

简介

随着锥形束计算机断层扫描（CBCT）技术在牙科领域的广泛应用，特别是在口腔影像学中，精确而可靠的牙齿结构分割已成为牙科医学图像分析领域的一个关键挑战。此外，随着社会经济水平的提高和人口老龄化趋势的影响，牙科的发展变得日益重要和紧迫。为了应对这一挑战，我们不仅需要高度精确的牙齿分割方法，还需要有效的数据集和算法来处理CBCT图像中的常见问题。

在本次MICCAI 3D-CBCT半监督牙齿分割竞赛中，我们的研究团队基于深度学习技术，特别是采用了nnUNet架构，旨在解决这一问题。nnUNet以其卓越的性能和灵活性而闻名，为我们的研究提供了强有力的工具，以应对复杂的牙科图像分割任务。然而，尽管深度学习方法在图像分割领域取得了显著的进展，但在CBCT图像的情况下，标记数据的质量和数量仍然是一个主要挑战。

在这个竞赛中，我们面临着标记数据的噪声问题，特别是由于牙齿修复体、种植体伪影引起的问题，以及牙齿形态多样、牙齿缺损修复的复杂性。此外，标记数据的不足也使我们陷入了数据稀缺性的困境。因此，本报告将详细介绍我们的研究方法，包括我们基于nnUNet的模型架构，以及针对嘈杂标记数据和数据不足挑战所采用的创新技术。

方法论

nnUNet的扩展

在本研究中，我们构建了一个基于nnUNet的强化模型，旨在应对牙科CBCT图像分割任务的复杂性。我们的关注点主要集中在模型的解码器部分，通过引入更多的解码层和扩大神经网络属性（通道数）来增强模型的表达能力。

解码器结构

我们通过在nnUNet的解码器中引入额外的层来增加模型的深度。这些额外的层有助于提取更高级别的特征表示，以更准确地捕捉CBCT图像中的复杂结构，如牙齿和周围组织。

属性增强

为了增强模型的感知能力，我们扩展了nnUNet的属性，增加了神经网络中的通道数。这样做可以提供更多的特征信息，帮助模型更好地区分不同的解剖结构，从而提高了分割精度。

两阶段模型

我们的研究还引入了一种两阶段模型训练策略，以应对CBCT图像分割的挑战。这一策略的关键是将任务分解为两个子任务，并逐步训练模型以更好地捕捉图像的上下文信息。

第一阶段：上下颌骨（Maxilla and Mandible）预测

在第一阶段，我们训练了一个模型，旨在预测CBCT图像中的颌骨位置。这个子任务的目的是提取与颌骨相关的特征，从而更好地理解图像的整体结构。这一预测任务有助于模型更好地理解牙科CBCT图像的上下文信息。

第二阶段：牙齿分割

在第二阶段，我们建立了一个模型，结合了CBCT图像和颌骨位置的预测结果，以实现牙齿的分割。通过引入颌骨位置信息，模型能够更准确地定位牙齿，使分割任务变得更加可行。

结果表明，通过引入颌骨位置的预测，牙齿分割任务的难度得以显著降低，提高了模型的性能和分割精度。

数据增强

数据处理的关键性

在牙齿分割这一相对较为简单的任务中，我们相信并不需要引入过于复杂的模型结构，因为复杂的模型容易导致过拟合和噪声。相反，我们认为数据处理是解决问题的关键。我们的数据面临两个主要挑战：标记数据的噪声和标记数据的有限性。

数据处理方法

噪声标记数据处理

首要挑战在于标记数据的噪声，其边界模糊不清，存在大量的噪声标签。为了应对这一问题，我们采用了3DSlicer等工具对标记数据的边界进行平滑处理，并减少了孤立的分割区域，以提高标签的准确性。这个预处理步骤有助于改善模型的稳健性和性能。

数据增强

其次，我们面临的挑战是有限的标记数据。为了充分利用有限的标记数据，我们使用了数据增强技术，以增加训练数据的多样性。我们的决策是借助nnUNet内建的数据增强功能，该功能已被广泛验证，能够有效地提高模型的泛化性能。

全颌面数据的利用

我们注意到，训练数据都是半颌面图像，而预测数据则是完整的颌面图像。这种数据分布的不匹配可能导致模型在牙齿识别上出现问题。因此，我们决定移除所有半颌面数据，仅使用完整的颌面部数据进行训练。这一决策有助于提高模型对牙齿的正确识别。

伪标签的引入

为更好地利用未标记数据，我们采用了伪标签的方法。通过将模型对未标记数据的预测结果作为伪标签，我们能够扩展训练数据，提高了数据的多样性。这些伪标签通过反复优化，变得与真实标签数据一样可靠。

模型训练 (Model Training)

训练参数设置

在模型训练过程中，我们选择了一组经过仔细调优的超参数，以获得最佳的性能。我们的参数设置如下：epoch = 500，学习率= 0.01，优化器为带有Nesterov动量的随机梯度下降（SGD）。

epoch选择

考虑到有限的标记数据，我们进行了详细的实验，比较了将epoch设置为100、200、500和1000的情况。我们的研究表明，设置epoch为500时，模型的性能最佳。较大的epoch数可能会导致性能下降，因此我们选择了500作为合适的训练时期。

学习率选择

学习率是训练过程中的另一个重要超参数。我们认为稍微较大的学习率对于模型的收敛速度和性能有益。然而，确切的学习率值可能因数据集和模型结构而异，因此可以根据具体情况进行微调。

优化器选择

我们选择了SGD优化器，并启用了Nesterov动量，以帮助模型更好地收敛并避免局部极小值。may consider RMSProp which better align with unbalanced data.

训练策略

我们采用了一系列训练策略，以充分利用有限的标记数据，并提高模型的性能。

数据平滑和低质量数据移除

首先，我们对标记数据进行了平滑处理，以减少边界噪声，提高标签的质量。同时，我们移除了质量较差的标记数据，以确保训练数据的高质量性。

伪标签的引入

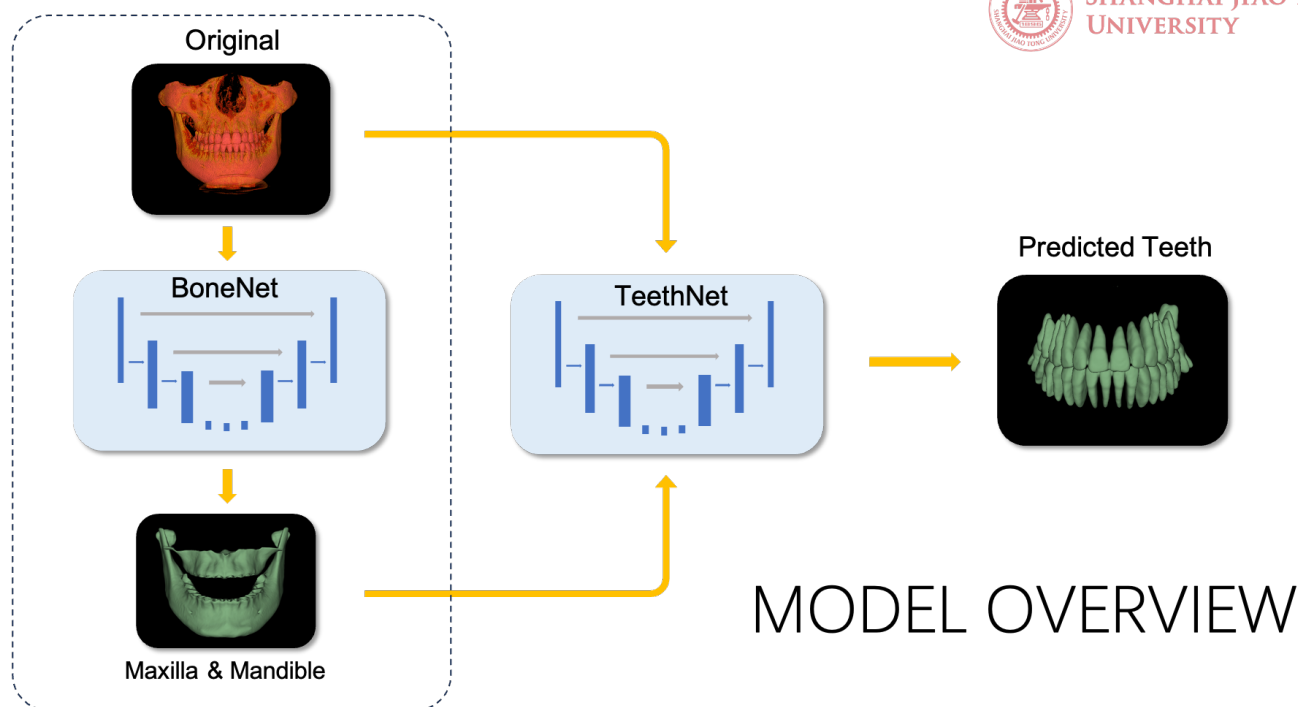
接下来，我们使用了半监督学习策略，将baseline模型训练在平滑处理后的标记数据上，并将未标记数据的模型预测结果作为伪标签。我们反复迭代这一过程，直到伪标签稳定。这一策略有助于扩展我们的训练数据，并提高了模型的泛化性能。

预测颌骨

为了更好地理解CBCT图像的上下文信息，我们尝试了构建一个颌骨预测模型。通过选择适当的感兴趣区域（ROI）并通过固定的背景强度分割，我们成功去除了图像的背景，包括水和空气，从而获得了颌骨的预测结果。由于颌骨图像通常具有较大的噪声，在初期使用平滑和挑选以提高颌骨图像的质量。

处理牙齿修复体及其伪影

牙齿修复体伪影和牙齿缺损后修复是极具挑战性的问题，但由于竞赛时间有限，查看赛方的标注数据后，我们决定将所有牙齿缺损后修复的牙齿默认为正常牙齿并移除有伪影的牙齿修复体数据。我们相信，将重点放在正确预测正常的健康牙齿上，而不是处理牙齿修复体及其造成的伪影，将会导致更好的性能。虽然修复后的牙齿数量有限，但我们认为这一策略有望提高模型的分数。



讨论

在我们的研究中，尽管取得了一定的成功，但仍存在一些问题需要进一步解决。以下是一些讨论的重点问题：

训练和推断速度

在模型训练和推断中，时间成本非常重要。为了更广泛地应用我们的模型，我们需要探索如何加速训练和推断过程，以降低时间和计算资源的消耗。这可能涉及到模型优化、硬件加速、并行计算等方面的研究。

利用修复后的牙齿图像

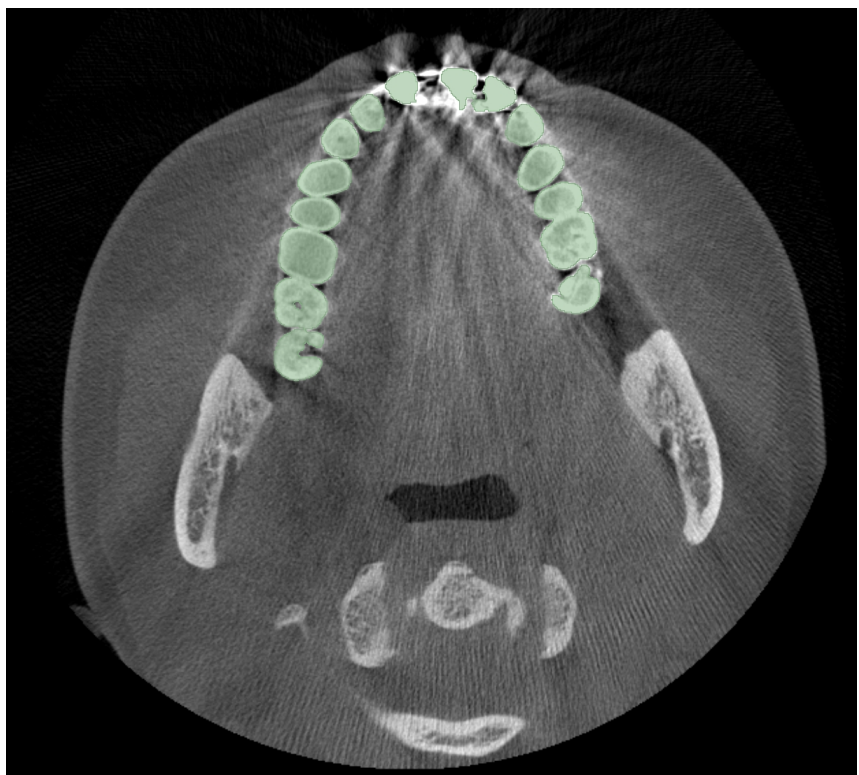
虽然我们在训练中默认将修复后的牙齿作为正常牙齿进行图像分割以提高性能，但这些牙齿修复体图像可能具有医学上的巨大价值。未来的研究应该探索如何更好地利用这些图像，以便为医学诊断和治疗提供更多的信息。这可能需要开发专门的模型来处理牙齿修复体图像或采用多任务学习的方法。

处理牙齿修复体伪影

牙齿修复体伪影呈放射状的明暗条纹，在影响周围图像的清晰度和准确性方面具有重要影响。为了更好地处理这一问题，我们需要研究新的分割方法和去伪影技术，以改善牙科CBCT图像的质量。这可能需要跨学科的合作，结合图像处理和医学领域的专业知识。

总之，虽然我们的研究在牙科CBCT图像分割任务中取得了一定的成功，但仍然面临着一系列挑战。通过继续深入研究和创新，我们有望解决这些问题，为医学影像分析领域提供更准确和高效的解决方案，从而改善患者的诊断和治疗体验。

结果展示



	SCORE	DICE	IOU	HAUSDORFF DISTANCE
ROUND 1	0.9359	0.9348	0.9374	0.0642
ROUND 2	0.8497	0.8442	0.8661	0.1595