



(21) 申请号 202410980163.4

(22) 申请日 2024.07.22

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 118512278 A

(43) 申请公布日 2024.08.20

(73) 专利权人 水护健康科技(温州)有限公司

地址 325000 浙江省温州市龙湾区永中街  
道罗东北街100号A栋392室

(72) 发明人 李兵奇 康柱 郭卜源

(74) 专利代理机构 南昌逸辰知识产权代理事务

所(普通合伙) 36145

专利代理师 艾学东

(51) Int. Cl.

A61C 9/00 (2006.01)

A61B 6/51 (2024.01)

A61B 6/00 (2024.01)

G06V 10/80 (2022.01)

G06V 10/44 (2022.01)

G06V 10/22 (2022.01)

G06V 10/26 (2022.01)

G06T 7/00 (2017.01)

G06T 7/66 (2017.01)

G06T 7/73 (2017.01)

G06V 10/82 (2022.01)

G06N 3/042 (2023.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

G06N 3/048 (2023.01)

G06N 3/08 (2023.01)

(56) 对比文件

CN 116421341 A, 2023.07.14

CN 117876578 A, 2024.04.12

审查员 白思雨

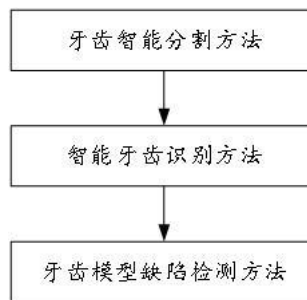
权利要求书4页 说明书11页 附图1页

(54) 发明名称

一种用于牙齿3D打印前的AI建模方法及装置

(57) 摘要

本发明属于3D打印建模技术领域,特别涉及一种用于牙齿3D打印前的AI建模方法及装置,包括数据扫描模块采用口腔扫描仪、CBCT仪、口腔X全境摄像头等设备获取不同模态下的口腔牙齿图像数据;多模态数据融合模块通过多模态牙齿数据融合构造方法将不同模态下的牙齿图像数据融合,构造多模态融合的牙齿三维点云数据;智能牙齿图像分割模块通过三维点云图像智能分割方法,对多模态融合的齿三维点云数据按照牙齿进行精确分割;智能牙齿识别模块使用牙齿智能识别方法,提取不同牙齿特征,并给出牙齿种类和相对位置坐标;牙齿模型缺陷检测模块通过牙齿模型缺陷检测方法,用于智能识别建模后的三维模型是否有缺陷,并标注出缺陷位置。



1. 一种用于牙齿3D打印前的AI建模方法,包括牙齿智能分割方法、智能牙齿识别方法和牙齿模型缺陷检测方法,其特征在于,所述牙齿智能分割方法将扫描得到的牙齿模型中各个牙齿分割开来,便于针对不同种类牙齿进行特征提取;智能牙齿识别方法通过基于神经网络的智能牙齿识别方法学习、提取不同种类、个体牙齿的特征信息,并能够准确识别、区分不同牙齿的特征和相对坐标位置;牙齿模型缺陷检测方法通过基于神经网络的智能牙齿模型缺陷检测方法,在建模阶段实现对建模得到的电子牙齿模型的缺陷检测,准确标注出缺陷位置,辅助对建模进行修正调整;

所述牙齿智能分割方法包括多模态牙齿数据融合构造方法和三维点云图像智能分割方法,多模态牙齿数据融合构造方法通过将不同角度、来源、模态下获取的二维牙齿图像融合成立体多维度牙齿点云融合数据,最大程度保留不同模态下获取图像数据的特征信息;三维点云图像智能分割方法将扫描融合到的牙齿模型中各个牙齿分割开来,便于针对不同种类牙齿进行特征提取和识别;

所述的多模态牙齿数据融合构造方法具体步骤包括:

步骤一:通过口腔扫描、CBCT、口腔X全景、头影侧位及牙齿照片直拍方法获得不同模态下的牙齿数据;

步骤二:构建分辨率梯度下降的高斯金字塔,对每个输入的每张不同模态的原始图像均进行多次高斯模糊和下采样,从而得到一系列分辨率逐层梯度下降的子图像;

步骤三:构建拉普拉斯金字塔:通过将高斯金字塔中的每一层图像从其上一层图像进行上采样并减去得到拉普拉斯金字塔,拉普拉斯金字塔包含了每一层图像中的细节信息,拉普拉斯金字塔的层数为N;

步骤四:创建一个掩膜图像,该掩膜图像表示需要融合的位置;

步骤五:根据掩膜图像将多幅需要融合图像的拉普拉斯金字塔进行相加,掩膜图像作为权值,这些权值可以基于图像质量、对应层次的空间频率或其他先验信息来确定,相加的结果形成一个新的金字塔,以两张图像的融合为例,计算公式表示为:

$$\text{leftImageWeight} \times \text{leftImage} + \text{rightImageWeight} \times \text{rightImage} = \text{OutputImage};$$

其中 $\text{leftImage}$ 为需要融合的图像一, $\text{leftImageWeight}$ 为图像一对应的权值, $\text{rightImage}$ 为需要融合的图像二, $\text{rightImageWeight}$ 为图像二对应的权值, $\text{leftImageWeight} + \text{rightImageWeight} = 1$ ;

步骤六:将两幅需要融合图像的高斯金字塔的N+1层按照如下公式进行融和,得到融合图像PIC1: $L_{12}^i = L_1^i \cdot R^i + L_2^i \cdot (1 - R^i)$ ;

其中, $L_{12}^i$ 为第*i*组融合得到的图像, $L_1^i$ 为第*i*组左侧图像, $R^i$ 为左侧图像权重, $L_2^i$ 为第*i*组右侧图像;

步骤七:对PIC1进行上采样,然后与新的金字塔的顶层相加,得到PIC2,然后对PIC2进行上采样后与下一层相加,得到PIC3,重复这个过程,直到得到最终的包含全角度信息的三维点云数据融合结果;

所述三维点云图像智能分割方法具体步骤包括:

步骤一:采用高斯滤波算法移除点云数据中的无效点和噪声点,以提高点云数据的质量;

步骤二:采样,对点云数据进行降维处理,以减小计算量;

步骤三:归一化,将点云数据统一到一个特定的坐标系下;

步骤四:计算图像中每个像素点的梯度幅值和方向;

步骤五:非极大值抑制,将非边缘像素抑制为0,保留边缘像素;

步骤六:通过设定双阈值来判别边缘像素,将强边缘、弱边缘和非边缘像素区分开;

步骤七:将步骤六处理好的数据按照8:2的比例划分训练和测试数据集;

步骤八:设计图卷积神经网络模型架构,包含注意力机制模块、边缘卷积层、门控迭代卷积层结构,用于实现步骤三处理后的牙齿模型三维点云数据分割;

步骤九:将点云中点的特征向量输入到卷积生成模块当中,然后利用k-NN算法寻找距离中心点  $x_i$  最近的k个点,并计算它们与中心点的距离,用  $x_{ij}$  ( $0 < j \leq k$ ) 表示;

步骤十:利用边缘卷积层EdgeConv计算得到特征图矩阵  $E_{ij} \subseteq R^{N \times k \times 2^f}$ ,其中,N表示点云中点的数量,f表示输入图卷积的特征值,边缘卷积的计算公式为:

$$e_{ij} = \text{ReLU}(\theta * x_{ij} + \varphi * x_i);$$

其中,  $e_{ij}$  是特征图矩阵  $E_{ij}$  的组成元素,表示中心点  $x_i$  与其周围临近点的距离的  $x_{ij}$  映射;  $\text{ReLU}$  是非线性激活函数;  $\theta$  和  $\varphi$  对应各自位置的图卷积核;

步骤十一:使用门控迭代卷积层提取牙齿模型三维点云数据的空间信息特征,迭代卷积层的输入为  $x \in R^{N \times f \times k}$ ,输出为  $p_{s+1}$  ( $s=0,1,\dots,n-1$ ),具体操作步骤包括:

$$[p_0^{N \times f_0 \times k}, q_0^{N \times f_0 \times k}, \dots, p_{n-1}^{N \times f_{n-1} \times k}, q_{n-1}^{N \times f_{n-1} \times k}] = \phi_{in}(x) \in R^{N \times (f_0 + \sum_{0 \leq s \leq n-1} f_s) \times k};$$

$$p_{s+1} = D^{(s)}(q_s) \otimes g^{(s)}(p_s) \in R^{N \times \frac{2^s}{2^{n-1}} f \times k}; g^{(s)} = \begin{cases} \text{Identity} & s=0 \\ \text{Linear}(f_{s-1}, f_s) & 1 \leq s \leq n-1 \end{cases};$$

其中,  $[p_0, q_0, \dots, p_{n-1}, q_{n-1}]$  为参与计算的特征图;  $\phi_{in}$  表示对输入值的线性投影;  $i$  表示当前操作的递归次数;  $n$  表示  $g^{n} \text{Conv}$  的总迭代操作次数;  $D(\cdot)$  是一个深度卷积操作;  $g(\cdot)$  表示门控机制;  $\otimes$  表示元素乘法;

步骤十二:将门控迭代卷积层的输出送入坐标注意力机制模块中,通过充分利用元素之间的远程依赖关系提升模型性能;

步骤十三:将步骤八~十二构建的图卷积神经网络模型放在步骤七构建的训练数据集上完成模型训练,将完成训练的神经网络模型部署到测试数据集上完成测试,测试评价指标分别选用mIoU评价指标,计算公式为:  $mIoU = TP / (TP + FP + FN)$ ;

其中,TP表示模型正确预测为正类别的像素数,FP表示模型错误地将负类别预测为正类别的像素数,FN表示模型错误地将正类别预测为负类别的像素数;

所述智能牙齿识别方法为基于改进YOLOv8的智能牙齿识别方法,具体步骤包括:

步骤一:对智能牙齿分割方法处理后的数据进行校对和修正,对欠分割、过度分割、缺失数据进行补充和修正;

步骤二:对牙齿三维点云数据图像进行缩放,将图像数据缩放至256\*256大小,以降低系统开销,提升模型运算、学习和收敛的速度;

步骤三:对牙齿三维点云图像数据位置进行修正,以牙齿正面对外,竖直放置为基准,对角度偏差或位置偏差的图像数据进行旋转、翻转操作,使得所有图像数据处于同一基准;

步骤四:对与处理后的牙齿三维点云图像数据进行标准,分别用不同颜色的标注框选定不同的牙齿,以牙齿中心线为基准,标注框定牙齿的坐标位置和名称;

步骤五:由于神经网络模型更擅长处理二维图像数据,因此将牙齿三维点云图像数据视为六面体,按照平面投影的方式以一定的投影次序得到Fig1~Fig6共6张投影二维子图像,并对投影图像进行标注;

步骤六:将步骤五得到的二维投影图像素具进行归一化处理,将图像的像素值缩放至[0,1]区间之间,以消除不同特征之间的尺度差异,同时尽可能降低运算量,加速模型训练和收敛过程;

步骤七:删除或整合冗余数据,防止数据之间出现冲突或者不一致的现象;

步骤八:构建改进的YOLOv8神经网络模型,在YOLOv8模型的基础上大量引入平均池化、最大池化和跳跃连接结构,以放大必要特征,同时降低模型层数加深带来的浅层特征丢失问题,促进模型收敛;

步骤九:将步骤七处理后的数据按照7:2:1的比例划分训练集、测试集和验证集,验证集主要用于训练过程中辅助判断模型收敛情况,防止出现过拟合或模型性能衰退;

步骤十:将步骤八构建的神经网络模型在步骤九构建的训练数据集上完成训练,并在测试数据集上测试性能,神经网络模型的输出为图像对应的牙齿名称及位置坐标,测试评价指标采用准确率(Accuracy),计算公式为:

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN);$$

其中,TP表示正样本被正确识别为正样本的数量;TN表示负样本被正确识别为负样本的数量;FP表示负样本被错误识别为正样本的数量;FN表示正样本被错误识别为负样本的数量;

步骤十一:将步骤十种通过测试的神经网络模型部署到装置中用于牙齿识别;

所述牙齿模型缺陷检测方法具体步骤包括:

步骤一:构建模型缺陷检测数据库,数据库中的数据采用多对一的形式,多张有损3D建模图像对应一张标准无损图像,有损图像作为神经网络输入,且有数据标记框标记缺陷位置,标准无损图像作为标签;

步骤二:将数据库中的数据划分训练集和测试数据集;

步骤三:构建神经网络模型;

步骤四:将神经网络模型放在训练数据集上完成模型训练,之后将训练好的神经网络模型放在测试数据集上完成模型性能测试,其中,神经网络模型的输出为对应的缺陷位置,并能用标记框标记出缺陷位置。

2.一种用于牙齿3D打印前的AI建模装置,其特征在于,应用于权利要求1中所述的一种用于牙齿3D打印前的AI建模方法,所述装置包括:

数据扫描模块,由口腔扫描仪、CBCT仪、口腔X全景摄像头、头影侧位拍摄摄像头、牙齿直拍摄像头组成,用于获取不同模态下的口腔牙齿图像数据。

3. 根据权利要求2所述的一种用于牙齿3D打印前的AI建模装置,其特征在于,所述装置包括:

多模态数据融合模块:内置多模态牙齿数据融合构造方法,用于将数据扫描模块获得的不同模式下的牙齿图像数据融合,构造多模态融合的牙齿三维点云数据;

智能牙齿图像分割模块:内置三维点云图像智能分割方法,对多模态融合的齿三维点云数据按照牙齿进行分割,辅助后续的牙齿智能识别和建模。

4. 根据权利要求2所述的一种用于牙齿3D打印前的AI建模装置,其特征在于,所述装置包括:

智能牙齿识别模块:内置牙齿智能识别方法,有效提取不同牙齿特征,并给出牙齿种类和相对位置坐标,辅助牙齿3D打印建模;

智能建模模块:根据智能牙齿识别模块识别出的牙齿信息特征,结合数据库先验知识针对不同需求、不同客户采用3D打印的方式定制牙齿模型。

5. 根据权利要求2所述的一种用于牙齿3D打印前的AI建模装置,其特征在于,所述装置包括:

牙齿模型缺陷检测模块:内置牙齿模型缺陷检测方法,用于智能识别建模后的三维模型是否有缺陷,并标注出缺陷位置,保障3D打印的准确程度。

## 一种用于牙齿3D打印前的AI建模方法及装置

### 技术领域

[0001] 本发明涉及3D打印建模技术领域,特别涉及一种用于牙齿3D打印前的AI建模方法及装置。

### 背景技术

[0002] 3D打印前的建模技术研究不仅具有深厚的技术背景,而且其研究意义也体现在多个方面,对于推动相关领域的发展、提高制作效率、降低成本、促进科技进步以及增加艺术表现力和娱乐体验等方面都具有重要的价值和作用。

[0003] 当前,牙齿3D打印前的建模技术主要采用3D扫描技术,通过这项技术可以将患者的牙齿形态转化为数字模型,这是3D打印牙模的前提步骤。然而,该项技术目前主要存在着以下问题:

[0004] 1.精度问题:虽然3D扫描技术能够捕捉牙齿的详细形态,但其精度可能受到扫描设备的质量、操作人员的技能水平以及患者口腔条件(如唾液、舌头位置等)的影响。

[0005] 2.数据处理问题:扫描后得到的数据需要进行进一步的处理和优化,以适应3D打印的需求。这个过程可能涉及到复杂的软件操作,需要专业人员来完成。

[0006] 在现有技术CN117618131A中公开了一种牙齿建模方法及系统,包括使用高精度的口腔三维扫描设备,对患者的口腔进行扫描,对扫描得到的数据进行预处理;使用图像处理技术对口腔模型进行牙齿的分割与识别;构建标准牙齿模型库,通过特征提取与模型匹配选择合适的标准模型,将选中的标准模型经过调整后与患者的原始模型进行融合,该发明方法通过对原始扫描数据的预处理和牙齿的精确分割与识别,再结合标准牙齿模型库的匹配和融合,提高了模型的准确性和自然度,缩短了建模时间,但是该方法局限于传统算法技术,对于标准牙齿模型库依赖程度较高,建模准确性提升有限,泛化能力较弱。

[0007] 针对上述问题,本发明提出一种用于牙齿3D打印前的AI建模方法与装置。

### 发明内容

[0008] 为了解决上述问题,本发明提出一种用于牙齿3D打印前的AI建模方法及装置,以解决上述现有技术中存在的问题,提升牙齿3D打印前的AI建模的准确性和泛化能力。

[0009] 为实现上述目的,本发明提供如下技术方案:一种用于牙齿3D打印前的AI建模方法,应用于一种用于牙齿3D打印前的AI建模装置,包括牙齿智能分割方法、智能牙齿识别方法和牙齿模型缺陷检测方法。

[0010] 进一步地,所述一种用于牙齿3D打印前的AI建模方法,所述的牙齿智能分割方法包括多模态牙齿数据融合构造方法和三维点云图像智能分割方法,将扫描得到的牙齿模型中各个牙齿分割开来,便于针对不同种类牙齿进行特征提取。

[0011] 进一步地,所述一种用于牙齿3D打印前的AI建模方法,所述的多模态牙齿数据融合构造方法具体步骤包括:

[0012] 步骤一:通过口腔扫描、CBCT(Cone-Beam Computed Tomography,牙齿锥形束计算

机断层扫描)、口腔X全景、头影侧位及牙齿照片直拍方法获得不同模态下的牙齿数据。

[0013] 步骤二:构建分辨率梯度下降的高斯金字塔,对每个输入的每张不同模态的原始图像均进行多次高斯模糊和下采样,从而得到一系列分辨率逐层梯度下降的子图像。

[0014] 步骤三:构建拉普拉斯金字塔:通过将高斯金字塔中的每一层图像从其上一层图像进行上采样并减去得到拉普拉斯金字塔,拉普拉斯金字塔包含了每一层图像中的细节信息,拉普拉斯金字塔的层数为N。

[0015] 步骤四:创建一个掩膜图像,该掩膜图像表示需要融合的位置。

[0016] 步骤五:根据掩膜图像将多幅需要融合图像的拉普拉斯金字塔进行相加,掩膜图像作为权值,这些权值可以基于图像质量、对应层次的空间频率或其他先验信息来确定,相加的结果形成一个新的金字塔,以两张图像的融合为例,计算公式表示为:

[0017]  $leftImageWeight \times leftImage + rightImageWeight \times rightImage = OutputImage$ ;

[0018] 其中  $leftImage$  为需要融合的图像一,  $leftImageWeight$  为图像一对应的权值,  $rightImage$  为需要融合的图像二,  $rightImageWeight$  为图像二对应的权值,  $leftImageWeight + rightImageWeight = 1$ 。

[0019] 步骤六:将两幅需要融合图像的高斯金字塔的N+1层按照如下公式进行融和,得到融合图像PIC1:

[0020]  $L_{12}^i = L_1^i \cdot R^i + L_2^i \cdot (1 - R^i)$

[0021] 步骤七:对PIC1进行上采样,然后与新的金字塔的顶层相加,得到PIC2,然后对PIC2进行上采样后与下一层相加,得到PIC3,重复这个过程,直到得到最终的包含全角度信息的三维点云数据融合结果。

[0022] 进一步地,所述一种用于牙齿3D打印前的AI建模方法,所述的三维点云图像智能分割方法具体步骤包括:

[0023] 步骤一:采用高斯滤波算法移除点云数据中的无效点和噪声点,以提高点云数据的质量。

[0024] 步骤二:采样,对点云数据进行降维处理,以减小计算量。

[0025] 步骤三:归一化,将点云数据统一到一个特定的坐标系下,以便进行后续处理。

[0026] 步骤四:计算图像中每个像素点的梯度幅值和方向。

[0027] 步骤五:非极大值抑制,将非边缘像素抑制为0,保留边缘像素。

[0028] 步骤六:通过设定双阈值来判别边缘像素,将强边缘、弱边缘和非边缘像素区分开。

[0029] 步骤七:将步骤六处理好的数据按照8:2的比例划分训练和测试数据集。

[0030] 步骤八:设计图卷积神经网络模型架构,包含注意力机制模块、边缘卷积层、门控迭代卷积层结构,用于实现步骤三处理后的牙齿模型三维点云数据分割。

[0031] 步骤九:将点云中点的特征向量输入到卷积生成模块当中,然后利用k-NN算法寻找距离中心点  $x_i$  最近的k个点,并计算它们与中心点的距离,用  $x_{ij}$  ( $0 < j \leq k$ ) 表示。

[0032] 步骤十:利用边缘卷积层EdgeConv计算得到特征图矩阵  $E_{ij} \subseteq R^{N \times k \times 2f}$ , 其中,  $N$  表示点云中点的数量,  $f$  表示输入图卷积的特征值, 边缘卷积的计算公式为:

$$[0033] \quad e_{ij} = ReLU(\theta * x_{ij} + \varphi * x_i)$$

[0034] 其中,  $e_{ij}$  是特征图矩阵  $E_{ij}$  的组成元素, 表示中心点  $x_i$  与其周围临近点的距离的  $x_{ij}$  映射;  $ReLU$  是非线性激活函数;  $\theta$  和  $\varphi$  对应各自位置的图卷积核。

[0035] 步骤十一:使用门控迭代卷积层提取牙齿模型三维点云数据的空间信息特征, 迭代卷积层的输入为  $x \in R^{N \times f \times k}$ , 输出为  $p_{s+1} (s = 0, 1, \dots, n-1)$ , 具体操作步骤包括:

$$[0036] \quad [p_0^{N \times f_0 \times k}, q_0^{N \times f_0 \times k}, \dots, p_{n-1}^{N \times f_{n-1} \times k}, q_{n-1}^{N \times f_{n-1} \times k}] = \phi_m(x) \in R^{N \times (f_0 + \sum_{0 \leq s \leq n-1} f_s) \times k};$$

$$p_{s+1} = D^{(s)}(q_s) \otimes g^{(s)}(p_s) \in R^{N \times \frac{2^s}{2^{n-1}} f \times k};$$

$$[0037] \quad g^{(s)} = \begin{cases} Identity & s = 0 \\ Linear(f_{s-1}, f_s) & 1 \leq s \leq n-1 \end{cases};$$

[0038] 其中,  $[p_0, q_0, \dots, p_{n-1}, q_{n-1}]$  为参与计算的特征图;  $\phi_m$  表示对输入值的线性投影;  $i$  表示当前操作的递归次数;  $n$  表示  $g^n Conv$  的总迭代操作次数;  $D(\cdot)$  是一个深度卷积操作;  $g(\cdot)$  表示门控机制;  $\otimes$  表示元素乘法。

[0039] 步骤十二:将门控迭代卷积层的输出送入坐标注意力机制模块中, 通过充分利用元素之间的远程依赖关系提升模型性能。

[0040] 步骤十三:将步骤八~十二构建的图卷积神经网络模型放在步骤七构建的训练数据集上完成模型训练, 将完成训练的神经网络模型部署到测试数据集上完成测试, 测试评价指标分别选用mIoU (Mean Intersection over Union) 评价指标, 计算公式为:

$$[0041] \quad mIoU = TP / (TP + FP + FN)$$

[0042] 其中, TP表示模型正确预测为正类别的像素数, FP表示模型错误地将负类别预测为正类别的像素数, FN表示模型错误地将正类别预测为负类别的像素数。

[0043] 进一步地, 所述一种用于牙齿3D打印前的AI建模方法, 所述的牙齿智能识别方法为基于改进YOLOv8的智能牙齿识别方法, 具体步骤包括:

[0044] 步骤一:对智能牙齿分割方法处理后的数据进行校对和修正, 对欠分割、过度分割、缺失数据进行补充和修正。

[0045] 步骤二:对牙齿三维点云数据图像进行缩放, 将图像数据缩放至256\*256大小, 以降低系统开销, 提升模型运算、学习和收敛的速度。

[0046] 步骤三:对牙齿三维点云图像数据位置进行修正, 以牙齿正面对外, 竖直放置为基准, 对角度偏差或位置偏差的图像数据进行旋转、翻转操作, 使得所有图像数据处于同一基准。



[0047] 步骤四:对与处理后的牙齿三维点云图像数据进行标准,分别用不同颜色的标注框选定不同的牙齿,以牙齿中心线为基准,标注框定牙齿的坐标位置和名称。

[0048] 步骤五:由于神经网络模型更擅长处理二维图像数据,因此将牙齿三维点云图像数据视为六面体,按照平面投影的方式以一定的投影次序得到Fig1~Fig6共6张投影二维子图像,并对投影图像进行标注。

[0049] 步骤六:将步骤五得到的二维投影图像素具进行归一化处理,将图像的像素值缩放至[0,1]区间之间,以消除不同特征之间的尺度差异,同时尽可能降低运算量,加速模型训练和收敛过程。

[0050] 步骤七:删除或整合冗余数据,防止数据之间出现冲突或者不一致的现象。

[0051] 步骤八:构建改进的YOLOv8神经网络模型,在YOLOv8模型的基础上大量引入平均池化、最大池化和跳跃连接结构,以放大必要特征,同时降低模型层数加深带来的浅层特征丢失问题,促进模型收敛。

[0052] 步骤九:将步骤七处理后的数据按照7:2:1的比例划分训练集、测试集和验证集,验证集主要用于训练过程中辅助判断模型收敛情况,防止出现过拟合或模型性能衰退。

[0053] 步骤十:将步骤八构建的神经网络模型在步骤九构建的训练数据集上完成训练,并在测试数据集上测试性能,神经网络模型的输出为图像对应的牙齿名称及位置坐标,测试评价指标采用准确率(Accuracy),计算公式为:

$$[0054] \quad Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$$

[0055] 其中,TP(True Positive)表示正样本被正确识别为正样本的数量;TN(True Negative)表示负样本被正确识别为负样本的数量;FP(False Positive)表示负样本被错误识别为正样本的数量;FN(False Negative)表示正样本被错误识别为负样本的数量。

[0056] 步骤十一:将步骤十种通过测试的神经网络模型部署到装置中用于牙齿识别。

[0057] 所述一种用于牙齿3D打印前的AI建模方法,所述的牙齿模型缺陷检测方法是牙齿3D打印前的AI建模方法的重要矫正和保障方法,具体步骤包括:

[0058] 步骤一:构建模型缺陷检测数据库,数据库中的数据采用多对一的形式,多张有损3D建模图像对应一张标准无损图像,有损图像作为神经网络输入,且有数据标记框标记缺陷位置,标准无损图像作为标签。

[0059] 步骤二:将数据库中的数据划分训练集和测试数据集。

[0060] 步骤三:构建神经网络模型。

[0061] 步骤四:将神经网络模型放在训练数据集上完成模型训练,之后将训练好的神经网络模型放在测试数据集上完成模型性能测试,其中,神经网络模型的输出为对应的缺陷位置,并能用标记框标记出缺陷位置。

[0062] 另一方面,提供一种用于牙齿3D打印前的AI建模装置,应用于任一项所述的一种用于牙齿3D打印前的AI建模方法,所述一种用于牙齿3D打印前的AI建模装置包括:

[0063] 数据扫描模块:由口腔扫描仪、CBCT仪、口腔X全境摄像头、头影侧位拍摄摄像头、牙齿直拍摄像头组成,用于获取不同模态下的口腔牙齿图像数据。

[0064] 多模态数据融合模块:内置多模态牙齿数据融合构造方法,用于将数据扫描模块获得的不同模态下的牙齿图像数据融合,构造多模态融合的牙齿三维点云数据。

[0065] 智能牙齿图像分割模块:内置三维点云图像智能分割方法,对多模态融合的齿三

维点云数据按照牙齿进行分割,辅助后续的牙齿智能识别和建模。

[0066] 智能牙齿识别模块:内置牙齿智能识别方法,有效提取不同牙齿特征,并给出牙齿种类和相对位置坐标,辅助牙齿3D打印建模。

[0067] 智能建模模块:根据智能牙齿识别模块识别出的牙齿信息特征,结合数据库先验知识针对不同需求、不同客户采用3D打印的方式定制牙齿模型。

[0068] 牙齿模型缺陷检测模块:内置牙齿模型缺陷检测方法,用于智能识别建模后的三维模型是否有缺陷,并标注出缺陷位置,保障3D打印的准确程度。

[0069] 与现有技术相比,本发明的有益效果是:

[0070] 1. 本发明通过多模态牙齿数据融合构造方法实现从不同角度、方位获取不同状态下的牙齿状态数据,并将二维平面数据融合得到精确、全面、立体的三维点云数据,极大程度提升了牙齿3D打印前AI建模的精确程度。

[0071] 2. 本发明通过三维点云图像智能分割方法实现对口腔内牙齿的精确分割,从而实现针对不同客户的不同牙齿形态、状态的准确区分,为实现用户需求个性化定制奠定基础。

[0072] 3. 本发明通过牙齿智能识别方法准确识别不同牙齿及其相对坐标位置,保障了牙齿3D打印建模的准确性和可靠性,同时具备较强的泛化能力。

[0073] 4. 本发明通过牙齿模型缺陷检测方法在建模阶段就准确检测出模型可能存在的细微缺陷,并能够准确标注出缺陷位置,为后续3D打印的完整性和高效性提供了有效保障,同时也降低了打印错误率,节省打印成本。

## 附图说明

[0074] 图1为本发明一种用于牙齿3D打印前的AI建模方法流程图;

[0075] 图2为本发明一种用于牙齿3D打印前的AI建模装置结构图;

## 具体实施方式

[0076] 下面将结合本申请实施例中的附图,对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本申请一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例,本领域技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本申请保护的范围。

[0077] 在本申请的描述中,术语“第一”、“第二”仅用于描述目的,而不能理解为指示或暗示相对重要性或者隐含指明所指示的技术特征的数量。由此,限定有“第一”、“第二”的特征可以明示或者隐含地包括一个或者更多个所述特征。在本申请的描述中,“多个”的含义是两个或两个以上,除非另有明确具体的限定。

[0078] 在本申请的描述中,术语“例如”一词用来表示“用作例子、例证或说明”。本申请中被描述为“例如”的任何实施例不一定被解释为比其它实施例更优选或更具优势。为了使本领域任何技术人员能够实现和使用本发明,给出了以下描述。在以下描述中,为了解释的目的而列出了细节。应当明白的是,本领域普通技术人员可以认识到,在不使用这些特定细节的情况下也可以实现本发明。在其它实例中,不会对公知的结构和过程进行详细阐述,以避免不必要的细节使本发明的描述变得晦涩。因此,本发明并非旨在限于所示的实施例,而是与符合本申请所公开的原理和特征的最广范围相一致。

[0079] 本发明实施例中,一种用于牙齿3D打印前的AI建模方法,具体可参见附图1,应用于一种用于牙齿3D打印前的AI建模装置,包括牙齿智能分割方法、智能牙齿识别方法和牙齿模型缺陷检测方法。

[0080] 牙齿智能分割方法包括多模态牙齿数据融合构造方法和三维点云图像智能分割方法,多模态牙齿数据融合构造方法通过将不同角度、来源、模态下获取的二维牙齿图像融合成立体多维度牙齿点云融合数据,最大程度保留不同模态下获取图像数据的特征信息;三维点云图像智能分割方法将扫描融合到的牙齿模型中各个牙齿分割开来,便于针对不同种类牙齿进行特征提取和识别。

[0081] 智能牙齿识别方法通过基于神经网络的智能牙齿识别方法学习、提取不同种类、个体牙齿的特征信息,并能够准确识别、区分不同牙齿的特征和相对坐标位置,便于对不同牙齿的外形特征和位置信息进行准确建模。

[0082] 牙齿模型缺陷检测方法通过基于神经网络的智能牙齿模型缺陷检测方法,在建模阶段实现对建模得到的电子牙齿模型的缺陷检测,准确标注出缺陷位置,辅助对建模进行修正调整。

[0083] 参照附图2,本发明还提供了一种用于牙齿3D打印前的AI建模装置,应用于任一项所述的一种用于牙齿3D打印前的AI建模方法,所述一种用于牙齿3D打印前的AI建模装置包括:

[0084] 数据扫描模块:由口腔扫描仪、CBCT仪、口腔X全景摄像头、头影侧位拍摄摄像头、牙齿直拍摄像头组成,用于获取不同模态下的口腔牙齿图像数据。

[0085] 多模态数据融合模块:内置多模态牙齿数据融合构造方法,用于将数据扫描模块获得的不同模态下的牙齿图像数据融合,构造多模态融合的牙齿三维点云数据。

[0086] 智能牙齿图像分割模块:内置三维点云图像智能分割方法,对多模态融合的牙齿三维点云数据按照牙齿进行分割,辅助后续的牙齿智能识别和建模。

[0087] 智能牙齿识别模块:内置牙齿智能识别方法,有效提取不同牙齿特征,并给出牙齿种类和相对位置坐标,辅助牙齿3D打印建模。

[0088] 智能建模模块:根据智能牙齿识别模块识别出的牙齿信息特征,结合数据库先验知识针对不同需求、不同客户采用3D打印的方式定制牙齿模型。

[0089] 牙齿模型缺陷检测模块:内置牙齿模型缺陷检测方法,用于智能识别建模后的三维模型是否有缺陷,并标注出缺陷位置,保障3D打印的准确程度。

[0090] 具体实施例中,牙齿3D打印技术操作员通过数据扫描模块安装的各种数据获取仪器设备获取不同模态下的牙齿图像数据,之后通过多模态数据融合模块内置的多模态牙齿数据融合构造方法将不同模态下的二维牙齿图像数据融合构造成三维点云牙齿图像数据,然后使用智能牙齿图像分割模块内置的三维点云图像智能分割方法对多模态融合的牙齿三维点云数据进行分割,准确分割出不同的牙齿,并清晰地标注出不同牙齿的边界。随后,技术人员通过智能牙齿识别模块内置的牙齿智能识别方法准确识别不同牙齿种类、外形数据特征及其相对位置,为3D打印提供有效指引。在3D数字化建模后,通过牙齿模型缺陷检测模块内置的牙齿模型缺陷检测方法,智能识别建模后的三维模型是否有缺陷,并标注出缺陷位置,指导技术人员对缺陷及时进行修正,保障3D打印的准确程度。

[0091] 实施例1

[0092] 在一个实施例中,技术人员通过牙齿智能分割方法将扫描得到的牙齿模型中各个牙齿分割开来,便于针对不同种类牙齿进行特征提取,牙齿智能分割方法包括多模态牙齿数据融合构造方法和三维点云图像智能分割方法,多模态牙齿数据融合构造方法具体步骤包括:

[0093] 步骤一:通过口腔扫描、CBCT (Cone-Beam Computed Tomography, 牙齿锥形束计算机断层扫描)、口腔X全景、头影侧位及牙齿照片直拍方法获得不同模态下的牙齿数据。步骤二:构建分辨率梯度下降的高斯金字塔,对每个输入的每张不同模态的原始图像均进行多次高斯模糊和下采样,从而得到一系列分辨率逐层梯度下降的子图像。

[0094] 步骤三:构建拉普拉斯金字塔:通过将高斯金字塔中的每一层图像从其上一层图像进行上采样并减去得到拉普拉斯金字塔,拉普拉斯金字塔包含了每一层图像中的细节信息,拉普拉斯金字塔的层数为N。

[0095] 步骤四:创建一个掩膜图像,该掩膜图像表示需要融合的位置。

[0096] 步骤五:根据掩膜图像将多幅需要融合图像的拉普拉斯金字塔进行相加,掩膜图像作为权值,这些权值可以基于图像质量、对应层次的空间频率或其他先验信息来确定,相加的结果形成一个新的金字塔,以两张图像的融合为例,计算公式表示为:

[0097]  $leftImageWeight \times leftImage + rightImageWeight \times rightImage = OutputImage$ ;

[0098] 其中  $leftImage$  为需要融合的图像一,  $leftImageWeight$  为图像一对应的权值,  $rightImage$  为需要融合的图像二,  $rightImageWeight$  为图像二对应的权值,  $leftImageWeight + rightImageWeight = 1$ 。

[0099] 步骤六:将两幅需要融合图像的高斯金字塔的N+1层按照如下公式进行融和,得到融合图像PIC1:

[0100]  $L_{12}^i = L_1^i \cdot R^i + L_2^i \cdot (1 - R^i)$ ;

[0101] 其中,  $L_{12}^i$  为第i组融合得到的图像,  $L_1^i$  为第i组左侧图像,  $R^i$  为左侧图像权重,  $L_2^i$  为第i组右侧图像。

[0102] 步骤七:对PIC1进行上采样,然后与新的金字塔的顶层相加,得到PIC2,然后对PIC2进行上采样后与下一层相加,得到PIC3,重复这个过程,直到得到最终的包含全角度信息的三维点云数据融合结果。

[0103] 可选的,上述不同模态下牙齿数据的获取方式可以根据实际场景中的设备配置或不同牙齿模型的用途和模型制作的侧重点不同任意选择不同的数据获取方式进行组合,例如选择口扫和头影侧位数据来源,则可以获取到高分辨率的牙冠几何特征和软硬组织结构及相对位置。

[0104] 上述多模态牙齿数据融合构造方法可以将不同数据来源方式获取到的二维平面牙齿状态图像融合构成三维点云图像,在计算机或服务器上,通过相关软件和显示屏立体化展示三维牙齿模型的形状或结构,还可以通过三维旋转展示不同角度的牙齿信息,以方便医生观看。

[0105] 三维点云图像智能分割方法具体步骤包括:

[0106] 步骤一:采用高斯滤波算法移除点云数据中的无效点和噪声点,以提高点云数据的质量。

[0107] 步骤二:采样,对点云数据进行降维处理,以减小计算量。

[0108] 步骤三:归一化,将点云数据统一到一个特定的坐标系下,以便进行后续处理。

[0109] 步骤四:计算图像中每个像素点的梯度幅值和方向。

[0110] 步骤五:非极大值抑制,将非边缘像素抑制为0,保留边缘像素。

[0111] 步骤六:通过设定双阈值来判别边缘像素,将强边缘、弱边缘和非边缘像素区分开。

[0112] 步骤七:将步骤六处理好的数据按照8:2的比例划分训练和测试数据集。

[0113] 步骤八:设计图卷积神经网络模型架构,包含注意力机制模块、边缘卷积层、门控迭代卷积层结构,用于实现步骤三处理后的牙齿模型三维点云数据分割。

[0114] 步骤九:将点云中点的特征向量输入到卷积生成模块当中,然后利用k-NN算法寻找距离中心点  $x_i$  最近的  $k$  个点,并计算它们与中心点的距离,用  $x_{ij}$  ( $0 < j \leq k$ ) 表示。

[0115] 步骤十:利用边缘卷积层EdgeConv计算得到特征图矩阵  $E_{ij} \subseteq R^{N \times k \times 2f}$ ,其中, $N$ 表示点云中点的数量, $f$ 表示输入图卷积的特征值,边缘卷积的计算公式为:

$$[0116] \quad e_{ij} = ReLU(\theta * x_{ij} + \varphi * x_i)$$

[0117] 其中,  $e_{ij}$  是特征图矩阵  $E_{ij}$  的组成元素,表示中心点  $x_i$  与其周围临近点的距离的  $x_{ij}$  映射;  $ReLU$  是非线性激活函数;  $\theta$  和  $\varphi$  对应各自位置的图卷积核。

[0118] 步骤十一:使用门控迭代卷积层提取牙齿模型三维点云数据的空间信息特征,迭代卷积层的输入为  $x \in R^{N \times f \times k}$ ,输出为  $p_{s+1}$  ( $s = 0, 1, \dots, n-1$ ),具体操作步骤包括:

$$[0119] \quad [p_0^{N \times f_0 \times k}, q_0^{N \times f_0 \times k}, \dots, p_{n-1}^{N \times f_{n-1} \times k}, q_{n-1}^{N \times f_{n-1} \times k}] = \phi_{in}(x) \in R^{N \times (f_0 + \sum_{0 \leq s \leq n-1} f_s) \times k};$$

$$p_{s+1} = D^{(s)}(q_s) \otimes g^{(s)}(p_s) \in R^{N \times \frac{2^s}{2^{n-1}} f \times k};$$

$$[0120] \quad g^{(s)} = \begin{cases} Identity & s = 0 \\ Linear(f_{s-1}, f_s) & 1 \leq s \leq n-1 \end{cases};$$

[0121] 其中,  $[p_0, q_0, \dots, p_{n-1}, q_{n-1}]$  为参与计算的特征图;  $\phi_{in}$  表示对输入值的线性投影;  $i$  表示当前操作的递归次数;  $n$  表示  $g^n Conv$  的总迭代操作次数;  $D(\cdot)$  是一个深度卷积操作;  $g(\cdot)$  表示门控机制;  $\otimes$  表示元素乘法。

[0122] 步骤十二:将门控迭代卷积层的输出送入坐标注意力机制模块中,通过充分利用元素之间的远程依赖关系提升模型性能。

[0123] 步骤十三:将步骤八~十二构建的图卷积神经网络模型放在步骤七构建的训练数据集上完成模型训练,将完成训练的神经网络模型部署到测试数据集上完成测试,测试评

评价指标分别选用mIoU(Mean Intersection over Union)评价指标,计算公式为:

$$[0124] \quad mIoU = TP / (TP + FP + FN)$$

[0125] 其中,TP表示模型正确预测为正类别的像素数,FP表示模型错误地将负类别预测为正类别的像素数,FN表示模型错误地将正类别预测为负类别的像素数。

[0126] 上述高斯滤波算法用于对获取到的三维点云数据进行预处理,主要去除图像合成过程中产生的偏差点、噪点,以及扫描过程中口腔内其他干扰物质对三维点云数据的干扰,便于寻找不同牙齿之间的边界,可以有效提升点云数据分割正确性。

[0127] 不同人群个体之间的牙齿形状、代傲、位置和结构都具有很大的差异,难以用一个统一的牙齿模型来适用所有的个体,上述基于图神经网络的三维点云牙齿数据分割方法在大量数据和算力的支持和损失函数的约束下能够有效提取并学习到牙齿和牙齿之间边界齿缝的特征,从而正确识别出不同的牙齿及其边界,具有较强的泛化能力和灵活性,即使面对不同用户,不同的牙齿形状和结构,也能够通过学习到的先验知识正确区分牙齿和边界,实现高精度的牙齿分割。

[0128] 实施例2

[0129] 在一个实施例中,为确保牙齿3D打印前的建模准确性,技术员采用牙齿智能识别方法实现对牙齿种类、外形特征及相对坐标位置的准确识别。该牙齿智能识别方法为基于改进YOLOv8的智能牙齿识别方法,具体步骤包括:

[0130] 步骤一:对智能牙齿分割方法处理后的数据进行校对和修正,对欠分割、过度分割、缺失数据进行补充和修正。

[0131] 步骤二:对牙齿三维点云数据图像进行缩放,将图像数据缩放至256\*256大小,以降低系统开销,提升模型运算、学习和收敛的速度。

[0132] 步骤三:对牙齿三维点云图像数据位置进行修正,以牙齿正面对外,竖直放置为基准,对角度偏差或位置偏差的图像数据进行旋转、翻转操作,使得所有图像数据处于同一基准。

[0133] 步骤四:对与处理后的牙齿三维点云图像数据进行标准,分别用不同颜色的标注框选定不同的牙齿,以牙齿中心线为基准,标注框定牙齿的坐标位置和名称。

[0134] 步骤五:由于神经网络模型更擅长处理二维图像数据,因此将牙齿三维点云图像数据视为六面体,按照平面投影的方式以一定的投影次序得到Fig1~Fig6共6张投影二维子图像,并对投影图像进行标注。

[0135] 步骤六:将步骤五得到的二维投影图像像素具进行归一化处理,将图像的像素值缩放至[0,1]区间之间,以消除不同特征之间的尺度差异,同时尽可能降低运算量,加速模型训练和收敛过程。

[0136] 步骤七:删除或整合冗余数据,防止数据之间出现冲突或者不一致的现象。

[0137] 步骤八:构建改进的YOLOv8神经网络模型,在YOLOv8模型的基础上大量引入平均池化、最大池化和跳跃连接结构,以放大必要特征,同时降低模型层数加深带来的浅层特征丢失问题,促进模型收敛。

[0138] 步骤九:将步骤七处理后的数据按照7:2:1的比例划分训练集、测试集和验证集,验证集主要用于训练过程中辅助判断模型收敛情况,防止出现过拟合或模型性能衰退。

[0139] 步骤十:将步骤八构建的神经网络模型在步骤九构建的训练数据集上完成训练,并在测试数据集上测试性能,神经网络模型的输出为图像对应的牙齿名称及位置坐标,测试评价指标采用准确率(Accuracy),计算公式为:

$$[0140] \quad Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$$

[0141] 其中,TP(True Positive)表示正样本被正确识别为正样本的数量;TN(True Negative)表示负样本被正确识别为负样本的数量;FP(False Positive)表示负样本被错误识别为正样本的数量;FN(False Negative)表示正样本被错误识别为负样本的数量。

[0142] 步骤十一:将步骤十种通过测试的神经网络模型部署到装置中用于牙齿识别。

[0143] 由于不同个体之间牙齿状态存在较大的差异,因此三维牙齿点云数据分割后的牙齿三维点云图像难免会存在分割不准确的现象,上述对智能牙齿分割方法处理后的数据进行的校对、修正、缩放以及位置修正操作能够降低系统开销,提升模型运算、学习和收敛的速度,并使得所有图像数据处于同一基准,提升识别准确率。

[0144] 上述图像二维投影方法将三维点云数据通过六个不同方向垂直投影得到六张不同的二维子图像,通过在不同方向投影图像上对牙齿进行标注,充分利用牙齿的结构和外形特征信息,为神经网络模型提供足够的可学习隐藏先验特征,从而使得神经网络模型能够更好地学习并利用不同牙齿的结构、外形和位置特征信息。

[0145] 上述基于改进YOLOv8模型的智能牙齿识别方法在原图像识别任务的基础上增加了对识别出的实物进行定位的功能,网络的输出不仅包含识别到的牙齿类别,同时也包含该牙齿在口腔中的相对坐标位置,坐标系为二维坐标系,以中心线右上侧为第一象限,左上侧为第二象限,左下侧为第三象限,右下侧为第四象限,每颗牙齿均包含两个坐标,从而实现牙齿精确定位,辅助牙齿3D打印建模。

[0146] 实施例3

[0147] 在一个实施例中,技术人员采用牙齿模型缺陷检测方法实现对牙齿3D打印前的AI建模方法的缺陷检测和有效校正,从而提升3D打印的准确性,有效节约3D打印成本,具体步骤包括:

[0148] 步骤一:构建模型缺陷检测数据库,数据库中的数据采用多对一的形式,多张有损3D建模图像对应一张标准无损图像,有损图像作为神经网络输入,且有数据标记框标记缺陷位置,标准无损图像作为标签。

[0149] 步骤二:将数据库中的数据划分训练集和测试数据集。

[0150] 步骤三:构建神经网络模型。

[0151] 步骤四:将神经网络模型放在训练数据集上完成模型训练,之后将训练好的神经网络模型放在测试数据集上完成模型性能测试,其中,神经网络模型的输出为对应的缺陷位置,并能用标记框标记出缺陷位置。

[0152] 尽管已描述了本发明的优选实施例,但本领域内的技术人员一旦得知了基本创造概念,则可对这些实施例作出另外的变更和修改。所以,所附权利要求意欲解释为包括优选实施例以及落入本发明范围的所有变更和修改。

[0153] 显然,本领域的技术人员可以对本发明进行各种改动和变型而不脱离本发明的精神和范围。这样,倘若本发明的这些修改和变型属于本发明权利要求及其等同技术的范围

之内,则本发明也意图包括这些改动和变型在内。



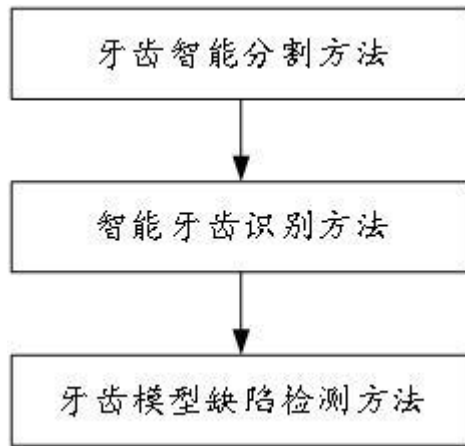


图 1

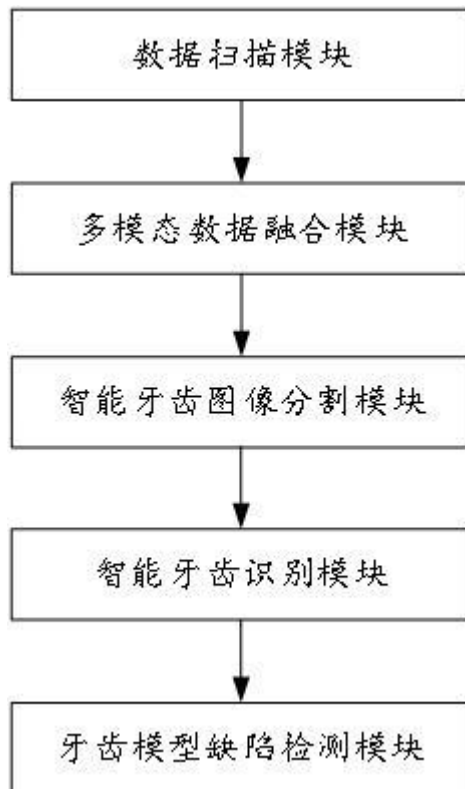


图 2