型开发

由于数据量较小, 为了保证 EU-net 模型的泛化能力, 选用小批量训练的方式向 EU-net 模型中输入训练数据 (包含裂缝原图和标注掩膜图), 即批处理大小 (batch size) 取 1, Adam 优化算法学习率取  $10^{-4}$ 。将训练轮数 (epoch) 设为 200, 意味着所有的图像都被训练 200 次。模型在训练过程中, 每一轮都会产生相应的分割结果, 其训练效果主要由验证集的综合性能指标和损失函数值变化来反映。若历经多轮训练, 性能波幅渐趋收敛, 则取验证平均损失值最小的模型作为最终模型。

图 4 中绘制了  $F_1$ 、IoU 和验证损失值在模型训练过程中的变化情况。由图可知, 验证损失值曲线陡然下降, 模型整体收敛速度较快, 最终降至 0.02 以下; 同时  $F_1$ 、IoU 均随着训练轮数呈上升趋势, 并分别在 20 轮、60 轮时稳定于 98% 和 81% 附近, 表示训练过程近乎完成。此外, 表 2 比较了原始 U-net 和 EU-net 模型在相同参数配置下的训练效果。从表中可以看出, EU-net 模型在各项性能指标上均领先于原始 U-net 模型, 足见模型改进策略是有效的。总之, 在较少图像数据的情况下, EU-net 模型未出现过拟合现象, 且训练效果尤佳。

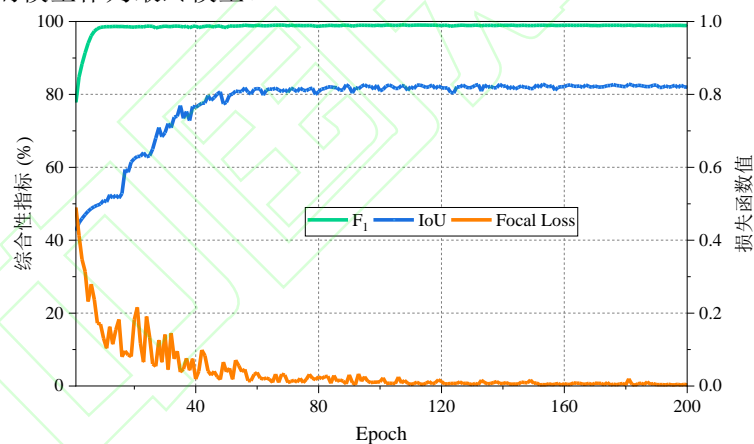


图 4 性能指标和验证损失值在模型训练过程中的变化情况

Fig. 4 The changing process of performance index and validation loss value during model training

表 2 原始 U-net 和 EU-net 模型性能量化评估结果

Table 2 Quantitative evaluation results of the original U-net and EU-net models

模型架构	预训练网络	P/%	R/%	$F_1$ /%	IoU/%
U-net	-	96.63	96.19	96.41	78.26
EU-net	VGG16	98.76	98.72	98.74	81.64

### 3.2 裂缝形态分割

将剩余未经训练的裂缝图像用于检验 EU-net 模型的分割性能, 并以测试图像 T1-T5 为例, 介绍所开发模型的测试结果。测试数据的多样性有助于

考察模型的综合性能, 例如细节辨识能力、抗噪能力、边缘特征提取能力等。图像 T1 中裂缝粗细不均匀, 尤其是弯折处偏细, 不易被检测; 图像 T2 中光线昏暗, 图像亮度不足, 弱化了裂缝与背景间的颜色差异; 图像 T3、T4 中存在诸多噪声干扰 (表面坑



洼), 裂缝内含石子、枯草等杂质; 图像T5中有两条裂缝, 一条裂缝边缘扭曲波折, 另一条则位于图像边角处。图5显示了EU-net模型在测试图像T1-T5上的裂缝分割结果。由图5(b)和5(c)可知, 全部图像的分割结果与标注形态均较接近, 表明模型对实

际应用场景具有一定的适应性。图5(d)是裂缝提取结果的外轮廓, 与原始裂缝边缘重合度较高。表3量化出各个测试图像的裂缝分割效果, 总体精确度达到89%, 综合性指标 $F_1$ 、IoU均值分别为91%和83%, 表明EU-net模型像素级分类性能良好。

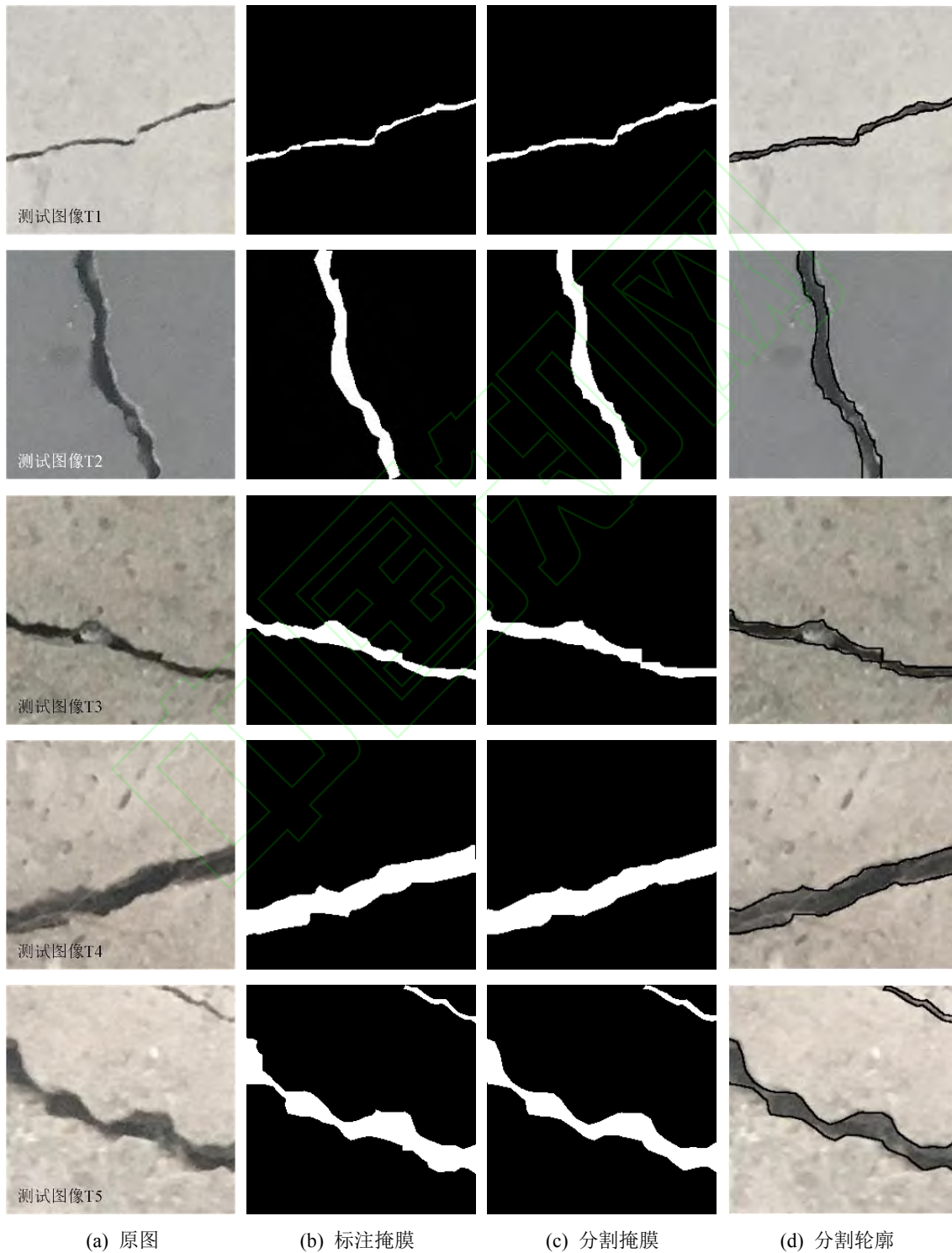


图5 测试图像 T1-T5 裂缝分割结果展示  
Fig. 5 The crack segmentation results of test images T1-T5

表 3 测试图像 T1-T5 裂缝分割性能量化评估结果

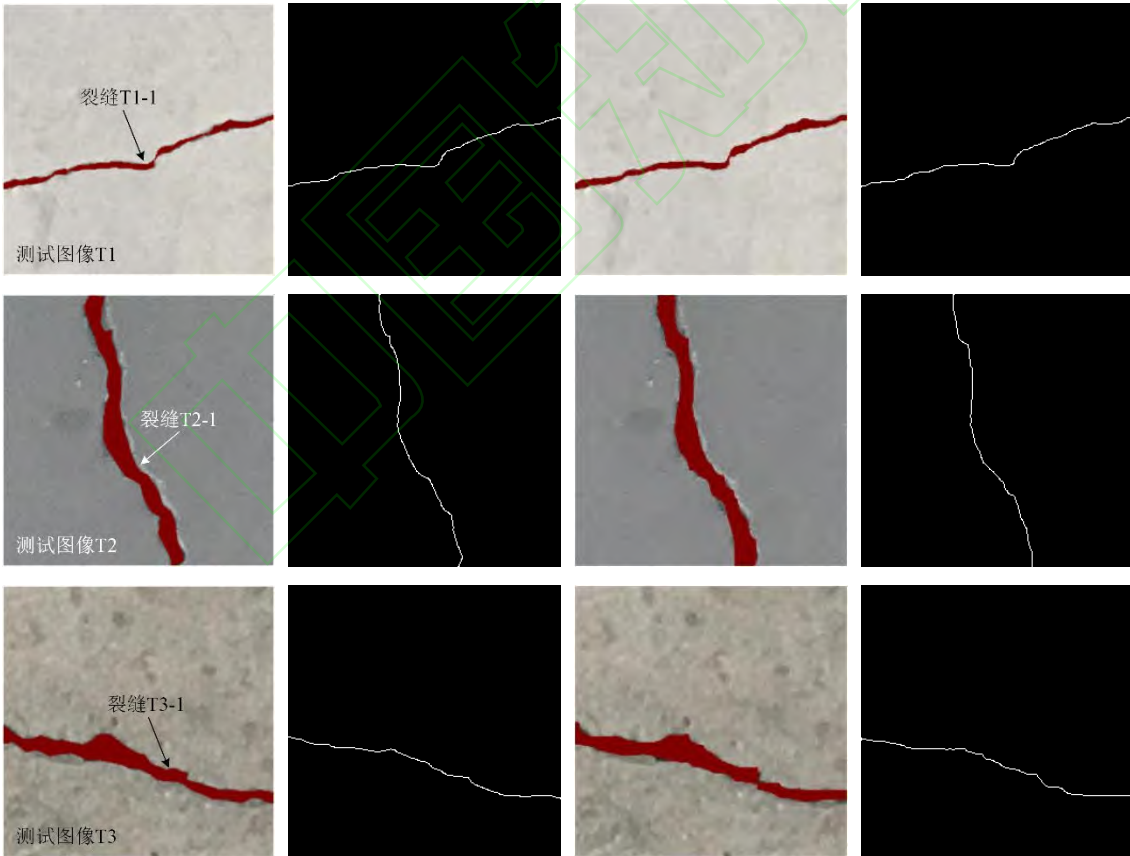
Table 3 Quantitative evaluation results of crack segmentation performance in test images T1-T5

测试图像	P/%	R/%	F <sub>1</sub> /%	IoU/%
T1	77.88	94.69	85.47	74.62
T2	87.15	95.76	91.25	83.91
T3	88.26	93.69	90.89	83.30
T4	95.99	94.97	95.48	91.35
T5	95.11	88.26	91.55	84.42

3.3 裂缝特征量化

通过统计图 6(a)和 6(c)中裂缝叠加区域的像素数量，计算出各个测试图像中裂缝的覆盖面积，并将其汇总于表 4 中。从表中可以看出，除 T1-1 和 T5-1 外，其余裂缝面积计算误差均低于 10%。利用 2.3 节中算法抽取的裂缝骨架见图 6(b)和 6(d)，由此得到的裂缝长度计算结果同样示于表 4 中。

将裂缝由不规则条带状简化为单像素宽度的曲线，减小了裂缝分割形态偏差对缝长估算结果的影响，使得最大计算误差仅为 5%。根据裂缝面积和长度计算结果换算出平均缝宽，受裂缝面积计算结果的影响，T1-1 和 T5-1 裂缝平均宽度的计算误差亦偏大。最大缝宽计算表现则有所不同，整体误差率较小，其中有 3 条裂缝的计算误差为 0。



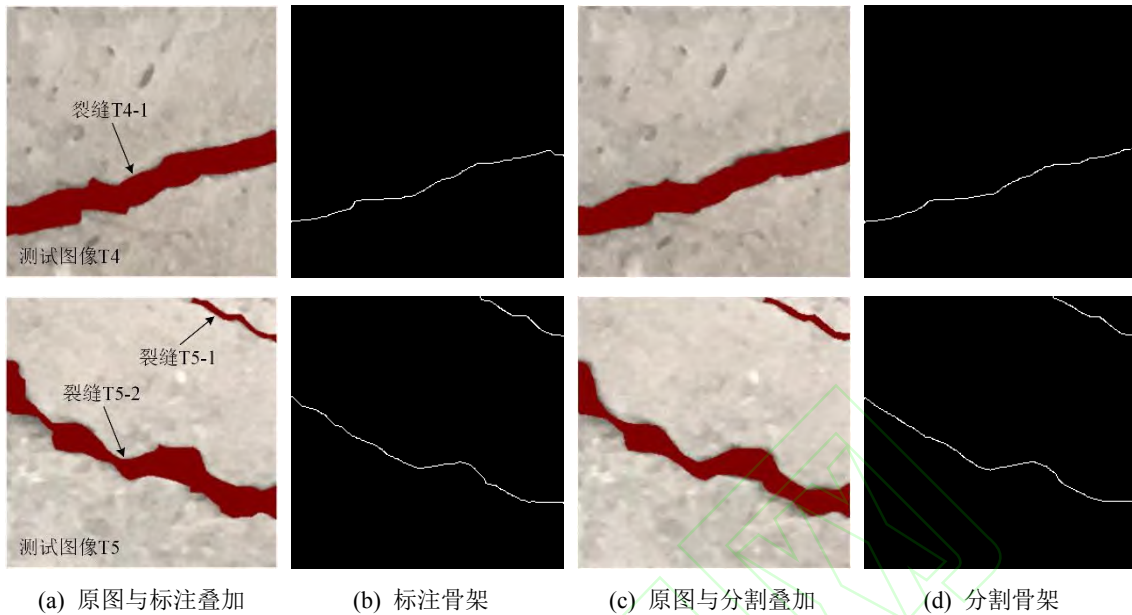


图6 测试图像 T1-T5 裂缝骨架提取结果展示

Fig. 6 The skeleton extraction results of cracks in test images T1-T5

表4 测试图像 T1-T5 裂缝特征参数计算结果

Table 4 The calculation results of feature parameters of cracks in test images T1-T5

裂缝 编号	面积/像素 <sup>2</sup>			长度/像素			平均宽度/像素			最大宽度/像素		
	标签	分割	误差 (%)	标签	分割	误差 (%)	标签	分割	误差 (%)	标签	分割	误差 (%)
T1-1	1506	1831	21.58	277	280	1.08	5.44	6.54	20.22	10	12	20.00
T2-1	4249	4669	9.88	286	274	-4.20	14.86	17.04	14.67	24	24	0
T3-1	3627	3850	6.15	273	271	-0.73	13.29	14.21	6.92	28	26	-7.14
T4-1	7557	7477	-1.06	272	276	1.47	27.78	27.09	-2.48	36	38	5.56
T5-1	458	529	15.50	99	94	-5.05	4.63	5.63	21.60	8	8	0
T5-2	6609	6029	-8.78	276	290	5.07	23.95	20.79	-13.19	36	36	0

### 3.4 多方法性能对比

为了进一步验证所提方法的优越性,仍以测试图像T1-T5为例,对比EU-net模型与分水岭算法<sup>[48]</sup>、最大类间方差法<sup>[49]</sup>、迭代阈值法<sup>[50]</sup>和区域生长法<sup>[48]</sup>等经典图像分割方法的裂缝检测效果。在实验中,所有方法输出的二值化分割结果(图5和图7)均不进行二次处理。从图中可以得到以下信息:(1)总体上,EU-net模型分割效果最佳,裂缝边缘光滑平整,细节表达能力较强;(2)分水岭算法、最大类间方差法和迭代阈值法三者分割效果次之,但所得裂缝形态存在边缘毛刺较多、局部噪声较大等问

题,且三种方法均未能辨识出图像T1中裂缝弯折区域,并误将图像T2、T3裂缝内石子识别为背景,影响了裂缝形态的连续性和完整性;(3)在操作过程中,区域生长法需要手动选取多个种子点,裂缝分割结果存在较大随机性,相较而言,该方法输出裂缝形态的噪声也最大,使得裂缝与背景间的界线几乎不可辨识。值得一提的是,五种方法中仅有EU-net模型须提前训练,其余只需对灰度阈值进行优化分析,尽管模型训练会花费时间和资源成本,但最终模型会具有更好的检测效果和更强的泛化能力,且其提取的裂缝形态能够满足后续特征量化分析的精度要求。



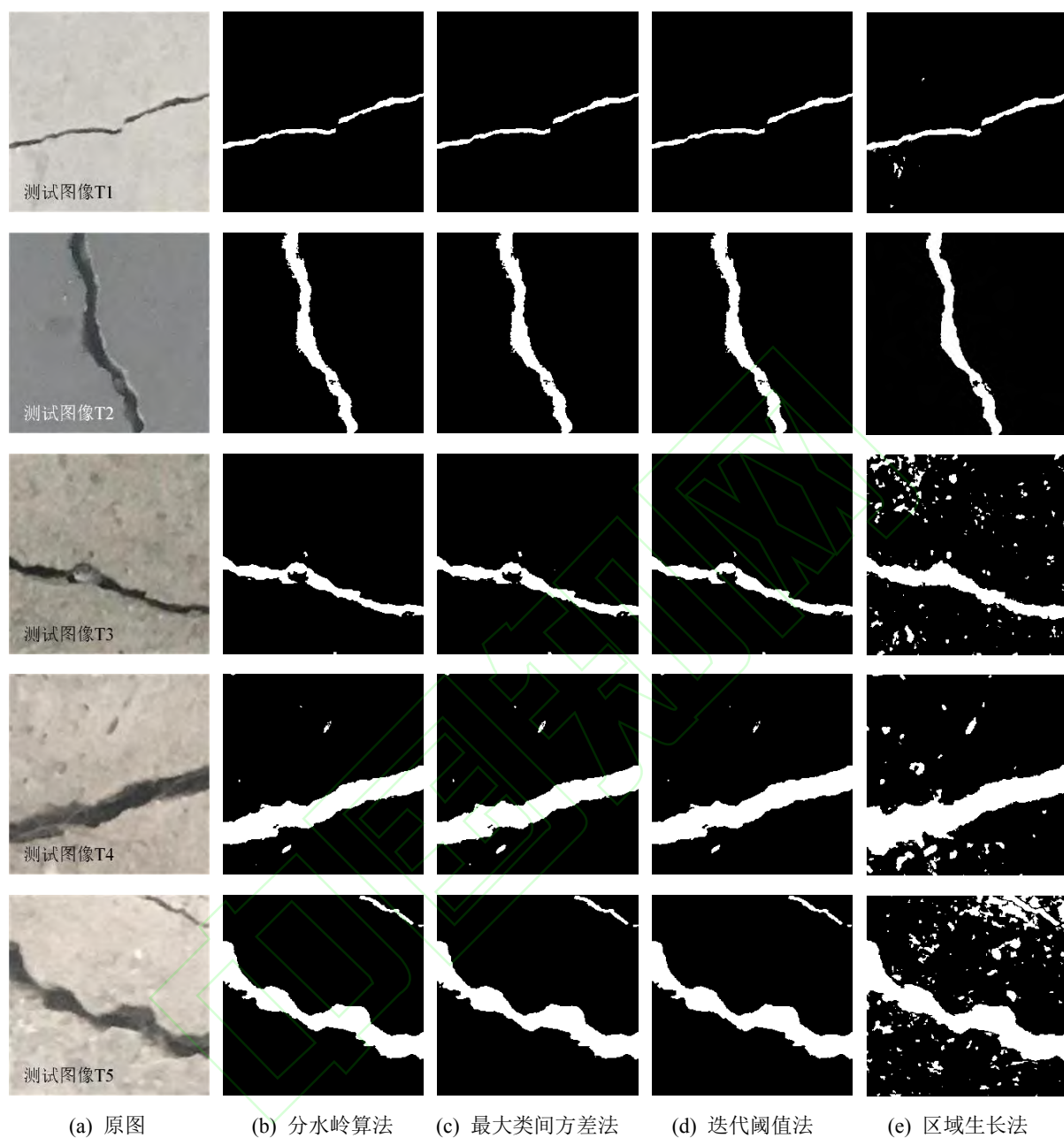


图7 多方法分割性能对比结果

Fig. 7 The segmentation performance comparison results of various methods

## 4 结论

根据混凝土裂缝特性,从网络结构和损失函数两个方面出发,通过改进 U-net 深层网络结构,提出适用于水工混凝土裂缝检测的形态分割模型和特征量化算法,表现出深度学习在水利大数据处理方面的优势。基于所提方法,结合自制水工混凝土裂缝图像数据集,构建模拟场景并设置多方法性能对比仿真实验,结果表明该方法在裂缝检测方面优

势明显,主要表现为:(1)在缺乏图像数据的情况下,模型快速收敛,且未发生过拟合,表明模型改进策略是有效的;(2)与经典图像分割方法相比,深度语义分割模型在各项指标上均处于领先水平,具有良好的像素级分类效果;(3)在应用阶段无需人工提取特征和预设阈值参数,且在多数应用场景下泛化能力更佳,减少了人工干预,提高了检测流程自动化水平;(4)能够适应细小裂缝、光照昏暗、背景噪声大等复杂应用场景,具有较强的鲁棒性;

(5) 采用裂缝特征量化算法求取面积、长度和宽度等关键参数,其中面积计算误差较大,但仍在可接受的范围之内。

尽管深度学习在机器视觉方面取得了革命性进步,但在水工领域中的应用研究尚处于起步和探索阶段,依然面临着诸多难题和挑战。一方面,深度语义分割模型与传统模式识别方法<sup>[5]</sup>的最大不同在于其特征是从大数据中自动学习得到,而非采用手动设计,即模型性能高度依赖于训练数据的数量和多样性。因此,丰富水工混凝土裂缝图像数据库是进行下一步研究的首要工作。另一方面,文中深度语义分割网络虽然检测精度较高,但整体运行速度远无法满足实时性的要求,后续将开展模型精简研究,以在分割精度和运算耗时之间寻求平衡。

#### 参考文献 (References)

- [1] 顾嘉丰, 任青文. 水工混凝土弥散型裂缝数值模型中开裂判据的研究[J]. 工程力学, 2015, 32(6): 84-91.  
Gu Jiafeng, Ren Qingwen. Study on hydraulic concrete cracking criterion in smeared crack numerical model[J]. Engineering Mechanics, 2015, 32(6): 84-91. (in Chinese)
- [2] 谷志强. 三因素劣化作用后水工混凝土强度与断裂性能试验研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2015.  
Gu Zhiqiang. Experimental research on strength and fracture properties of hydraulic concrete after three-factor deterioration[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2015. (in Chinese)
- [3] 陈柏荣, 刘进宝, 徐红健. 水工混凝土建筑物裂缝修补技术探讨[C]// 2012 全国水工泄水建筑物安全与病害处理技术应用专刊. 中国水利技术信息中心, 2012: 58-61.  
Chen Bairong, Liu Jinbao, Xu Hongjian. Discussion on crack repairing technology of hydraulic concrete buildings[C]// 2012 Special Issue on the Application of Safety and Disease Treatment Technology for Hydraulic Drainage Buildings in China. Chinese Water Resources Technology and Information Center, 2012: 58-61. (in Chinese)
- [4] 汪洋, 贾金生, 冯炜, 等. 考虑高压水劈裂的高重力坝安全性试验研究[J]. 水利学报, 2016, 47(11): 1397-1404.  
Wang Yang, Jia Jinsheng, Feng Wei, et al. Research on the safety of high gravity dams considering hydraulic fracturing[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2016, 47(11): 1397-1404. (in Chinese)
- [5] 苏雨. 基于机器学习的某混凝土坝裂缝成因与预警研究[D]. 长沙: 长沙理工大学, 2017.  
Su Yu. Crack cause and early warning analysis of a concrete dam based on machine learning[D]. Changsha: Changsha University of Science and Technology, 2017. (in Chinese)
- [6] 徐波, 夏辉. 混凝土坝裂缝性态及其危害性分析方法研究综述[J]. 水资源与水工程学报, 2016, 27(6): 162-168.  
Xu Bo, Xia Hui. Reviews on analysis methods of behavior and hazards of cracks in concrete dams[J]. Journal of Water Resources and Water Engineering, 2016, 27(6): 162-168. (in Chinese)
- [7] 瞿中. 基于图像处理的裂缝检测技术[M]. 北京: 科学出版社, 2016.  
Qu Zhong. Crack detection technology based on image processing[M]. Beijing: Science Press, 2016. (in Chinese)
- [8] 黄二位, 张今阳. SCANSITES 系统在水库大坝表面缺陷检测中的应用[J]. 治淮, 2007, 10: 30-31.  
Huang Erwei, Zhang Jinyang. Application of SCANSITES system in surface defect detection of reservoir dams[J]. Harness the Huai River, 2007, 10: 30-31. (in Chinese)
- [9] 郭慧. 基于机器视觉的混凝土坝裂缝监测系统研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2017.  
Guo Hui. Research on crack monitoring system of concrete dams based on machine vision[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2017. (in Chinese)
- [10] 王丽. 混凝土坝裂缝识别的数字图像处理算法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2019.  
Wang Li. Research on digital image processing algorithms for crack recognition of concrete dams[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2019. (in Chinese)
- [11] 陈从平, 聂葳, 吴喆, 等. 基于视觉机器人的大坝水下表面裂缝检测系统设计[J]. 三峡大学学报(自然科学版), 2016, 38(5): 72-74+86.  
Chen Congping, Nie Wei, Wu Zhe, et al. Design of underwater dam surface crack detection system based on visual robot[J]. Journal of China Three Gorges University (Natural Sciences), 2016, 38(5): 72-74+86. (in Chinese)
- [12] 徐陈勇, 李云帆, 王喜春. 基于低空无人机的坝渗

- 漏安全检测技术研究[J]. 电子测量技术, 2018, 41(9): 84-86.
- Xu Chenyong, Li Yunfan, Wang Xichun. Research on the safety detection technology of dam leakage based on UAV[J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(9): 84-86. (in Chinese)
- [13] 何亮, 马琨, 李端有. 多波束联合水下机器人在大坝水下检查中的应用[J]. 大坝与安全, 2019, 5: 46-51.
- He Liang, Ma Kun, Li Duanyou. Application of multi-beam combined unmanned underwater vehicles in dam underwater inspection[J]. Dam & Safety, 2019, 5: 46-51. (in Chinese)
- [14] 李明超, 任秋兵, 司文. 一种面向无人机的 dams 表面裂缝智能识别测量装置: 中国, 201911140762.0[P]. 2020-04-10.
- Li Mingchao, Ren Qiubing, Si Wen. An unmanned aerial vehicle-oriented intelligent identification and measurement device for cracks on the surface of a dam: China, 201911140762.0[P]. 2020-04-10. (in Chinese)
- [15] 李雪红, 徐洪钟, 顾冲时, 等. 基于小波和相空间重构的裂缝时变规律研究[J]. 水利学报, 2007, 2: 250-254.
- Li Xuehong, Xu Hongzhong, Gu Chongshi, et al. Law of time-dependent deformation of crack based on wavelet and phase space reconstruction technique[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2007, 2: 250-254. (in Chinese)
- [16] 李松辉. 大体积混凝土裂缝防治及诊断关键技术[M]. 北京: 中国电力出版社, 2017.
- Li Songhui. Key techniques for crack prevention and diagnosis of mass concrete[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2017. (in Chinese)
- [17] Feng C, Zhang H, Wang H, et al. Automatic pixel-level crack detection on dam surface using deep convolutional network[J]. Sensors, 2020, 20(7): 2069.
- [18] 赵轲. 路面裂缝图像自动识别系统研究[D]. 西安: 长安大学, 2009.
- Zhao Ke. The design and research of pavement crack identification system[D]. Xi'an: Chang'an University, 2009. (in Chinese)
- [19] 秦武, 杜成斌, 孙立国. 基于数字图像技术的混凝土细观层次力学建模[J]. 水利学报, 2011, 42(4): 431-439.
- Qin Wu, Du Chengbin, Sun Ligu. Meso-level analysis model for concrete based on digital image processing[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2011, 42(4): 431-439. (in Chinese)
- [20] 王宇, 李晓, 阙介民, 等. 基于 CT 图像灰度水平的孔隙率计算及应用[J]. 水利学报, 2015, 46(3): 357-365.
- Wang Yu, Li Xiao, Que Jiemin, et al. A porosity calculation method based on CT images and its application[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2015, 46(3): 357-365. (in Chinese)
- [21] 任文渊, 杨贞军, 黄宇劫. 基于 X 射线计算断层扫描图像的混凝土细观断裂模拟[J]. 水利学报, 2015, 46(4): 452-459.
- Ren Wenyuan, Yang Zhenjun, Huang Yujie. Meso-scale fracture modelling of concrete based on X-ray computed tomography images[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2015, 46(4): 452-459. (in Chinese)
- [22] 覃茜, 徐千军. 基于 CT 图像的混凝土初始缺陷分布规律研究[J]. 水利学报, 2016, 47(7): 959-966.
- Qin Xi, Xu Qianjun. Statistics of the initial defects within concrete based on CT image[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2016, 47(7): 959-966. (in Chinese)
- [23] 陈伟, 范新南, 李敏, 等. 基于 Gabor 算子的人工蜂群算法大坝裂缝检测[J]. 微处理机, 2015, 36(4): 32-38.
- Chen Wei, Fan Xinnan, Li Min, et al. Dam crack detection of artificial colony algorithm based on Gabor operator[J]. Microprocessors, 2015, 36(4): 32-38. (in Chinese)
- [24] 张大伟, 许梦钊, 马莉, 等. 水下大坝裂缝图像分割方法研究[J]. 软件导刊, 2016, 15(9): 170-172.
- Zhang Dawei, Xu Mengzhao, Ma Li, et al. Study on image segmentation method of underwater dam cracks[J]. Software Guide, 2016, 15(9): 170-172. (in Chinese)
- [25] 付军, 马从计. 一种新的基于图像处理的水下大坝裂缝检测算法[C]// 水库大坝建设与管理中的技术进展——中国大坝协会 2012 学术年会论文集. 中国大坝协会, 2012: 606-611.
- Fu Jun, Ma Congji. A new algorithm for underwater dam crack detection based on image processing[C]// Technical Progress in the Construction and Management of Reservoir Dam: 2012 Academic Annual Meeting of the Dam Association of China. Chinese National Committee on Large Dams, 2012: 606-611. (in Chinese)
- [26] 蒋小燕, 张松, 何松原. 基于格子波尔兹曼模型大坝裂缝检测[J]. 科技视界, 2018, 11: 96-97.
- Jiang Xiaoyan, Zhang Song, He Songyuan. Dam crack detection based on lattice Boltzmann method[J]. Science



- & Technology Vision, 2018, 11: 96-97. (in Chinese)
- [27] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015: 3431-3440.
- [28] 陈波, 张华, 汪双, 等. 基于全卷积神经网络的坝面裂纹检测方法研究[J]. 水力发电学报, 2020, 39(7): 52-60.  
Chen Bo, Zhang Hua, Wang Shuang, et al. Research on the method of dam crack detection based on fully convolutional neural network[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2020, 39(7): 52-60. (in Chinese)
- [29] Dung C V, Anh L D. Autonomous concrete crack detection using deep fully convolutional neural network[J]. Automation in Construction, 2019, 99: 52-58.
- [30] Yang X, Li H, Yu Y, et al. Automatic pixel-level crack detection and measurement using fully convolutional network[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2018, 33(12): 1090-1109.
- [31] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Springer, Cham, 2015: 234-241.
- [32] Liu Z, Cao Y, Wang Y, et al. Computer vision-based concrete crack detection using U-net fully convolutional networks[J]. Automation in Construction, 2019, 104: 129-139.
- [33] 庞杰, 张华, 冯春成, 等. 基于可分离残差卷积和语义补偿的改进 U-Net 坝面裂缝分割[J]. 计算机工程, 2020, 1-8.  
Pang Jie, Zhang Hua, Feng Chunheng, et al. Improved U-Net for crack segmentation on dam surface based on separable residual convolution and semantic compensation[J]. Computer Engineering, 2020, 1-8. (in Chinese)
- [34] 张野, 李明超, 韩帅. 基于岩石图像深度学习的岩性自动识别与分类方法[J]. 岩石学报, 2018, 34(2): 333-342.  
Zhang Ye, Li Mingchao, Han Shuai. Automatic identification and classification in lithology based on deep learning in rock images[J]. Acta Petrologica Sinica, 2018, 34(2): 333-342. (in Chinese)
- [35] Han S, Li H, Li M, et al. Measuring rock surface strength based on spectrograms with deep convolutional networks[J]. Computers & Geosciences, 2019, 133: 104312.
- [36] 陈波, 张华, 王姮, 等. 基于迁移学习的坝面表观缺陷智能检测方法研究[J]. 水利水电技术, 2020, 51(4): 106-112.  
Chen Bo, Zhang Hua, Wang Heng, et al. Transfer learning-based study on method of intelligent detection of dam surface apparent defect[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2020, 51(4): 106-112. (in Chinese)
- [37] 李明超, 符家科, 张野, 等. 耦合岩石图像与锤击音频的岩性分类智能识别分析方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2020, 39(5): 996-1004.  
Li Mingchao, Fu Jiak, Zhang Ye, et al. Intelligent recognition and analysis method of rock lithology classification based on coupled rock images and hammering audios[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2020, 39(5): 996-1004. (in Chinese)
- [38] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[C]//Proceedings of the International Conference on Learning Representations. 2015: 1-14.
- [39] Lin T Y, Goyal P, Girshick R, et al. Focal loss for dense object detection[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2017: 2980-2988.
- [40] 周颖, 刘彤. 基于计算机视觉的混凝土裂缝识别[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2019, 47(9): 1277-1285.  
Zhou Ying, Liu Tong. Computer vision-based crack detection and measurement on concrete structure[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2019, 47(9): 1277-1285. (in Chinese)
- [41] Zhang T Y, Suen C Y. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns[J]. Communications of the ACM, 1984, 27(3): 236-239.
- [42] 朱尔玉, 李冬冬, 齐明, 等. 水工混凝土构件配置高强钢筋后裂缝计算研究[J]. 水利学报, 2018, 49(5): 580-587.  
Zhu Eryu, Li Dongdong, Qi Ming, et al. Experimental research on crack calculation of hydraulic RC beams with high-strength rebars[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2018, 49(5): 580-587. (in Chinese)

- [43] 成盛, 金南国, 田野, 等. 混凝土裂缝特征参数的图形化定量分析新方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2011, 45(6): 1062-1066.
- Cheng Sheng, Jin Nanguo, Tian Ye, et al. New graphic method for quantitatively analyzing characteristic parameters of concrete cracks[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2011, 45(6): 1062-1066. (in Chinese)
- [44] 韩晓健, 赵志成. 基于计算机视觉技术的结构表面裂缝检测方法研究[J]. 建筑结构学报, 2018, 39(S1): 418-427.
- Han Xiaojian, Zhao Zhicheng. Structural surface crack detection method based on computer vision technology[J]. Journal of Building Structures, 2018, 39(S1): 418-427. (in Chinese)
- [45] Wang N, Zhao X, Zou Z, et al. Autonomous damage segmentation and measurement of glazed tiles in historic buildings via deep learning[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2020, 35(3): 277-291.
- [46] Ji A, Xue X, Wang Y, et al. An integrated approach to automatic pixel-level crack detection and quantification of asphalt pavement[J]. Automation in Construction, 2020, 114: 103176.
- [47] Kang D, Benipal S S, Gopal D L, et al. Hybrid pixel-level concrete crack segmentation and quantification across complex backgrounds using deep learning[J]. Automation in Construction, 2020, 118: 103291.
- [48] 黎蔚, 高璐. 基于改进的分水岭算法的路面裂缝检测[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(20): 263-266+270.
- Li Wei, Gao Lu. Pavement crack detection based on improved watershed algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(20): 263-266+270.
- [49] 焦敬品, 李立, 马百义, 等. 基于超声局部谐振的板结构缺陷定量检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(12): 1-8.
- Jiao Jingpin, Li Li, Ma Baiyi, et al. Quantitative detection method of plate structure defects based on ultrasonic local resonance[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(12): 1-8. (in Chinese)
- [50] 李良福, 马卫飞, 李丽, 等. 基于深度学习的桥梁裂缝检测算法研究[J]. 自动化学报, 2019, 45(9): 1727-1742.
- Li Liangfu, Ma Weifei, Li Li, et al. Research on detection algorithm for bridge cracks based on deep learning[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(9): 1727-1742. (in Chinese)
- [51] 田威, 党发宁, 刘彦文, 等. 支持向量机在混凝土 CT 图像分析中的应用[J]. 水利学报, 2008, 7: 889-894.
- Tian Wei, Dang Faning, Liu Yanwen, et al. Application of support vector machine to concrete CT image analysis[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2008, 7: 889-894. (in Chinese)