

# 1 目的性阅读

## 1.1 文献筛查

A	B	C	D	E
编号	年份	作者	文献信息	检索
1	2021	Hans Liebl	具有解剖变异和多供应商扫描仪数据的计算机断层扫描椎体分割数据集	SCI综合性期刊2区
2	2016	Shuo Li	临床椎体CT分割的多中心里程碑研究	SCI工程技术2区, EI检索
3	2015	Robert Korez	自动脊柱和椎骨基于插值的检测和基于模型的分割框架	SCI工程技术1区, EI检索
4	2021	Dong Hyun Kim	基于深度学习的 X 射线图像自动椎体分割和椎体压缩比测量(?)	SCI工程技术3区, EI检索
5	2019	Shen Zhao	使用更快的对抗性识别网络对不同模式的 MRI 进行自动脊椎滑脱分级	SCI工程技术1区, EI检索
6	2013	蒋冬梅	CT图像椎骨分割的局部模糊主动轮廓方法	中文核心, CCF T2
7	2017	Daniel Forsberg	使用临床注释作为训练数据的深度学习检测和标记 MR 图像中的椎骨	SCI工程技术3区, EI检索
8	2019	CH Chuang	用于椎体分割和识别的高效三输出网络	SCI计算机科学3区, EI检索
9	2019	Nikolas Lessmann	用于自动椎骨分割和识别的迭代全卷积神经网络	SCI工程技术1区, EI检索
10	2020	Shuo Li	MRLN: 用于 MRI 椎体定位、识别和分割的多任务关系学习网络	SCI工程技术2区, EI检索
11	2016	Shuo Li	使用变换的深度卷积网络的多模态椎骨识别	SCI工程技术2区, EI检索
12	2022	Shen Zhao	用于全自动椎骨肿瘤诊断的推理判别字典嵌入网络	SCI工程技术1区, EI检索
13	2022	Rhydian Windsor	SpineNetV2: 临床 MR 扫描的自动检测、标记和放射分级	无
14	2020	A Alsiddiky	使用分析变换辅助统计特征分解模型的椎骨肿瘤检测和分割	SCI计算机科学3区, EI检索
15	2020	崔亚轩	机器学习在脊柱疾病临床诊断中的应用研究进展	中文核心, CCF T2
16	2021	刘侠	基于改进U-Net模型下的椎骨CT图像分割方法	中文核心
17	2020	刘侠	融合加权随机森林的自动3D椎骨CT图像主动轮廓分割方法	中文核心
18	2019	陶永鹏	随机森林和水平集的椎骨CT分割方法	中文核心, CCF T2
19	2018	颜杰	先验知识增强的三维CT腰椎骨图像分割	中文核心, CCF T3
20	2019	王浩	一种基于极大特征点的三维椎骨分割方法	中文核心, CCF T3

## 1.2 研究背景

健康的椎骨维持着人体正常生理形态。多种医学成像方式，如 X 光片、CT、MRI 和 PET，用于评估脊柱解剖和诊断脊柱病理学。

机器学习技术应用于椎骨分析，可以减少医生工作量，提高诊断效率和诊断质量，降低误诊率。在早期的工作中，自适应阈值处理、区域生长和边界调整等无监督图像处理方法应用于图像分割，但是准确度较低。在之后的工作中，相关研究人员将改进的水平集框架和分水岭分割方法用于椎骨 CT 图像分割，这些方法虽然对 CT 图像分割达到了一定的分割精度，但需要手动辅助不具有普适性。

后来，深度学习算法在椎骨分析任务中展现出巨大的潜力。不同的深度学习方法以卷积神经网络 (CNN)、图卷积网络 (GCN) 或点云 (PC) 的形式用于椎体分割、识别和定位任务，以分析骨骼结构并取得较高性能。其中，以 UNet 为基础延伸出的各种模型具有良好的分割性能和鲁棒性。

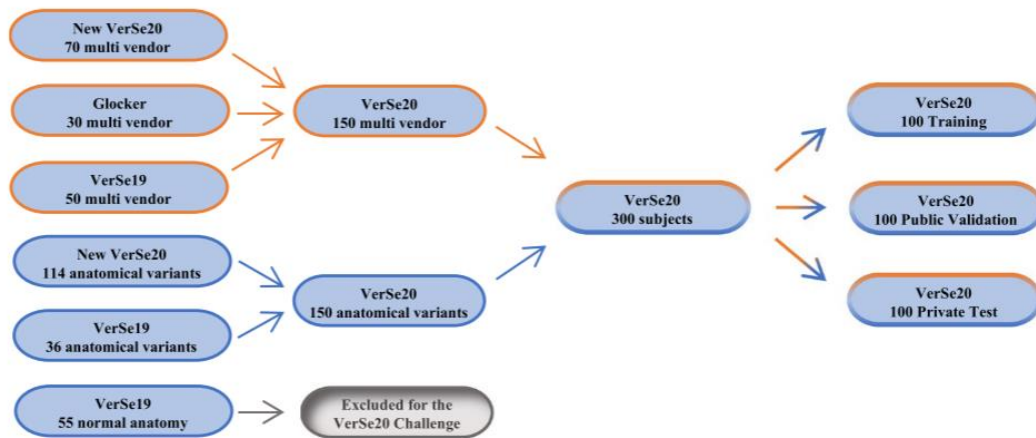
然而，由于整个人群中椎骨的复杂形状和可变结构、附近相似的结构、病理学以及椎骨和肋骨之间的空间相互关系，椎骨分析任务仍然具有挑战性。

### 1.3 国内外研究现状

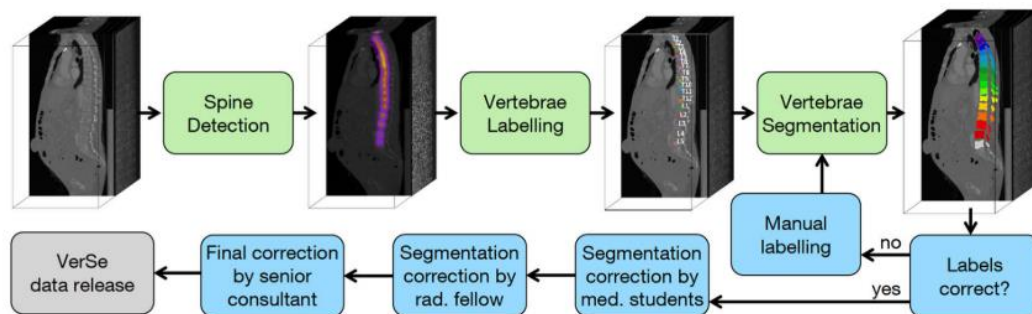
#### 1: A computed tomography vertebral segmentation dataset with anatomical variations and multi-vendor scanner data

本文报告了在 VerSe 2019 基础上大幅扩展的 VerSe 2020 数据集以及 VerSe 挑战的第二次迭代的结果。本数据集包括椎骨标签信息、通过人机混合算法获得的体素级分割掩码和解剖学评级，以实现稳健和准确分割算法的开发和基准测试。

VerSe 2020 数据集的特点与 VerSe 2019 一样，外伤性骨折和椎骨转移被排除在外。其他骨性变化，如许莫氏结节、血管瘤、退行性变化，异物的存在等被故意保留在数据集中，以反映尽可能广泛的脊柱形态谱。数据集组成如图所示：



数据掩码的产生方法：(1) 低空间分辨率的 CNN 来检测所有椎骨结构。(2) Btrfly Net 用于标记椎骨。(3) U-Net 将每个单独标签定义的椎骨进行分割 (4) 合并为一个带有单独标记椎骨的多标签分割掩模。过程如图：



数据集： <https://doi.org/10.17605/OSF>

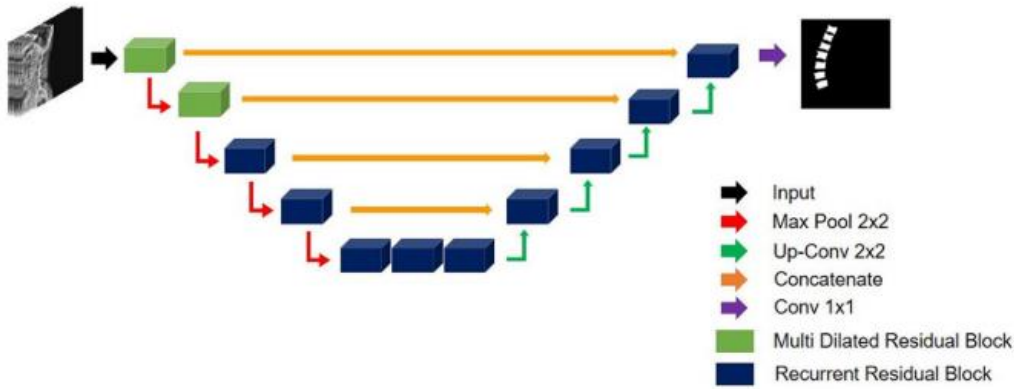
#### 4: Automated Vertebral Segmentation and Measurement of Vertebral Compression Ratio Based on Deep Learning in X-Ray Images

本文提出深度学习模型用于快速准确地分割椎体, 有助于椎体压缩比的测量从而诊断椎

体压缩性骨折。其中数据集来自嘉泉吉医院 339 名脊柱疾病患者的 X 射线图像数据 (DICOM 格式)。

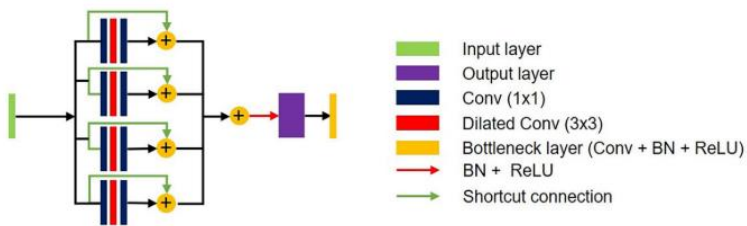
(1) 预处理方式为：应 CLAHE 通过分布强度值来增强图像对比度，并应用高斯滤波器以去除噪声。

(2) 模型：Multi Dilated Recurrent Residual U-Net



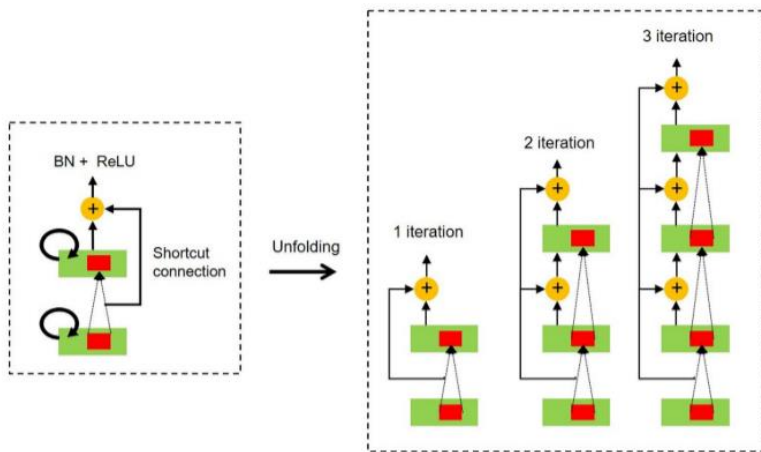
其中 MDRB (Multi dilated residual Block) 结构为：

Fig. 4 Multi dilated residual block



RRB (Recurrent residual block) 结构为：

Fig. 5 Recurrent residual block

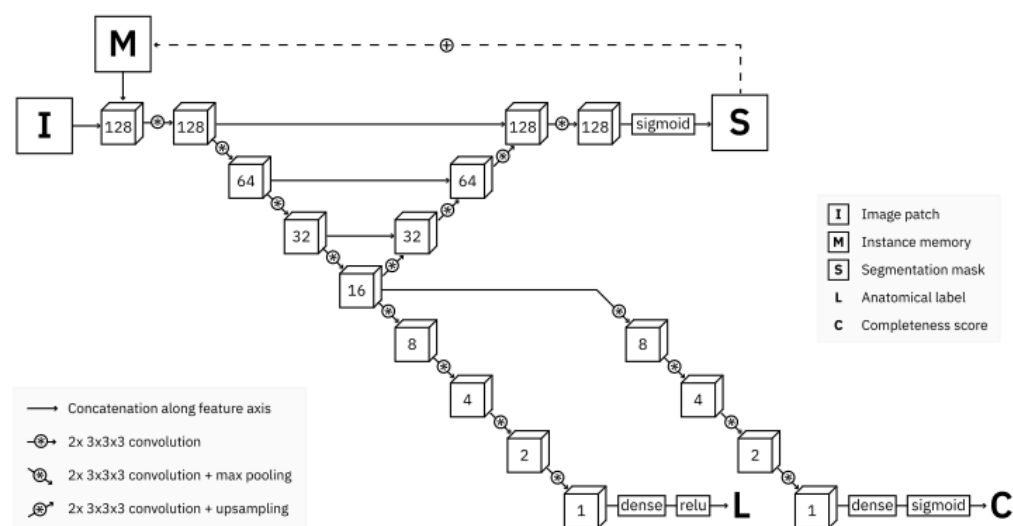


(3) 后处理方式为：骨骼的域面积低于某个水平，将其移除；此外，骨骼区域中存在空隙的情况下，当基于标准像素的八方向像素值为 1 时，其被填充。

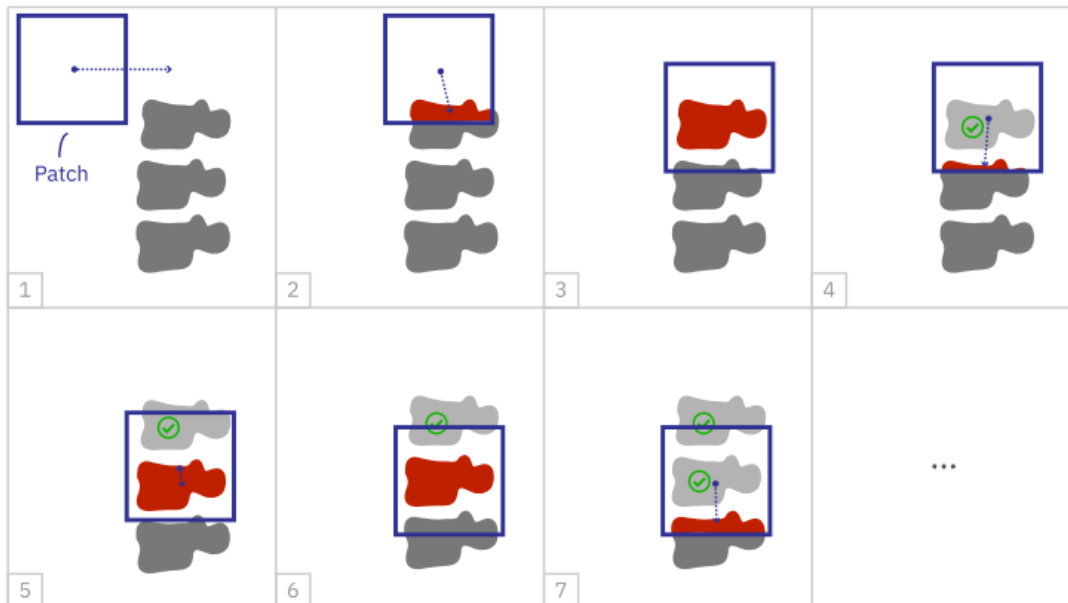
## 9 : Iterative fully convolutional neural networks for automatic vertebra segmentation and identification

本文提出了一种迭代实例分割方法，使用完全卷积神经网络（FCN）结合记忆组件实现逐个分割和标记椎骨；其中，记忆组件保留有关已分割椎骨的信息，网络可同时执行多个任务。本文亮点就是应用基于补丁的逐个椎骨分割方法，从而解决了 2D 深度神经网络的分割方法不能很好地推广到 3D 图像这一问题。

方法主要由四部分组成：(1) 中心组件是一个分割网络，用于分割单个椎骨，其中结合 instance memory 来分割特定椎骨的体素而不是补丁中所有椎骨。(2) 识别子网络用于预测每个检测到的椎骨的解剖标签。(3) 分类子网络以区分完全可见和部分可见的椎骨。其中完整网络结构如图：



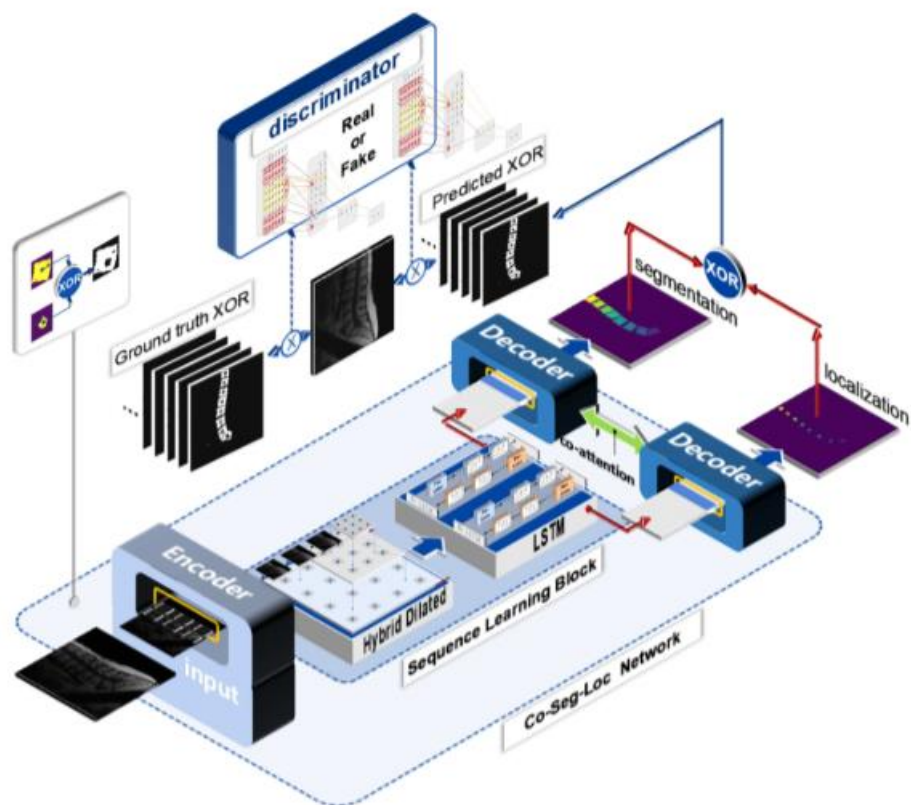
迭代分割过程遵循自上而下或自下而上的方案，即椎骨是从上到下连续分割的。补丁首先在图像上以滑动窗口方式移动 (1)，直到检测到椎骨碎片 (2)。然后将补丁移动到检测到的片段的中心，重复此过程，直到整个椎骨变得可见并且贴片因此停止移动 (3)。分段的椎骨被添加到 instance memory 中，并再次分析相同的补丁，将产生新的椎骨片段，因为更新的 memory 忽略了前一个椎骨 (4)。补丁现在以检测到的以下椎骨的片段为中心，并且该过程重复 (5-7)。相应的过程图如下：



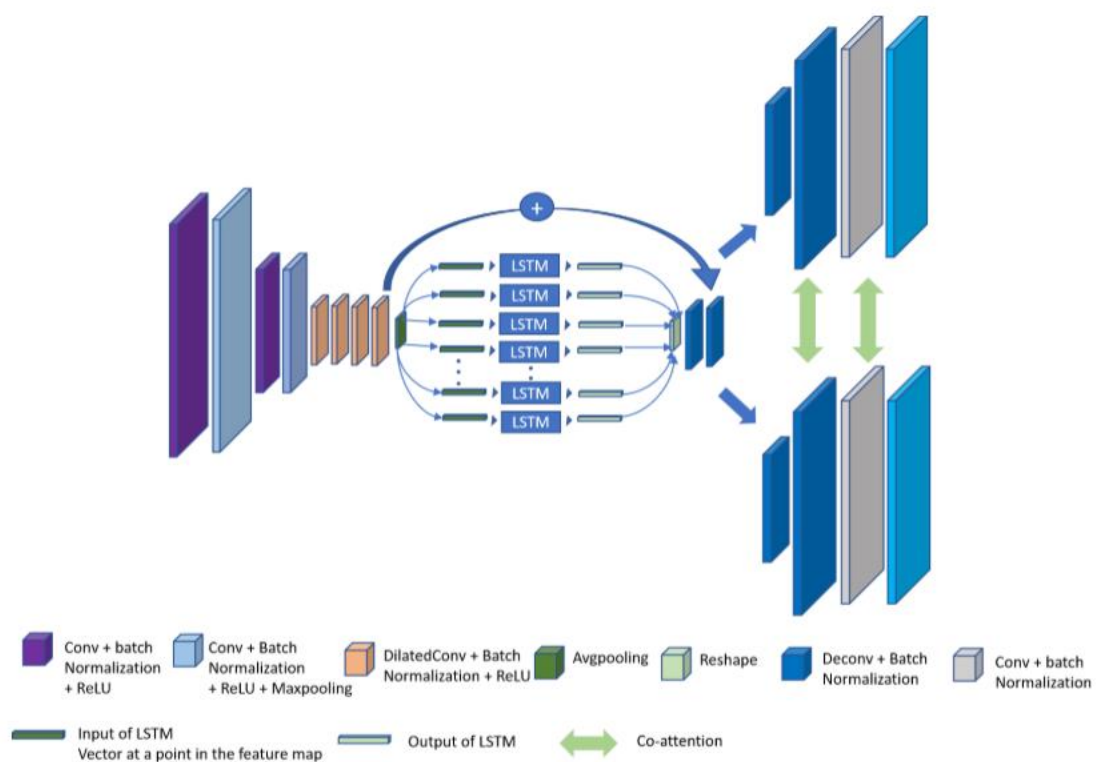
## 10 : MRLN: Multi-task Relational Learning Network for MRI Vertebral Localization, Identification and Segmentation

本文提出了一个多任务关系学习网络 (MRLN)，利用了椎骨之间的关系和分割、定位、识别三个任务的相关性。通过扩张卷积组扩展感受野，使用 LSTM 学习椎体之间顺序关系的先验知识。在分割和定位任务的解码器阶段引入了一个 co-attention 模块来学习相关信息、定位引导分割注意 (LGSA) 和分割引导定位注意 (SGLA)。制定了一种新的 XOR 损失，为语义位置回归和语义分割的定位关系提供了直接的评估标准，避免针对不同任务损失函数进行繁琐的权重调整。

如图所示，MRLN 由 Co-Seg-Loc Network 和 discriminator 组成。Co-Seg-Loc 网络负责联合生成语义定位回归和语义分割，discriminator 通过将注意力集中在远处部分的高度详细的特征上来帮助学习 Co-Seg-Loc 网络的输出关系。(好像输入的是 2D 图?)



(1) Co-Seg-Loc Network 基本架构设计为卷积编码器-解码器网络，通过 LSTM 模块获取局部相邻结构中记忆长周期的空间形态相关性，通过在解码器阶段应用 co-attention 来学习交互注意力特征图。相关结构如图：



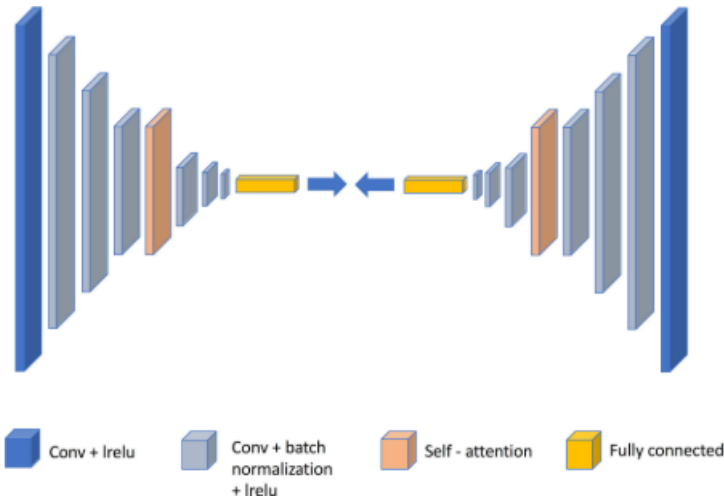


(2) co-attention 通过计算定位特征图和相应位置的分割特征图之间的相似度来连接多任务。

(3) XOR Loss

Algorithm 1 XOR operation
<b>Input:</b> $G_1(X_n), G_2(X_n)$
<b>Output:</b> $G_{xor}(X_n) = G_{1onehot}(X_n) \oplus G_{2onehot}(X_n)$
1: $G_{1softmax}(X_n) = softmax(G_1(X_n))$
2: $G_{2softmax}(X_n) = softmax(G_2(X_n))$
3: $G_{1onehot}(X_n) = onehot(G_{1softmax}(X_n))$
4: $G_{2onehot}(X_n) = onehot(G_{2softmax}(X_n))$

(4) discriminator 在训练期间对预测和基本事实进行分类。对应网络结构如图所示：



用多任务关系进行后处理来解决相邻椎骨相似性导致椎骨语义信息混淆的情况。

## 12: Reasoning discriminative dictionary-embedded network for fully automatic vertebrae tumor diagnosis

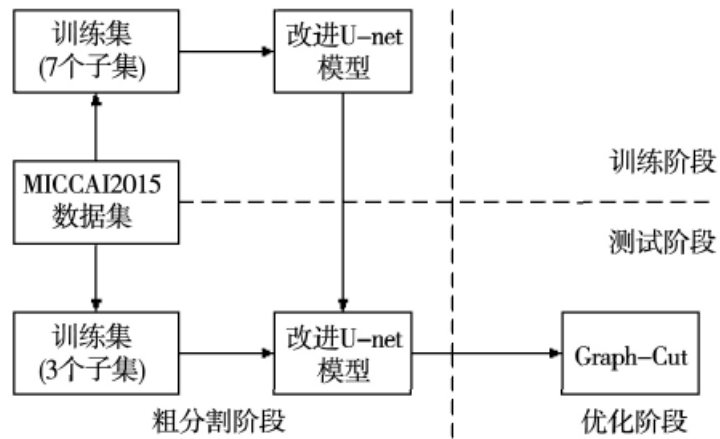
本文提出了一个推理判别字典嵌入网络（RE-DECIDE）直接从 MRI 图像中进行椎骨识别和肿瘤诊断。其包含了 ERN 和 SRDN。ERN 以前馈字典学习的方式实现，通过稀疏代码对每个椎骨进行编码，并使用椎骨坐标在多个观察轴上的稀疏投影进行监督。SRDN 首先基于注意力机制识别各椎骨中信息量最大的特征，后基于图推理机制进行椎骨间特征交互。

.....

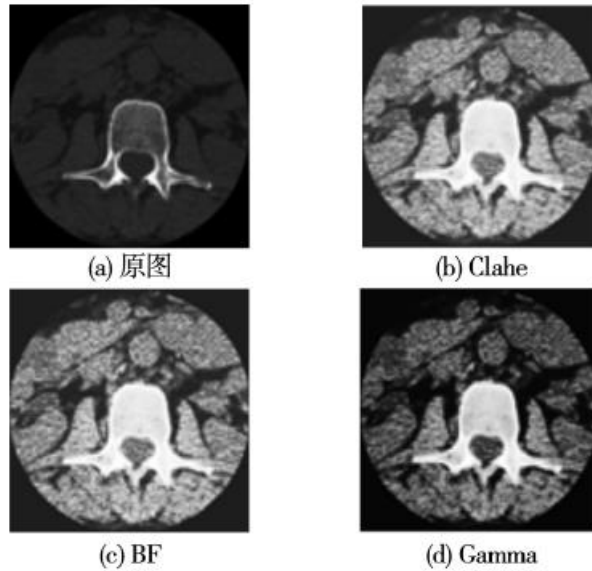
## 16: 基于改进 U-Net 模型下的椎骨 CT 图像分割方法

本文提出一种基于改进的 U-Net 模型的椎骨 CT 图像分割算法来解决传统模型分割过程中对图像信息利用不充分而造成图像边缘分割不清的问题。

算法流程分四个步骤：预处理阶段突出图像中椎骨信息；数据扩充防止网络过拟合；基于改进 U-Net 网络进行图像粗分割，采用 GraphCut 算法对粗分割轮廓的细化。过程如下：



(1) 数据预处理：椎骨 CT 图像进行限制对比度自适应直方图均衡化( Clahe)，然后经过双边滤波( bilateral filter，BF)，保证滤除噪声平滑图像的同时，又做到边缘保存，最后利用 Gamma 矫正平滑的扩展暗调的细节。相关结果如图：



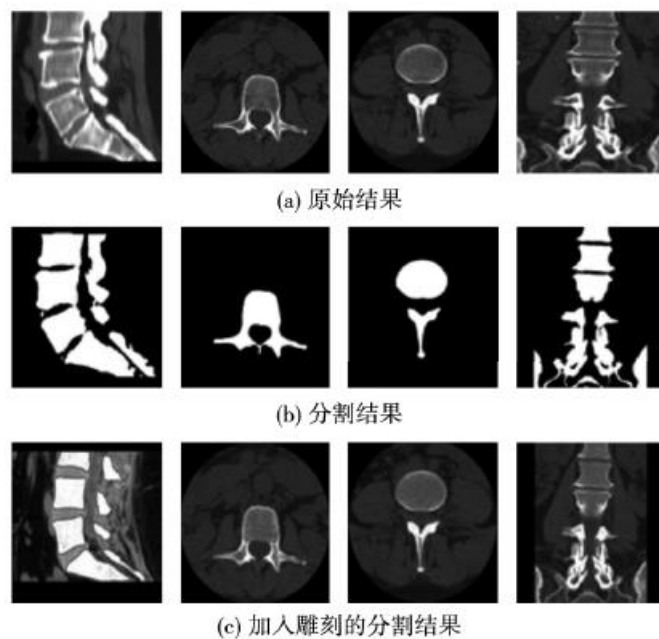
(2) 数据扩充：随机旋转，随机平移，垂直翻转，水平翻转

(3) 改进的 U-Net 模型：最后 1 个卷积层包含 3 个卷积操作，卷积核大小为  $5 \times 5$ ；使用 DICE Loss。

(4) Graph-Cut 算法。

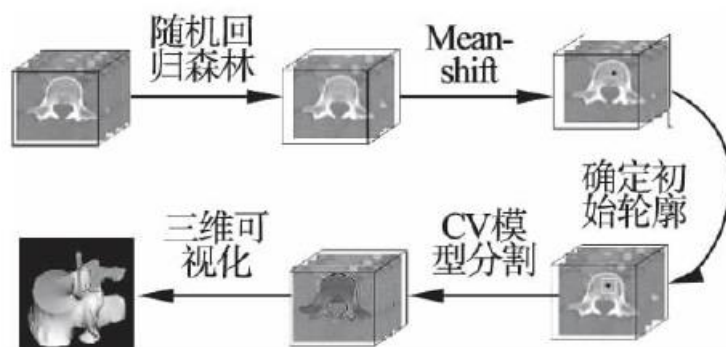
本文使用的数据集是 MICCAI2015 椎体分段挑战提供。实验分割结果如图：





## 18: 随机森林和水平集的椎骨 CT 分割方法

本文提出基于加权随机森林和水平集分割的椎骨 CT 分割方法。首先提取 CT 图像的 SIFT 特征，后通过随机森林分类回归算法选择距离图谱中距离值最小的 100 个点进行 Mean-shift 聚类分析，产生聚类中心作为脊柱中心点，随后将获得的椎骨中心点作为 CV 分割模型的初始轮廓位置，由能量函数演化方程最小值来实现对椎骨 CT 图像的分割。相关过程如图所示：



## 1.4 未来展望

数据集方面：

基于现今所提供的数据集，纳入更多的病理变化，例如 VerSe 2020 中仅包括 2 例半椎

骨病例，转移和脱位的创伤性骨折被排除在外。在这方面，首先还有待讨论如何标记和分割这些病理数据。

结合相关图像处理方法进行对比度、亮度的处理, 边缘的级联等, 同时还可利用随机旋转, 随机平移, 垂直翻转, 水平翻转等扩张数据集, 双边滤波( bilateral filter, BF)滤除噪声。

模型方面：

可以通过改进现有 U-Net 模型的结构、改变训练参数、找到最优的通过实验训练参数来建立一个在椎体任务分析上表现突出的模型。

结合如今 Transformer 的多头自注意力模块、ConvNeXt 模块、LSTM 模块, 注意力模块等, 应用于 2D 或 3D 模型中进行椎骨处理。

将深度学习模型应用于椎骨肿瘤的诊断。

尝试将弱监督学习应用于椎骨的诊断中。