



# (12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116402954 A

(43) 申请公布日 2023. 07. 07

(21) 申请号 202310503459.2

G06N 3/0464 (2023.01)

(22) 申请日 2023.05.06

G06N 3/08 (2023.01)

G06N 3/048 (2023.01)

(71) 申请人 云南大学

地址 650500 云南省昆明市呈贡区大学城  
东外环南路

(72) 发明人 张俊华 李博 杨蕊绮 赵阳  
林睿 王泽彤 王肖 刘云凤  
王骞 凌健航

(74) 专利代理机构 昆明合盛知识产权代理事务  
所(普通合伙) 53210

专利代理师 雷丹

(51) Int. Cl.

G06T 17/00 (2006.01)

G06T 5/00 (2006.01)

G06T 7/00 (2017.01)

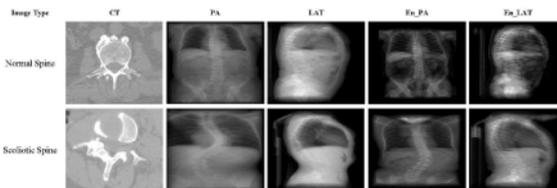
权利要求书4页 说明书11页 附图4页

## (54) 发明名称

一种基于深度学习的脊柱三维结构的重建方法

## (57) 摘要

本发明涉及图像处理技术领域,具体涉及一种基于深度学习的脊柱三维结构的重建方法,本发明利用层析成像算法制作脊柱BR图像数据集,用于训练深度学习模型;设有的图像增强算法,增强BR图像骨组织特征,过滤部分噪声及软组织信息;设有的特征提取架构,提取BR图像中的相似信息;设有的特征转换模块,将二维图像特征转换成三维特征以匹配脊柱结构;设有的三维重建架构,将网络输出逐步恢复到相应尺寸以得到脊柱结构;同时提出分布误差(DisE)和抽样准确率(SAc)两种新的评价三维模型的方法,解决手工标注误差问题;本发明解决了CT三维重建过程复杂,条件严格、成本高、辐射强、依赖于医生经验的问题。



1. 一种基于深度学习的脊柱三维结构的重建方法,其特征在于:包括以下步骤:

S1: 获取材料,收集头部CT数据,经过处理后生成训练模型;

S2: 优化材料,根据步骤S1所得图像数据进行像素分布特征分析与处理;

S3: 建立模型,主要结构分为特征提取、特征转换和三维重建;

S4: 优化模型,基于相关参数进行脊柱三维重建配置的优化;

S5: 模型评估:选取评价指标后进行自动化评价。

2. 根据权利要求1所述的一种基于深度学习的脊柱三维结构的重建方法,其特征在于,所述步骤S1具体包括:收集头部CT数据,使用层析成像算法生成不同角度的脊柱BR数据,利用TIGRE算法生成相应的BR用于训练模型;将数据集分为正常脊柱和脊柱侧弯两类,每类数据集按8:1:1比例分为训练、验证和测试集。

3. 根据权利要求1所述的一种基于深度学习的脊柱三维结构的重建方法,其特征在于,所述步骤S2具体包括:根据每张X线图像的像素分布特征,通过图像增强算法进行自适应调整特征,突出骨组织特征并弱化噪声和软组织信息。

4. 根据权利要求1所述的一种基于深度学习的脊柱三维结构的重建方法,其特征在于,所述步骤S3具体包括:利用特征提取、特征转换和三维重建架构实现端到端重建三维脊柱结构,模型命名为SP-Net,通过共享权值的双通道卷积网络提取BR图像的特征,并利用残差连接提取不同尺度的信息,将这些信息扩展到三维重建骨骼结构。

5. 根据权利要求1所述的一种基于深度学习的脊柱三维结构的重建方法,其特征在于,所述步骤S4中的消融实验具体包括:每个正常数据集的实验在800对图像上进行训练,在100对图像上进行验证,在100对测试图像上进行测试,每个脊柱侧弯数据集的实验是在9600对图像上进行训练,用1200张图像进行验证,用1200张测试图像进行测试,用于训练、验证和测试的图像是相互独立的;通过消融实验优化SP-Net的结构与性能。

6. 根据权利要求1所述的一种基于深度学习的脊柱三维结构的重建方法,其特征在于,所述步骤S5中的评价指标具体包括分布误差(DisE)和抽样准确率(SAc)。

7. 根据权利要求6所述的一种基于深度学习的脊柱三维结构的重建方法,其特征在于,所述分布误差(DisE)算法具体为:

**Input:** The predicted data (P) and ground truth (G).

**Output:** The DisE map, median, mean, max and min.

<p>1 Convert the input to STL format</p> <p>Pick surface points for <math>P</math> and <math>G</math>,</p> <p>2 <math>Pp</math> and <math>Gp</math>.</p> <p>Sample surface points to the</p> <p>3 largest same size.</p> <p>Calculate the midpoint of <math>P</math> and <math>G</math>,</p> <p>4 <math>PC</math> and <math>GC</math>.</p>	<p>9 Get the set <math>I, J</math> of <math>i</math> and <math>j</math>.</p> <p>10 Plot the images of <math>I</math> and <math>J</math>.</p> <p>11 <math>S = Sort(I) - Sort(J)</math></p> <p>12 Calculate the mean Save of <math>S</math>.</p>
<p>5 for each <math>i \in Pp</math> do</p> <p>Calculate the distance between <math>i</math></p> <p>6 and <math>PC</math>.</p> <p>7 for each <math>j \in Gp</math> do</p> <p>Calculate the distance between <math>j</math></p> <p>8 and <math>GC</math>.</p>	<p>13 Compute the median <math>S_{med}</math> of <math>S</math>.</p> <p>14 Calculate the maximum value <math>S_{max}</math> of <math>S</math>.</p> <p>15 Calculate the minimum value <math>S_{min}</math> of <math>S</math>.</p>

8. 根据权利要求6所述的一种基于深度学习的脊柱三维结构的重建方法,其特征在于,所述分布误差(DisE)算法具体为:

**Input:** The predicted data  $V$  and ground truth  $R$ .

**Output:** The  $SAC$

1 Set the sampling proportion $k$ . ( $0 < k < 1$ ).	9 if $V[a, b, c] = R[a, b, c]$
2 Set the number of times $m$ .	10 $cm = cm + 1$
3 Calculate the amount of data $n$ , $i = n * k$ .	11 if $V[a, b, c] \neq R[a, b, c]$
4 Converts the input to the boolean array.	12 $em = em + 1$
5 for each $m$ do	13 $c = 1/m(c_1 + c_2 + \dots + c_m)$ .
6 $cm = 0$ ; $em = 0$	14 $e = 1/m(e_1 + e_2 + \dots + e_m)$ .
7 for each $i$ do	15 $SAC = c / (c + e)$
8 Take the random numbers $a, b, c$ .	

9. 根据权利要求3所述的一种基于深度学习的脊柱三维结构的重建方法,其特征在于,所述图像增强算法具体为:

**Input:** CT image  $i$  of the transverse Section  $I$ .

**Output:**  $En\_PA$  and  $En\_LAT$ .

1	Convert CT image $i$ to jpg format	12	if $p > b$ then
2	for each $i \in I$ do	13	$p = Max$
3	Get the maximum pixel value $Max$ .	14	if $Ave < Fre$ then
4	Get the minimum pixel value $Min$ .	15	$a = (Min + Ave) / 2, b = (Fre + Max) / 2$
5	Get the pixel value mean $Ave$ .	16	if $p < a$ then
6	Get the high frequency pixel value $Fre$ .	17	$p = Min$
7	for each $p \in$ all the pixel do	18	if $p > b$ then
8	if $Fre < Ave$ then	19	$p = Max$
9	$a = (Min + Fre) / 2, b = (Ave + Max) / 2$	20	Save the $i$ as the mat file.
10	if $p < a$ then	21	Integrate all the mat files.
11	$p = Min$	22	Call TIGRE to obtain $En\_PA, En\_LAT$ .

## 一种基于深度学习的脊柱三维结构的重建方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及图像处理技术领域,具体涉及一种基于深度学习的脊柱三维结构的重建方法。

### 背景技术

[0002] 脊柱侧弯是影响青少年生长和发育的主要疾病之一。其诊断和治疗在很大程度上依赖于脊柱的临床三维重建。目前,临床上对脊柱进行三维重建成像的主要技术是计算机断层扫描(Computer tomography,CT)。然而,CT不仅对病人造成高剂量的辐射,而且在检查过程中需要病人保持一定的姿势。核磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging,MRI)大多要求病人平躺,对身体有严格的要求,如体内不能有金属植入物等。此外,脊柱侧弯的病人往往难以适应CT和MRI的身体姿势要求。

[0003] 双平面X线成像(biplane radiographs,BR)的特点是辐射剂量低,成本低,对身体姿势没有限制,而且成像速度快。因此,BR是诊断脊柱侧弯的最具成本效益的成像方式。近年来,利用卷积神经网络(Convolutional Neural Networks,CNN)从二维BR中重建三维形状已成为一个热门研究课题。近年来,通过二维X射线图像重建三维骨骼结构一直是一个重大挑战。关于三维骨骼重建的研究有很多,主要分为两种类型。一种是基于统计形状模型(statistical shape model,SSM)和统计外观模型(statistical appearance model,SAM)的方法,另一种是基于深度学习算法的方法。

[0004] SSM和SAM这两类统计模型分别描述了骨骼的平均形状和平均密度分布,其中也包含了形状和密度的变化趋势。Cootes等人于1995年首次提出SSM,以真实的骨骼为约束条件,产生一定的变形来重建新的骨骼三维结构。此前,线性SSM已被应用于医学影像中的股骨结构、骨盆结构和髋关节的三维重建,但在变形过程中仍存在许多不合理的形状。近年来,也有学者提出了一些用于评估髋关节骨性关节炎患者髋关节结构变化的统计模型。Reyneke等人于SSM中引入了基于主成分分析的高斯过程可变形模型,这造成了一个问题,即其协方差矩阵不再受到限制。这种方法减少了三维骨骼变形的异常情况。Asvadi等人使用高斯过程可变形模型来重建有残缺面的股骨的三维结构。他们还分别使用皮肤和骨骼特征点来预测骨骼结构。Salhi等人基于高斯过程可变形模型建立了肩胛骨的SSM,用于重建有残缺面的肩胛骨的三维结构。在最新的研究中,重建的肩胛骨的平均均方根误差已经小于2毫米。因为SAM可以获得骨内的密度分布,所以SAM还被用于骨力学的力学特征和力分析。

[0005] 在通过低放射剂量图像进行高质量重建的研究中,深度学习的方法往往比统计模型的方法具备更强的鲁棒性。有两种基于深度学习的方法应用于三维重建。一种是基于CNN、用于生物医学图像分割的U型卷积网络(U-Net)、残差神经网络等从二维图像重建三维图像。另一种是使用对抗性生成网络来生成3D图像。

[0006] Kasten等人设计了一个带有跳跃连接的编码和解码的CNN,将二维图片复制到三维作为输入,以获得三维输出。Chen等人使用一个递归神经网络去除CT图像的伪影,结合残

差编码器重建3D图像。Ding等人通过近似前向-后向分割算法进行预处理,训练深度学习模型来重建CT图像。Xie等人研究了CT图像的伪影,在稀疏编码的图像中减去伪影以提高重建图像的质量。Ma等人以结构相似性指数为损失函数对CT图像进行降噪,以重建CT图像。Feng等人使用泊松-高斯混合噪声模拟CT图像的噪声进行降噪。该方法通过U-Net架构重建CT图像,提高CT图像重建的质量。为了提高重建的CT图像的质量,Kang等人提出了一种结合小波变换系数的CNN算法,通过小波变换获得伪影的方向成分以去除伪影。Zheng等人通过Radon反算子处理每个CT切片,利用CNN重建CT图像。Ge等人分析了CT图像的反投影,将正投影转化为CT图像域,在正弦波图像和CT图像域进行特征提取,进行CT图像重建。Shen等人设计了一个基于CNN的转换模块,将提取的特征从二维编码转换为三维编码,用于CT图像的重建。Zhang等人在CNN中嵌入了半二次分割算法,以提高CT图像重建的质量。Shiode等人从CT图像中生成数字重建的放射影像用于CNN训练,以实现腕关节的重建。

[0007] 然而,直接从BR中重建脊柱的三维结构仍然存在以下困难。每对BR之间的角差达到 $90^\circ$ ,这导致了图像特征的巨大差异。X射线图像在成像过程中存在噪声和冗余的软组织信息。骨组织在BR上重叠,这降低了三维重建的准确性。三维脊柱重建的评价方法通常依赖于人工标记点,这导致不同操作者之间的偏差。深度学习方法需要丰富的样本和足够准确的真值,而临床数据往往难以获得。

[0008] 对深度学习在基于医学图像三维重构的应用,现阶段还存在以下几个待解决的问题:

[0009] (1)深度学习已经广泛应用与医学图像,但是与三维重构方面结合的研究相对较少。

[0010] (2)对于医学图像而言,其摄像参数难以获得,因此用有监督的深度学习算法难以重构出人体组织。

[0011] (3)深度学习需要丰富的样本和足够准确的真值,而临床数据往往难以获得。

[0012] (4)每对BR之间的角差达到 $90^\circ$ ,这导致了图像特征的巨大差异。

[0013] (5)X射线图像在成像过程中存在噪声和冗余的软组织信息。

[0014] (6)骨组织在BR上重叠,这降低了三维重建的准确性。

[0015] (7)三维脊柱重建的评价方法通常依赖于人工标记点,这导致不同操作者之间的偏差。

## 发明内容

[0016] 本发明提出一种基于深度学习的脊柱三维结构的重建方法,用于从BR图像中重建脊柱的三维结构,解决了CT三维重建过程复杂,条件严格、成本高、辐射强、依赖于医生经验的问题。

[0017] 为了达到上述技术目的,本发明是通过以下技术方案实现的:

[0018] 一种基于深度学习的脊柱三维结构的重建方法,包括以下步骤:

[0019] S1:获取材料,收集头部CT数据,经过处理后生成训练模型;

[0020] S2:优化材料,根据步骤S1所得图像数据进行像素分布特征分析与处理;

[0021] S3:建立模型,主要结构分为特征提取、特征转换和三维重建;

[0022] S4:优化模型,基于相关参数进行脊柱三维重建配置的优化;

[0023] S5:模型评估:选取评价指标后进行自动化评价。

[0024] 进一步的,所述步骤S1具体包括:收集头部CT数据,使用层析成像算法生成不同角度的脊柱BR数据,利用TIGRE算法生成相应的BR用于训练模型;将数据集分为正常脊柱和脊柱侧弯两类,每类数据集按8:1:1比例分为训练、验证和测试集。

[0025] 进一步的,所述步骤S2具体包括:根据每张X线图像的像素分布特征,通过图像增强算法进行自适应调整特征,突出骨组织特征并弱化噪声和软组织信息。

[0026] 进一步的,所述图像增强算法具体为

<b>Input:</b> CT image $i$ of the transverse Section $I$ .		
<b>Output:</b> $En\_PA$ and $En\_LAT$ .		
	1 Convert CT image $i$ to jpg format	12 if $p > b$ then
[0027]	2 for each $i \in I$ do	13 $p = Max$
	3 Get the maximum pixel value $Max$ .	14 if $Ave < Fre$ then
	4 Get the minimum pixel value $Min$ .	15 $a = (Min + Ave) / 2, b = (Fre + Max) / 2$
	5 Get the pixel value mean $Ave$ .	16 if $p < a$ then
	6 Get the high frequency pixel value $Fre$ .	17 $p = Min$
	7 for each $p \in$ all the pixel do	18 if $p > b$ then
	8 if $Fre < Ave$ then	19 $p = Max$
[0028]	9 $a = (Min + Fre) / 2, b = (Ave + Max) / 2$	20 Save the $i$ as the mat file.
	10 if $p < a$ then	21 Integrate all the mat files.
	11 $p = Min$	22 Call TIGRE to obtain $En\_PA, En\_LAT$ .

[0029] 进一步的,所述步骤S3具体包括:利用特征提取、特征转换和三维重建架构实现端到端重建三维脊柱结构,模型命名为SP-Net,通过共享权值的双通道卷积网络提取BR图像的特征,并利用残差连接提取不同尺度的信息,将这些信息扩展到三维重建骨骼结构。

[0030] 进一步的,所述步骤S4中的消融实验具体包括:每个正常数据集的实验在800对图像上进行训练,在100对图像上进行验证,在100对测试图像上进行测试,每个脊柱侧弯数据集的实验是在9600对图像上进行训练,用1200张图像进行验证,用1200张测试图像进行测试,用于训练、验证和测试的图像是相互独立的;通过消融实验优化SP-Net的结构与性能。

[0031] 进一步的,所述步骤S5中的评价指标具体包括分布误差(DisE)和抽样准确率(SAc)。

[0032] 进一步的,所述分布误差(DisE)算法具体为:

---

**Input:** The predicted data (P) and ground truth (G).

[0033] **Output:** The DisE map, median, mean, max and min.

---

1	Convert the input to STL format	9	Get the set $I, J$ of $i$ and $j$ .
2	Pick surface points for $P$ and $G$ , $Pp$ and $Gp$ .	10	Plot the images of $I$ and $J$ .
3	Sample surface points to the largest same size.	11	$S = Sort(I) - Sort(J)$
4	Calculate the midpoint of $P$ and $G$ , $PC$ and $GC$ .	12	Calculate the mean Save of $S$ .
[0034] 5	for each $i \in Pp$ do	13	Compute the median $S_{med}$ of $S$ .
6	Calculate the distance between $i$ and $PC$ .	14	Calculate the maximum value $S_{max}$ of $S$ .
7	for each $j \in Gp$ do	15	Calculate the minimum value $S_{min}$ of $S$ .
8	Calculate the distance between $j$ and $GC$ .		

---

[0035] 进一步的,所述分布误差(DisE)算法具体为:

**Input:** The predicted data  $V$  and ground truth  $R$ .

**Output:** The  $SAC$

	1 Set the sampling proportion $k$ . ( $0 < k < 1$ ).	9 if $V[a, b, c] = R[a, b, c]$
[0036]	2 Set the number of times $m$ .	10 $cm = cm + 1$
	3 Calculate the amount of data $n$ , $i = n * k$ .	11 if $V[a, b, c] \neq R[a, b, c]$
	4 Converts the input to the boolean array.	12 $em = em + 1$
	5 for each $m$ do	13 $c = 1/m(c1 + c2 + \dots + cm)$ .
	6 $cm = 0$ ; $em = 0$	14 $e = 1/m(e1 + e2 + \dots + em)$ .
[0037]	7 for each $i$ do	15 $SAC = c / (c + e)$
	8 Take the random numbers $a, b, c$ .	

[0038] 本发明的有益效果是：

[0039] 本发明提出一种基于深度学习的脊柱三维结构的重建方法，用于从BR图像中重建脊柱的三维结构，解决了CT三维重建过程复杂，条件严格、成本高、辐射强、依赖于医生经验的问题。

[0040] 本发明利用层析成像算法制作脊柱BR图像数据集，用于训练深度学习模型；设有的图像增强算法，增强BR图像骨组织特征，过滤部分噪声及软组织信息；设有的特征提取架构，提取BR图像中的相似信息；设有的特征转换模块，将二维图像特征转换成三维特征以匹配脊柱结构；设有的三维重建架构，将网络输出逐步恢复到相应尺寸以得到脊柱结构；同时提出分布误差 (DisE) 和抽样准确率 (SAC) 两种新的评价三维模型的方法，解决手工标注误差问题。

[0041] 通过本发明可获取不同角度的人体各部位的BR图像数据集；实现脊柱三维重建，其结果可用于脊柱侧凸矫正以及脊柱受力分析；

[0042] 泛化本发明提出的算法，可将其应用到人体其他部位的三维重建；

[0043] 本发明提出的算法也可用于开发自动测量脊柱特征与生理参数系统；

[0044] 本发明提出的重建方法提高临床诊治脊柱侧凸的效率，降低误诊率、漏诊率。

## 附图说明

[0045] 为了更清楚地说明本发明实施例的技术方案，下面将对实施例描述所需要使用的附图作简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动的前提下，还可以根据这些附图获得其他的附图。

- [0046] 图1为本发明实施例所述的数据集展示图；
- [0047] 图2为本发明实施例所述的SP-Net网络结构示意图；
- [0048] 图3为本发明实施例所述的特征提取架构结构示意图；
- [0049] 图4为本发明实施例所述的特征转换架构结构示意图；
- [0050] 图5为本发明实施例所述的三维重建架构结构示意图；
- [0051] 图6为本发明以HD,ASD和DisE作为评价指标的消融实验结果示意图；
- [0052] 图7为本发明以S0,VD和SAc作为评价指标的消融实验结果效果图；
- [0053] 图8为本发明网络输出可视化展示图；
- [0054] 图9为本发明脊柱三维重建拟合情况展示图。

### 具体实施方式

[0055] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明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发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其它实施例,都属于本发明保护的范围。

#### [0056] 实施例1

[0057] 如本实施例所述的一种基于深度学习的脊柱三维结构的重建方法,包括以下步骤:

- [0058] S1:获取材料,收集头部CT数据,经过处理后生成训练模型;
- [0059] S2:优化材料,根据步骤S1所得图像数据进行像素分布特征分析与处理;
- [0060] S3:建立模型,主要结构分为特征提取、特征转换和三维重建;
- [0061] S4:优化模型,基于相关参数进行脊柱三维重建配置的优化;
- [0062] S5:模型评估:选取评价指标后进行自动化评价。

[0063] 进一步的,所述步骤S1具体包括:收集头部CT数据,使用层析成像算法生成不同角度的脊柱BR数据,利用TIGRE算法生成相应的BR用于训练模型;将数据集分为正常脊柱和脊柱侧弯两类,每类数据集按8:1:1比例分为训练、验证和测试集。

[0064] 进一步的,所述步骤S2具体包括:根据每张X线图像的像素分布特征,通过图像增强算法进行自适应调整特征,突出骨组织特征并弱化噪声和软组织信息。

[0065] 进一步的,所述图像增强算法具体为

**Input:** CT image  $i$  of the transverse Section  $I$ .

**Output:**  $En\_PA$  and  $En\_LAT$ .

1	Convert CT image $i$ to jpg format	12	if $p > b$ then
2	for each $i \in I$ do	13	$p = Max$
3	Get the maximum pixel value $Max$ .	14	if $Ave < Fre$ then
4	Get the minimum pixel value $Min$ .	15	$a = (Min + Ave) / 2, b = (Fre + Max) / 2$
5	Get the pixel value mean $Ave$ .	16	if $p < a$ then
[0066]	Get the high frequency pixel value	17	$p = Min$
6	$Fre$ .		
7	for each $p \in$ all the pixel do	18	if $p > b$ then
8	if $Fre < Ave$ then	19	$p = Max$
9	$a = (Min + Fre) / 2, b = (Ave + Max) / 2$	20	Save the $i$ as the mat file.
10	if $p < a$ then	21	Integrate all the mat files.
11	$p = Min$	22	Call TIGRE to obtain $En\_PA, En\_LAT$ .

[0067] 进一步的,所述步骤S3具体包括:利用特征提取、特征转换和三维重建架构实现端到端重建三维脊柱结构,模型命名为SP-Net,通过共享权值的双通道卷积网络提取BR图像的特征,并利用残差连接提取不同尺度的信息,将这些信息扩展到三维重建骨骼结构。

[0068] 进一步的,所述步骤S4中的消融实验具体包括:每个正常数据集的实验在800对图像上进行训练,在100对图像上进行验证,在100对测试图像上进行测试,每个脊柱侧弯数据集的实验是在9600对图像上进行训练,用1200张图像进行验证,用1200张测试图像进行测试,用于训练、验证和测试的图像是相互独立的;通过消融实验优化SP-Net的结构与性能。

[0069] 进一步的,所述步骤S5中的评价指标具体包括分布误差(DisE)和抽样准确率(SAc)。

[0070] 进一步的,所述分布误差(DisE)算法具体为:

**Input:** The predicted data (P) and ground truth (G).

**Output:** The DisE map, median, mean, max and min.

<p>[0071]</p> <p>1 Convert the input to STL format</p> <p>Pick surface points for <math>P</math> and <math>G</math>,</p> <p>2 <math>Pp</math> and <math>Gp</math>.</p> <p>Sample surface points to the</p> <p>3 largest same size.</p> <p>Calculate the midpoint of <math>P</math> and <math>G</math>,</p> <p>4 <math>PC</math> and <math>GC</math>.</p> <p>5 for each <math>i \in Pp</math> do</p> <p>Calculate the distance between <math>i</math></p> <p>6 and <math>PC</math>.</p>	<p>9 Get the set <math>I, J</math> of <math>i</math> and <math>j</math>.</p> <p>10 Plot the images of <math>I</math> and <math>J</math>.</p> <p>11 <math>S = Sort(I) - Sort(J)</math></p> <p>Calculate the mean Save of</p> <p>12 <math>S</math>.</p> <p>Compute the median <math>S_{med}</math> of</p> <p>13 <math>S</math>.</p> <p>Calculate the maximum</p> <p>14 value <math>S_{max}</math> of <math>S</math>.</p>
<p>[0072]</p> <p>7 for each <math>j \in Gp</math> do</p> <p>Calculate the distance between <math>j</math></p> <p>8 and <math>GC</math>.</p>	<p>15 Calculate the minimum value <math>S_{min}</math> of <math>S</math>.</p>

[0073] 进一步的,所述分布误差(DisE)算法具体为:

**Input:** The predicted data  $V$  and ground truth  $R$ .

**Output:** The  $SAc$

1 Set the sampling proportion $k$ . ( $0 < k < 1$ ).	9 $if V[a, b, c] = R[a, b, c]$
2 Set the number of times $m$ .	10 $cm = cm + 1$
3 Calculate the amount of data $n$ , $i = n * k$ .	11 $if V[a, b, c] \neq R[a, b, c]$
4 Converts the input to the boolean array.	12 $em = em + 1$
5 for each $m$ do	13 $c = 1/m(c1 + c2 + \dots + cm)$ .
6 $cm = 0$ ; $em = 0$	14 $e = 1/m(e1 + e2 + \dots + em)$ .
7 for each $i$ do	15 $SAc = c / (c + e)$
8 Take the random numbers $a, b, c$ .	

[0075] 实施例2

[0076] 研究材料的获取:对患者的头部CT图像利用层析成像算法进行不同角度的脊柱BR数据的制作。

[0077] 目前,公开可用的三维骨骼重建的数据集非常稀少,本发明的CT数据来源于云南省第一人民医院,其中包含一个正常病例和41个脊柱侧弯病例,这些数据已经得到医生和患者的允许在实验中使用。相应的BR是由TIGRE算法生成的,用于训练该模型。数据集包含正常脊柱和脊柱侧弯,可供公众下载。三维重建的标签从三维CT中获得。为了提高重建的质量,本发明设计了算法来提高BR。CT图像、后前方(PA)图像、侧方(LAT)图像、增强的PA(En\_PA)和增强的LAT(En\_LAT)见图1。这些数据根据正常脊柱和脊柱侧弯进一步分为两类。每个正常脊柱数据集包含1000对BR和1000个三维体素,按照8:1:1的比例分为训练、验证和测试集。每个脊柱侧弯数据集包含12000对BR和12000个三维体素,按照8:1:1的比例分为训练、验证和测试集。

[0078] 实施例3

[0079] 研究材料的优化:根据每一张X线图像的像素值分布特征,通过图像增强算法自适应调整其特征,突出骨组织特征,并弱化噪声以及软组织信息。其算法如实施例1所示。其对比实验结果如表1所示。

[0080] 表1. 图像增强算法对比结果

指标	正常脊柱				侧凸脊柱			
	原始数据		增强数据		原始数据		增强数据	
	T15	L15	T15	L15	ST15	SL15	ST15	SL15
HD	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	2.0000	1.0000	1.0000	1.0000
[0081] ASD	0.1304	0.0846	0.1460	0.0352	0.1000	0.1007	0.0407	0.0352
SO	0.9955	0.9998	0.9972	0.9999	0.9982	0.9995	1.0000	1.0000
VD	0.9943	0.9994	0.9924	0.9999	0.9910	0.9982	0.9939	0.9999
Disv	0.0530	0.0918	0.0022	0.0473	0.0308	0.1804	0.1522	0.0296
SAC	0.9860	0.9911	0.9872	0.9955	0.9936	0.9920	0.9964	0.9942

[0082] 实施例4

[0083] 模型的建立:将独创的特征提取、特征转换、三维重建架构进行整合,实现端到端重建三维脊柱结构。

[0084] 本发明开发的模型命名为SP-Net,如图2所示,SP-Net通过共享权值的双通道卷积网络提取BR图像的特征。双通道中还进行残差连接,提取不同尺度的信息。这些信息也被扩展到三维重建骨骼结构。因此,SP-Net的主要结构可以分为三个部分:特征提取(图3)、特征转换(图4)和三维重建(图5);需要注意的是,这三个部分是端到端连接的。

[0085] 特征提取(如图3所示)

[0086] 其结构如图4所示。这些双通道CNN共享权重的输出反映了语义的相似性。每个卷积层之后都有批量归一化和ReLU层。第1个卷积层和第2个卷积层进行残差连接;第3个卷积层和第4个卷积层进行残差连接;第5个卷积层和第6个卷积层进行残差连接,将特征向后传递。每个通道包含六个卷积层,其中神经元卷积层的数量为128、128、256、512、256和128。奇数和偶数卷积层的内核大小分别为 $4 \times 4$ (步长为2)和 $3 \times 3$ (步长为1)。

[0087] 特征转换(如图4所示)

[0088] 如图5所示,特征转换架构与特征提取架构相连,增加了提取特征的维度。从BR中提取的特征被编码在两个量级(448和56)的神经元中,以加强SP-Net对不同输入的识别。在第一个分支(Trans1)中,BR的特征被一个包含448个神经元的卷积层编码,然后是批量归一化和ReLU层。在第二个分支(Trans2)中,BR的特征由一个包含56个神经元的卷积层编码,然后是批归一化和ReLU层。数据规模通过卷积扩大,然后是批量归一化和ReLU层。激活的数据通过转换层扩展为三维。通过合并层的合并,进入以下三维重建架构。

[0089] 三维重建(如图5所示)

[0090] 利用特征提取和转换,二维数据变成三维数据。三维重建架构被用来获得更高的分辨率。因此,我们设计了图6所示的网络结构,通过上采样来提高图像的分辨率。三维重建架构由8个类似的卷积段组成,每个卷积段由一个卷积层、一个批处理归一化层和一个激活层组成。这8个卷积层的神经元数量为1024、512、512、256、256、128、128、64。前七个激活层以ReLU为函数,最后一个激活层使用Sigmoid作为激活函数。

[0091] 实施例5

[0092] 模型的优化:在特征提取、特征转换架构设计过程中,采用多种参数与结构,探索最有利于脊柱三维重建的配置。将传统计算机视觉方法引入深度学习架构进行消融实验。

[0093] 端到端架构和实验是用Keras2.6.0实现的,所有的实验都在配备了英特尔i7-12700KFCPU和64GB内存以及NvidiaGeForce3090GPU的主机上运行。每个正常数据集的实验在800对图像上进行训练,在100对图像上进行验证,在100对测试图像上进行测试。每个脊柱侧弯数据集的实验是在9600对图像上进行训练,用1200张图像进行验证,用1200张测试图像进行测试。用于训练、验证和测试的图像是相互独立的。

[0094] 为了不断优化SP-Net的结构与性能,本发明设计了多组消融实验。其结果展示如图6-7所示。

[0095] 实施例6

[0096] 模型的评估:提出新的两种自动化评价方法,避免手工标记特征点进行评价造成的误差。与四种经典的三维模型评价方法进行比较,综合评价模型性能。最后本发明选取了相关研究进行对比试验。

[0097] 本发明提出的两项评价指标分别是分布误差(DisE)和抽样准确率(SAc),其算法如实施例1所示;将网络输出进行可视化展示,并以多种数据格式进行存储,如图8所示。本发明还比对了三维重建的脊柱与三维CT重构的脊柱,其重叠情况如图9所示;由图8-9可知,本发明提出的一种基于深度学习的从双平面X线图像中重建脊柱三维结构的方法,能够将二维图像特征转换成三维特征以匹配脊柱结构,同时构建的三维结构与实际脊柱结构差异小,能够有效降低噪声和冗余的软组织信息的干扰,提高成像的精确度。

[0098] 在本说明书的描述中,参考术语“一个实施例”、“示例”、“具体示例”等的描述意指结合该实施例或示例描述的具体特征、结构、材料或者特点包含于本发明的至少一个实施例或示例中。在本说明书中,对上述术语的示意性表述不一定指的是相同的实施例或示例。而且,描述的具体特征、结构、材料或者特点可以在任何一个或多个实施例或示例中以合适的方式结合。

[0099] 以上公开的本发明优选实施例只是用于帮助阐述本发明。优选实施例并没有详尽叙述所有的细节,也不限制该发明仅为所述的具体实施方式。显然,根据本说明书的内容,可作很多的修改和变化。本说明书选取并具体描述这些实施例,是为了更好地解释本发明的原理和实际应用,从而使所属技术领域技术人员能很好地理解和利用本发明。本发明仅受权利要求书及其全部范围和等效物的限制。

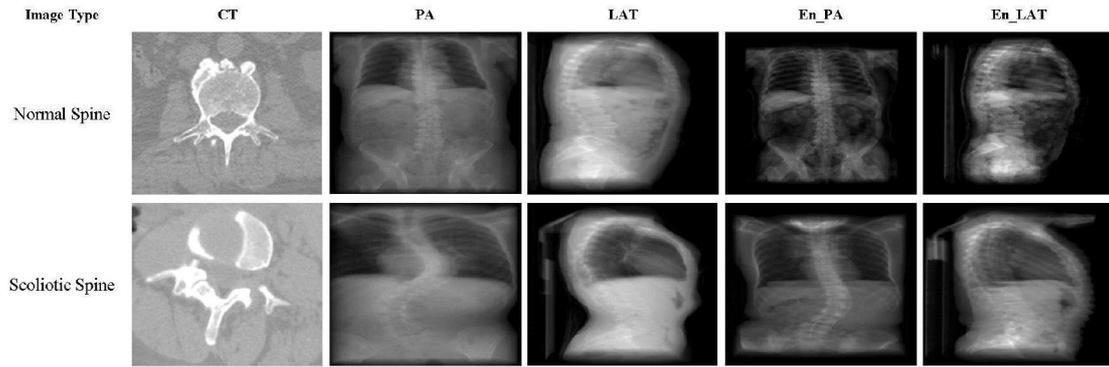


图1

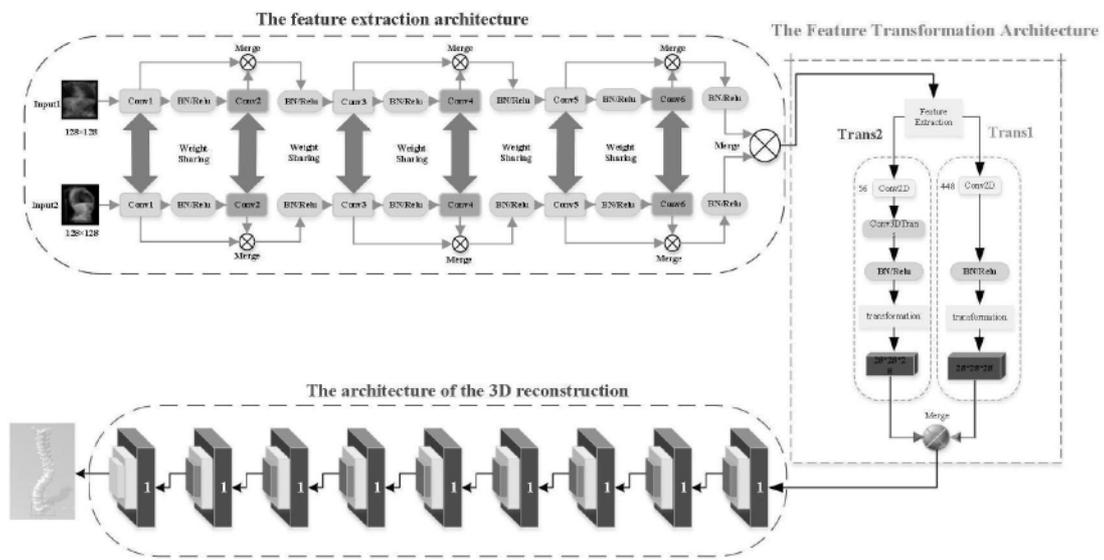


图2

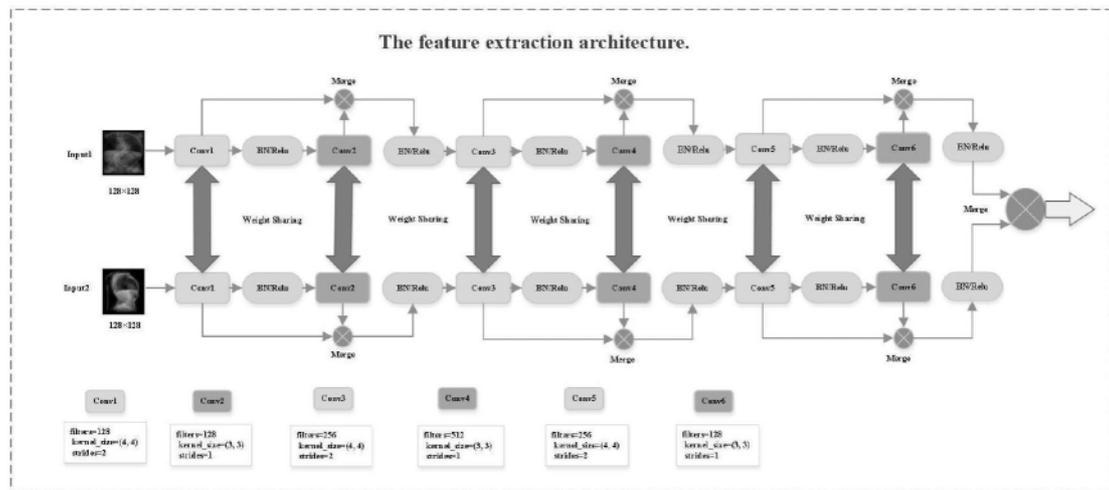


图3

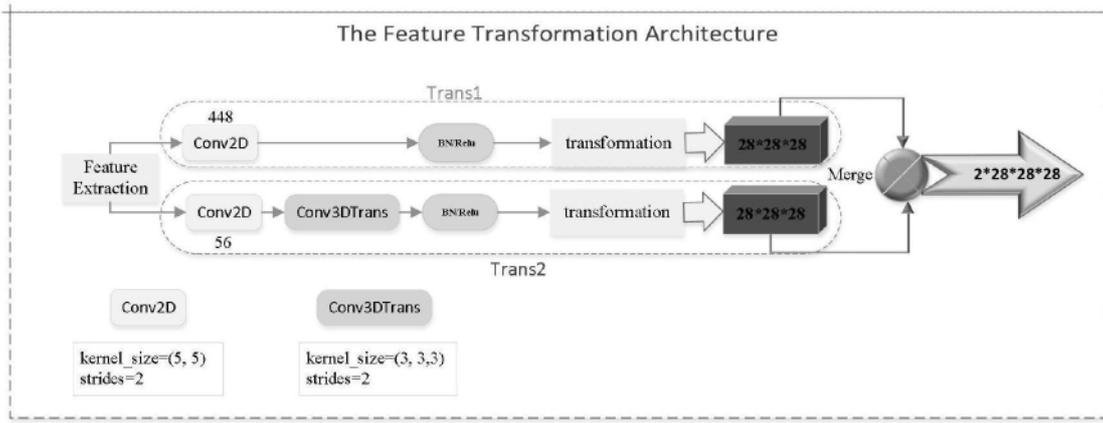


图4

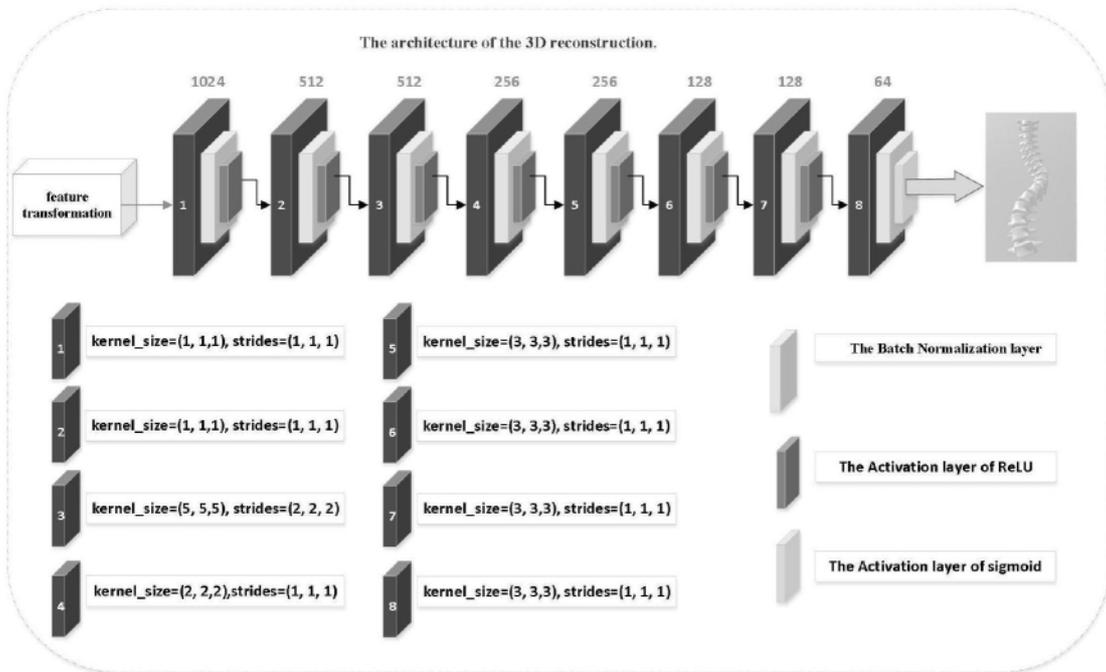


图5

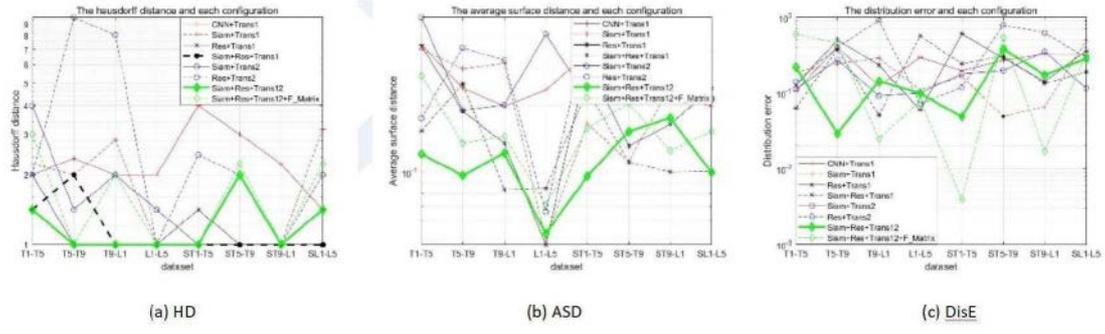


图6

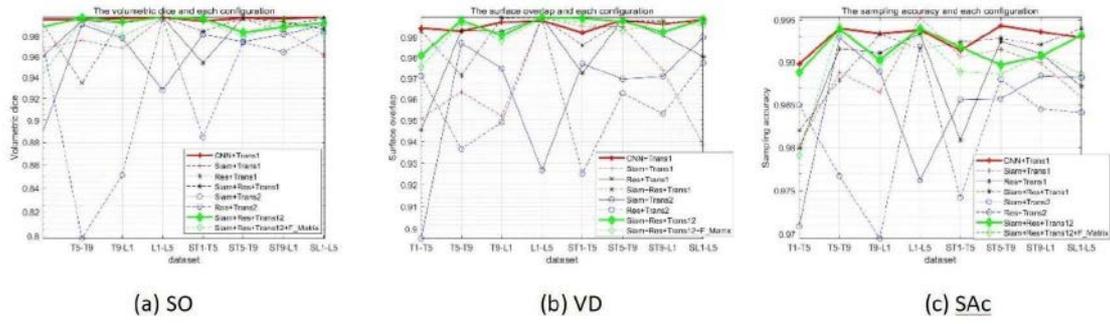


图7

Data Types	T15	T59	T9L1	L15	ST15	ST59	ST9L1	SL15
Volume Field								
Object								
Coordinate Points								
Polygon File Format								

图8

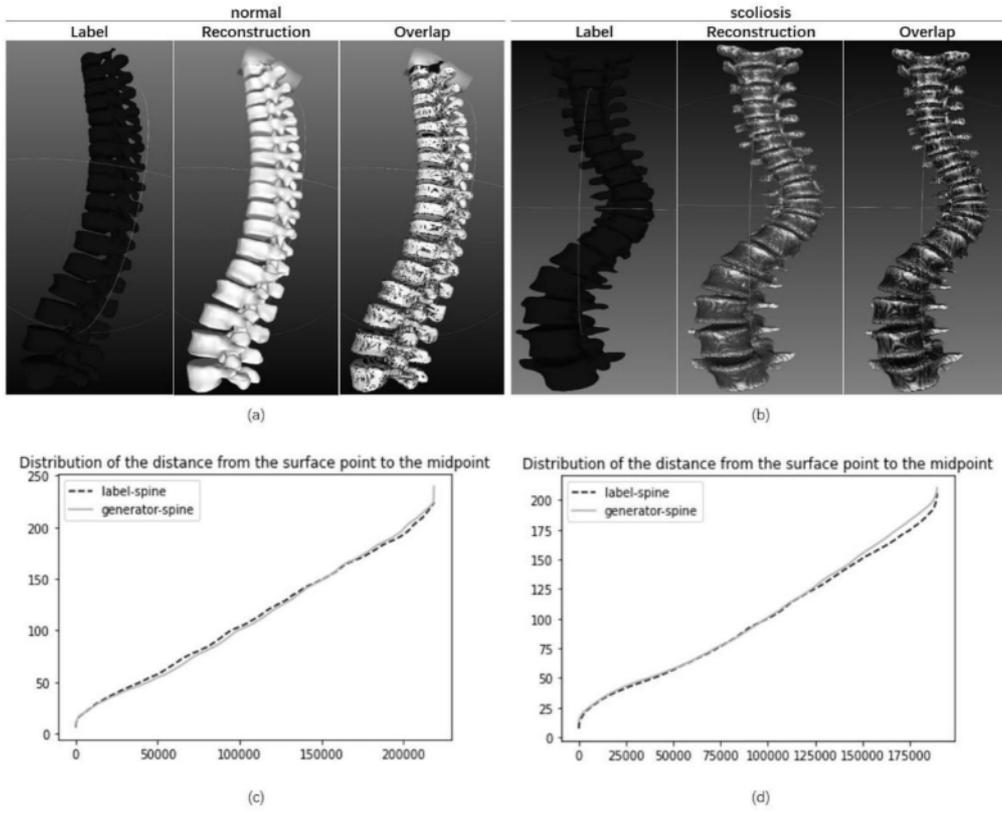


图9