



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 117876381 B

(45) 授权公告日 2024.05.10

(21) 申请号 202410283163.9

G06T 7/11 (2017.01)

(22) 申请日 2024.03.13

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 110378252 A, 2019.10.25

申请公布号 CN 117876381 A

CN 116503359 A, 2023.07.28

(43) 申请公布日 2024.04.12

US 2020364849 A1, 2020.11.19

(73) 专利权人 江苏省建筑工程质量检测中心有限公司

US 2021319547 A1, 2021.10.14

地址 210033 江苏省南京市栖霞区元化路8号49幢, 50幢, 51幢1-4层

US 2022092856 A1, 2022.03.24

CN 106934795 A, 2017.07.07

CN 107507170 A, 2017.12.22

CN 115222722 A, 2022.10.21

(72) 发明人 邱学刚 魏晓斌

Gang Xue等.Adaptive cross-scenario

(74) 专利代理机构 北京中先生知识产权代理事务所(普通合伙) 16063

few-shot learning framework for

structural damage detdction Engineering

and Management.《Journal of Construction

Engineering and Management》.2023,第149卷

(第5期),04023020.

专利代理师 窦贤宇

Menghua Guo等.Fracture process zone

characteristics and identification of the

micro-fracture phases in phases in

recycled concetete.《Engineering Fracture

Mechanics》.2017,第181卷101-115. (续)

(51) Int. Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

G06V 10/764 (2022.01)

G06V 10/74 (2022.01)

G06V 10/80 (2022.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

G06N 3/084 (2023.01)

G06T 7/155 (2017.01)

G06T 7/136 (2017.01)

审查员 赵乙

权利要求书3页 说明书14页 附图2页

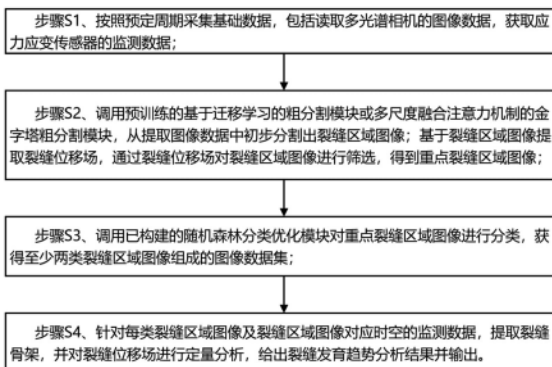
(54) 发明名称

用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测方法和系统

(57) 摘要

本发明公开了一种用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测方法和系统,包括按照预定周期采集基础数据,包括读取多光谱相机的图像数据,获取应力应变传感器的监测数据;从提取图像数据中初步分割出裂缝区域图像;基于裂缝区域图像提取裂缝位移场,通过裂缝位移场对裂缝区域图像进行筛选,得到重点裂缝区域图像;调用已构建的随机森林分类优化模块对重点裂缝区域图像进行分类,获得至少两类裂缝区域图像组成的图像数据集;针对每类裂缝区域图像

及裂缝区域图像对应时空的监测数据,提取裂缝骨架,并对裂缝位移场进行定量分析,给出裂缝发育趋势分析结果并输出。本发明解决裂缝识别过程中的环境适应、过程重建和三维重建问题。



CN 117876381 B

[接上页]

**(56) 对比文件**

余韬等. 荷载作用下基于Torrent法的混凝土渗透性研究.《新型建筑材料》.2020,第47卷(第08期),65-68.

罗其俊.基于3D成像和摄影测量融合的混凝土表面缺陷检测方法研究.《中国优秀硕士学位论文全文数据库 工程科技II辑》.2023,C037-16.

1. 用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测方法,其特征在於,包括如下步骤:

步骤S1、按照预定周期采集基础数据,包括读取多光谱相机的图像数据,获取应力应变传感器的监测数据;

步骤S2、调用预训练的基于迁移学习的粗分割模块或多尺度融合注意力机制的金字塔粗分割模块,从提取图像数据中初步分割出裂缝区域图像;基于裂缝区域图像提取裂缝位移场,通过裂缝位移场对裂缝区域图像进行筛选,得到重点裂缝区域图像;

步骤S3、调用已构建的随机森林分类优化模块对重点裂缝区域图像进行分类,获得至少两类裂缝区域图像组成的图像数据集;

步骤S4、针对每类裂缝区域图像及裂缝区域图像对应时空的监测数据,提取裂缝骨架,并对裂缝位移场进行定量分析,给出裂缝发育趋势分析结果并输出;

所述步骤S4进一步为:

步骤S41、针对裂缝区域图像,对分割出的裂缝区域进行形态学细化,提取裂缝骨架,利用骨架端点和交叉点检测算法,将裂缝骨架分解为单个裂缝段;

步骤S42、以骨架单段为中心线,在垂直方向上对裂缝边界采样,测量裂缝宽度,通过骨架像素数乘以空间分辨率,计算裂缝长度;生成每段裂缝的长度和宽度序列,计算最大值、最小值和均值;

步骤S43、拟合骨架单段的最小外接矩形,矩形长轴方向即为裂缝走向,统计不同走向裂缝的数量和总长度,分析裂缝的方向分布规律,构建裂缝骨架网络的拓扑结构,通过图论算法分析裂缝连通性,挖掘贯穿性裂缝;

步骤S44、将密集位移场与裂缝分割结果相关联,提取每段裂缝的位移子场,计算裂缝位移场的统计特征,统计裂缝两侧区域的位移差异性,评估裂缝错断程度,统计特征包括最大位移值、平均位移和位移方向分布;

步骤S45、将位移场分解为垂直于裂缝走向的法向位移分量和平行于裂缝走向的切向位移分量,分别分析法向位移和切向位移,评估裂缝的张开度和剪切滑移程度,结合法向和切向位移的时间序列分析,研判裂缝开合的动态演化规律;

步骤S46、结合裂缝宽度和位移分析结果,估算单条裂缝的扩展速率,聚类分析不同部位和不同走向裂缝的生长速率,分析裂缝发育的空间差异性,建立基于时间序列的裂缝生长曲线,预测未来的裂缝发育趋势。

2. 如权利要求1所述的用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测方法,其特征在於,所述步骤S1进一步为:

步骤S11、基于建筑工程的结构分析,布设包括应变片、振动传感器、位移计和光栅光纤在内的应力应变传感器;

步骤S12、设计相机拍摄位点,通过多光谱相机定期采集预定区域的图像数据;

步骤S13、基于应力应变传感器、多光谱相机的位置和采样时间戳,将不同模态的监测数据映射到统一的时空坐标系下,形成标准的监测数据集。

3. 如权利要求1所述的用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测方法,其特征在於,构建所述步骤S2中预训练的基于迁移学习的粗分割模块的过程,进一步为:

步骤S21、构建或调用表面裂隙图像,以及通过基于GAN生成器合成的裂缝图像,形成表面裂隙图像训练集;

步骤S22、采用U-Net搭建端到端的裂缝分割深度神经网络,并通过对抗学习将源域数据分布与目标域数据分布对齐;

步骤S23、采用反向传播算法优化模型参数;通过验证集对粗分割模块的效果进行验证,符合预设标准后输出粗分割模块。

4.如权利要求3所述的用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测方法,其特征在于,所述步骤S2中,基于裂缝区域图像提取裂缝位移场,通过裂缝位移场对裂缝区域图像进行筛选,得到重点裂缝区域图像的过程进一步为:

步骤S2a、基于序列图像中裂缝区域在前后帧间的纹理相似性,通过归一化互相关准则确定同名像素,在裂缝图像中搜索与参考子区最相似的目标子区,通过参考子区和目标子区之间的坐标映射,计算每个像素的位移矢量,获得密集位移场;

步骤S2b、对密集位移场进行平滑滤波和阈值分割,消除随机噪声,计算位移梯度场,提取位移突变区域,将突变区域作为重点裂缝候选区;

步骤S2c、利用裂缝区域的先验知识,对位移突变区域进行形态学滤波,剔除形状规则、尺度小于阈值的非裂缝区域,获得疑似重点裂缝的候选区,形成重点裂缝区域图像集合。

5.如权利要求4所述的用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测方法,其特征在于,所述步骤S3进一步为:

步骤S31、提取重点裂缝区域的几何特征、纹理特征和位移场特征,构建区域特征向量;几何特征包括面积、周长、宽高比和矩形度,纹理特征包括灰度共生矩阵和局部二值模式;位移场特征包括区域内位移幅值均值和方差;

步骤S32、挑选典型候选区,根据是否为真实裂缝标注为正负样本;采用Bootstrap方法对样本随机抽样,构建多棵决策树,树节点以Gini系数为分裂准则,生成随机森林模型并训练;

步骤S33、利用训练好的随机森林模型,对所有候选区进行分类与置信度评分;

基于Softmax原理将决策树输出转为后验概率,多树综合可获得区域为裂缝的置信度;设置阈值对候选区进行过滤,剔除错分区域,获得高置信度的优化裂缝区,形成至少两类裂缝区域图像组成的图像数据集。

6.如权利要求1所述的用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测方法,其特征在于,所述步骤S46还包括:

步骤S46a、在图像识别的裂缝区域上附加时间维度,形成裂缝发展的时空三维立方体,融合同步采集的应变和温度,在时空立方体中形成与裂缝区域对齐的多物理场;

步骤S46b、图像序列的时间戳为时间轴、图像像素网格为空间坐标基,将每像素处的裂缝区域标签、位移矢量和温湿度值映射到六面体单元;

步骤S46c、在时空单元属性的基础上,引入相邻单元间的相关度量,构建体现时空依赖的关联矩阵;

步骤S46d、用小波变换法对裂缝发展时间过程进行划分。

7.如权利要求6所述的用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测方法,其特征在于,还包括步骤S5、对裂缝区域进行三维重建,

步骤S51、获取多视角的多光谱图像数据,通过相机内参数和视角外参数进行反投影,将图像坐标系下的像素点变换至三维空间坐标系,获得每个视角下的局部点云;采用配准

算法将不同视角的局部点云进行空间变换与融合,得到统一坐标系下的表面密集点云;

步骤S52、通过三维点云分割算法,以标记的裂缝点为种子,从表面密集点云中提取出完整的裂缝区域点云片段;在合适的空间邻域内迭代扩展,直至所有连通的裂缝点都被聚集在同一点集内;

步骤S53、通过陈氏收缩算法获得裂缝点云的中心曲线骨架;骨架反映了裂缝的拓扑结构;以中心曲线骨架为参考,在裂缝局部建立切平面,提取平面内点集作为裂缝横截面,通过曲线拟合获得横截面形状,并沿骨架线连续重建,获得一系列横截面曲线;

步骤S54、以骨架为纵向参考,横截面为轮廓约束,通过参数化曲面拟合方法,生成光滑连续的裂缝三维曲面模型;

步骤S55、在重建的裂缝三维曲面上度量裂缝的长度、高度、宽度和体积;基于包括长度、宽度在内的几何参数,以及分支数,对照裂缝分级标准,进行裂缝严重度自动评估。

8. 如权利要求7所述的用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测方法,其特征在于,步骤S2中,构建多尺度融合注意力机制的金字塔粗分割模块的过程进一步为:

步骤S2i、构建多尺度图像金字塔,设置尺度参数,生成一系列降采样图像,连续使用高斯平滑和下采样,得到尺度逐渐减小的图像序列;

步骤S2ii、计算原图上每个像素的显著性权重,突出与裂缝外观相似的区域;提取显著性特征图,对多尺度图像金字塔中每个像素的特征向量乘以对应的显著性权重,得到自适应增强的特征图;

步骤S2iii、将多个尺度的分割概率图送入决策融合模块,采用加权平均或投票机制,自适应整合多尺度决策结果,输出最终粗分割图,初步分割出裂缝区域图像。

9. 如权利要求7所述的用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测方法,其特征在于,所述步骤S44还包括:

步骤S44i、构建孪生网络,计算待匹配图像对的特征向量 $f(t)$ 和特征向量 $f(t+1)$ ;

步骤S44ii、计算特征向量 $f(t)$ 和特征向量 $f(t+1)$ 不同裂缝区域子向量的余弦相似度,生成相似度图;

步骤S44iii、以特征向量 $f(t)$ 为参照,在特征向量 $f(t+1)$ 中寻找相似度最高的区域,对应为匹配的裂缝区域。

10. 一种用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测系统,其特征在于,包括:

至少一个处理器;以及

与至少一个所述处理器通信连接的存储器;其中,

所述存储器存储有可被所述处理器执行的指令,所述指令用于被所述处理器执行以实现权利要求1至9任一项所述的用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测方法。

## 用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测方法和系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及建筑质量监测和分析技术,尤其是用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测方法和系统。

### 背景技术

[0002] 混凝土结构裂缝是反映建筑物健康状况的重要指标,对裂缝进行及时、精准的识别和分析对保障建筑安全和延长使用寿命至关重要。传统的裂缝检测主要依赖人工巡检,存在效率低、主观性强等问题。近年来,以计算机视觉为代表的人工智能(AI)技术发展迅速,为解决上述难题提供了新思路。将AI视觉检测引入混凝土裂缝识别,有望实现裂缝检测的自动化、智能化和精细化,提升裂缝分析的速度、准确性和可靠性,从而更好地指导工程结构的养护与维修。

[0003] 当前,国内外学者围绕AI视觉检测在混凝土裂缝识别中的应用开展了一系列研究。一些学者将传统的图像处理方法如边缘检测、阈值分割等用于裂缝提取,但这类方法难以应对复杂背景下的裂缝识别。还有学者探索了基于纹理特征的裂缝检测新方法,如Gabor滤波、小波变换等,然而手工设计的特征对噪声敏感,泛化能力有限。近年来,深度学习特别是卷积神经网络(CNN)在计算机视觉领域取得了突破性进展。一些研究者开始将CNN等深度学习模型应用于混凝土裂缝检测,并取得了良好效果。这些方法可以自动学习裂缝的多层次、高判别力特征表示,克服了传统方法的不足。

[0004] 尽管已有的研究为混凝土裂缝的AI视觉检测奠定了基础,但在工程应用中仍面临诸多具有针对性的技术难题和个性化需求,主要包括:①在隧道、高铁、桥梁、复杂建筑等特殊结构中,混凝土表面的特征丰富,存在起皮、裂隙、划痕等千变万化的伪缺陷,且成像环境光照不均、视角多变,对裂缝和背景的分辨带来很大挑战。如何在嘈杂背景下精准分割裂缝,是一个亟待攻克的难题。②、在混凝土早期老化或者特殊受力状态下,会出现一些肉眼难以察觉的细微裂缝。这些裂缝虽然尺寸很小,但反映了结构的早期健康问题。现有方法对这类细微缺陷的检出率还有待提高。③、工程领域不仅关注裂缝的存在性,更需要对裂缝的宽度、长度、形态、走向等进行精细定量描述,以判别裂缝类型、分析成因机理。然而,大多数视觉检测方法只关注裂缝区域的像素级分割,难以准确获取这些语义级信息。④、裂缝检测的最终目的是评判结构健康状态,预测病害发展趋势。如何根据连续观测的裂缝图像,构建面向裂缝扩展过程的生长模型,是另一个亟待深入研究的问题。⑤、裂缝三维精细重建。目前大多数视觉检测方法只能获得裂缝区域的二维平面分布,无法精准表征裂缝的纵向深度、体积等立体特征参数,对裂缝严重程度的判定还有局限。

[0005] 可见,混凝土结构裂缝的智能视觉检测仍存在环境适应、缺陷敏感、语义分析、过程建模、三维重建等诸多技术挑战。

### 发明内容

[0006] 发明目的,提供一种用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测方法和系统,

以解决现有技术存在的上述问题。

[0007] 技术方案,根据本申请的一个方面,提供一种用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测方法,包括如下步骤:

[0008] 步骤S1、按照预定周期采集基础数据,包括读取多光谱相机的图像数据,获取应力应变传感器的监测数据;

[0009] 步骤S2、调用预训练的基于迁移学习的粗分割模块或多尺度融合注意力机制的金字塔粗分割模块,从提取图像数据中初步分割出裂缝区域图像;基于裂缝区域图像提取裂缝位移场,通过裂缝位移场对裂缝区域图像进行筛选,得到重点裂缝区域图像;

[0010] 步骤S3、调用已构建的随机森林分类优化模块对重点裂缝区域图像进行分类,获得至少两类裂缝区域图像组成的图像数据集;

[0011] 步骤S4、针对每类裂缝区域图像及裂缝区域图像对应时空的监测数据,提取裂缝骨架,并对裂缝位移场进行定量分析,给出裂缝发育趋势分析结果并输出。

[0012] 根据本申请的一个方面,所述步骤S1进一步为:

[0013] 步骤S11、基于建筑工程的结构分析,布设包括应变片、振动传感器、位移计和光栅光纤在内的应力应变传感器;

[0014] 步骤S12、设计相机拍摄位点,通过多光谱相机定期采集预定区域的图像数据;

[0015] 步骤S13、基于应力应变传感器、多光谱相机的位置和采样时间戳,将不同模态的监测数据映射到统一的时空坐标系下,形成标准的监测数据集合。

[0016] 根据本申请的一个方面,构建所述步骤S2中预训练的基于迁移学习的粗分割模块的过程,进一步为:

[0017] 步骤S21、构建或调用表面裂隙图像,以及通过基于GAN生成器合成的裂缝图像,形成表面裂隙图像训练集;

[0018] 步骤S22、采用U-Net搭建端到端的裂缝分割深度神经网络,并通过对抗学习将源域数据分布与目标域数据分布对齐;

[0019] 步骤S23、采用反向传播算法优化模型参数;通过验证集对粗分割模块的效果进行验证,符合预设标准后输出粗分割模块。

[0020] 根据本申请的一个方面,所述步骤S2中,基于裂缝区域图像提取裂缝位移场,通过裂缝位移场对裂缝区域图像进行筛选,得到重点裂缝区域图像的过程进一步为:

[0021] 步骤S2a、基于序列图像中裂缝区域在前后帧间的纹理相似性,通过归一化互相关准则确定同名像素,在裂缝图像中搜索与参考子区最相似的目标子区,通过参考子区和目标子区之间的坐标映射,计算每个像素的位移矢量,获得密集位移场;

[0022] 步骤S2b、对密集位移场进行平滑滤波和阈值分割,消除随机噪声,计算位移梯度场,提取位移突变区域,将突变区域作为重点裂缝候选区;

[0023] 步骤S2c、利用裂缝区域的先验知识,对位移突变区域进行形态学滤波,剔除形状规则、尺度小于阈值的非裂缝区域,获得疑似重点裂缝的候选区,形成重点裂缝区域图像集合。

[0024] 根据本申请的一个方面,所述步骤S3进一步为:

[0025] 步骤S31、提取重点裂缝区域的几何特征、纹理特征和位移场特征,构建区域特征向量;几何特征包括面积、周长、宽高比和矩形度,纹理特征包括灰度共生矩阵和局部二值

模式;位移场特征包括区域内位移幅值均值和方差;

[0026] 步骤S32、挑选典型候选区,根据是否为真实裂缝标注为正负样本;采用Bootstrap方法对样本随机抽样,构建多棵决策树,树节点以Gini系数为分裂准则,生成随机森林模型并训练;

[0027] 步骤S33、利用训练好的随机森林模型,对所有候选区进行分类与置信度评分;

[0028] 基于Softmax原理将决策树输出转为后验概率,多树综合可获得区域为裂缝的置信度;设置阈值对候选区进行过滤,剔除错分区域,获得高置信度的优化裂缝区,形成至少两类裂缝区域图像组成的图像数据集。

[0029] 根据本申请的一个方面,所述步骤S4进一步为:

[0030] 步骤S41、针对裂缝区域图像,对分割出的裂缝区域进行形态学细化,提取裂缝骨架,利用骨架端点和交叉点检测算法,将裂缝骨架分解为单个裂缝段;

[0031] 步骤S42、以骨架单段为中心线,在垂直方向上对裂缝边界采样,测量裂缝宽度,通过骨架像素数乘以空间分辨率,计算裂缝长度;生成每段裂缝的长度和宽度序列,计算最大值、最小值和均值;

[0032] 步骤S43、拟合骨架单段的最小外接矩形,矩形长轴方向即为裂缝走向,统计不同走向裂缝的数量和总长度,分析裂缝的方向分布规律,构建裂缝骨架网络的拓扑结构,通过图论算法分析裂缝连通性,挖掘贯穿性裂缝;

[0033] 步骤S44、将密集位移场与裂缝分割结果相关联,提取每段裂缝的位移子场,计算裂缝位移场的统计特征,统计裂缝两侧区域的位移差异性,评估裂缝错断程度,统计特征包括最大位移值、平均位移和位移方向分布;

[0034] 步骤S45、将位移场分解为垂直于裂缝走向的法向位移分量和平行于裂缝走向的切向位移分量,分别分析法向位移和切向位移,评估裂缝的张开度和剪切滑移程度,结合法向和切向位移的时间序列分析,研判裂缝开合的动态演化规律;

[0035] 步骤S46、结合裂缝宽度和位移分析结果,估算单条裂缝的扩展速率,聚类分析不同部位和不同走向裂缝的生长速率,分析裂缝发育的空间差异性,建立基于时间序列的裂缝生长曲线,预测未来的裂缝发育趋势。

[0036] 根据本申请的一个方面,所述步骤S46还包括:

[0037] 步骤S46a、在图像识别的裂缝区域上附加时间维度,形成裂缝发展的时空三维立方体,融合同步采集的应变和温度,在时空立方体中形成与裂缝区域对齐的多物理场;

[0038] 步骤S46b、图像序列的时间戳为时间轴、图像像素网格为空间坐标基,将每像素处的裂缝区域标签、位移矢量和温湿度值映射到六面体单元;

[0039] 步骤S46c、在时空单元属性的基础上,引入相邻单元间的相关度量,构建体现时空依赖的关联矩阵;

[0040] 步骤S46d、用小波变换法对裂缝发展时间过程进行划分。

[0041] 根据本申请的一个方面,还包括步骤S5、对裂缝区域进行三维重建

[0042] 步骤S51、获取多视角的多光谱图像数据,通过相机内参数和视角外参数进行反投影,将图像坐标系下的像素点变换至三维空间坐标系,获得每个视角下的局部点云;采用配准算法将不同视角的局部点云进行空间变换与融合,得到统一坐标系下的表面密集点云;

[0043] 步骤S52、通过三维点云分割算法,以标记的裂缝点为种子,从表面密集点云从提



取出完整的裂缝区域点云片段;在合适的空间邻域内迭代扩展,直至所有连通的裂缝点都被聚集在同一点集内;

[0044] 步骤S53、通过陈氏收缩算法获得裂缝点云的中心曲线骨架;骨架反映了裂缝的拓扑结构;以中心曲线骨架为参考,在裂缝局部建立切平面,提取平面内点集作为裂缝横截面。通过曲线拟合获得横截面形状,并沿骨架线连续重建,获得一系列横截面曲线;

[0045] 步骤S54、以骨架为纵向参考,横截面为轮廓约束,通过参数化曲面拟合方法,生成光滑连续的裂缝三维曲面模型;

[0046] 步骤S55、在重建的裂缝三维曲面上度量裂缝的长度、高度、宽度和体积;基于包括长度、宽度在内的几何参数,以及分支数,对照裂缝分级标准,进行裂缝严重度自动评估。

[0047] 根据本申请的一个方面,步骤S2中,构建多尺度融合注意力机制的金字塔粗分割模块的过程进一步为:

[0048] 步骤S2i、构建多尺度图像金字塔,设置尺度参数,生成一系列降采样图像,连续使用高斯平滑和下采样,得到尺度逐渐减小的图像序列;

[0049] 步骤S2ii、计算原图上每个像素的显著性权重,突出与裂缝外观相似的区域;提取显著性特征图,对多尺度图像金字塔中每个像素的特征向量乘以对应的显著性权重,得到自适应增强的特征图;

[0050] 步骤S2iii、将多个尺度的分割概率图送入决策融合模块,采用加权平均或投票机制,自适应整合多尺度决策结果,输出最终粗分割图,初步分割出裂缝区域图像。

[0051] 根据本申请的一个方面,所述步骤S44还包括:

[0052] 步骤S44i、构建孪生网络,计算待匹配图像对的特征向量 $f(t)$ 和特征向量 $f(t+1)$ ;

[0053] 步骤S44ii、计算特征向量 $f(t)$ 和特征向量 $f(t+1)$ 不同裂缝区域子向量的余弦相似度,生成相似度图;

[0054] 步骤S44iii、以特征向量 $f(t)$ 为参照,在特征向量 $f(t+1)$ 中寻找相似度最高的区域,对应为匹配的裂缝区域。

[0055] 根据本申请的一个方面,还提供一种用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测系统,包括:

[0056] 至少一个处理器;以及

[0057] 与至少一个所述处理器通信连接的存储器;其中,

[0058] 所述存储器存储有可被所述处理器执行的指令,所述指令用于被所述处理器执行以实现上述任一项技术方案所述的用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测方法。

[0059] 有益效果,立足多源数据融合,耦合先进的机器学习、图像分析、运动测量等方法,对裂缝从静到动、从表及里、从单一到整体进行了全方位、多角度、精细化的表征。该方案不仅能大幅提升裂缝检测的效率和准确率,节约人力物力;更重要的是,通过对裂缝类型、成因、严重程度、趋势预测的智能研判,该技术将裂缝检测从“看得见”升级为“看得懂”,可辅助工程师进行结构性能的评估和管养决策,对提升混凝土结构的安全性、耐久性具有重大意义。

## 附图说明

[0060] 图1是本发明的流程图。

- [0061] 图2是本发明步骤S1的流程图。
- [0062] 图3是本发明步骤S2的流程图。
- [0063] 图4是本发明步骤S3的流程图。
- [0064] 图5是本发明步骤S4的流程图。

### 具体实施方式

[0065] 如图1所示,根据本申请的一个方面,提供一种用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测方法,包括如下步骤:

[0066] 步骤S1、按照预定周期采集基础数据,包括读取多光谱相机的图像数据,获取应力应变传感器的监测数据;

[0067] 通过同步采集混凝土表面的高清图像和内部的物理响应数据,建立了全面的裂缝特征描述体系。多光谱成像可捕获不同波段下裂缝的纹理、光谱特征,为语义分割提供了丰富的视觉先验;而应力应变等监测量则反映了裂缝周围的受力状态,揭示其产生、扩展的内在机理。多模态数据的互补融合,能够构建“表里兼修”的裂缝画像,比单一数据源更能刻画裂缝的静-动、局部-整体属性。此外,时空数据的精准配准和同步采集,也为后续裂缝的多维度关联分析奠定了基础。

[0068] 步骤S2、调用预训练的基于迁移学习的粗分割模块或多尺度融合注意力机制的金字塔粗分割模块,从提取图像数据中初步分割出裂缝区域图像;基于裂缝区域图像提取裂缝位移场,通过裂缝位移场对裂缝区域图像进行筛选,得到重点裂缝区域图像;

[0069] 采用迁移学习策略,利用在大规模裂缝数据集上预训练的分割模型,可显著降低模型在新工况下的训练成本,实现跨场景、小样本条件下的快速适配。多尺度金字塔结构和注意力机制的引入,进一步增强了模型对裂缝多尺度、细节特征的提取能力。在此基础上,巧妙利用裂缝区域的位移场信息进行自适应优化,通过局部运动模式的异常检测,可有效识别出对结构安全影响更大的活性裂缝,实现重点监测区域的自动筛选。这一策略避免了对所有裂缝“一视同仁”的局限,有助于聚焦主要矛盾。

[0070] 步骤S3、调用已构建的随机森林分类优化模块对重点裂缝区域图像进行分类,获得至少两类裂缝区域图像组成的图像数据集;

[0071] 采用随机森林算法对初筛的重点裂缝区域进行精细分类,可看作是一种基于区域特征的裂缝归因。随机森林通过集成多颗决策树的判断结果,在提高分类泛化性的同时,也能够评估各特征的重要性,挖掘影响裂缝属性的关键因子。该方案不仅考虑了裂缝区域的几何、纹理特征,还融入了位移场统计量等隐含语义,形成了“形态+物理”的高维特征空间。此外,正负样本平衡、自助采样等优化措施也进一步增强了分类器的鲁棒性和适应性。通过对裂缝进行类型、成因、危险性的精准判别,该步骤实现了从定性描述到定量分析的跨越。

[0072] 步骤S4、针对每类裂缝区域图像及裂缝区域图像对应时空的监测数据,提取裂缝骨架,并对裂缝位移场进行定量分析,给出裂缝发育趋势分析结果并输出。

[0073] 通过裂缝骨架提取和形态参数测量,该方案实现了对裂缝的参数化、矢量化表达,将其形态特征如长度、宽度、走向等转化为可量化指标,便于工程管理。而对骨架拓扑结构的提取,则从连通性、方向分布等更高层次揭示了裂缝在空间上的组织化程度,反映了荷载传递路径、应力流场的变化,对结构稳定性判断具有重要意义。进一步地,通过跟踪分析裂

缝单元的位移场演化,该方案创新性地引入了运动学视角,突破了传统的“静止状”分析范式。位移场统计特征的时空差异,能够辨识裂缝在不同方向、部位的扩展特性;张开度、错断等定量指标也为评估裂缝影响范围、失稳风险提供了依据。基于裂缝的生长曲线和群落特征,该方案还可进行裂缝发展趋势的外推预测和多尺度关联分析,这对混凝土结构的使役期预估、加固维修决策具有重要价值。

[0074] 如图2所示,根据本申请的一个方面,所述步骤S1进一步为:

[0075] 步骤S11、基于建筑工程的结构分析,布设包括应变片、振动传感器、位移计和光栅光纤在内的应力应变传感器;

[0076] 步骤S12、设计相机拍摄位点,通过多光谱相机定期采集预定区域的图像数据;

[0077] 步骤S13、基于应力应变传感器、多光谱相机的位置和采样时间戳,将不同模态的监测数据映射到统一的时空坐标系下,形成标准的监测数据集合。

[0078] 本步骤主要用于解决混凝土结构裂缝检测中的数据采集问题。通过布设多种类型的传感器,如应变片、振动传感器等,可以全面获取混凝土结构的应力应变状态,捕捉裂缝产生的早期微弱信号。同时,利用多光谱相机定期采集混凝土表面图像,可直观记录裂缝的形貌特征。步骤S13通过时空数据配准,将不同来源、不同模态的监测数据统一到同一参考系下,形成时空一致、语义匹配的标准数据集。这为后续的多源数据融合、裂缝多角度表征提供了数据基础。综合利用物理感知和视觉感知,该步骤可显著提升裂缝数据的采集效率、精度和覆盖范围。

[0079] 在一些实施例中,通过全站仪或激光跟踪仪等测量设备,获取每个应变片、位移计等传感器的三维空间坐标 $(x, y, z)$ ;建立传感器空间坐标与结构分析模型坐标的对应关系,形成传感器坐标映射矩阵 $M_{\text{sensor}}$ 。

[0080] 利用标定板法或结构光法等手段,标定相机的外参数 $(R, T)$ ,即相机坐标系与世界坐标系之间的旋转矩阵 $R$ 和平移向量 $T$ ;将相机外参数 $(R, T)$ 与结构分析模型坐标进行配准,建立相机像素坐标与结构实际位置的映射关系 $M_{\text{camera}}$ 。

[0081] 对传感器采样时间与图像拍摄时间进行同步,记录每个监测数据点的时间戳 $t_i$ ;通过线性插值等方法,将传感器采样时间与图像时间戳对齐,形成统一的时间坐标系。

[0082] 根据传感器坐标映射矩阵 $M_{\text{sensor}}$ ,将应变、位移等传感器数据映射到结构模型的三维空间坐标 $(X, Y, Z)$ ;利用相机外参数映射 $M_{\text{camera}}$ ,将图像像素坐标 $(u, v)$ 与对应的结构空间坐标 $(X, Y, Z)$ 进行关联;在统一时间坐标系下,将不同模态数据的时空信息进行匹配,形成时空一致的异构监测数据集。通过以上步骤,实现不同模态监测数据在时空维度的统一和配准,为后续的多模态融合分析奠定基础。

[0083] 在一些实施例中,在步骤S11中增加多光谱相机阵列,获取不同波段图像;在S13中,将多光谱数据加入特征融合,提取裂缝的光谱-应力-应变多模态指纹,构建高维时空数据立方体。优化监测数据配准与同步时间戳方法,实现多源数据精准配准。利用短波红外、中波红外等多个波段的光谱相机,获取混凝土结构的光谱响应数据,揭示内部缺陷和材料退化引起的光谱指纹差异。光谱共振成像可无损探测内部裂缝,增强表面纹理,是对可见光成像的有益补充。多光谱数据与应力应变等物理量的融合,有望实现对裂缝成因、严重程度的精准刻画。具体过程如下:

[0084] 布设可见光相机和短波红外(SWIR)、中波红外(MWIR)光谱相机,形成多光谱相机

阵列。

[0085] 控制多光谱相机阵列同步采集混凝土表面图像,获得可见光、SWIR、MWIR光谱数据。

[0086] 根据成像参数对原始光谱数据进行辐射校正、光谱定标,得到物理意义明确的辐亮度图像。

[0087] 对校正后的多光谱图像进行预处理,包括噪声抑制、光照归一化等。

[0088] 提取每个像素的光谱曲线,计算光谱特征,如光谱衰减系数、反射率、吸收峰位等。

[0089] 通过光谱相似性度量(如光谱角、相关系数)进行光谱聚类,区分材料属性,标记疑似裂缝区。

[0090] 将应力应变传感器采集的物理量数据与其空间坐标进行关联,插值生成连续的物理量分布图。

[0091] 对物理量分布图进行尺度归一化、坐标变换,与多光谱图像进行几何配准。

[0092] 提取光谱图像和物理量图中对应位置的像素值,构建多模态属性向量。

[0093] 对配准后的多模态数据进行块划分,每个块对应混凝土的一个局部区域。

[0094] 在块层级上,通过特征串联、数据对齐等方式实现光谱特征与物理量特征的融合。

[0095] 采用深度神经网络提取多模态特征的高层语义表示,如卷积神经网络(CNN)、长短期记忆网络(LSTM)等。

[0096] 根据多光谱相机和物理量传感器的时间戳,将不同模态数据按时间对齐,形成时间序列。

[0097] 引入时空一致性损失函数,约束相邻时间步的多模态特征在时间维度上的连续性。

[0098] 同时考虑空间邻域的一致性,利用图卷积等方法建模局部区域之间的关联,实现空间维度上的平滑。

[0099] 基于融合的多模态特征,通过深度学习方法训练裂缝检测模型,实现光谱-应力-应变指纹的端到端映射。

[0100] 使用训练好的模型对新采集的多光谱数据进行推理,根据光谱特征和物理量变化预测内部裂缝分布。

[0101] 将预测的裂缝区域与可见光图像进行融合,生成具有内部缺陷信息的光谱共振图像。

[0102] 如图3所示,根据本申请的一个方面,构建所述步骤S2中预训练的基于迁移学习的粗分割模块的过程,进一步为:

[0103] 步骤S21、构建或调用表面裂隙图像,以及通过基于GAN生成器合成的裂缝图像,形成表面裂隙图像训练集;

[0104] 步骤S22、采用U-Net搭建端到端的裂缝分割深度神经网络,并通过对抗学习将源域数据分布与目标域数据分布对齐;

[0105] 步骤S23、采用反向传播算法优化模型参数;通过验证集对粗分割模块的效果进行验证,符合预设标准后输出粗分割模块。

[0106] 本实施例从采集到的混凝土表面图像中,快速、准确地分割出可疑的裂缝区域,为进一步的精细分析提供候选目标。该步骤先采用迁移学习方法,在大规模裂缝图像数据集

上预训练一个粗分割模型,习得裂缝的一般性视觉特征。然后利用目标工况下少量的裂缝样本,通过对抗学习等手段微调模型,使其快速适应新的成像条件。同时,该步骤还引入基于位移场分析的重点区域自动筛选机制。通过估计裂缝区域在连续图像帧间的位移变化,可判断裂缝的活跃程度,为专家会诊提供辅助决策。结合迁移学习和位移场分析,该步骤可在保证分割精度的同时,大幅降低模型训练成本,提高裂缝筛选的自动化程度。

[0107] 在一些实施例中,基于位移突变区域提取重点裂缝的判定条件和阈值选取过程如下:

[0108] 位移梯度阈值自适应确定

[0109] 计算密集位移场D的梯度幅值图 $G(x,y) = \sqrt{((dD/dx)^2 + (dD/dy)^2)}$ ;

[0110] 对梯度幅值图G进行归一化处理,得到归一化梯度幅值图 $G_{norm}(x,y)$ ;

[0111] 利用Otsu阈值分割算法,自适应确定梯度幅值阈值 $T_{grad}$ ,提取高梯度区域作为位移突变候选区。

[0112] 裂缝区域形态学滤波

[0113] 对初步提取的位移突变区域 $R_i$ ,计算其几何特征,包括面积 $A_i$ ,周长 $P_i$ ,宽高比 $R_{wh}$ ,矩形度 $R_{rect}$ 等;

[0114] 设定面积阈值 $T_A$ ,周长阈值 $T_P$ ,宽高比阈值 $T_R$ ,矩形度阈值 $T_{rect}$ ;

[0115] 剔除面积 $A < T_A$ ,或周长 $P < T_P$ ,或宽高比 $R_{wh} > T_R$ ,或矩形度 $R_{rect} > T_{rect}$ 的非裂缝区域。

[0116] 裂缝区域合并与优化

[0117] 对筛选后的疑似裂缝区域,通过形态学闭操作(膨胀+腐蚀)填充裂缝内部空洞,平滑裂缝边缘;

[0118] 利用连通域分析,将间断的裂缝片段进行合并,获得完整的重点裂缝区域;

[0119] 疑似裂缝区域中,保留面积占比前k%(如10%)的区域作为最终的重点裂缝候选区。

[0120] 在一些实施例中,在步骤S22中,设计自校准层动态调整源域和目标域特征的权重分配,引导模型适应不同工况;在S23中,基于图像熵和区域置信度评分,用主动学习方式选择最具代表性和判别性的少量裂缝区域,构建小样本微调集;通过反复迭代上述过程,实现模型的持续自优化。针对裂缝小样本分割面临的模型自适应和泛化难题,提出将自校准迁移学习与主动学习结合的新思路。自校准迁移学习通过自适应调整源域和目标域之间的权重分配,在提高泛化性的同时保证精度;主动学习通过询问式样本选择,利用少量具有代表性的裂缝样本进行模型微调,可显著节省标注成本。二者结合可实现模型的高效自适应和增量学习。

[0121] 在大规模裂缝图像数据集(源域)上预训练分割模型,提取通用的裂缝特征表示。

[0122] 用少量目标工况下的裂缝样本(目标域)对预训练模型进行微调,引入自校准层调整源域和目标域特征的权重。

[0123] 通过领域判别器评估源域和目标域特征的分布差异,并将其作为损失函数的一部分,引导自校准层的优化。

[0124] 使用微调后的模型对目标域数据进行预测,计算每个样本的熵值或置信度评分。

[0125] 选择预测不确定性最大(如熵值最高、置信度最低)的样本,作为下一次训练的询问样本。

- [0126] 将询问样本呈现给人工标注者进行标注,将其加入训练集中,更新模型。
- [0127] 重复上述步骤,在每次迭代中更新自校准层的参数和训练样本集。
- [0128] 评估模型在目标域验证集上的性能,当达到预设的收敛条件或迭代次数时,停止训练。
- [0129] 输出优化后的裂缝分割模型,用于目标工况下的裂缝检测和分割任务。
- [0130] 根据本申请的一个方面,所述步骤S2中,基于裂缝区域图像提取裂缝位移场,通过裂缝位移场对裂缝区域图像进行筛选,得到重点裂缝区域图像的过程进一步为:
- [0131] 步骤S2a、基于序列图像中裂缝区域在前后帧间的纹理相似性,通过归一化互相关准则确定同名像素,在裂缝图像中搜索与参考子区最相似的目标子区,通过参考子区和目标子区之间的坐标映射,计算每个像素的位移矢量,获得密集位移场;
- [0132] 步骤S2b、对密集位移场进行平滑滤波和阈值分割,消除随机噪声,计算位移梯度场,提取位移突变区域,将突变区域作为重点裂缝候选区;
- [0133] 步骤S2c、利用裂缝区域的先验知识,对位移突变区域进行形态学滤波,剔除形状规则、尺度小于阈值的非裂缝区域,获得疑似重点裂缝的候选区,形成重点裂缝区域图像集合。
- [0134] 如图4所示,根据本申请的一个方面,所述步骤S3进一步为:
- [0135] 步骤S31、提取重点裂缝区域的几何特征、纹理特征和位移场特征,构建区域特征向量;几何特征包括面积、周长、宽高比和矩形度,纹理特征包括灰度共生矩阵和局部二值模式;位移场特征包括区域内位移幅值均值和方差;
- [0136] 步骤S32、挑选典型候选区,根据是否为真实裂缝标注为正负样本;采用Bootstrap方法对样本随机抽样,构建多棵决策树,树节点以Gini系数为分裂准则,生成随机森林模型并训练;
- [0137] 步骤S33、利用训练好的随机森林模型,对所有候选区进行分类与置信度评分;
- [0138] 基于Softmax原理将决策树输出转为后验概率,多树综合可获得区域为裂缝的置信度;设置阈值对候选区进行过滤,剔除错分区域,获得高置信度的优化裂缝区,形成至少两类裂缝区域图像组成的图像数据集。
- [0139] 本实施例通过提取裂缝区域的多维几何和物理特征,并构建随机森林分类器,自动判别裂缝的真实性和类型。在特征工程方面,该步骤从三个视角对裂缝区域进行表征:几何特征(如面积、长宽比)刻画裂缝的形态;纹理特征(如灰度共生矩阵)度量裂缝内部的材质变化;位移场特征(如位移均值)反映裂缝的运动学特性。丰富的特征体系为智能分类奠定了基础。此外,该步骤还巧妙利用随机森林的集成学习优势,通过自助采样等方法增强分类器的鲁棒性和泛化能力。基于softmax原理的置信度评估,可为每个裂缝区域给出量化的可信程度,为工程师提供辅助诊断意见。该步骤使裂缝筛查从定性走向定量,初步实现裂缝类型、严重程度的自动判定。
- [0140] 在一些实施例中,
- [0141] 随机森林超参数选择:通过网格搜索等方法,优化随机森林的关键超参数,包括决策树数量`n_estimators`,最大树深`max_depth`,节点分裂所需最小样本量`min_samples_split`等;采用交叉验证评估超参数组合的性能,如5折交叉验证,选择验证集上F1值最优的参数组合。

[0142] 正负样本均衡策略:统计正负样本(真实裂缝/非裂缝)的比例 $r_{pn}$ ,如1:10;采用上采样(复制少数类样本)或下采样(去除多数类样本)的方法,平衡正负样本数量,使其比例接近1:1;在平衡后的数据集上进行随机森林训练,提高模型对裂缝的识别能力。

[0143] 集成学习策略:采用Bagging思想,在原始数据集上进行自助采样(Bootstrap),生成多个训练子集;

[0144] 在每个子集上独立训练一棵决策树,形成多棵子树的集成;综合多棵子树的预测结果,通过投票机制做出最终分类决策。

[0145] 如图5所示,根据本申请的一个方面,所述步骤S4进一步为:

[0146] 步骤S41、针对裂缝区域图像,对分割出的裂缝区域进行形态学细化,提取裂缝骨架,利用骨架端点和交叉点检测算法,将裂缝骨架分解为单个裂缝段;

[0147] 步骤S42、以骨架单段为中心线,在垂直方向上对裂缝边界采样,测量裂缝宽度,通过骨架像素数乘以空间分辨率,计算裂缝长度;生成每段裂缝的长度和宽度序列,计算最大值、最小值和均值;

[0148] 步骤S43、拟合骨架单段的最小外接矩形,矩形长轴方向即为裂缝走向,统计不同走向裂缝的数量和总长度,分析裂缝的方向分布规律,构建裂缝骨架网络的拓扑结构,通过图论算法分析裂缝连通性,挖掘贯穿性裂缝;

[0149] 步骤S44、将密集位移场与裂缝分割结果相关联,提取每段裂缝的位移子场,计算裂缝位移场的统计特征,统计裂缝两侧区域的位移差异性,评估裂缝错断程度,统计特征包括最大位移值、平均位移和位移方向分布;

[0150] 步骤S45、将位移场分解为垂直于裂缝走向的法向位移分量和平行于裂缝走向的切向位移分量,分别分析法向位移和切向位移,评估裂缝的张开度和剪切滑移程度,结合法向和切向位移的时间序列分析,研判裂缝开合的动态演化规律;

[0151] 步骤S46、结合裂缝宽度和位移分析结果,估算单条裂缝的扩展速率,聚类分析不同部位和不同走向裂缝的生长速率,分析裂缝发育的空间差异性,建立基于时间序列的裂缝生长曲线,预测未来的裂缝发育趋势。

[0152] 本实施例从形态学和动力学角度对裂缝区域进行精细化分析和趋势预测。通过对裂缝区域骨架化,该步骤提取了裂缝的拓扑结构、方向分布等高阶形态特征。裂缝骨架网络的连通性、贯穿性分析,可揭示荷载传递路径的变化,判断结构的薄弱部位。此外,骨架上裂缝宽度、长度的连续测量为裂缝定量表征提供了形态学依据。在动力学分析方面,该步骤将裂缝位移场与骨架相关联,评估局部张开、错断等病理特征。对裂缝法向、切向位移分量的独立分析,可鉴别受拉、受剪等不同破坏模式。在时间维度上,该步骤还引入了小波时频分析,通过构建裂缝生长曲线,多尺度刻画裂缝的演化过程。结合裂缝形态特征和多物理场耦合信息,该步骤可建立面向时空过程的裂缝发展模型,定量预判结构的健康趋势,评估其剩余使用寿命。综上,步骤S4从空间到时间、从静态到动态,深入剖析了裂缝的演化机理,使检测分析从“看得见”走向“看得懂”,是实现混凝土结构智能诊断与预测的关键。

[0153] 在一些实施例中,现有方法主要局限于提取单个裂缝骨架的形态特征,缺乏对多裂缝间拓扑关联的刻画。提出采用图卷积神经网络,将裂缝骨架建模为图结构数据,学习裂缝骨架节点的语义嵌入表示,挖掘裂缝骨架网络中的高阶拓扑关系,如并联、串联、交叉等,有助于研判裂缝的成因、发展阶段和趋势。裂缝骨架拓扑关系的图推理是对传统几何形态

分析的升华。以裂缝骨架线段为节点,骨架间的邻接、交叉等关系为边,构建裂缝骨架网络的图模型。输入节点的几何和语义特征,通过图卷积操作更新节点的隐层特征,学习裂缝骨架要素的拓扑依赖。进一步通过图池化、图注意力等机制建立层次化的图表示,最后通过图分类、图匹配等任务学习裂缝骨架网络的拓扑结构。

[0154] 对分割出的裂缝区域进行形态学细化,提取裂缝骨架线。

[0155] 使用骨架追踪算法(如Zhang-Suen细化)对骨架线进行拓扑编码,提取端点、交点等拓扑特征。

[0156] 根据拓扑特征将骨架线分解为线段,每个线段代表一个裂缝分支。

[0157] 将每个裂缝分支视为图的一个节点,提取节点的几何属性(如长度、方向)和语义属性(如宽度、深度)。

[0158] 分析裂缝分支之间的空间邻接关系,若两个分支端点距离小于阈值,则在对应节点之间建立一条无向边。

[0159] 以图结构组织裂缝骨架网络,初始化节点特征和邻接矩阵。

[0160] 设计图卷积神经网络(GCN)模型,输入裂缝骨架图的节点特征和邻接矩阵。

[0161] 堆叠多层图卷积层,每层通过聚合节点邻域的特征信息来更新节点特征。

[0162] 在图卷积的过程中,通过注意力机制自适应地为不同邻域分配权重,提取裂缝分支之间的关键拓扑依赖。

[0163] 在GCN模型的顶层引入图池化操作,将节点特征聚合为子图级别的特征。

[0164] 通过递归地执行图池化,将裂缝骨架图转化为层次化的图表示,刻画不同尺度下的拓扑结构。

[0165] 在每个池化层后插入图注意力模块,通过注意力权重自适应地选择重要的子图区域。

[0166] 针对不同的推理目标,设计相应的图任务层,如图分类、图回归、图匹配等。

[0167] 将GCN提取的层次化图特征输入图任务层,学习裂缝骨架拓扑的高层语义表示。

[0168] 通过端到端的训练优化图任务层的损失函数,实现裂缝骨架拓扑关系的推理。

[0169] 利用图任务层的输出,对裂缝骨架的拓扑结构进行分类或回归,预测裂缝的成因、发展阶段等。

[0170] 通过图注意力权重的可视化,分析不同裂缝分支之间的交互作用和重要程度。

[0171] 将拓扑关系与裂缝属性联系起来,形成对裂缝发展趋势的综合判断。

[0172] 根据本申请的一个方面,所述步骤S46还包括:

[0173] 步骤S46a、在图像识别的裂缝区域上附加时间维度,形成裂缝发展的时空三维立方体,融合同步采集的应变和温度,在时空立方体中形成与裂缝区域对齐的多物理场;

[0174] 步骤S46b、图像序列的时间戳为时间轴、图像像素网格为空间坐标基,将每像素处的裂缝区域标签、位移矢量和温湿度值映射到六面体单元;

[0175] 步骤S46c、在时空单元属性的基础上,引入相邻单元间的相关度量,构建体现时空依赖的关联矩阵;

[0176] 步骤S46d、用小波变换法对裂缝发展时间过程进行划分。

[0177] 在一些实施例中,小波基函数选择:根据裂缝发展过程的时频特点,选择合适的小波基函数,如Daubechies小波(db),Symlets小波(sym)等;小波基的阶数选择与裂缝发展的



尺度和平滑度相适应,如db4, sym6等。

[0178] 多尺度小波分解:对裂缝发展时间序列 $x(t)$ 进行离散小波变换,得到小波系数 $w(a,b)$ ,其中 $a$ 为尺度参数, $b$ 为时移参数;选择合适的分解层数 $n$ (如3~5层),对小波系数进行多尺度分解,得到各层的低频系数和高频系数。

[0179] 小波能量谱分析:计算每个尺度下小波系数的能量 $E_i$ ,反映不同尺度下裂缝发展的强度分布;绘制小波能量谱图,分析裂缝发展的多尺度特点,识别关键时间节点。

[0180] 小波系数阈值处理:对小波分解的高频系数进行阈值处理,去除噪声和冗余信息;阈值可根据小波系数的统计特性自适应确定,如3倍标准差准则等。

[0181] 小波重构与逆变换:对处理后的小波系数进行逆变换,重构裂缝发展时间序列 $x'(t)$ ;对重构后的时间序列进行分段,划分裂缝的不同发展阶段。

[0182] 在一些实施例中,对裂缝发展时间序列进行相空间重构,提取时间延迟、嵌入维数等混沌动力学参数。在此基础上开展Lyapunov指数、关联维、熵等定量分析,刻画裂缝发展的非线性、非平稳特性。进一步考虑裂缝在应力场、温度场等多物理场耦合下的动力学机理,建立偏微分方程约束下的混沌动力学模型,预测裂缝发展的分岔、突变行为。

[0183] 对裂缝发展的一维时间序列(如裂缝长度、宽度随时间的变化曲线),进行相空间重构。采用延迟坐标嵌入方法,选取合适的时间延迟 $\tau$ 和嵌入维数 $m$ ,将时间序列映射到相空间。在 $m$ 维相空间中,裂缝发展轨迹体现为一条曲线,反映系统演化的动力学特性。

[0184] 对重构后的相空间轨迹,计算大Lyapunov指数(MLE),量化裂缝发展的混沌程度。 $MLE>0$ ,表明裂缝发展对初始条件敏感,存在混沌特性。

[0185] 计算关联维数,刻画吸引子的分形结构复杂度。关联维数反映裂缝发展过程中的自组织和涌现行为。计算样本熵、置换熵等,度量裂缝发展的不确定性和随机性。熵值越大,表明裂缝发展的动力学行为越难以预测。

[0186] 机理约束建模:引入混凝土断裂力学和损伤演化方程,如Paris断裂扩展定律,描述裂缝尖端应力场与扩展速率的关系。考虑混凝土的细观结构特性(如骨料分布、孔隙率等),建立多尺度断裂模型。融合环境因素(温度、湿度等)对裂缝扩展的影响,构建多场耦合的断裂动力学方程。

[0187] 数据-机理融合:采用集合卡尔曼滤波、粒子滤波等方法,将混沌时间序列分析得到的特征量,与断裂力学模型进行同化。混沌特征作为状态变量,引入到断裂动力学方程中,对模型参数进行修正和更新。通过协同学习,实现基于数据的混沌特征和基于机理的断裂行为之间的相互促进与约束。

[0188] 动力学预测:在融合模型的基础上,进行裂缝发展的多步向前预测。从混沌时间序列的历史数据中提取初始状态,作为断裂动力学方程的起始条件。迭代求解断裂方程,得到未来时刻的裂缝状态变量。通过分岔分析,预测裂缝发展的突变行为。求解断裂方程的分岔点,判断裂缝由稳定扩展向失稳的临界条件。进行蒙特卡洛模拟,考虑材料参数、环境因素的随机不确定性,生成裂缝发展的概率预测区间。

[0189] 根据本申请的一个方面,还包括步骤S5、对裂缝区域进行三维重建

[0190] 步骤S51、获取多视角的多光谱图像数据,通过相机内参数和视角外参数进行反投影,将图像坐标系下的像素点变换至三维空间坐标系,获得每个视角下的局部点云;采用配准算法将不同视角的局部点云进行空间变换与融合,得到统一坐标系下的表面密集点云;

[0191] 步骤S52、通过三维点云分割算法,以标记的裂缝点为种子,从表面密集点云中提取出完整的裂缝区域点云片段;在合适的空间邻域内迭代扩展,直至所有连通的裂缝点都被聚集在同一点集内;

[0192] 步骤S53、通过陈氏收缩算法获得裂缝点云的中心曲线骨架;骨架反映了裂缝的拓扑结构;以中心曲线骨架为参考,在裂缝局部建立切平面,提取平面内点集作为裂缝横截面。通过曲线拟合获得横截面形状,并沿骨架线连续重建,获得一系列横截面曲线;

[0193] 步骤S54、以骨架为纵向参考,横截面为轮廓约束,通过参数化曲面拟合方法,生成光顺连续的裂缝三维曲面模型;

[0194] 步骤S55、在重建的裂缝三维曲面上度量裂缝的长度、高度、宽度和体积;基于包括长度、宽度在内的几何参数,以及分支数,对照裂缝分级标准,进行裂缝严重度自动评估。

[0195] 在一些实施例中,多视角图像获取:选择合适的相机参数,如焦距、光圈、景深等,确保裂缝区域成像清晰;根据现场环境条件,规划相机的拍摄位置和角度,宜选择 $45^\circ$ 、 $90^\circ$ 等多个视角;控制相邻视角间的重叠度在60%以上,获得充足的匹配特征点。

[0196] 特征点提取与匹配:采用SIFT、SURF等算法,提取多视角图像的特征点,建立特征描述子;利用欧氏距离、汉明距离等度量,进行跨视角特征点匹配,获得同名点对。

[0197] 相机参数标定:根据成像原理,采用张氏标定法、光束平差法等,标定每个视角的相机内参数(焦距、主点、畸变系数);结合同名点对,通过对极几何约束或PnP算法,估计相机间的外参数(旋转矩阵R,平移向量T)。

[0198] 稀疏点云生成:根据相机内外参数,对同名点进行三角测量,计算其三维空间坐标(X,Y,Z),生成稀疏点云;利用同名点对应的像素坐标,通过最小二乘优化等,对三维点坐标进行精化。

[0199] 点云配准与优化:以稀疏点云为基准,通过ICP、点到面ICP等配准算法,实现不同视角扫描得到的稠密点云之间的配准;评估点云重合精度,剔除离群点,确保三维模型的完整性和真实性。

[0200] 在一些实施例中,常规方法采用简化的骨架线和横截面重建裂缝三维形态,对裂缝表面的纹理细节刻画不足。提出首次将深度泊松曲面重建引入裂缝三维重建,通过深度学习提取点云的隐式表示,学习裂缝表面的细节特征。结合泊松重建的光顺性约束,可获得几何精准、纹理逼真的裂缝三维模型。在步骤S54中,将骨架线、横截面sketch作为先验,输入裂缝区域点云,通过泊松重建求解隐函数,获得初始裂缝曲面。在此基础上,引入深度学习模块提取点云的局部特征,通过神经网络回归泊松方程中的高阶项,以端到端的方式求解复杂的隐函数,生成精细的裂缝三维模型。损失函数融合数据项和光顺项,平衡保真度与连续性。

[0201] 基于深度泊松曲面重建的裂缝三维精细表征过程如下:

[0202] 点云配准:在步骤S51中,通过ICP、点面配准等算法,将不同视角扫描得到的局部点云配准到统一坐标系下。筛选高置信度的特征点,优化配准矩阵,实现点云的精准拼接。

[0203] 骨架先验引导:将步骤S53中提取的裂缝骨架线投影到三维点云中,作为裂缝区域的形状先验。以骨架线为中心,在其局部邻域内提取裂缝横截面的点云片段。

[0204] 泊松重建:在裂缝骨架线上均匀采样种子点,以法向量为导引,从点云中逐步生长重建曲面。构建泊松方程,求解隐函数,使其梯度场与点云法向量场拟合,得到光顺、水密的

初始曲面。在种子点处施加骨架形状的soft约束,使重建曲面与骨架线贴合。

[0205] 局部细节优化:将泊松重建得到的初始曲面细分为局部片段,以骨架线为参考划分。在每个局部片段上,通过移动最小二乘法拟合局部隐函数,捕获精细的表面细节。将拟合得到的局部隐函数插值到全局网格上,细化初始曲面。

[0206] 深度泊松重建:用泊松重建得到的光顺曲面M初始化深度神经网络的几何表示。网络输入为局部点云块,输出为对应表面块的隐式表示(如SDF符号距离场)。通过全卷积网络提取点云的局部特征。将特征输入全连接层,预测每个点处的符号距离。

[0207] 损失函数包括:数据误差项:最小化预测符号距离与M的近似值之间的L1损失。光顺正则项:最小化相邻表面块之间的法向量差异。交替训练全卷积特征提取和全连接预测,端到端优化隐式曲面。

[0208] 纹理映射:将彩色图像信息映射到重建的裂缝曲面上,赋予真实感。通过相机位姿将图像像素投影到三维曲面,建立UV映射。优化纹理坐标。

[0209] 根据本申请的一个方面,步骤S2中,构建多尺度融合注意力机制的金字塔粗分割模块的过程进一步为:

[0210] 步骤S2i、构建多尺度图像金字塔,设置尺度参数,生成一系列降采样图像,连续使用高斯平滑和下采样,得到尺度逐渐减小的图像序列;

[0211] 步骤S2ii、计算原图上每个像素的显著性权重,突出与裂缝外观相似的区域;提取显著性特征图,对多尺度图像金字塔中每个像素的特征向量乘以对应的显著性权重,得到自适应增强的特征图;

[0212] 步骤S2iii、将多个尺度的分割概率图送入决策融合模块,采用加权平均或投票机制,自适应整合多尺度决策结果,输出最终粗分割图,初步分割出裂缝区域图像。

[0213] 根据本申请的一个方面,所述步骤S44还包括:

[0214] 步骤S44i、构建孪生网络,计算待匹配图像对的特征向量 $f(t)$ 和特征向量 $f(t+1)$ ;

[0215] 步骤S44ii、计算特征向量 $f(t)$ 和特征向量 $f(t+1)$ 不同裂缝区域子向量的余弦相似度,生成相似度图;

[0216] 步骤S44iii、以特征向量 $f(t)$ 为参照,在特征向量 $f(t+1)$ 中寻找相似度最高的区域,对应为匹配的裂缝区域。

[0217] 根据本申请的一个方面,还提供一种用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测系统,包括:

[0218] 至少一个处理器;以及

[0219] 与至少一个所述处理器通信连接的存储器;其中,

[0220] 所述存储器存储有可被所述处理器执行的指令,所述指令用于被所述处理器执行以实现上述任一项技术方案所述的用于混凝土结构裂缝识别和分析的AI视觉检测方法。

[0221] 以上详细描述了本发明的优选实施方式,但是,本发明并不限于上述实施方式中的具体细节,在本发明的技术构思范围内,可以对本发明的技术方案进行多种等同变换,这些等同变换均属于本发明的保护范围。

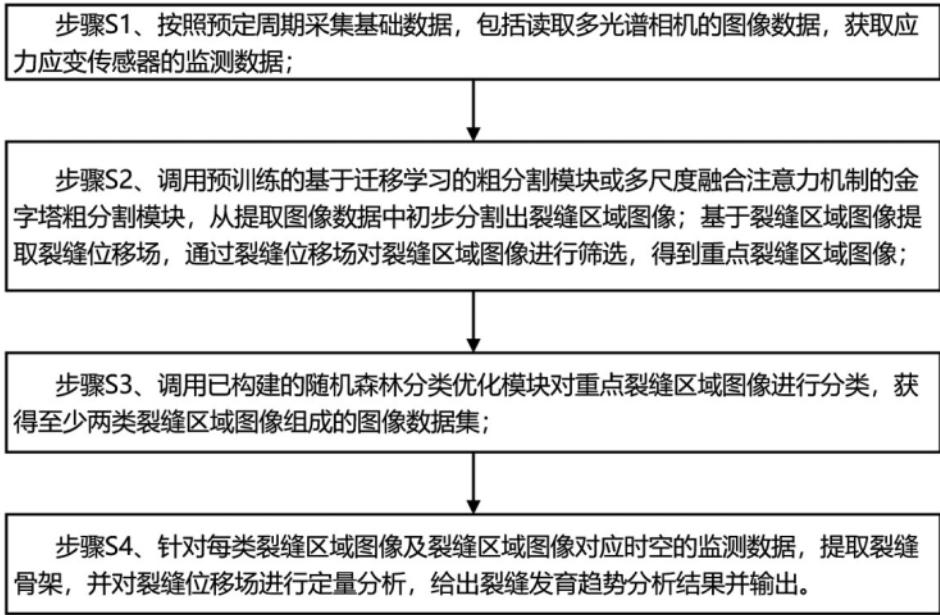


图 1

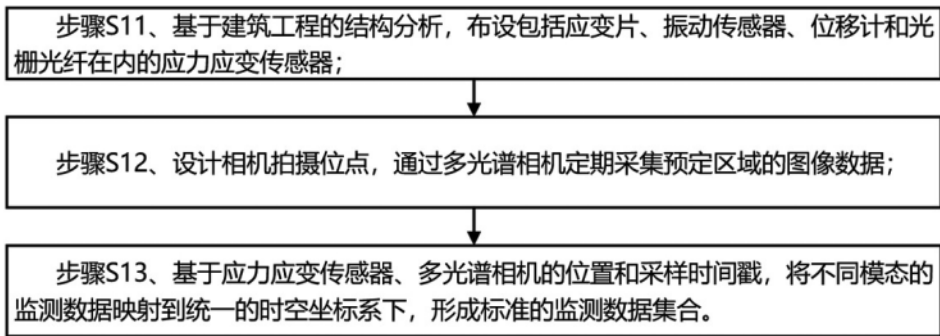


图 2

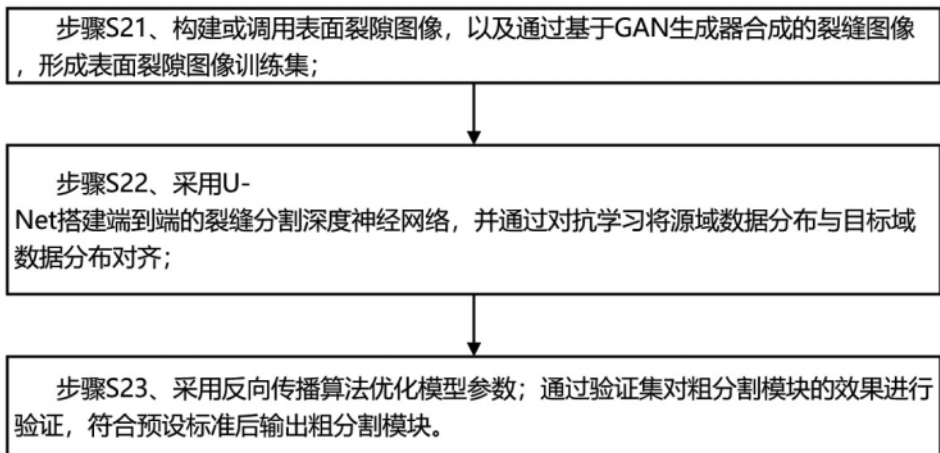


图 3

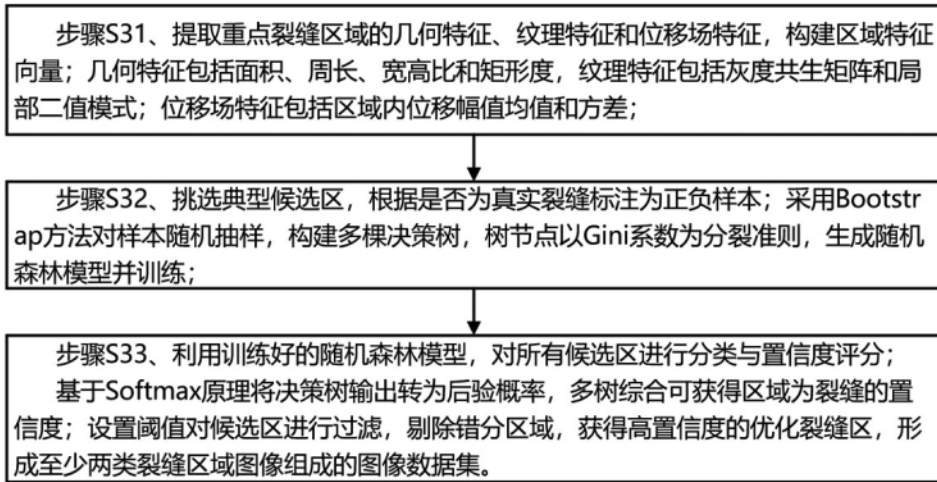


图 4

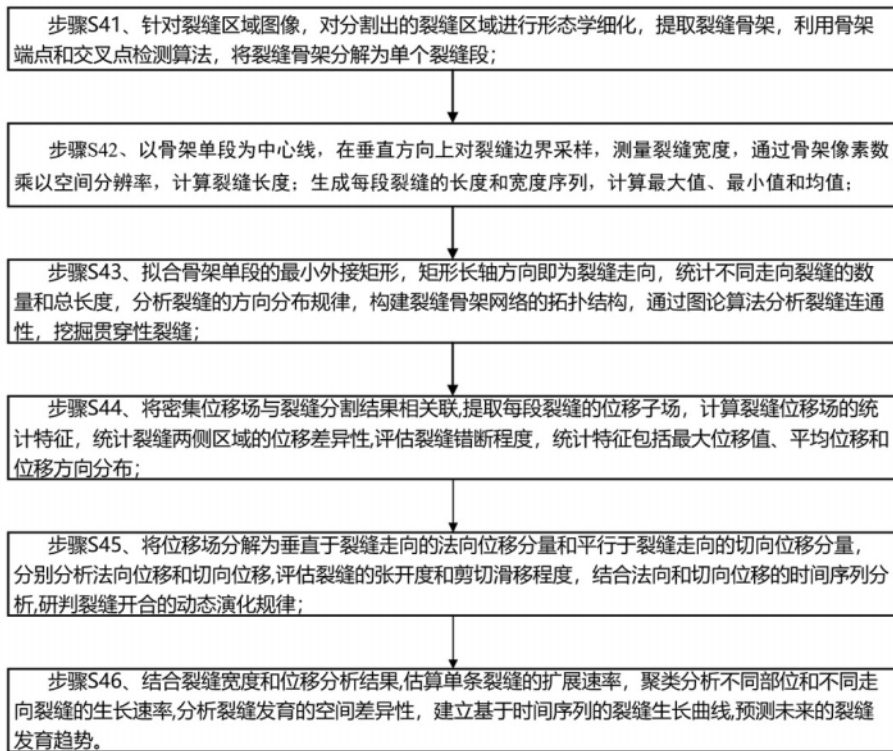


图 5